





دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده معدن، نفت و ژئوفیزیک

گروه نفت و ژئوفیزیک

کاربرد روش تبدیل موجک تجربی (EWT) در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی

نگارنده:

محمود شیرازی

اساتید راهنما:

دکتر امین روشندل کاهو

دکتر یانگ کانگ چن

تیر ماه ۱۳۹۷



دانشگاه علمی کاربردی

باسمه تعالی

شماره:
تاریخ:
ویرایش:

مدیریت تحصیلات تکمیلی

پیوست شماره ۲

دانشکده : معدن، نفت و ژئوفیزیک

گروه : نفت و ژئوفیزیک

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای / خانم محمود شیرازی به شماره دانشجویی: ۹۴۱۰۷۸۴
تحت عنوان: کاربرد روش تبدیل موجک تجربی (EWT) در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :

تقدیم به:

ساحت پر از مہر آقا امام زمان (عج)

پدر و مادر عزیزم، ہمسر عزیزم

و

دخترم مہرانا

تشکر و قدردانی:

خدا را شکر می‌گوییم که به بنده توفیق داده است تا بتوانم این پایان‌نامه را که با موضوع (کاربرد روش تبدیل موجک تجربی (EWT) در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی) می‌باشد به پایان برسانم.

بر خود لازم می‌دانم که به مصداق حدیث شریف:

من لم یشکر المخلوق لم یشکر الخالق

از اساتید محترم جناب آقای دکتر امین روشندل کاهو و دکتر یانگ کانگ چن به خاطر زحماتشان و همسر مهربانم به خاطر تمام خوبی‌هایش صمیمانه تشکر کنم.

تعهد نامه

اینجانب محمود شیرازی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته ژئوفیزیک دانشکده معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه کاربرد روش تبدیل موجک تجربی (EWT) در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی تحت راهنمایی دکتر امین روشندل کاهو و دکتر یانگ کانگ چن متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت‌های آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.
-

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.

* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه وجود داشته باشد.

چکیده:

امروزه تحلیل سری‌های زمانی دارای کاربرد فراوانی در پردازش و تفسیر داده‌های لرزه‌ای است. با توجه به اینکه زمین به هنگام انتشار امواج لرزه‌ای رفتاری چون فیلتر پایین‌گذر دارد، موجب تغییر محتوای بسامدی امواج لرزه‌ای با زمان می‌شود. در بسیاری از کاربردهای پردازشی و تفسیری مانند واهمامیخت، تضعیف نوفه‌های لرزه‌ای، شناسایی مستقیم نواحی حاوی هیدروکربن، برآورد کیفی و کمی فاکتور کیفیت و تعیین انواع نشانگرهای لرزه‌ای، نمایش همزمان اطلاعات زمانی و بسامدی داده‌های لرزه‌ای ضرورت پیدا می‌کند. شیوه‌های مرسوم نمایش سیگنال‌ها در حوزه زمان و حوزه فوریه، علی‌رغم کاربردهای گسترده‌ای که دارند، نمی‌توانند به طور همزمان اطلاعات زمانی و بسامدی را به صورت متمرکز نمایش دهند. با معرفی تبدیل‌های زمان-فرکانس و نمایش سیگنال‌ها در حوزه‌ای که همزمان اطلاعات زمانی و فرکانسی به طور متمرکز در اختیار است، پردازش سیگنال‌ها وارد مرحله جدیدی شد که کارایی آن را به مراتب افزایش داد.

تبدیل‌هایی نظیر تبدیل فوریه زمان-کوتاه، توزیع ویگنر-وایل، تبدیل موجک و تبدیل S در چند دهه اخیر در زمینه‌های گوناگونی از علوم به خصوص لرزه‌شناسی که با سیگنال‌ها و پردازش آنها سروکار داشته‌اند، به صورت گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند. هر کدام از تبدیل‌های زمان-فرکانس مرسوم به دلایل گوناگون (مانند اصل عدم قطعیت هایزنبرگ، وجود جملات اضافی به دلیل اصل برهم نهی درجه ۲ و مانند آن) دارای محدودیت‌ها و معایبی هستند که در بعضی موارد بر کارایی آنها اثر سوئی گذاشته است. از طرفی دیگر این تبدیل‌ها دارای نکات مثبتی نیز هستند که نمی‌توان از آنها صرف‌نظر کرد. لذا یافتن راه‌هایی که بتواند ضمن تضعیف نقاط ضعف تبدیل‌های زمان-فرکانس مرسوم، نقاط قوت آنها را حفظ کند، انگیزه ما در این پایان‌نامه بود که این امر در توسعه کاربرد آنها نیز بسیار مفید خواهد بود.

در این پایان‌نامه، تبدیل‌های زمان-فرکانس مرسوم مورد بررسی و تحلیل قرار گرفت و کاستی‌های هرکدام نیز ارائه گردید. در ادامه، تبدیل موجک تجربی¹ به عنوان ابزاری جدید از تبدیل‌های زمان-فرکانس جهت تفسیر سیگنال‌های لرزه‌ای پیشنهاد گردید و با استفاده از آن یکی از کاربردهای تفسیری داده‌های لرزه‌ای بازتابی چون شناسایی سایه فرکانس پایین با استفاده از آن مورد بررسی و تحلیل قرار گرفت.

نتایج بدست آمده از بکارگیری این تبدیل موجک، حاکی از عملکرد مثبت آن در تفسیر مقاطع لرزه‌ای در مقایسه با تبدیل‌های زمان-فرکانس مرسوم می‌باشد. با این وجود، عدم توانایی این روش تجزیه سیگنال در نمایش زمان-فرکانس یکسری سیگنال مصنوعی که در این پایان‌نامه نیز ارائه گردیده است، غیر قابل چشم‌پوشی می‌باشد.

کلید واژه: تحلیل سری‌های زمانی، سایه فرکانس پایین، نمایش زمان-فرکانس.

¹ Empirical Wavelet Transform (EWT)

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه:

Detection of low frequency shadows associated with gas using high-resolution Empirical Wavelet Transform compared to VMD and SSWT, Accepted in the 80th EAGE Conference and Exhibition, Copenhagen, Denmark, 11-14 June, 2018, DOI: 10.3997/2214-4609.201800883.

فهرست مطالب:

فصل اول: مقدمه	۱
۱-۱ تعریف مساله و ضرورت انجام تحقیق	۲
۲-۱ مروری بر روش‌های انجام شده با استفاده از تبدیل زمان-فرکانس	۳
۳-۱ ساختار پایان‌نامه	۷
فصل دوم: کلیات تبدیل‌های زمان-فرکانس	۹
۱-۲ مقدمه	۱۰
۲-۲ تبدیل فوریه	۱۱
۱-۲-۲ تبدیل فوریه زمان-کوتاه	۱۶
۳-۲ تبدیل موجک	۱۸
۱-۳-۲ تبدیل موجک پیوسته	۱۸
۲-۳-۲ تبدیل موجک گسسته	۲۲
۴-۲ مفهوم قدرت تفکیک در صفحه زمان-فرکانس	۲۷
۵-۲ تبدیل هیلبرت-هوانگ	۲۹
۱-۵-۲ روش EEMD	۳۵
۲-۵-۲ روش CEEMD	۳۶
۶-۲ تجزیه مد متغیر	۳۸
۷-۲ تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان	۴۲
فصل سوم: تبدیل موجک تجربی	۴۷
۱-۳ مقدمه	۴۸
۲-۳ تبدیل موجک تجربی یک بعدی و الگوریتم آن	۴۸
۱-۲-۳ پارامترهای موثر در روند محاسبات با استفاده از تبدیل موجک تجربی	۵۲
۱-۱-۲-۳ شناسایی بیشینه محلی	۵۴
۲-۱-۲-۳ شناسایی مرزهای فوریه	۵۶

۶۴ ۳-۲-۱-۳ تجزیه سیگنال و نمایش زمان-فرکانس
۶۷ ۳-۳ اعمال تبدیل‌های زمان-فرکانس بر روی داده‌های مصنوعی
۷۳ فصل چهارم: کاربرد تبدیل موجک تجربی در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی
۷۴ ۱-۴ مقدمه
۷۴ ۲-۴ مفهوم سایه فرکانس پایین
۷۵ ۱-۲-۴ عوامل تشکیل سایه فرکانس پایین
۷۶ ۲-۲-۴ تاریخچه سایه فرکانس پایین
۸۱ فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادها
۸۲ ۱-۵ نتیجه‌گیری
۸۳ ۲-۵ پیشنهادها و کارهای آینده
۸۵ منابع
۸۶ منابع فارسی
۸۶ منابع لاتین

فهرست شکل‌ها:

- شکل (۱-۲). جعبه هایزنبرگ (مالات، ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰) ۱۵
- شکل (۲-۲). نمایش سیگنال های f_1 و f_2 در حوزه (الف) و (ب) زمان، (ج) و (د) فرکانس و (و) و (ه) زمان-فرکانس ۱۵
- شکل (۳-۲). جعبه هایزنبرگ برای تبدیل فوریه زمان-کوتاه (مالات، ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰) ۱۷
- شکل (۴-۲). تبدیل موجک پیوسته سیگنال با استفاده از موجک mexh ۲۱
- شکل (۵-۲). جعبه هایزنبرگ تبدیل موجک پیوسته (مالات، ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰) ۲۲
- شکل (۶-۲). طرح کلی از روند محاسبات در تبدیل موجک گسسته (موندیم و همکاران، ۲۰۰۶) ۲۴
- شکل (۷-۲). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۱، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات) ۲۵
- شکل (۸-۲). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۲، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات) ۲۵
- شکل (۹-۲). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۳، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات) ۲۶
- شکل (۱۰-۲). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۴، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات) ۲۶
- شکل (۱۱-۲). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۵، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات) ۲۷
- شکل (۱۲-۲). نمایش قدرت تفکیک در صفحات مختلف. (الف) صفحه زمان، (ب) صفحه فرکانس، (پ) صفحه زمان-فرکانس در تبدیل فوریه زمان-کوتاه، (ت) صفحه زمان-فرکانس در تبدیل موجک ۲۹
- شکل (۱۳-۲). فلوجارت طیف هیلبرت ۳۳
- شکل (۱۴-۲). تجزیه مد سیگنال سینوسی با فرکانس های ۳۰، ۵۰ و ۱۰۰ هرتز به ۴ تابع مد ذاتی ۳۳
- شکل (۱۵-۲). نمودار گردشی تجزیه یک سیگنال به مدهای تجربی (هوآنگ و همکاران، ۱۹۹۸) ۳۴
- شکل (۱۶-۲). سیگنال مصنوعی دارای اختلاط مد ۳۶
- شکل (۱۷-۲). (الف) مثال مصنوعی بر گرفته از هان و وندربان (۲۰۱۳) شامل یک موجک مورلت ۱۰۰ هرتزی در زمان ۰،۳ ثانیه، دو موجک ریکر ۳۰ هرتزی در زمان‌های ۱،۰۷ ثانیه و ۱،۱ ثانیه، سه مولفه فرکانسی مختلف بین زمان‌های ۱،۳ ثانیه و ۱،۷ ثانیه و یک موج کسینوسی زمینه با فرکانس ۲۰ هرتز. (ب) نمایش زمان-فرکانس بدست آمده با استفاده تجزیه مد متغیر ۴۲
- شکل (۱-۳). نمودار گردشی روند محاسبات تبدیل موجک تجربی ۴۹

- شکل (۲-۳). مدل تجزیه خط فوریه و ساختار تبدیل موجک تجربی (گیلس، ۲۰۱۳) ۵۰
- شکل (۳-۳): تقسیم بندی طیف یک بانک فیلتر تجربی (گیلس، ۲۰۱۳) ۵۱
- شکل (۴-۳). شناسایی بیشینه محلی. (الف) مدهای حالت مسطح، (ب). اصل شناسایی بیشینه محلی و (ج) مدهای محلی مقابل مدهای کلی (گیلس، ۲۰۱۳) ۵۵
- شکل (۵-۳). شناسایی مرزهای فوریه برای (الف) سیگنال مصنوعی ساده با استفاده از روش‌های (ب) None (ج) Plaw (د) Poly (ه) tophat و (و) Morpho ۵۸
- شکل (۶-۳). شناسایی مرزهای فوریه برای (الف) سیگنال مصنوعی متوسط با استفاده از روش‌های (ب) None (ج) Plaw (د) Poly (ه) tophat و (و) Morpho ۶۰
- شکل (۷-۳). شناسایی مرزهای فوریه برای (الف) سیگنال مصنوعی پیچیده با استفاده از روش‌های (ب) None (ج) Plaw (د) Poly (ه) tophat و (و) Morpho ۶۲
- شکل (۸-۳). تجزیه سیگنال ساده به توابع مد ذاتی با استفاده از تبدیل موجک تجربی ۶۴
- شکل (۹-۳). تجزیه سیگنال متوسط به توابع مد ذاتی با استفاده از تبدیل موجک تجربی ۶۵
- شکل (۱۰-۳). تجزیه سیگنال پیچیده به توابع مد ذاتی با استفاده از تبدیل موجک تجربی ۶۵
- شکل (۱۱-۳). نمایش زمان-فرکانس سیگنال ساده با استفاده از تبدیل موجک تجربی ۶۶
- شکل (۱۲-۳). نمایش زمان-فرکانس سیگنال متوسط با استفاده از تبدیل موجک تجربی ۶۶
- شکل (۱۳-۳). نمایش زمان-فرکانس سیگنال پیچیده با استفاده از تبدیل موجک تجربی ۶۷
- کل (۱۴-۳). سیگنال‌های مصنوعی و طیف فوریه آن شامل سینوس ۳۰، ۶۰ و ۱۰۰ هرتز ۶۸
- شکل (۱۵-۳). توابع مد ذاتی استخراج شده با استفاده از به ترتیب ۳ تبدیل (الف): EWT، (ب): VMD و (ج): SSWT. ۶۹
- شکل (۱۶-۳). نقشه زمان-فرکانس داده مصنوعی بر اساس الف: VMD، ب: EWT، ج: SSWT ۶۹
- شکل (۱۷-۳). نمایش زمان-فرکانس چهار سیگنال مصنوعی سه تبدیل از بالا به پایین شامل EWT، VMD و SSWT. ۷۰
- شکل (۱-۴). (الف) طیف دامنه داده (ب) داده لرزه‌ای ۲ بعدی واقعی در یکی از میدان‌های نفتی ایران ۷۷
- شکل (۲-۴). مقطع تک فرکانس (۱۵ و ۵۵ هرتز) داده واقعی حاصل از (الف). SSWT، (ب). VMD و (ج). EWT ۷۸
- شکل (۳-۴). مقاطع تک فرکانس (۱۵ و ۵۵ هرتز) با استفاده از (الف) تبدیل فوریه زمان-کوتاه (۵۵ هرتز)، (ب) تبدیل فوریه زمان-کوتاه (۱۵ هرتز)، (ج) تبدیل موجک پیوسته (۵۵ هرتز)، (د) تبدیل موجک پیوسته (۱۵ هرتز)، (ه) تبدیل فشرده سازی همزمان مبتنی بر فوریه (۵۵ هرتز) و (و) تبدیل فشرده سازی همزمان مبتنی بر فوریه (۱۵ هرتز)، (قلتاشی و همکاران، ۲۰۱۵) ۷۸

فصل اول

مقدمه

۱-۱ تعریف مساله و ضرورت انجام تحقیق

با توجه به ناپایا^۱ بودن سیگنال لرزه‌ای، استفاده از نمایش‌های زمان-فرکانس مهم به نظر می‌رسد. از آنجایی که زمین یک فیلتر پایین‌گذر می‌باشد، محتوای فرکانسی با زمان تغییر می‌کند، در نتیجه استفاده از تبدیل‌هایی چون تبدیل فوریه به دلیل پایا فرض نمودن سیگنال و عدم دسترسی همزمان به اطلاعات زمانی و فرکانسی مفید واقع نشده و نیاز به تبدیل‌های زمان-فرکانس جهت داشتن تغییرات فرکانس با زمان بیشتر احساس خواهد شد. تاکنون تبدیل‌های زمان-فرکانس زیادی معرفی شده‌اند که هر کدام در جایگاه خود دارای مزایا و معایبی هستند. بعضی از این تبدیل‌ها عبارتند از تبدیل فوریه زمان-کوتاه^۲، توزیع ویگنر-ویل^۳، تبدیل موجک^۴ و تبدیل S که از تبدیل‌های زمان-فرکانس متداول می‌باشند. از آنجایی که در بحث لرزه‌شناسی، لایه‌های نازک در بعضی از موارد به عنوان هدف می‌باشند، لذا استفاده از تبدیل‌های زمان-فرکانس^۵ با قدرت تفکیک بالای زمانی و فرکانسی از اهمیت زیادی برخوردار هستند. تعدادی از این روش‌ها دارای قدرت تفکیک قابل قبولی هستند، اما به دلیل ایجاد پدیده‌های کاذب کاربرد آن‌ها با محدودیت روبرو می‌گردد که توزیع ویگنر-ویل نمونه‌ای از این گونه تبدیل‌ها می‌باشد. تعدادی دیگر از تبدیل‌های زمان-فرکانس متداول هر چند پدیده کاذبی را تولید نمی‌نمایند، اما دارای قدرت تفکیک مناسب همزمان زمانی و فرکانسی نمی‌باشند. لذا معرفی و مطالعه تبدیل‌های زمان-فرکانس با قدرت تفکیک بالای زمانی و فرکانسی به صورت همزمان و بکارگیری آن در پردازش و تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی امری ضروری و اجتناب‌ناپذیر به نظر می‌رسد.

1 Non-Stationary

2 Short-time Fourier Transform (STFT)

3 Wigner-ville Distribution (WVD)

4 Wavelet Transform (WT)

5 Time-frequency Transforms

۱-۲ مروری بر کارهای انجام شده با استفاده از تبدیل‌های زمان-فرکانس

امروزه علم پردازش سیگنال^۱ به عنوان یک دانش کارآمد در اکثر حوزه‌های مهندسی و کاربردی به کمک متخصصان این علوم آمده است. تجزیه زمان-فرکانس^۲، یک سیگنال تک‌بعدی را در حوزه زمان به یک تصویر ۲-بعدی از فرکانس و زمان تصویرسازی می‌کند که توصیف کننده‌ای از چگونگی تغییرات مولفه‌های فرکانسی با زمان است. تبدیل فوریه زمان-کوتاه به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفت و تبدیل فوریه گسسته سریع در هر پنجره زمانی توانست طیف را تخمین بزند. طول پنجره، تغییرات مابین قدرت تفکیک زمانی و فرکانسی را مشخص می‌کند در صورتی که تجزیه موج‌های کسینوسی و سینوسی تنها می‌توانند قدرت تفکیک طیفی ثابتی را فراهم کنند (مالات، ۲۰۰۸). جهت غلبه بر محدودیت‌های تبدیل فوریه زمان-کوتاه روش‌های مبتنی بر موجک برای آنالیز زمان-فرکانس لرزه‌ای مورد استفاده قرار گرفتند.

چاکرابورتی و اکایا (۱۹۹۵) تبدیل موجک را با روش‌های مبتنی بر فوریه جهت آنالیز زمان-فرکانس داده‌های لرزه‌ای مقایسه کردند و برتری تبدیل موجک جهت قدرت تفکیک طیفی را نشان دادند. علاوه بر این، تبدیل S توسط استاک ول و همکاران (۱۹۹۶) نیز پیشنهاد شد که می‌تواند به عنوان ترکیبی از تبدیل موجک و تبدیل فوریه زمان-کوتاه مورد تفسیر قرار گیرد. مزیت تبدیل S نه تنها حذف الزامات طول پنجره ثابت برای تبدیل فوریه زمان-کوتاه می‌باشد بلکه به عنوان نشان‌دهنده آنالیز قدرت تفکیک تبدیل موجک شناخته شده است. ضمناً، تبدیل S قادر به تجزیه یک سیگنال در حوزه زمان به صفحه زمان-فرکانس به طور مستقیم می‌باشد.

روش تجزیه مد تجربی^۳ توسط هوآنگ و همکاران (۱۹۹۸) توسعه پیدا کرد و پیشنهاد شد. این روش تجزیه، تکنیکی قوی جهت آنالیز سیگنال در سیستم‌های غیرخطی و ناپایا می‌باشد. روش تجزیه مد

¹ Signal Processing

² Time-frequency decomposition

³ Empirical Mode Decomposition (EMD)

تجربی برای تجزیه یک سیگنال به تعدادی متناهی از تابع‌های نوسانی است که دارای تبدیل هیلبرت خوش‌رفتار هستند. به علت توانایی EMD در نشان‌دادن تغییرات زمان-کوتاه بر حسب بسامد که از راه تحلیل طیفی فوری قابل دسترسی نیست، می‌توان از آن برای تحلیل سیگنال‌های غیرخطی و ناپایا استفاده کرد.

روش تجزیه مد تجربی توسط وو و هوآنگ (۲۰۰۹) به EEMD توسعه پیدا کرد و روش CEEMD نیز توسط تورس و همکاران (۲۰۱۱) پیشنهاد شد. اگرچه روش‌های مبتنی بر تجزیه مد تجربی، ویژگی‌های خوبی را جهت آنالیز و پردازش داده‌های ژئوفیزیکی نشان می‌دهد، کاربردهای کمی از آن در ژئوفیزیک دیده می‌شود. ماگرین و بارانیک (۱۹۹۹) و هان و وندربان (۲۰۱۱) از تجزیه مد تجربی جهت رسیدن به نشانگرهای لرزه‌ای با دقت بالا استفاده کردند. باتیستا و همکاران (۲۰۰۷) نیز از تجزیه مد تجربی جهت کاهش نویز کابل از داده‌های لرزه‌ای استفاده کردند. بکارا و ون در بان (۲۰۰۹) اولین مولفه تجزیه مد تجربی در حوزه F-X را جهت کاهش نویز لرزه‌ای رندوم و همدوس استفاده کردند. (هوآنگ و میلکریت (۲۰۰۹) از روش EEMD جهت آنالیز توزیع زمان-فرکانس لاگ‌های چاه استفاده کردند.

تبدیل موجک فشرده سازی همزمان^۱ دوبچیز و همکاران (۲۰۱۱) که در اصل در راستای آنالیز سیگنال صوتی معرفی شد (دوبچیز و ماس، ۱۹۹۶)، یک نمایش زمان-فرکانس مبتنی بر موجک با استفاده از انتقال فرکانس از طریق فشرده‌سازی طیف در راستای محور فرکانس می‌باشد. در حال حاضر، تبدیل موجک فشرده سازی همزمان در آنالیز داده‌های لرزه‌ای اعمال شده است و قدرت تفکیک زمان-فرکانس بالاتری را نسبت به روش‌های مبتنی بر موجک از خود نشان داده است (چن و همکاران، ۲۰۱۴)، (هررا و همکاران، ۲۰۱۴) و (ژی و همکاران، ۲۰۱۵).

¹ Synchrosqueezing transform

تجزیه مد متغیر^۱ توسط دراگومیتسکی و زوسو (۲۰۱۴) پیشنهاد شد. این روش تجزیه سیگنال دارای ویژگی انطباقی^۲ بوده و در آن هر کدام از مولفه‌ها حول فرکانس مرکزی به صورت فشرده در نظر گرفته می‌شود. این روش تجزیه سیگنال اخیراً در حوزه لرزه مورد استفاده قرار گرفته است که می‌تواند به استفاده از آن جهت کاهش نویز زمین غلت اشاره کرد (لیو و همکاران، ۲۰۱۵). شایان ذکر می‌باشد که روش تجزیه مد متغیر به گونه‌ای رفتار می‌کند که توابع مد ذاتی به صورت همزمان محاسبه می‌شوند و به همین دلیل از کارایی بهتری نسبت به تجزیه مد تجربی برخوردارند. در واقع هدف از این نوع تجزیه سیگنال، تجزیه یک سیگنال حقیقی به مدهایی است که دارای خاصیت تنکی در طیف فرکانسی هستند. روش تبدیل موجک تجربی توسط گیلِس (۲۰۱۳) معرفی شد. این روش از آنجایی که اخیراً معرفی شده است در جایگاه‌های مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. این روش توسط ترونال و همکاران (۲۰۱۵) جهت تشخیص تومور مغزی مورد استفاده قرار گرفت. علاوه بر این، این روش تجزیه سیگنال توسط لیو و همکاران (۲۰۱۶) جهت آنالیز زمان-فرکانس لرزه‌ای مورد استفاده قرار گرفت. همچنین آنجانا و همکاران (۲۰۱۵) از روش تبدیل موجک تجربی جهت حذف نویز استفاده کرد و از این نوع تجزیه انطباقی جهت کاهش نویز سیگنال ورودی استفاده کردند.

کدادوچی و همکاران (۲۰۱۶) با انجام یک مطالعه با رویکرد مقایسه‌ای مابین تبدیل موجک تجربی و تجزیه مد تجربی، از این دو روش جهت مقایسه عملکرد آن‌ها برای تجزیه سیگنال به مولفه‌های چندگانه استفاده کردند. لازم به ذکر است در این مطالعه از روش EEMD برای حذف نویز از روی سیگنال نیز استفاده شد و بهبود عملکرد روش تبدیل موجک تجربی مورد اثبات قرار گرفت.

تنر و همکاران (۱۹۷۹) نشانگر فرکانس لحظه‌ای که در تشخیص تجمع مواد هیدروکربوری مفید می‌باشد را ارائه دادند. در ادامه، تبدیل موجک توسط مورلت و همکاران (۱۹۸۲) توسعه پیدا کرد که انعطاف پذیری و برتری خود را از دیدگاه کاربرد در ژئوفیزیک اکتشافی نشان داد (چاکرابورتی و اوکایا،

¹ Variational Mode Decomposition (VMD)

² Adaptive

۱۹۹۵). پارتیکا و همکاران (۱۹۹۹) اولین بار میزان تجزیه طیفی در تفسیر داده‌های لرزه‌ای ۳ بعدی را با استفاده از تبدیل فوریه زمان-کوتاه اثبات کردند. تنر و همکاران (۱۹۷۹) و برنس (۲۰۰۰) قابلیت تفسیرپذیری نشانگرهای لحظه‌ای را با استفاده از یک پنجره میانگین وزنی بهبود بخشیدند.

کاستاگنا و همکاران (۲۰۰۳) سازگاری طیف لحظه‌ای^۱ را برای تشخیص هیدروکربن مورد بررسی قرار دادند و لیو و مارفرت (۲۰۰۷) جهت تشخیص عارضه‌های زمین‌شناسی طیف لحظه‌ای را مورد استفاده و بررسی قرار دادند. ایجاد ارتباط مابین گاز اشباع و نشانه طیفی با اعمال تبدیل موجک S بر روی داده‌های لرزه‌ای بازتابی توسط ادیبیتو و همکاران (۲۰۰۶) نیز مورد بررسی قرار گرفت.

در توزیع ویگنر-ویل وو و لیو (۲۰۱۰) و جفری و ویلیام (۱۹۹۹)، مولفه‌های زمان-فرکانس با به کار بردن معکوس یک سیگنال به عنوان تابع پنجره آنالیز مورد بررسی قرار گرفت که نهایتاً قدرت تفکیک زمان-فرکانس بیشتری بدست آمد. با این وجود، این توزیع به علت ماهیت درجه دوم دارای تداخل متقابل می‌باشد که از جمله محدودیت‌های آن می‌باشد.

لیو و ژانگ (۲۰۰۸) توزیع ویگنر-ویل را برای توصیف مخزن کربناته به کار بردند و توانستند نتایج قابل توجهی را در راستای توصیف مواد هیدروکربوری بدست آورند. رین و همکاران (۲۰۰۹) تبدیل‌هایی که با پنجره‌های زمانی تغییر می‌کنند (شامل تبدیل موجک و تبدیل S) و قادر به برآورد با دقت و صحت بیشتری از داده‌های لرزه‌ای هستند را مورد بررسی قرار دادند. اخیراً نیز نشانگرهای محلی برگرفته شده از آنالیز زمان-فرکانس با پایه معکوس در تفسیر لرزه‌ای مورد استفاده قرار گرفته است (لیو و همکاران، ۲۰۱۱).

روش Matching Pursuit (MP) که توسط ملات و ژانگ (۱۹۹۳)، وانگ (۲۰۰۷) و ژانگ و همکاران (۲۰۱۰) توسعه داده شد، از جمله روش‌های دیگر از آنالیز زمان-فرکانس می‌باشد که یک رد لرزه را به مجموعه‌ای از موجک‌ها تجزیه می‌کند که متعلق به دیکشنری جامع توابع می‌باشد. لازم به

¹ Instantaneous Spectrum

ذکر می‌باشد که قدرت تفکیک بالای زمان-فرکانس این روش زمانی منجر می‌شود که هزینه محاسباتی بالایی صرف شود و این مهم به دلیل فراوانی اتم‌های موجود می‌باشد که می‌بایست با دقت و حساسیت بالایی انتخاب شوند.

۳-۱ ساختار پایان‌نامه

در این فصل به بیان و تعریف مساله و تاریخچه تبدیل‌های زمان-فرکانس پرداخته شد. همچنین اشاره‌ای به ضرورت انجام تحقیق و هر آنچه در گذشته در راستای اهداف این پایان‌نامه انجام شده بود به صورت مروری ارائه گردید. در فصل دوم، تعاریف و مفاهیم مربوط به تبدیل‌های زمان-فرکانس مرسوم بیان شده است. در فصل سوم، روش تبدیل موجک تجربی که روش پیشنهادی در این پایان‌نامه می‌باشد ارائه شده است و در فصل چهارم شناسایی سایه فرکانس پایین با استفاده از روش پیشنهادی به همراه نتایج حاصل شده ارائه گردیده است و در نهایت در فصل پنجم به نتیجه‌گیری و پیشنهادها در راستای این تحقیق پرداخته شده است.

فصل دوم

کلیات تبدیل‌های زمان-فرکانس

در مباحث پردازش سیگنال‌ها، سیگنال‌ها به دو دسته پایا و ناپایا تقسیم می‌شوند (بوآشاش^۱، ۲۰۱۵). سیگنال پایا سیگنالی است که محتوای فرکانسی آن با زمان تغییر نکند و در مقابل سیگنال ناپایا، سیگنالی است که محتوای فرکانسی آن با زمان دستخوش تغییر می‌شود. اطلاعات بدست آمده از تبدیل فوریه سیگنال‌های پایا و ناپایا مشابه بوده و این تبدیل قادر به تفکیک این دو نوع سیگنال از یکدیگر نمی‌باشد. در صورتی که هدف موردنظر تحلیل سیگنال‌های پایا باشد، استفاده از تبدیل فوریه کافی است، زیرا مولفه‌های فرکانسی سیگنال با استفاده از تبدیل فوریه^۲ قابل آشکارسازی می‌باشد و از آنجایی که این مولفه‌های فرکانسی در تمام نمونه‌های زمانی سیگنال رخ می‌دهد، لازم به آشکارسازی اطلاعات زمانی نیست. اما در مورد سیگنال‌های ناپایا به دلیل اینکه محتوای فرکانسی سیگنال متناسب با زمان تغییر می‌کند، استفاده از روش‌های مبتنی بر تبدیل فوریه برای تحلیل این نوع سیگنال‌ها مناسب نمی‌باشد و بایستی از روش‌هایی استفاده نمود که اطلاعات زمانی و فرکانسی را هم‌زمان بررسی کند. لذا راه‌حل مناسب برای این منظور استفاده از روش‌های مبتنی بر تبدیل‌های زمان-فرکانس می‌باشد (بوآشاش، ۲۰۱۵). امروزه تبدیل‌های زمان-فرکانس مختلفی معرفی شده اند که هر کدام دارای مزایا و معایب مخصوص خود هستند. در میان آنها می‌توان از تبدیل فوریه زمان-کوتاه^۳ (گابور، ۱۹۴۶)، تبدیلات موجک (مالات، ۱۹۹۹)، تبدیل S (استاکول و همکاران، ۱۹۹۶)، توزیع ویگنر-ویل (وو و لیو، ۲۰۰۹) و تبدیل هیلبرت-هوانگ (هررا و همکاران، ۲۰۱۴) نام برد. روش‌های مبتنی بر فوریه، نظیر تبدیل فوریه زمان-کوتاه و تبدیل S در الگوریتم خود از یک تابع پنجره استفاده می‌کنند که توسط آن سیگنال را قطعه‌بندی می‌کنند و از تبدیل فوریه قطعات سیگنال، یک طیف محلی در همسایگی مرکز پنجره تدارک می‌بینند. مقدار تفکیک‌پذیری، تابعی از پنجره مورد استفاده و پهنای آن است. در روش تبدیل فوریه

¹ Boashash

² Fourier Transform

³ Short-time Fourier Transform (STFT)

زمان-کوتاه پهنای پنجره برای تمام سیگنال‌ها ثابت در نظر گرفته می‌شود، بنابراین تفکیک‌پذیری ایده‌آلی برای سیگنال‌های لرزه‌ای حاصل نخواهد شد. در ادامه تبدیل‌های زمان-فرکانس مرسوم مورد بررسی و تحلیل قرار می‌گیرد.

۲-۲ تبدیل فوریه

در یک نگاه کلی، هدف از اعمال یک تبدیل ریاضی بر یک سیگنال، بدست آوردن اطلاعات اضافی است که در سیگنال خام اولیه قابل دسترس نمی‌باشند. در اغلب رویکردهای پردازشی، منظور از سیگنال خام اولیه، سیگنال موردنظر در حوزه زمان است. شایان ذکر است که واژه سیگنال به مفهوم عام آن بیان شده است. به عبارت دیگر، از این به بعد، تصویر به منزله یک سیگنال دوبعدی خواهد بود. همانگونه که عنوان شد، اکثر قریب به اتفاق سیگنال‌های مورد استفاده در عمل، در حوزه زمان هستند. به عبارت دیگر، درایه‌های سیگنال، جدای از آنچه سیگنال مورد بحث اندازه‌گیری می‌کند، تابعیت زمانی خواهد داشت. بدین‌سان به هنگام رسم سیگنال، دامنه مقادیر مختلف سیگنال بر حسب زمان رسم می‌گردند. طبیعتاً این نحوه نمایش، بهترین شکل برای توصیف یک سیگنال خواهد بود. در بسیاری موارد، اطلاعات سودمند سیگنال در محتوای فرکانسی آن نهفته‌اند که اصطلاحاً به آن طیف سیگنال گفته می‌شود. به بیان ساده، طیف یک سیگنال نشان‌دهنده فرکانس‌های موجود در آن سیگنال است. از دیدگاه علمی، اگر یک متغیر ریاضی یا فیزیکی دارای تغییراتی سریع باشد، به آن فرکانس بالا^۱ گفته می‌شود و در مقابل اگر سرعت تغییرات سیگنال ناچیز باشد، اصطلاحاً سیگنال را فرکانس پائین^۲ می‌نامند. به بیان صریح‌تر می‌توان گفت که مفهوم فرکانس در حقیقت نشان‌دهنده نرخ تغییرات متغیر متناظر با آن است. فرکانس را با معیار سیکل بر ثانیه (هرتز) اندازه می‌گیرند. به عنوان مثال، فرکانس برق شهر، ۵۰ هرتز می‌باشد که نشان‌دهنده این است که جریان الکتریسیته در هر ثانیه، ۵۰ بار سیکل سینوسی را طی

¹ High frequency

² Low frequency

می‌کند. با توجه به مفهوم فرکانس می‌بایست ابزاری برای سنجش محتوای فرکانسی یک سیگنال داشت. این ابزار همان تبدیل فوریه است که در ادامه به شرح آن می‌پردازیم.

در قرن ۱۹ میلادی، یک ریاضیدان فرانسوی به نام جوزف فوریه نشان داد که هر تابع متناوب را می‌توان بر حسب مجموع نامتناهی از توابع پایه سینوسی و کسینوسی (و یا تابع نمایی متناوب مختلط) نوشت. سال‌ها بعد از کشف به سایر توابع نیز این خاصیت شگفت‌انگیز توابع متناوب، این ایده تحت عنوان تبدیل فوریه تعمیم داده شد. پس از این تعمیم بود که تبدیل فوریه به عنوان ابزاری کارآمد در محاسبات کامپیوتری وارد گردید. در سال ۱۹۶۵، یعنی نزدیک به ۱۵۰ سال بعد از آنکه جوزف فوریه ایده خود را مطرح نمود، یک الگوریتم جدید جای خود را در محاسبات کامپیوتری باز کرد. تبدیل فوریه، یک سیگنال را به نام تبدیل فوریه سریع^۱ مجموعه‌ای نامتناهی از تابع نمایی مختلط افراز می‌کند که هر کدام از آنها دارای فرکانس‌های مختلفی می‌باشند.

با استفاده از تبدیل فوریه می‌توان یک سیگنال نظیر $x(t)$ را از حوزه زمان به حوزه فرکانس برد که این تبدیل به صورت رابطه (۱-۲) تعریف می‌شود (کریزیگ، ۲۰۰۶).

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-2\pi ift} dt \quad (1-2)$$

عکس تبدیل فوریه جهت برگشت از حوزه فرکانس به حوزه زمان با استفاده از رابطه (۲-۲) تعریف می‌شود (کریزیگ، ۲۰۰۶).

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{2\pi ift} df \quad (2-2)$$

¹ Fast Fourier Transform (FFT)

² Kreyszig

از آنجایی که معمولاً سیگنال‌ها در حوزه زمان ثبت می‌شوند، آن‌ها را می‌توان به صورت تابعی از یک متغیر همچون زمان (t) نشان داد. در نتیجه برای یک سیگنال همانند $x(t)$ می‌توان لحظه‌ای (رابطه (۳-۲)) را به کمک $|x(t)|^2$ بدست آورد که نشان‌دهنده توزیع انرژی بر حسب زمان می‌باشد (بوآشاش، ۲۰۰۳).

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \quad (3-2)$$

بطور کلی یک سیگنال حقیقی در حوزه زمان، بصورت سیگنالی مختلط در حوزه فرکانس دیده می‌شود. با استفاده از نمایش حوزه فرکانس سیگنال، اطلاعاتی چون طیف دامنه، طیف فاز و طیف انرژی را با توجه به رابطه (۴-۲) که توزیع انرژی را حول محور فرکانس نشان می‌دهد می‌توان بدست آورد (بوآشاش، ۲۰۰۳).

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |X(f)|^2 df \quad (4-2)$$

با توجه به اطلاعاتی که ارائه گردید می‌توان چنین نتیجه گرفت که این دو شیوه نمایش یعنی نمایش در حوزه زمان و نمایش در حوزه فرکانس، بطور همزمان غیرمتمرکز می‌باشند. یعنی به عبارت دیگر، نمایش در حوزه فرکانس در واقع میانگینی از کل زمان‌ها در نمایش حوزه زمان سیگنال می‌باشد و بالعکس.

گابور^۱ (۱۹۴۶) شیوهی دیگری جهت نمایش سیگنال با نام تبدیل فوریه زمان-کوتاه معرفی کرد که برای مطالعه سیگنال‌ها در حوزه مشترک زمان-فرکانس کاربرد دارد. در این نوع نحوه نمایش، هر دو متغیر زمان-فرکانس به صورت همزمان در نمایش سیگنال مورد استفاده قرار می‌گیرند. شایان ذکر می‌باشد که تبدیل‌هایی چون تبدیل فوریه زمان-کوتاه، تبدیل موجک و تبدیل S از جمله نمایش‌های

¹ Gabor

زمان-فرکانس خطی می‌باشند. از آنجایی که نمایش زمان-فرکانس خطی در راستای محور زمان و فرکانس متمرکز می‌باشد، با نام تبدیل یا توزیع زمان-فرکانس خطی شناخته می‌شود و از همبستگی^۱ سیگنال با یک شکل موج که با نام اتم‌های زمان-فرکانس^۲ شناخته می‌شود، بدست می‌آید.

فرکانس مرکزی تبدیل فوریه اتم زمان-فرکانس، طبق قضیه پارسوال^۳ به صورت رابطه (۵-۲) تعریف می‌شود و گسترش آن حول فرکانس مرکزی در راستای محور فرکانس به صورت رابطه (۶-۲) می‌باشد.

$$\Omega_{\gamma} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \omega |\hat{\phi}_{\gamma}(\omega)|^2 d\omega \quad (5-2)$$

$$\sigma_{\omega}^2(\gamma) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} (\omega - \Omega_{\gamma})^2 |\hat{\phi}_{\gamma}(\omega)|^2 d\omega \quad (6-2)$$

قدرت تفکیک در صفحه زمان-فرکانس در واقع با استفاده از ابعاد جعبه هایزنبرگ کنترل می‌شود. طبق اصل عدم قطعیت هایزنبرگ^۴ و همچنین رابطه (۷-۲)، مساحت جعبه هایزنبرگ حداقل برابر با 0.5 می‌باشد.

$$\sigma_t \sigma_{\omega} \geq \frac{1}{2} \quad (7-2)$$

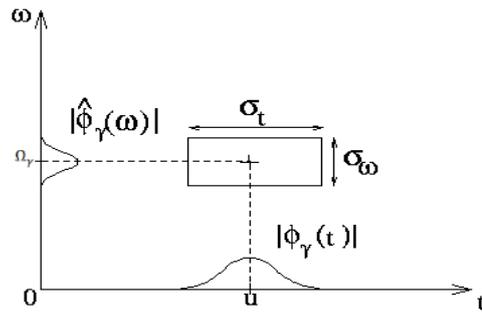
در نتیجه قدرت تفکیک در حوزه زمان و فرکانس به یکدیگر وابسته بوده و عکس یکدیگر عمل می‌کنند. به عبارت دیگر، با افزایش قدرت تفکیک در یک راستا قدرت تفکیک در راستای دیگر کاهش می‌یابد.

¹ Correlation

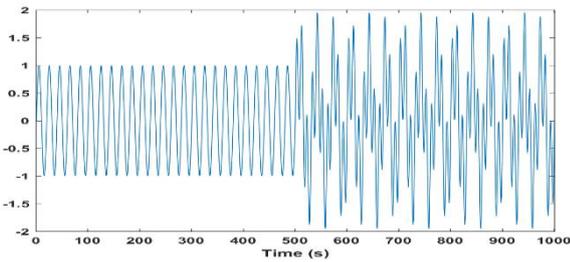
² Time-frequency atoms

³ Parseval

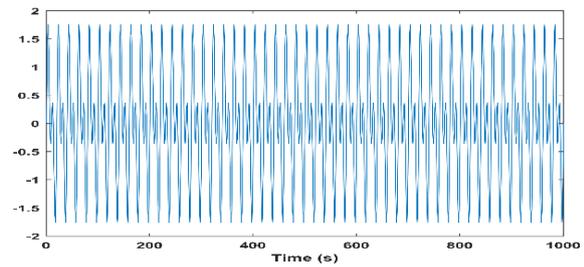
⁴ Heisenberg Uncertainty Principle



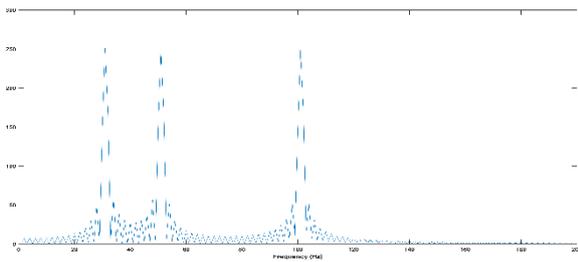
شکل (۲-۱). جعبه هایزنبرگ (مالات، ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰).



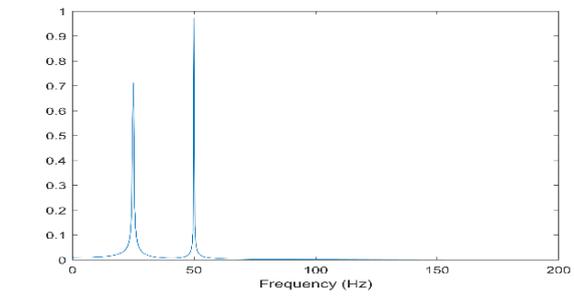
(ب)



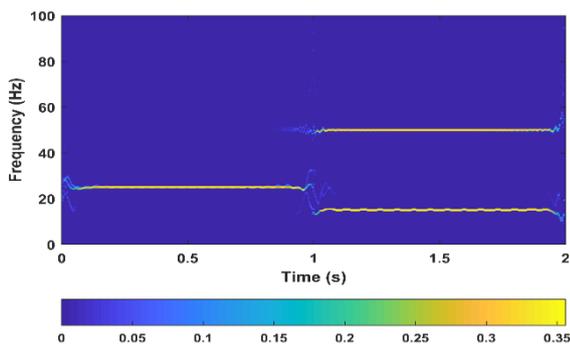
(الف)



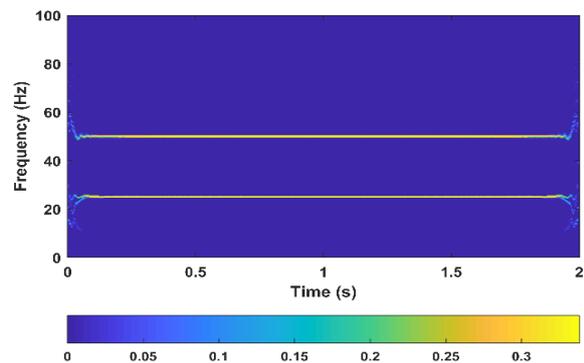
(د)



(ج)



(و)



(ه)

شکل (۲-۲). نمایش سیگنال های f_1 و f_2 در حوزه (الف) و (ب) زمان، (ج) و (د) فرکانس و (و) و (ه) زمان-فرکانس.

با توجه به شکل (۲-۲) همانطور که مشاهده می‌شود دو سیگنال f_1 و f_2 تولید شده‌اند. از آنجایی که این سیگنال‌ها دارای مولفه‌های فرکانسی مختلف می‌باشند، شکل (۲-۲) (ج) و (د) طیف فوریه این دو سیگنال می‌باشند که تنها اطلاعات فرکانسی را در اختیار قرار می‌دهند و اطلاعاتی از توزیع محتویات زمانی در دسترس نمی‌باشد. اما شکل (ه) و (و) که نمایش زمان-فرکانس این دو سیگنال می‌باشند، اطلاعات زمانی و فرکانسی را با قدرت تفکیک بهتر به صورت همزمان و متمرکز در اختیار قرار داده‌اند. در نتیجه می‌توان نتیجه گرفت نمایش‌های زمان-فرکانس برای سیگنال‌هایی چون سیگنال‌های ناپایا ابزاری مناسب بوده و اطلاعات جامع و کاملی از سیگنال ورودی را در اختیار قرار می‌دهند.

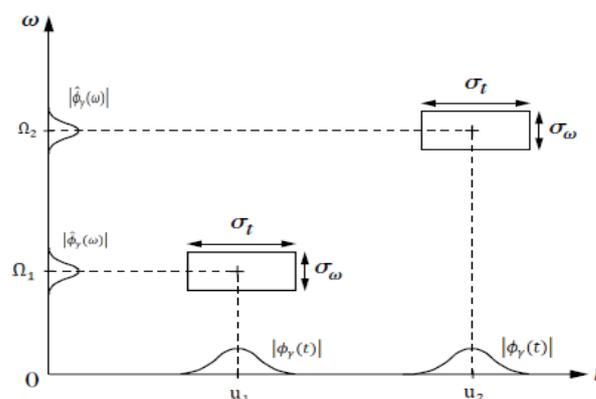
۲-۲-۱ تبدیل فوریه زمان-کوتاه

اولین قدم در راه استفاده از روش‌های زمان-فرکانس توسط گابور (۱۹۴۶) با معرفی تبدیل فوریه پنجره‌ای صورت پذیرفت. در روش تبدیل فوریه پنجره‌ای که تبدیل فوریه زمان-کوتاه نیز نامیده می‌شود، از یک پنجره حقیقی و متقارن $g(t) = g(-t)$ استفاده می‌شود. تبدیل فوریه زمان-کوتاه برای $x(t)$ را می‌توان به صورت رابطه (۸-۲) نشان داد:

$$STFT(u, \Omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t-u)e^{-i\Omega t} dt \quad (8-2)$$

در این روش، تبدیل فوریه بر روی سیگنال به صورت محلی بررسی می‌شود، به این صورت که با اعمال یک تابع پنجره با طول محدود و زمان مرکزی مشخص بر روی سیگنال در حوزه زمان، بخشی از سیگنال مورد نظر انتخاب می‌شود. طول پنجره مورد نظر باید به گونه‌ای در نظر گرفته شود که بتوان قسمت کوچک انتخاب شده از سیگنال را به صورت پایا فرض نمود. سپس با اعمال تبدیل فوریه بر روی سیگنال پنجره‌ای شده، یک طیف فوریه محلی از سیگنال حاصل می‌گردد که به زمان مرکزی آن نسبت داده می‌شود. با تکرار این مراحل برای پنجره‌ها با زمان مرکزی مختلف، سیگنال مورد نظر که تابعی از زمان بود تحت فرایند مذکور به تابعی از زمان-فرکانس تبدیل می‌شود. به عبارت دیگر توزیع فرکانسی

بر حسب زمان بدست می‌آید (آلن، ۲۰۰۴). نقشه زمان-فرکانس حاصل، طیف نگاشت نامیده می‌شود (ریول و فلاندرین، ۱۹۹۲). گابور در معرفی تبدیل فوریه پنجره‌ای، پنجره را از نوع گاوسی^۱ در نظر گرفت که به تبدیل گابور مشهور گردید. در حالت کلی از توابع پنجره‌ای دیگر نیز برای تحلیل سیگنال در حوزه زمان-فرکانس می‌توان استفاده نمود. متداول‌ترین تابع مورد استفاده به منظور پنجره کردن سیگنال، تابع مربعی می‌باشد. این تابع قسمتی از سیگنال را که در همسایگی زمان مرکزی پنجره قرار دارد، بدون ایجاد تغییری در آن جدا کرده و سیگنال را در بقیه زمان‌ها صفر می‌کند که این عمل باعث بوجود آمدن پدیده گیبس^۲ در طیف فرکانسی سیگنال می‌شود (کوهن، ۱۹۹۵). پدیده گیبس، در واقع در اثر نوسانی شدن طیف فرکانسی سیگنال در قسمت بریده شده آن می‌باشد. شدت نوسانی شدن طیف سیگنال وابسته به نوع پنجره مورد استفاده برای بریدن آن، تغییر می‌کند. استفاده از پنجره‌هایی نظیر گاوسی، همینگ^۳، هنینگ^۴ و بلکمن^۵ که در کناره‌ها دارای دامنه کمتری می‌باشند، میزان اثر پدیده گیبس را کاهش می‌دهد (مالات، ۱۹۹۹).



شکل (۲-۳). جعبه هایزنبرگ برای تبدیل فوریه زمان-کوتاه (مالات، ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰).

-
- 1 Gaussian
 - 2 Gibbs
 - 3 Hamming
 - 4 Hanning
 - 5 Blackman

مشکل قدرت تفکیک ثابت در تبدیل فوریه زمان-کوتاه ریشه در اصل عدم قطعیت هایزنبرگ دارد. طبق این اصل نمی‌توان توصیف زمان-فرکانس یک سیگنال را به طور دقیق داشت، یعنی نمی‌توان فهمید که در یک سیگنال به طور دقیق چه مولفه‌های فرکانسی در چه زمان‌هایی وجود دارد، بلکه تنها می‌توان فهمید که در کدام بازه‌های زمانی، چه باند فرکانسی موجود است. این اصل به طور مستقیم به مفهوم قدرت تفکیک بر می‌گردد. اگرچه مشکلات قدرت تفکیک زمان و فرکانس در نتیجه یک پدیده فیزیکی (اصل عدم قطعیت هایزنبرگ) بوده و ربطی به نوع تبدیل مورد استفاده ندارد، می‌توان برای تحلیل سیگنال از تبدیل‌های موجک از جمله تبدیل موجک پیوسته و گسسته استفاده نمود که در ادامه به آنها پرداخته می‌شود.

۲-۳ تبدیل موجک^۱

تبدیل موجک یکی از پرکاربردترین تبدیلات ریاضی در حوزه پردازشی و به ویژه پردازش سیگنال و تصویر می‌باشد. با توجه به ماهیت آنالیز با تفکیک چندگانه، این تبدیل جای خود را در بسیاری از کاربردهای پردازشی باز کرده است و بعضاً به عنوان توانمندترین ابزار رخ می‌نماید. در ادامه، مبانی ریاضی تبدیل موجک که شامل دو تبدیل موجک پیوسته و گسسته می‌باشد مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۲-۳-۱ تبدیل موجک پیوسته^۲

تبدیل موجک پیوسته به عنوان روشی جایگزین بر تبدیل فوریه زمان-کوتاه ارائه گردید و هدف آن، فائق آمدن بر مشکلات مربوط به قدرت تفکیک در تبدیل فوریه زمان-کوتاه است. در آنالیز موجک، مشابه با تبدیل فوریه زمان-کوتاه، سیگنال موردنظر در یک تابع (موجک) ضرب می‌شود که در حقیقت نقش همان تابع پنجره را دارد. همچنین به طور مشابه با قبل، تبدیل موجک نیز به طور جداگانه بر

¹ Wavelet Transform

² Continuous Wavelet Transform, CWT

روی قطعه‌های زمانی مختلف سیگنال انجام می‌شود. اما ماهیتا دو اختلاف عمده با تبدیل فوریه زمان-کوتاه دارد که عبارتند از:

۱. در تبدیل موجک، از سیگنال پنجره شده، تبدیل فوریه گرفته نمی‌شود و بنابراین پیک‌های منفرد متناظر با یک سینوسی، یا به عبارت دیگر فرکانس‌های منفی محاسبه نمی‌شود.
۲. در تبدیل موجک، عرض پنجره به موازات تغییر مولفه‌های فرکانسی تغییر می‌کند که به طور حتم مهم‌ترین ویژگی تبدیل موجک است.

بر این اساس، تبدیل موجک پیوسته به صورت رابطه (۹-۲) تعریف می‌گردد:

$$CWT_X^\psi(\tau, s) = \Psi_X^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (9-2)$$

که در آن τ و s به ترتیب پارامترهای انتقال^۱ و مقیاس^۲ می‌باشند. مفهوم انتقال دقیقاً مشابه با مفهوم انتقال زمانی در تبدیل فوریه زمان-کوتاه است که میزان جابجایی پنجره را معلوم می‌کند و به وضوح، اطلاعات زمانی تبدیل را دربردارد. اما برخلاف تبدیل موجک زمان-کوتاه، در تبدیل موجک به طور مستقیم پارامتر فرکانس نداریم. در عوض، پارامتر مقیاس داریم که به طور معکوس با فرکانس ارتباط دارد.

آنچنان‌که پیش از این عنوان شد، در تبدیل موجک به جای فرکانس، پارامتر مقیاس وجود دارد. همانگونه که از معنی این پارامتر برمی‌آید، نوعی مفهوم مقیاس درون آن نهفته است. درست به مانند مفهوم مقیاس در نقشه، در تبدیل موجک نیز مقیاس‌های بزرگ، متناظر با یک دید کلی و فارغ از جزئیات به سیگنال است، متناظر با فرکانس‌های پایین و مقیاس‌های کوچک، متناظر با جزئیات سیگنال

¹ Transition Parameter

² Scaling Parameter

است و لذا در تناظر با فرکانس‌های بالا خواهد بود. تبدیل موجک پیوسته نیز در قدرت تفکیک با مشکل عدم قطعیت هایزنبرگ روبرو است که در شکل (۲-۵) آورده شده است.

همانطور که گفته شد، در این روش از پنجره‌ای برای جداکردن سیگنال استفاده می‌شود. خود به صورت تطابقی با دادن ضرایبی به نام مقیاس کوچک، طول بهینه پنجره را بدست می‌آورد و از پنجره کوتاه از نظر زمانی برای فرکانس‌های بالا و از پنجره بلند برای فرکانس‌های پایین استفاده می‌شود. آنچه در تبدیل موجک پیوسته اتفاق می‌افتد این است که به جای استفاده از فرکانس از مقیاس استفاده می‌شود. هر مقیاس نماینده یک باند فرکانسی می‌باشد که این باندهای فرکانسی بر روی یکدیگر همپوشانی دارند. در روش تبدیل موجک پیوسته یک موجک مادر (رابطه ۲-۱۰) داریم که با وارد کردن مقیاس σ در آن فرکانس‌های مورد بررسی و طول پنجره و τ محل زمانی این پنجره را کنترل می‌کنیم.

$$\varphi_{\sigma, \tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{\sigma}} \varphi\left(\frac{t - \tau}{\sigma}\right) \quad (2-10)$$

با بالا رفتن مقدار σ موجک انقباض می‌یابد و از نظر زمانی دارای طول کمتری می‌شود که این عمل به بالا رفتن تفکیک‌پذیری زمانی می‌انجامد. کوچکتر شدن σ نتیجه معکوس دارد و بالا رفتن تفکیک‌پذیری فرکانسی را شامل می‌شود. فرمول تبدیل موجک پیوسته (CWT) عبارتست از:

$$F(\sigma, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\sigma}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \varphi^*\left(\frac{t - \tau}{\sigma}\right) dt \quad (2-11)$$

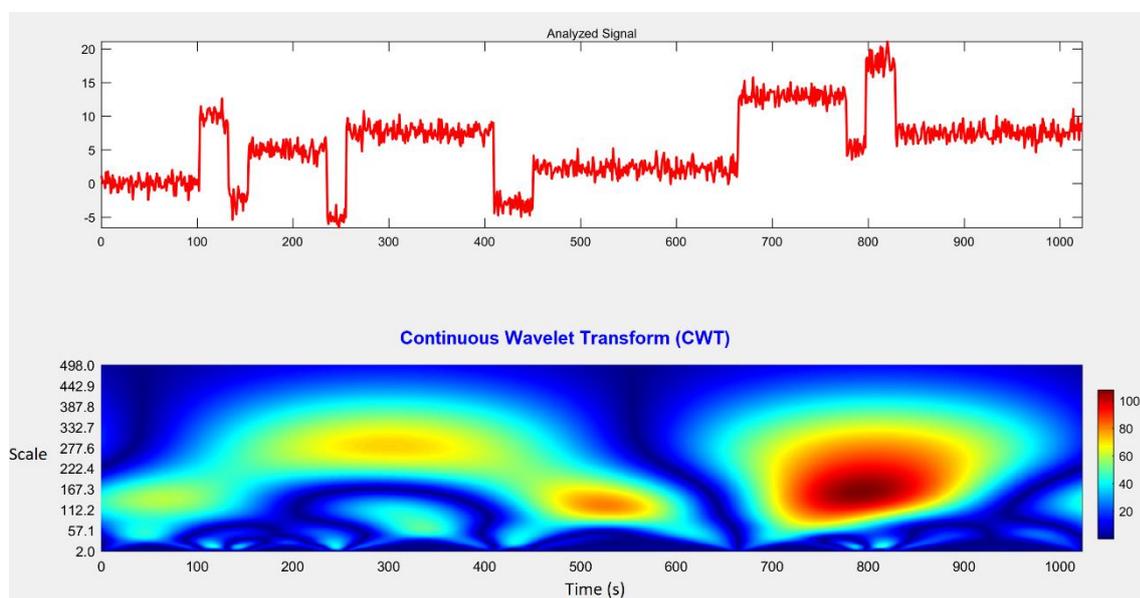
در واقع می‌توان گفت ضرایبی که از این روش بدست می‌آیند عبارتند از میزان همسانی سیگنال و موجکی که بوسیله σ و τ مقیاس و ترجمه شده است.

درنهایت به طور کلی الگوریتم تبدیل موجک پیوسته را به صورت گام‌های زیر می‌توان تعریف نمود:

- یک موجک انتخاب می‌شود.
- موجک با استفاده از پارامتر مقیاس تعیین‌شده به ابتدای سیگنال منتقل می‌شود.

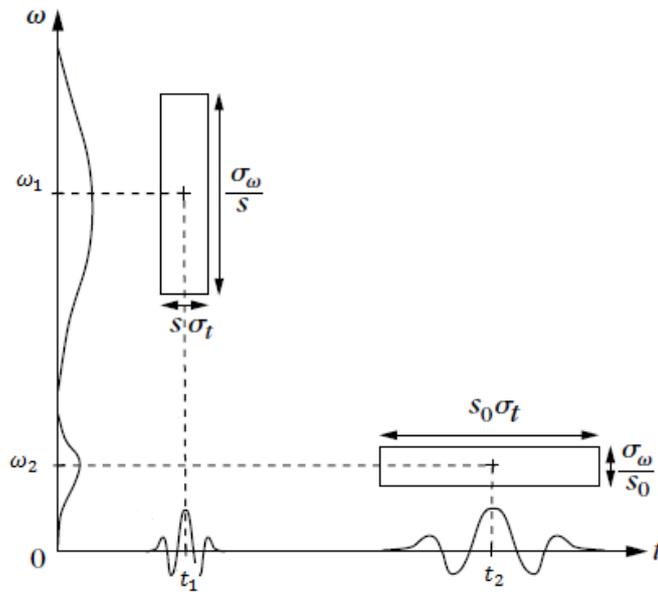
- شباهت میان موجک (شیفت داده شده و یا مقیاس دار) و سیگنال محاسبه می شود.
- موجک با قدرت تفکیک زمانی و یا مکانی به سمت راست منتقل می شود.
- مراحل سوم و چهارم تا پایان زمان و یا مکان سیگنال تکرار می شود.
- مقدار ضریب مقیاس کاهش داده می شود یا به عبارت دیگر گسترده می شود.
- مراحل دوم تا ششم تا بررسی تمام مقیاس ها تکرار می شود.
- نتیجه محاسبات برگردانده می شود.

جهت بررسی بهتر عملکرد تبدیل موجک پیوسته، در جعبه ابزار موجک نرم افزار متلب سیگنالی شبیه آنچه در شکل (۲-۴) مشاهده می شود ایجاد و توزیع زمان-مقیاس آن با استفاده از تبدیل موجک پیوسته که توسط موجک mexh محاسبه شده است، بدست آورده شد. همانطور که مشاهده می شود در این حالت می توان تغییرات فرکانسی سیگنال با زمان را نشان داد.



شکل (۲-۴). تبدیل موجک پیوسته سیگنال با استفاده از موجک $mexh^1$.

¹ Mexican hat Wavelet



شکل (۲-۵). جعبه هایزبرگ تبدیل موجک پیوسته (مالات، ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰).

۲-۳-۲ تبدیل موجک گسسته^۱

این نوع تبدیل موجک در حقیقت یک سری موجک است که از تبدیل موجک پیوسته نمونه گرفته است. لذا اطلاعات موجود در آن بسیار زائد و اضافی^۲ است که منجر به افزایش بی‌دلیل بار محاسباتی می‌شود. لذا از تبدیل موجک گسسته استفاده می‌شود که از لحاظ پیاده‌سازی ساده‌تر و بهینه‌تر است. اصول تبدیل موجک گسسته به روشی تحت عنوان کدینگ زیرباند^۳ برمی‌گردد که در سال ۱۹۷۶ سنگ بنای اولیه آن گذارده شد. ایده اصلی این روش نیز مشابه تبدیل موجک پیوسته است که در آن نوعی توصیف زمان-مقیاس از سیگنال گسسته با استفاده از فیلترهای دیجیتال ارائه می‌گردد. تبدیل موجک، حاصل شباهت سنجی^۴ بین محتوای فرکانسی (مقیاسی) سیگنال و تابع موجک در مقیاس‌های مختلف است. برای محاسبه تبدیل موجک پیوسته نیز پنجره موردنظر منقبض و یا منبسط شده و شیفیت می‌یابد و در هر موقعیت، از حاصل ضرب آن در سیگنال، انتگرال زمانی گرفته می‌شود. در حالت گسسته،

¹ Discrete Wavelet Transform

² Redundant

³ Subband Coding

⁴ Correlation

فیلترهایی با فرکانس قطع‌های مختلف برای تحلیل سیگنال در مقیاس‌های متفاوت به کار برده می‌شود. در حالت گسسته، قدرت تفکیک سیگنال توسط عملکردهای فیلترها کنترل می‌شود و مقیاس از Downsampling یا Upsampling تغییر می‌کند.

روند پردازش با تبدیل موجک گسسته چنین آغاز می‌شود که در ابتدا سیگنال از یک فیلتر دیجیتال پایین‌گذر نیم‌باند با پاسخ ضربه $h[n]$ عبور می‌کند و لذا خروجی فیلتر برابر است با کانولوشن ورودی و پاسخ ضربه فیلتر. در نتیجه این عمل فیلترینگ، تمام مولفه‌های فرکانسی که بیشتر از نصف بزرگترین فرکانس موجود در سیگنال باشند حذف می‌شوند. از آنجا که بیشترین فرکانس وجود در سیگنال خروجی فیلتر برابر است با $\pi/2$ رادیان، نیمی از نمونه‌ها قابل حذف‌اند. لذا با حذف یکی در میان نمونه‌ها، طول سیگنال نصف خواهد شد بدون اینکه اطلاعاتی را از دست داده باشیم. روند مشابهی نیز با استفاده از یک فیلتر دیجیتال بالاگذر نیم‌باند با پاسخ ضربه $g[n]$ انجام می‌پذیرد. در نتیجه در خروجی اولین مرحله از اعمال تبدیل موجک، دو نسخه، یکی بالاگذر و یکی پائین‌گذر، با طول کاهش‌یافته (نصف شده) از سیگنال اولیه به فرم زیر بدست می‌آیند:

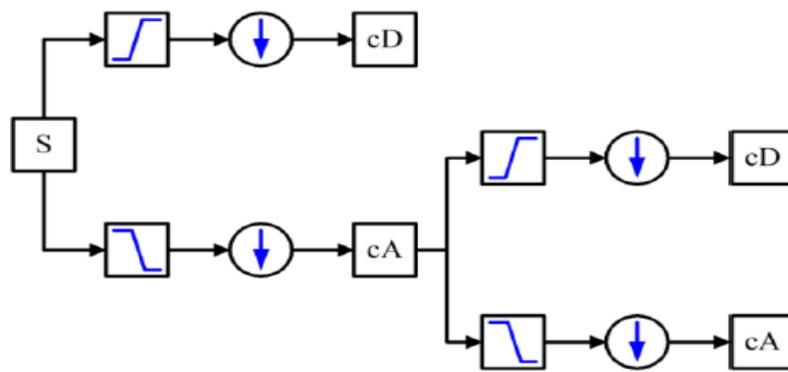
$$y_{high}[k] = \sum_n x[n].g[2k - n] \quad (12-2)$$

$$y_{low}[k] = \sum_n x[n].h[2k - n] \quad (13-2)$$

در تبدیل موجک پیوسته $a \in \mathbb{R}^+ - \{0\}$, $b \in \mathbb{R}$ است. به عبارت دیگر محاسبات برای همه مقادیر مقیاس و انتقال صورت می‌گیرد. اما در تبدیل موجک گسسته $(j, k) \in \mathbb{Z}^2$, $b = k2^j$ و $a = 2^j$ است و این به آن معنا است که محاسبات تبدیل موجک گسسته، در مقادیر خاصی از مقیاس و انتقال دودویی^۱ به انجام می‌رسد. مالات (۱۹۸۹) با معرفی تبدیل موجک سریع، روشی بر مبنای فیلترها برای محاسبه ضرایب تبدیل موجک گسسته معرفی کرد. این فیلترها به صورت جفت فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر

¹ Dyadic

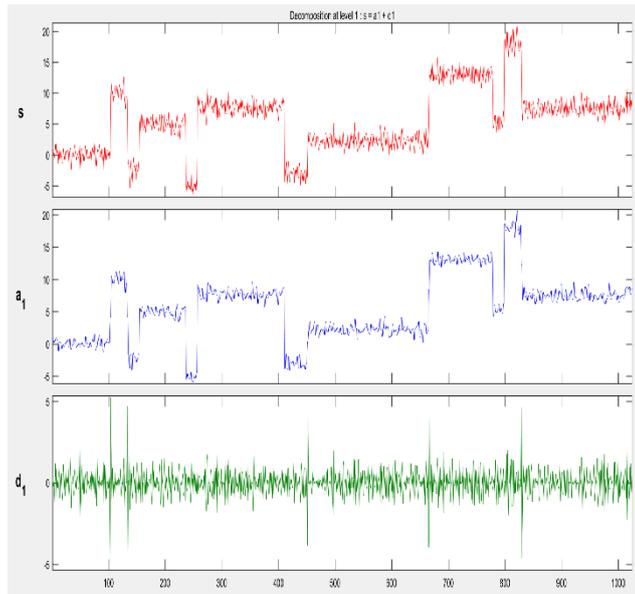
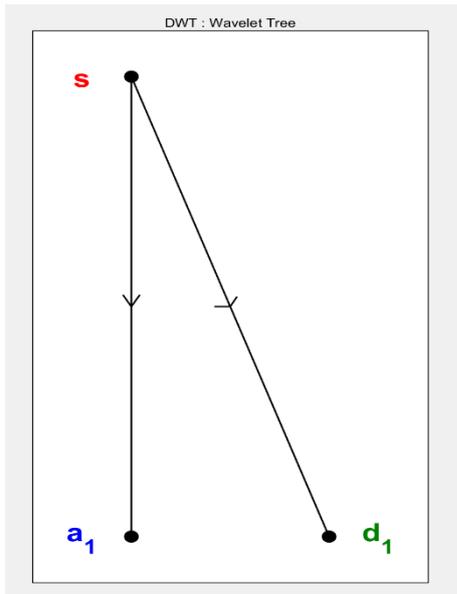
در هر مرحله از تجزیه بر روی سیگنال اعمال و پس از آن تعداد نمونه‌ها کاهش می‌یابد. نتایج حاصل شامل یک سیگنال تقریب^۱ کلی (cA) و یک سیگنال جزئیات^۲ (cD) است. در مرحله بعد می‌توان دوباره سیگنال تقریب کلی را تجزیه و عمل را تا هر مرحله از تجزیه ادامه داد. تبدیل موجک گسسته را می‌توان به صورت سری بانک فیلتر در نظر گرفت که روی سیگنال اعمال می‌شوند. در شکل (۶-۲) تبدیل موجک گسسته به صورت شماتیک نشان داده شده است.



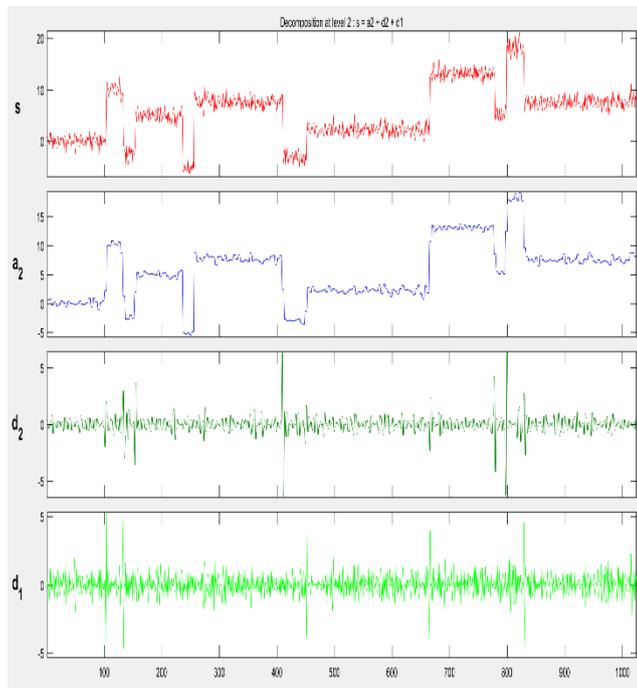
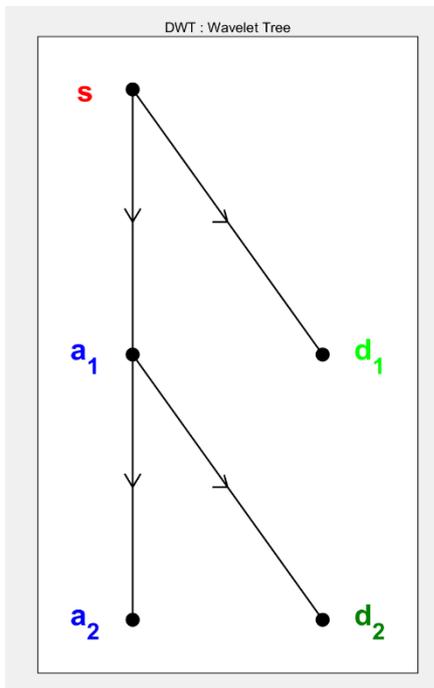
شکل (۶-۲). طرح کلی از روند محاسبات در تبدیل موجک گسسته (موندیم و همکاران، ۲۰۰۶).

برای درک بهتر روند محاسبات و تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته، در جعبه ابزار موجک نرم افزار متلب، یک سیگنال ایجاد شد و با اضافه کردن موجک از نوع هار^۳ تجزیه سیگنال در سطح‌های ۱ تا ۵ انجام گردید. همانطور که در شکل (۷-۲) الی شکل (۱۱-۲) مشاهده می‌شود با گذر زمان و بالابردن سطح، اطلاعات فرکانس بالا حذف می‌شوند و بعد از اعمال سطح‌های بالاتر تا سطح ۵ شباهت به سیگنال اصلی بالاتر می‌رود. همانطور که مشاهده می‌شود جزئیات هم رفتار بهتری را نشان داده و بازتر می‌شوند. شایان ذکر می‌باشد در سطح‌های بالاتر تا سطح ۱۰ تقریب به صفر رسیده و جزئیات یک تابع هار ساده خواهد شد.

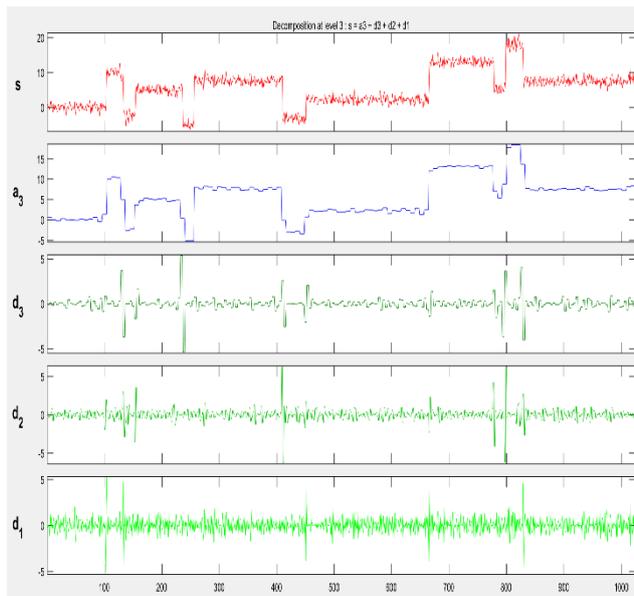
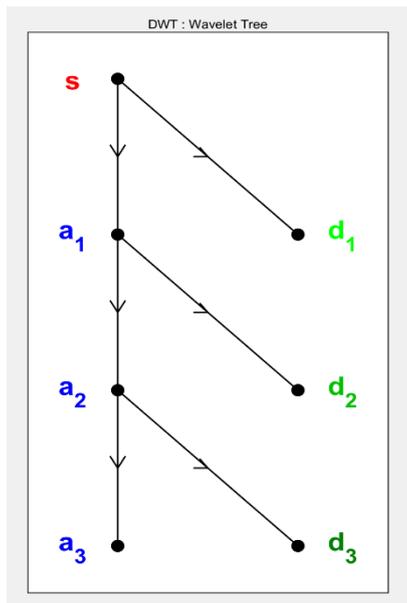
1 Approximation
2 Details
3 Haar Wavelet



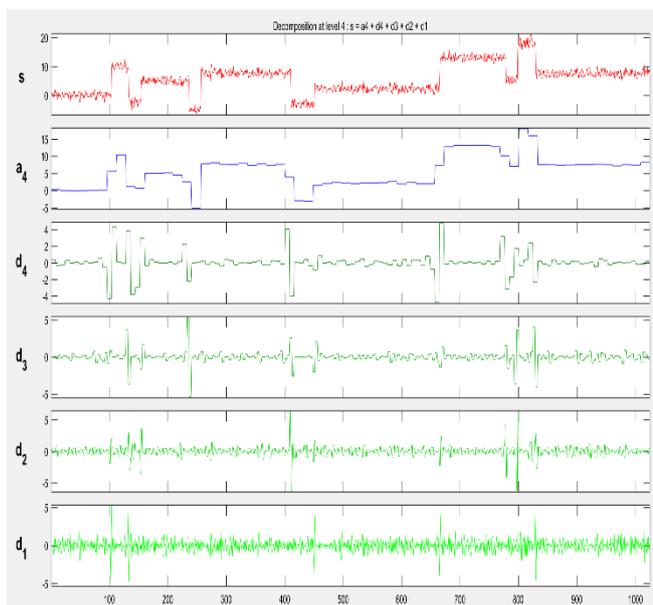
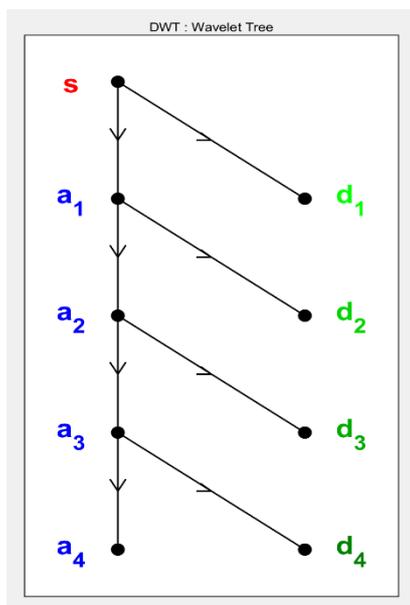
شکل (۷-۲). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۱، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات).



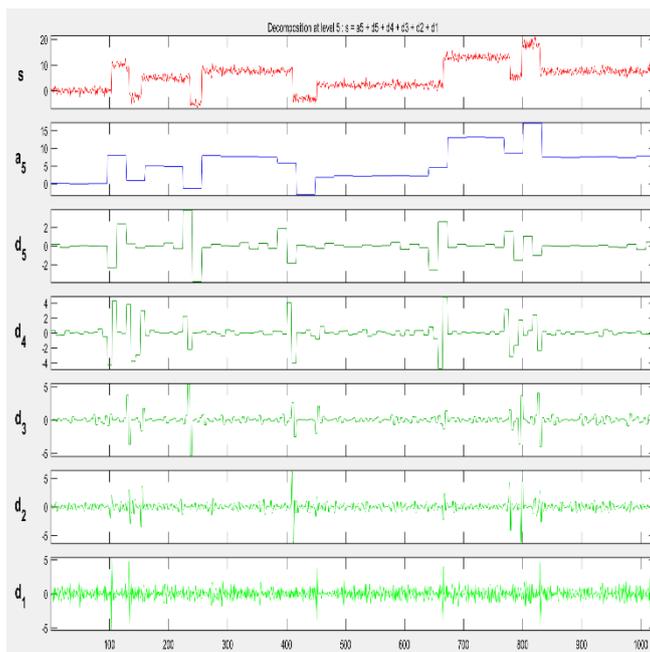
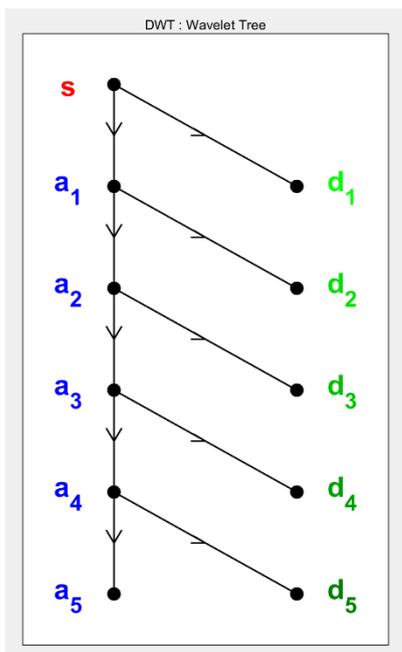
شکل (۸-۲). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۲، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات).



شکل (۲-۹). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۳، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات).



شکل (۲-۱۰). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۴، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات).



شکل (۲-۱). تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته (سطح ۵، موجک هار) به همراه نمایش درختی روند محاسبات).

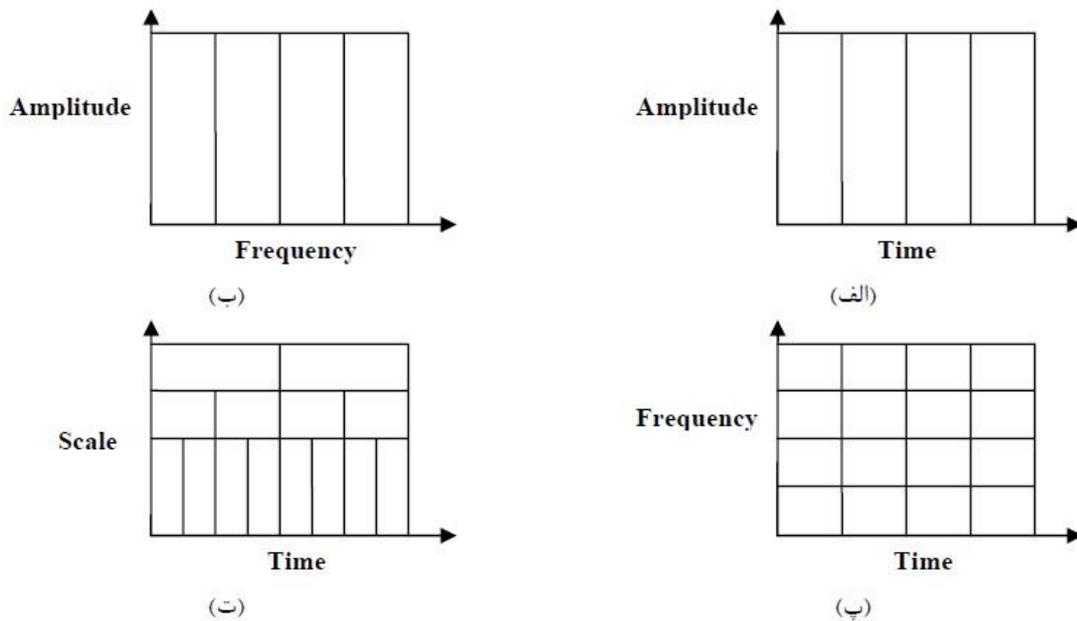
لازم به ذکر می‌باشد، ارائه یک بازه به جای مقدار عددی فرکانس سیگنال (عدم تشخیص فرکانس لحظه‌ای) از معایب و ضعف‌های روش‌های تبدیل موجک می‌باشد که به همین دلیل تبدیل‌های زمان-فرکانس معرفی شدند. اما از آنجایی که قدرت تفکیک در صفحه زمان-فرکانس عامل مهم جهت روی آوری به تبدیل موجک از تبدیل فوریه زمان-کوتاه می‌باشد، در نتیجه این مهم در بخش بعدی مورد بررسی و تحلیل قرار می‌گیرد.

۴-۲ مفهوم قدرت تفکیک در صفحه زمان-فرکانس

همانطور که در بخش قبل ذکر شد، قدرت تفکیک عامل اصلی روی آوردن از تبدیل فوریه زمان-کوتاه به تبدیل موجک بود. شکل (۲-۱۲) توصیف‌های مختلف قدرت تفکیک در صفحات زمان، فرکانس و زمان-فرکانس را برای تبدیل‌های مختلف نشان می‌دهد. هر باکس مستطیلی متناظر با یک مقدار در صفحه مربوطه می‌باشد. توجه داریم که در صفحات زمان-فرکانس، هر باکس یک مساحت غیر صفر دارد که بیان‌کننده این است که مقدار دقیق یک نقطه در صفحه زمان-فرکانس قابل دانستن نیست. به عبارت

دیگر، تمام نقاطی که در صفحه زمان-فرکانس در یک باکس قرار می‌گیرند، توسط یک مقدار تبدیل متناظر (موجک یا فوریه زمان-کوتاه) توصیف می‌گردند.

شکل (۲-۱۲) نشان می‌دهد که به واسطه ثابت بودن پنجره در تبدیل فوریه زمان-کوتاه، قدرت تفکیک ایجاد شده در همه جای صفحه زمان-فرکانس ثابت است. حال آنکه در تبدیل موجک، طول و عرض باکس‌های مستطیلی که در حقیقت المان‌های قدرت تفکیک می‌باشند، تغییر می‌کند اما همچنان مساحت آن‌ها ثابت می‌ماند. به بیان دیگر، هر باکس نشان‌دهنده یک بخش یکسان از صفحه زمان-فرکانس است که البته در جاهای مختلف، به زمان و فرکانس سهم متفاوتی اختصاص یافته است. دقت داریم که در مقیاس‌های بالا (فرکانس‌های پایین)، ارتفاع باکس‌ها کوتاه‌تر است که متناظر با قدرت تفکیک فرکانسی بهتر است و عرض باکس‌ها بزرگ‌تر است که بیان‌کننده قدرت تفکیک زمانی ضعیف می‌باشد. در نقطه مقابل، در مقیاس‌های پایین (فرکانس‌های بالا)، عرض باکس‌ها کاهش یافته تا قدرت تفکیک زمانی بهبود یابد و در عوض ارتفاع آن‌ها افزایش می‌یابد تا در جایی که نیازی به قدرت تفکیک خوب نداریم، قدرت تفکیک بدتر شود. شایان ذکر است که مساحت باکس‌ها به نامساوی هایزنبرگ مربوط می‌شود و بستگی به نوع موجک مادر به کار رفته دارد. می‌توان نشان داد که فارغ از این که موجک مادر به کار رفته چه باشد، کران پایین مساحت باکس‌ها به عدد $\pi/4$ محدود می‌شود چرا که بر اساس اصل عدم قطعیت هایزنبرگ، نمی‌توان عرض باکس‌ها را تا جای ممکن کم کرد.



شکل (۲-۱۲). نمایش قدرت تفکیک در صفحات مختلف. (الف) صفحه زمان، (ب) صفحه فرکانس، (پ) صفحه زمان-فرکانس در تبدیل موجک.

۲-۵ تبدیل هیلبرت-هوانگ^۱

تبدیل هیلبرت-هوانگ از دو بخش تجزیه مد تجربی و تحلیل طیفی هیلبرت تشکیل شده است. تجزیه مد تجربی به عنوان قسمتی کلیدی در تبدیل هیلبرت هوانگ، شرط لازم برای استفاده از تحلیل طیفی هیلبرت را فراهم می‌کند. سپس با استفاده از تحلیل طیفی هیلبرت توزیع فرکانس و دامنه سیگنال به صورت متغیر با زمان بدست می‌آید. با توجه به هوانگ و همکاران (۱۹۹۸)، تجزیه مد تجربی روشی تجربی برای تجزیه یک سیگنال به تعداد متناهی از توابع نوسانی مرتبط با عوامل فیزیکی سازنده سیگنال است که به آن‌ها توابع مد ذاتی^۲ گفته می‌شود. هر تابع مد ذاتی دارای شرایط زیر می‌باشد:

۱. در کل محدوده زمانی سیگنال تعداد اکسترمم‌ها با تعداد صفرهای سیگنال برابر و یا حداکثر

یک واحد اختلاف داشته باشد.

¹ Hilbert-Huang Transform

² Intrinsic Mode Function (IMF)

۲. در هر لحظه از زمان، میانگین پوش تعریف شده بر روی ماکزیمم‌های نسبی و پوش تعریف

شده بر روی مینیمم‌های نسبی برابر صفر باشد.

برای شروع عملیات تجزیه مد تجربی، سیگنال مورد نظر باید حداقل یک ماکزیمم و یک مینیمم نسبی داشته باشد. گام‌های تجزیه مد تجربی سیگنالی مانند $x(t)$ ، به صورت زیر می‌باشد:

در گام اول تمام اکستریم‌های نسبی سیگنال مورد نظر تعیین می‌گردد. در گام دوم بین بیشینه‌ی نسبی و همچنین مینیمم‌های نسبی یک درون‌یابی انجام می‌شود تا پوش ماکزیمم، e_{max} و همچنین پوش مینیمم، e_{min} بدست می‌آید. بر اساس پیشنهاد هوآنگ درون‌یابی با استفاده از یک منحنی درجه سوم درون‌یاب انجام می‌شود. در گام سوم میانگین پوش‌های ماکزیمم و مینیمم، m_1 ، محاسبه شده و در گام چهارم تفاضل آن از $x(t)$ محاسبه می‌شود که به آن اولین پیش‌تابع مد ذاتی، h_1 ، گفته می‌شود که به صورت رابطه (۱۴-۲) بیان می‌شود.

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (14-2)$$

اگر h_1 شروط یک تابع مد ذاتی را ارضاء کند به عنوان اولین تابع مد ذاتی انتخاب می‌شود. در غیر این صورت گام‌های اول تا چهارم که موسوم به عملیات غربال‌گری است، بر روی h_1 آن قدر تکرار می‌شود تا اولین تابع مد ذاتی، c_1 ، حاصل شود. حال تفاضل c_1 و $x(t)$ محاسبه می‌شود تا اولین باقیمانده، r_1 ، بدست آید. سپس گام‌های اول تا چهارم بر روی r_1 تکرار می‌شود تا توابع مد ذاتی بعدی استخراج شوند. هنگامیکه r_n فاقد دو اکستریم باشد، عملیات غربال‌گری متوقف می‌شود. از میان توابع مد ذاتی، c_1 بالاترین محتویات فرکانسی و c_n پایین‌ترین محتوای فرکانسی را دارا می‌باشند. با اتمام عملیات غربال‌گری، سیگنال $x(t)$ به صورت رابطه (۱۵-۲) تجزیه می‌شود:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (15-2)$$

از آنجایی که هدف از تحلیل طیفی هیلبرت به دست آوردن فرکانس و دامنه آنی توابع مد ذاتی بوسیله تبدیل هیلبرت و فراهم کردن توزیع دامنه نسبت به زمان و فرکانس می‌باشد، برای هر تابع $c(t)$ از کلاس L^P تبدیل هیلبرت، $y(t)$ به صورت رابطه (۱۶-۲) تعریف می‌شود:

$$y(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{c(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (16-2)$$

که نماد P نشان‌دهنده مقدار ویژه کوشی انتگرال تکین است. برای تعریف فاز آنی، $\theta(t)$ ، سیگنال تحلیلی متناظر با $c(t)$ به صورت رابطه (۱۷-۲) تعریف می‌شود:

$$z(t) = c(t) + iy(t) = A(t)e^{i\theta(t)} \quad (17-2)$$

که در آن

$$\theta(t) = \tan^{-1} \left(\frac{y(t)}{c(t)} \right), \quad A(t) = \sqrt{c^2(t) + y^2(t)} \quad (18-2)$$

به $A(t)$ و $\theta(t)$ به ترتیب دامنه آنی و تابع فاز گفته می‌شود. با تعاریف فوق $c(t)$ را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$c(t) = \Re(z(t)) = \Re(A(t)e^{i\theta(t)}) = A(t)\cos\theta(t) \quad (19-2)$$

که \Re نشانگر بخش حقیقی عدد مختلط می‌باشد. اگر $c(t)$ را یک تابع مد ذاتی در نظر بگیریم، در تحلیل طیفی هیلبرت هر تابع مد ذاتی به صورت $A(t)\cos\theta(t)$ و تبدیل هیلبرت متناظر با آن نیز به صورت $A(t)\sin\theta(t)$ است که $A(t)$ تابعی همواره مثبت و $\theta(t)$ تابعی با مشتق همواره نامنفی است. در نهایت فرکانس آنی $c(t)$ به صورت مشتق تابع فاز رابطه (۲۰-۲) تعریف می‌شود:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (20-2)$$

با اعمال تبدیل هیلبرت به همه توابع مد ذاتی، سیگنال $x(t)$ را می‌توان به صورت رابطه (۲۱-۲) نوشت:

$$x(t) = \Re \left\{ \sum_{j=1}^n A_j(t) e^{i \int 2\pi f_j(t) dt} \right\} \quad (21-2)$$

چون r_n الگوی تقریباً ثابتی را دنبال می‌کند، فرکانس‌هایی نزدیک به صفر دارد و به طور عمدی از رابطه (۲۱-۲) حذف می‌گردد. طیف بدست آمده از این طریق، طیف هیلبرت، $H(f, t)$ سیگنال $x(t)$ نامیده می‌شود. حال طیف حاشیه‌ای هیلبرت نیز به صورت رابطه (۲۲-۲) تعریف می‌شود:

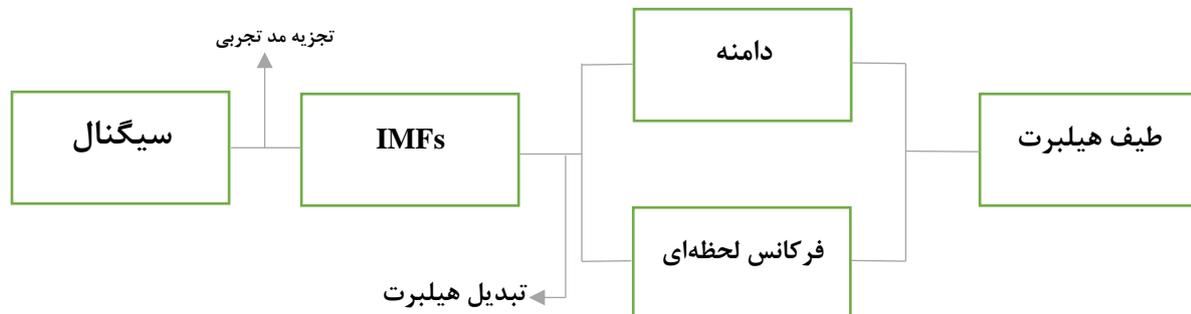
$$h(f) = \int_0^T H(f, t) dt \quad (22-2)$$

که در آن h طیف حاشیه‌ای هیلبرت است. طیف حاشیه‌ای هیلبرت سهم هر فرکانس از دامنه آنی سیگنال در بازه زمانی T را نشان می‌دهد.

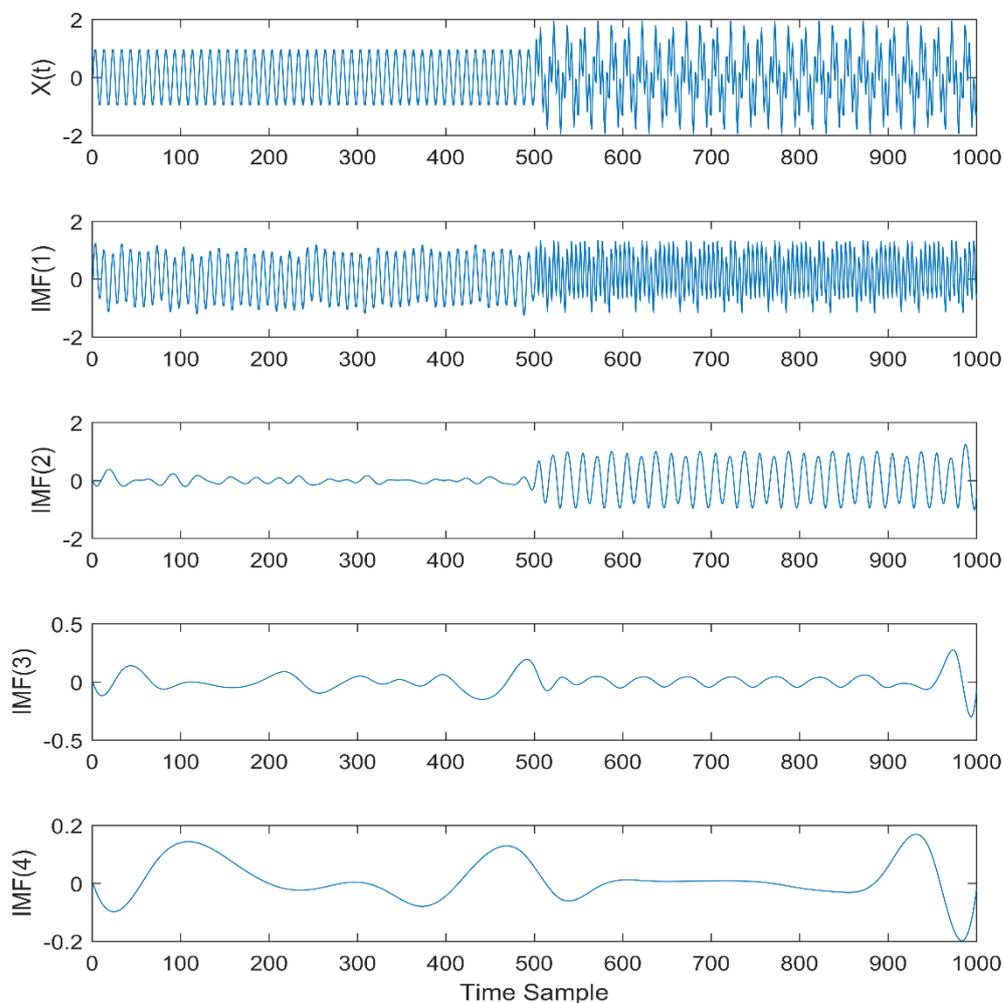
روش تجزیه مد تجربی یک ابزار تطبیقی برای تحلیل سیگنال‌های غیرخطی و غیرایستا است. در این روش هر سیگنال بر پایه‌ی رفتار محلی آن تجزیه می‌شود. داده‌های مربوط به هر سیگنال شامل مدهای نوسانی بسیار متفاوتی هستند که با یکدیگر تداخل نموده و داده‌های پیچیده‌ای را تولید می‌کنند. هر مد ذاتی، خطی یا غیرخطی یک نوسان ساده است که دارای نقاط اکستrema (بیشینه و کمینه) و نقاط عبور از صفر یکسانی است. به عبارت دیگر، نوسان‌های حول میانگین مکانی، متقارن هستند. یک داده ممکن است در یک زمان دارای چندین مد ذاتی باشد. تجزیه مد تجربی مبتنی بر فرضیه ساده‌ای است. طبق این فرضیه هر داده‌ای شامل مدهای ذاتی نوسانی ساده و متفاوتی است. هر مد ذاتی، خطی یا غیرخطی، یک نوسان ساده است که دارای نقاط اکستrema و نقاط صفر^۱ یکسانی است (هوانگ و شن،

¹ Zero-cross

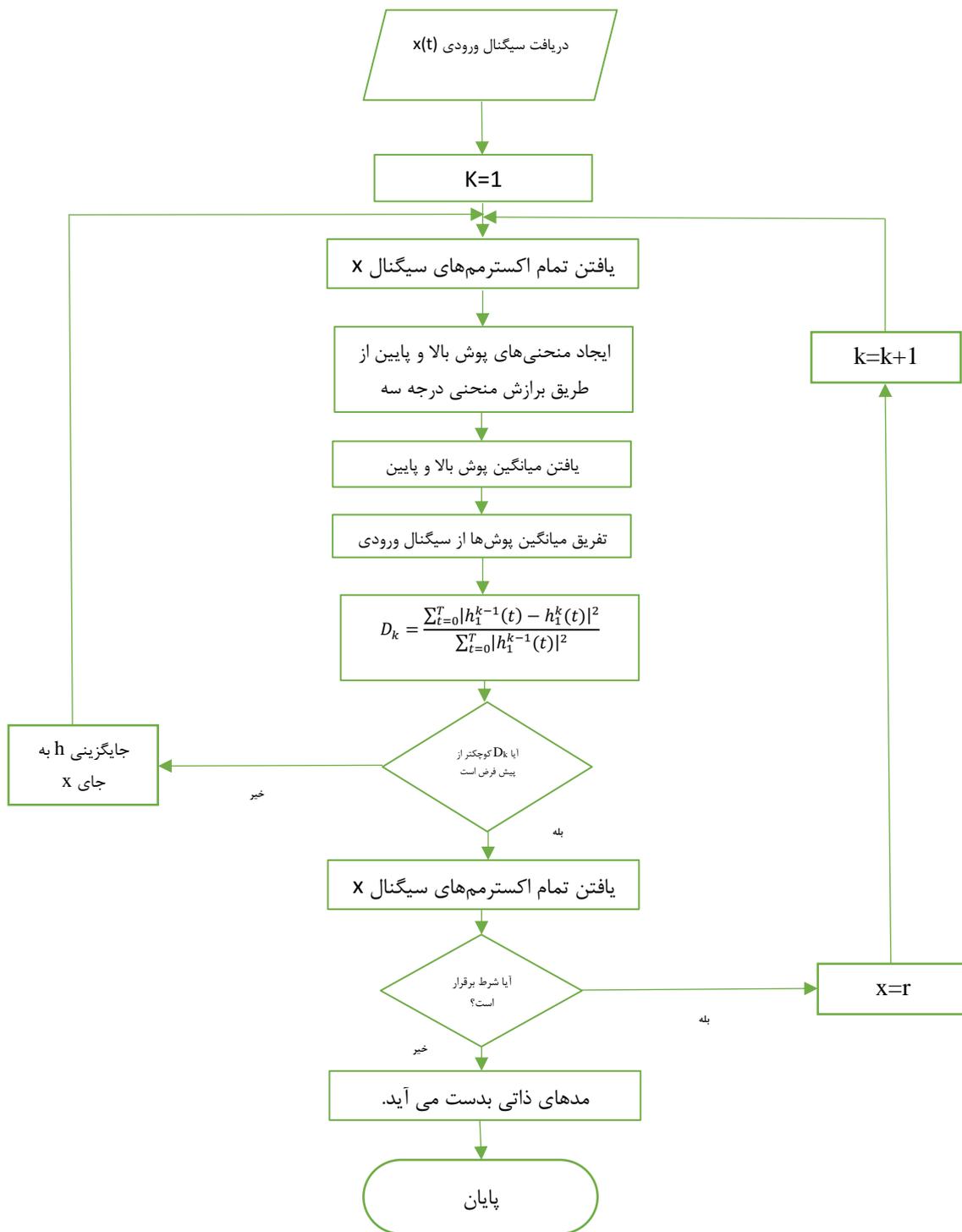
۲۰۰۵). به عبارت دیگر، نوسان‌های حول میانگین محلی، متقارن است. یک داده ممکن است در یک زمان دارای چندین مد ذاتی باشد.



شکل (۲-۱۳). فلوچارت طیف هیلبرت.



شکل (۲-۱۴). تجزیه مد سیگنال سینوسی با فرکانس‌های ۳۰، ۵۰ و ۱۰۰ هرتز به ۴ تابع مد ذاتی.



شکل (۲-۱۵). نمودار گردش‌ی تجزیه یک سیگنال به مدهای تجربی (هوآنگ و همکاران، ۱۹۹۸).

با توجه به شکل (۲-۱۴) یک سیگنال شامل سه مولفه سینوسی با فرکانس‌های ۳۰، ۵۰ و ۱۰۰ هرتز ایجاد و توابع مد ذاتی آن استخراج گردید که همانطور که مشاهده می‌شود این روش تجزیه سیگنال توانسته است سیگنال را به توابع مد ذاتی از فرکانس بالا به پایین تجزیه کند. به دلیل توانایی مد تجربی در نشان دادن تغییرات زمان-کوتاه بر حسب فرکانس که از طریق آنالیز طیفی فوریه قابل دسترسی نیست، می‌توان از آن برای آنالیز سیگنال‌های غیرخطی و ناپایا استفاده نمود، اما توابع مد ذاتی حاصل از تجزیه مد تجربی مبتنی بر فرضیه باند محدود فرکانسی نمی‌باشند (موهانتی و همکاران، ۲۰۱۴). به همین دلیل امکان جداسازی دو مولفه مجزا با باند فرکانسی نزدیک به هم در روش تجزیه مد تجربی وجود ندارد. همچنین این روش برای محاسبه توابع مد ذاتی به صورت بازگشتی عمل می‌کند، به عبارت دیگر هرکدام از توابع مد ذاتی به صورت جداگانه محاسبه می‌شوند که باعث کاهش کارایی روش تجزیه مد تجربی می‌گردد. همچنین روش تجزیه مد تجربی در مواجهه با نوفه پایداری چندانی ندارد.

۲-۵-۱ روش EEMD

به دلیل مشکل اختلاط مد روش تجزیه مد تجربی، روش EEMD در سال ۲۰۰۹ معرفی شد. اطلاعات تکمیلی این مهم در وو و هوانگ (۲۰۰۹) ارائه شده است، اما الگوریتم روش ساده است و در مراحل زیر خلاصه می‌شود:

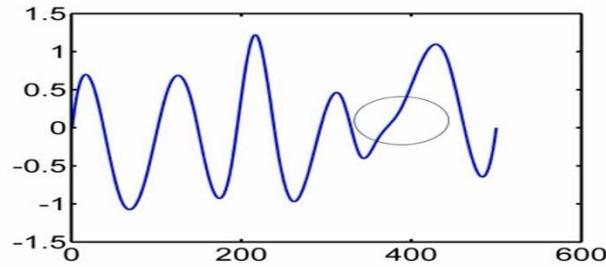
الف- اضافه کردن نوفه سفید به داده؛

ب- تجزیه کردن داده با نوفه اضافه شده بوسیله روش EMD به IMFها؛

ج- تکرار مراحل ۱ و ۲ به دفعات زیاد به همراه نوفه‌های سفید مختلف؛

د- بدست آوردن میانگین IMFهای هم شماره حاصل از مرحله ۳ و در نظر گرفتن میانگین‌ها به عنوان IMFهای نهایی.

همانطور که در شکل (۲-۱۶) نشان داده شده است، سیگنال مصنوعی تولید شده با استفاده از روش EMD، جزء فرکانس پایین سیگنال خود را به صورت (دایره مشکی رنگ) اختلاط مد نشان داده است.



شکل (۲-۱۶). سیگنال مصنوعی دارای اختلاط مد.

۲-۵-۲ روش CEEMD^۱

از آنجا که روش EEMD برای برطرف کردن مشکل اختلاط مد از اضافه کردن نوفه استفاده می‌کند، داده بازسازی شده از مدهای ذاتی، حاوی مقداری نوفه باقی‌مانده است. همچنین اضافه کردن نوفه‌های گوسی مختلف ممکن است باعث تولید مدهای ذاتی مختلف شود (تورس و همکاران، ۲۰۱۱). بنابراین روش CEEMD با استفاده از مراحل زیر این مشکلات را حل می‌کند. در اینجا توابع مد ذاتی با \overline{IMF}_K نمایش داده می‌شود. برای توضیح الگوریتم ما اپراتور $E_j(\cdot)$ را تعریف می‌کنیم که مد ذاتی λ ام محاسبه شده به روش EMD را به دست می‌دهد و فرض می‌کنیم که ω^i نوفه سفید با انحراف معیار $N(0,1)$ و x داده اصلی و ε_0 یک ضریب ثابت باشد.

الف- تعداد I دفعه مد ذاتی اول $x + \varepsilon_0 \omega^i$ بوسیله EMD محاسبه شده و مد ذاتی اول CEEMD به صورت رابطه (۲-۲۳) محاسبه می‌گردد:

$$\overline{IMF}_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_1^i \quad (2-23)$$

سپس مقدار باقی‌مانده اول از رابطه (۲-۲۴) محاسبه می‌شود:

$$r_1 = x - \overline{IMF}_k \quad (2-24)$$

¹ Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition

ب- در این مرحله I دفعه تابع مد ذاتی اول $r_1 + \varepsilon_1 E_1(\omega^i)$ که $i=1, \dots, I$ را محاسبه می‌کنیم و تابع مد ذاتی دوم را بدست می‌آوریم.

$$\overline{IMF}_2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1 + \varepsilon_1 E_1(\omega^i)) \quad (25-2)$$

ج- برای $k=2, \dots, k$ مقدار باقی‌مانده به صورت رابطه (۲۶-۲) است:

$$r_k = r_{k-1} - \overline{IMF}_k \quad (26-2)$$

د- دفعه تابع مد ذاتی اول $r_k + \varepsilon_k E_k(\omega^i)$ که $i=1, \dots, I$ را محاسبه می‌کنیم و تابع مد ذاتی $(k+1)$ ام را به دست می‌آوریم.

$$\overline{IMF}_{(k+1)} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k + \varepsilon_k E_k(\omega^i)) \quad (27-2)$$

ه- برای محاسبه k بعدی به مرحله (د) باز می‌گردیم.

تا زمانی که باقیمانده بیشتر از ۳ اکستریم داشته باشد، فرایند استخراج توابع مد ذاتی صورت می‌گیرد و مقدار باقیمانده آخر برابر است با:

$$R = x - \sum_1^k \overline{IMF}_k \quad (28-2)$$

که در آن، k تعداد کل توابع مد ذاتی است و رابطه بین مدهای ذاتی و سیگنال به صورت زیر است:

$$x = \sum_1^k \overline{IMF}_k + R \quad (29-2)$$

شایان ذکر می باشد که ژنگ و همکاران (۲۰۱۴) توانستند با استفاده از روش^۱ PEEMD با بر اساس آنروپی برگشتی با حذف اختلاط مد روش CEEMD را بهبود دهند.

۲-۶ تجزیه مد متغیر^۲

از آنجایی که توابع مد ذاتی حاصل از تجزیه مد تجربی مبتنی بر فرضیه باند محدود فرکانسی نمی باشند (موهانتی و همکاران، ۲۰۱۴)، به همین دلیل امکان جداسازی دو مولفه مجزا با باند فرکانسی نزدیک به هم در روش تجزیه مد تجربی وجود ندارد. همچنین این روش برای محاسبه توابع مد ذاتی به صورت بازگشتی عمل می کند، به عبارت دیگر هر کدام از توابع مد ذاتی به صورت جداگانه محاسبه می شوند که باعث کاهش کارآیی روش تجزیه مد تجربی می گردد. همچنین روش تجزیه مد تجربی در مواجهه با نوفه پایداری مناسبی ندارد. روش تجزیه مد متغیر به گونه ای است که توابع مد ذاتی به صورت همزمان محاسبه می شوند و به همین دلیل از کارآیی بهتری نسبت به تجزیه مد تجربی برخوردار می باشد (لیو و همکاران، ۲۰۱۶). در واقع هدف از تجزیه مد متغیر، تجزیه یک سیگنال حقیقی به مدهایی می باشد که دارای خاصیت تنکی در طیف فرکانسی هستند. به عبارت دیگر، طیف هر یک از توابع مد ذاتی بایستی حول یک فرکانس مرکزی متمرکز باشد. در عین حال، سیگنال اولیه بایستی از توابع مد ذاتی حاصل از تجزیه مد متغیر قابل بازیابی باشد (دراگومیرتسکی و زوسو، ۲۰۱۴).

روش تجزیه مد متغیر برای سیگنال $f(t)$ به شرح زیر است:

- مدهای $u_k(t)$ و فرکانس مرکزی ω_k مقداردهی اولیه می شوند.
- برای هر مد، سیگنال تحلیلی مرتبط با استفاده از تبدیل هیلبرت محاسبه می شود تا طیف فرکانسی یک طرفه به دست آید.
- برای هر مد، باند فرکانسی به باند پایه شیفت داده می شود.

¹ Partly Ensemble EMD

² Variational Mode Decomposition

- پهنای باند بوسیله کمینه‌سازی مجذور نرم گرادیان تخمین زده می‌شود.

رابطه (۲-۳۰) به منظور محاسبه طیف فرکانسی یک طرفه مثبت و همچنین شیفت دادن فرکانس حول ω_k (فرکانس مرکزی)، با ضرب $e^{-i\omega_k t}$ در سیگنال تحلیلی استفاده می‌شود (آنیش و همکاران، ۲۰۱۵).

$$u_k^M(t) = \left(u_k(t) + ju_k^H(t) \right) e^{-i\omega_k t} \quad (۳۰-۲)$$

با استفاده از رابطه (۲-۳۱) که انتگرال از مشتق درجه دوم طیف فرکانسی هر مد می‌باشد، می‌توان پهنای باند توابع مد ذاتی را اندازه‌گیری کرد (آنیش و همکاران، ۲۰۱۵).

$$\Delta\omega_k = \int \left(\partial_t \left(u_k^M(t) \right) \right) \overline{\left(\partial_t \left(u_k^M(t) \right) \right)} \quad (۳۱-۲)$$

از هم‌میخت $u_k(t)$ با $\delta(t) + \frac{j}{\pi t}$ سیگنال تحلیلی $u_k(t)$ حاصل می‌شود. بنابراین می‌توان رابطه (۲-۳۲) را تعریف نمود.

$$\partial_t \left(u_k^M(t) \right) = \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_t(t) \right] \quad (۳۲-۲)$$

با توجه به خاصیت نرم‌ها، انتگرال را می‌توان به عنوان یک نرم بیان نمود. بنابراین رابطه (۲-۳۱) به صورت رابطه (۲-۳۳) بازنویسی می‌شود (آنیش و همکاران، ۲۰۱۵).

$$\Delta\omega_k = \left\| \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_t(t) \right\|_2^2 \quad (۳۳-۲)$$

مجموع پهنای باندهای مربوط به همه‌ی مد‌ها را به صورت $\sum_{K=1}^K \Delta\omega_k$ نمایش می‌دهند که از طریق رابطه (۲-۳۴) کمینه می‌شود (آنیش و همکاران، ۲۰۱۵).

$$\min_{u_k, \omega_k} \left\{ \sum_k \left\| \delta_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

$$s. t \quad \sum_k u_k(t) = x(t) \quad (34-2)$$

رابطه (۳۴-۲) نشان می‌دهد که مجموع مدهای خروجی باید با سیگنال ورودی برابر باشد که این خود یک قید برای بهینه‌سازی می‌باشد. برای حل این مسئله از بهینه‌سازی به روش ضرایب لاگرانژی استفاده شده است. معادله (۳۴-۲) به صورت یک مسئله بهینه‌سازی نامحدود می‌باشد که با افزودن یک عبارت جبرانی درجه دوم و یا لاگرانژ افزاینده (λ) محدود می‌شود و در نهایت معادله اصلاح شده به صورت رابطه (۳۵-۲) نشان داده می‌شود (دراگومیرتسکی و زوسو، ۲۰۱۴).

$$L(u_k, \omega_k, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \delta_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-i\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f - \sum_k u_k \right\|_2^2$$

$$+ \langle \lambda, f - \sum_k u_k \rangle \quad (35-2)$$

دراگومیرتسکی و زوسو (۲۰۱۴) برای در نظر گرفتن شرط بازسازی از جمله جبرانی درجه دوم و افزاینده لاگرانژی به صورت هم‌زمان استفاده نمودند و برای محاسبه رابطه (۳۵-۲) از متناوب‌کننده جهت افزاینده^۱ استفاده کردند. با بهینه‌سازی رابطه (۳۵-۲) برای سه مجهول $u_k(t)$ ، $\omega_k(t)$ و λ سه رابطه حاصل خواهد شد که اولین رابطه شامل همه مدهای تخمین زده شده در حوزه فرکانس می‌باشد که به صورت رابطه (۳۶-۲) به روزسانی می‌شوند.

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (36-2)$$

$$\omega \geq 0$$

در رابطه (۳۶-۲) علامت $\hat{\cdot}$ نشان دهنده تبدیل فوریه متغیر، $\hat{f}(\omega)$ تبدیل فوریه سیگنال ورودی، ω فرکانس و α پارامتر ثابت تعادل می‌باشد. رابطه دوم شامل همه فرکانس‌های مرکزی مربوط به مدهای

¹ Alternate Direction Method of Multipliers

تخمین زده شده است که به صورت رابطه (۳۷-۲) در حوزه فرکانس به روزرسانی می‌شود (دراگومیرتسکی و زوسو، ۲۰۱۴).

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (۳۷-۲)$$

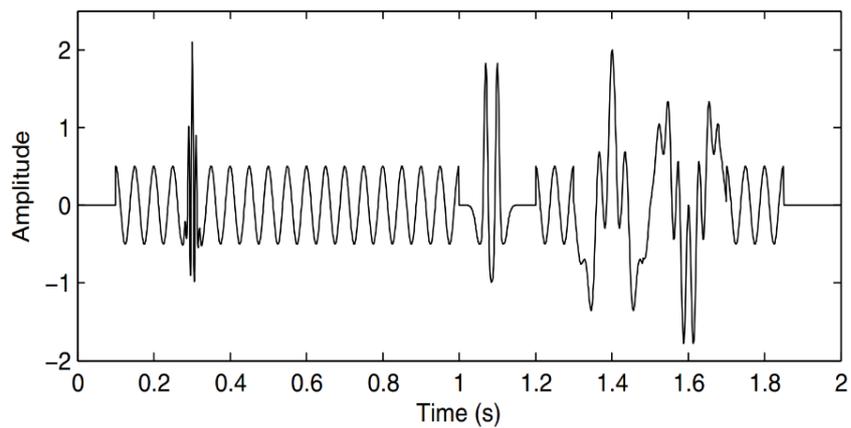
ضرایب لاگرانژ نیز با استفاده از رابطه (۳۸-۲) در حوزه فرکانس به روزرسانی می‌شود که در آن پارامتر τ گام زمانی از یک صعود دوگانه می‌باشد.

$$\hat{\lambda}^{n+1} = \hat{\lambda}^n + \tau \left[\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (۳۸-۲)$$

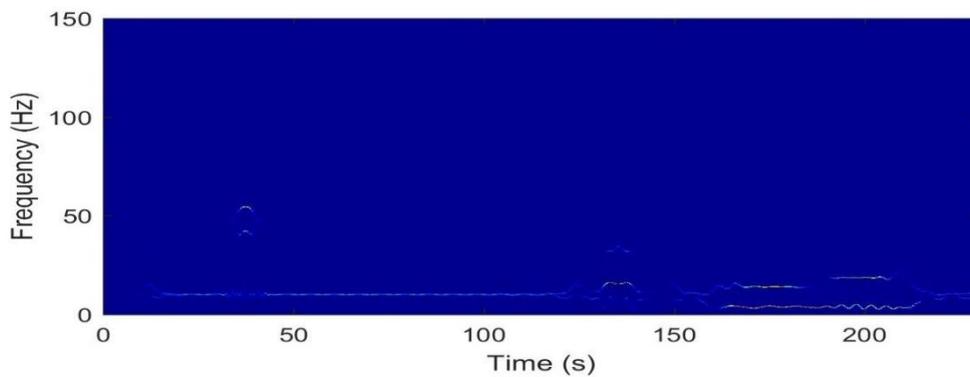
با استفاده از سه رابطه مذکور و در نظر گرفتن شرط توقف در رابطه (۳۹-۲)، می‌توان یک سیگنال را به مولفه‌های نوسانی آن تجزیه نمود (دراگومیرتسکی و زوسو، ۲۰۱۴).

$$\sum_k \left(\frac{\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} \right) < \varepsilon \quad (۳۹-۲)$$

همانطور که در شکل (۱۷-۲) نشان داده است، نمایش زمان-فرکانس یک سیگنال مصنوعی برگرفته از هان و وندربان (۲۰۱۳) با استفاده از روش تجزیه مد متغیر بدست آورده شده است که نشان‌دهنده عملکرد این روش تجزیه در جداسازی مولفه‌های فرکانسی می‌باشد.



(الف)



(ب)

شکل (۲-۱۷). (الف) مثال مصنوعی بر گرفته ازهان و وندربان (۲۰۱۳) شامل یک موجک مورلت ۱۰۰ هرتزی در زمان ۰,۳ ثانیه، دو موجک ریکر ۳۰ هرتزی در زمان‌های ۱,۰۷ ثانیه و ۱,۱ ثانیه، سه مولفه فرکانسی مختلف بین زمان‌های ۱,۳ ثانیه و ۱,۷ ثانیه و یک موج کسینوسی زمینه با فرکانس ۲۰ هرتز. (ب) نمایش زمان-فرکانس بدست آمده با استفاده تجزیه مد متغیر.

۲-۷ تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان^۱

تبدیل‌های زمان-فرکانس مرسوم امروزه به طور گسترده در شاخه‌های مختلف علوم مورد استفاده قرار می‌گیرند. هر کدام از این تبدیل‌ها دارای محدودیت‌ها و معایب مربوط به خود هستند. از میان این روش‌ها، تبدیل‌های زمان-فرکانس خطی که به طور کلی از هم‌امیخت سیگنال اصلی با یک اتم پایه بهره می‌گیرند، موجب گسترش و هموارشدن انرژی کل سیگنال حول موقعیت اصلی انرژی در صفحه زمان-

^۱ Synchrosqueezing Wavelet Transform

فرکانس می‌شوند که همین امر موجب کاهش قدرت تفکیک زمانی و فرکانسی این تبدیل‌ها شده است. این روش اولین بار توسط کدرا و همکاران (۲۰۱۲) تحت عنوان روش جابه‌جایی پنجره بهبود یافته پایه‌ریزی شدند. تبدیل‌های فشرده‌سازی همزمان بر مبنای انتقال انرژی در صفحه زمان-فرکانس یا زمان-مقیاس می‌باشند.

این تبدیل ابزاری است که برای استخراج و مقایسه مولفه‌های نوسانی یک سیگنال پیچیده، طراحی شده است. این روش قدرتمند این اجازه را می‌دهد که سیگنال‌هایی که دارای مولفه‌هایی با رفتار متغیر با زمان هستند، مورد تحلیل قرار بگیرند. این سیگنال‌ها را می‌توان طبق رابطه (۲-۴۰) نوشت که از جمع تعدادی مولفه نوسانی متغیر با زمان تشکیل شده است.

$$x(t) = \sum_{k=1}^K [A_k(t) \cos(\theta_k(t))] + e(t) \quad (۲-۴۰)$$

که در آن $A_k(t)$ و $\theta_k(t)$ به ترتیب اندازه و فاز لحظه‌ای مولفه k -ام سیگنال اصلی است. فرض بر این است که سیگنال از K مولفه تشکیل شده و $e(t)$ نشان دهنده خطا یا نوفه جمع شونده است. هدف این روش بدست آوردن اندازه و فرکانس لحظه‌ای ($f_k(t)$) مولفه k -ام سیگنال اصلی است. فرکانس لحظه‌ای از روی فاز لحظه‌ای طبق رابطه (۲-۴۱) بدست می‌آید.

$$f_k(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \theta_k(t) \quad (۲-۴۱)$$

سیگنال‌هایی به شکل رابطه (۲-۴۱) در بسیاری از کاربردهای علمی و مهندسی به طور طبیعی افزایش یافته‌اند. تبدیل‌های زمان-فرکانس متعددی برای تحلیل این سیگنال‌ها وجود دارد مانند تبدیل فوریه زمان-کوتاه، تبدیل موجک و توزیع ویگنر-ویل، اما این تبدیل‌ها دارای تفکیک مناسبی نیستند.

تبدیل موجک پیوسته که محصول داخلی خانواده تبدیل موجک $\psi_{a,b}(t)$ با سیگنال $f(t)$ می‌باشد به صورت زیر نیز می‌توان نوشت:

$$W_f(a, b) = \langle f(t)\psi_{a,b}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \left(\frac{1}{\sqrt{a}}\right) \psi^* \left[\frac{(t-b)}{a}\right] dt \quad (42-2)$$

که ψ^* مزدوج مختلط ψ ، b شیفت زمانی و a پارامتر مقیاس می‌باشد. $W_f(a, b)$ ضرایب تبدیل موجک هستند که نقشه زمان-فرکانس را نشان می‌دهند که برای استخراج فرکانس لحظه‌ای استفاده می‌شوند (دابچیز و همکاران، ۲۰۱۱).

دابچیز و همکاران (۲۰۱۱) به این نکته پی‌بردند که وجود یک محدودیت فیزیکی موجب کاهش اثر توزیع در نمایش زمان-فرکانس با استفاده از تبدیل موجک پیوسته می‌شود. با توجه به تئوری پلانچرل^۱ (انرژی در حوزه زمان برابر است با انرژی در حوزه فرکانس)، رابطه (۴۲-۲) به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$W_f(a, b) = \left(\frac{1}{2\pi}\right) \int \left(\frac{1}{\sqrt{a}}\right) f(\xi) \psi^*(a\xi) e^{jb\xi} d\xi \quad (43-2)$$

که ξ نشان‌دهنده فرکانس و $\psi(\xi)$ تبدیل فوریه $\xi(t)$ می‌باشد. علاوه بر این، فرکانس موجک ξ توسط مقیاس a بزرگنمایی می‌شود. همچنین، b توسط جفت فوریه اش $e^{jb\xi}$ نمایش داده می‌شود. در بعد فرکانس، اگر موجک $\psi^*(\xi)$ حول فرکانس مرکزی اش $\xi = \omega_0$ متمرکز شود، آنگاه $W_f(a, b)$ حول مقیاس $a = \frac{\omega_0}{\omega}$ متمرکز خواهد شد (نسبت فرکانس مرکزی موجک به فرکانس مرکزی سیگنال). با این وجود، تبدیل موجک $W_f(a, b)$ اغلب حول ناحیه‌ای از مقیاس $a = \frac{\omega_0}{\omega}$ در بعد زمان-مقیاس پخش می‌شود. اگر توزیع در راستای بعد زمان بتواند چشم‌پوشی شود (دابچیز و مواز، ۱۹۹۶)، آنگاه فرکانس لحظه‌ای به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$W_f(a, b) = -j[W_f(a, b)]^{-1} \left(\frac{\partial}{\partial b}\right) W_f(a, b) \quad (44-2)$$

¹ Plancherel's theorem

اطلاعات از بعد زمان-مقیاس به حوزه زمان-فرکانس انتقال پیدا می‌کند زیرا (b, a) به $[b, W_f(a, b)]$ تبدیل می‌شود و $W_f(a, b)$ تنها در مقادیر گسسته a_k محاسبه می‌شود. در $a_k - a_{k-1} = V_{a_k}$ و تبدیل فشرده سازی همزمان اش $(T_f(\omega, b))$ تنها در مراکز ω_l از محدوده فرکانسی $\left[\left(\omega_l - \frac{V_\omega}{2} \right), \left(\omega_l + \frac{V_\omega}{2} \right) \right]$ در $\omega_l - \omega_{l-1} = V_\omega$ تعریف می‌شود:

$$T_f(\omega_l, b) = (V_\omega)^{-1} \sum_{a_k: |\omega(a_k, b) - \omega_l| \leq \frac{V_\omega}{2}} W_f(a_k, b) a_k^{-\frac{3}{2}} V_{a_k} \quad (45-2)$$

معادله (45-2) نشان می‌دهد که نمایش زمان-فرکانس جدید $T_f(\omega_l, b)$ تنها در راستای محور فرکانس فشرده‌سازی همزمان می‌شود (لی و لیانگ، 2012).

این تبدیل موجک قابل عکس بوده و بازیابی به سیگنال اصلی از تبدیل موجک $T_f(\omega_l, b)$ بدست آمده و از طریق رابطه (46-2) بیان می‌شود:

$$\begin{aligned} f(b) &= \text{Re} \left[C_\psi^{-1} \int_0^\infty W_f(a, b) a^{-\frac{3}{2}} da \right] \\ &\approx \text{Re} \left[C_\psi^{-1} \sum_k W_f(a, b) a_k^{-3/2} \Delta a_k \right] \\ &= \text{Re} \left[C_\psi^{-1} \sum_l T_f(\omega_l, b) \Delta \omega \right] \end{aligned} \quad (46-2)$$

که $C_\psi = \frac{1}{2} \int_0^\infty \hat{\psi}^*(\xi) \left(\frac{d\xi}{\xi} \right)$ و C_ψ به موجک انتخاب شده وابسته می‌باشد.

فصل سوم

تبدیل موجک تجربی

در این فصل، ابتدا الگوریتم کلی روش پیشنهادی که در این پایان نامه مد نظر می باشد مورد بحث و بررسی قرار گرفته است و در ادامه عملکرد این روش تجزیه سیگنال برای چند سیگنال مصنوعی به صورت مرحله‌ای بررسی شده است و در پایان بعد از معرفی پارامترهای موثر در این روش پیشنهادی، تاثیر آن‌ها در خروجی‌های بدست آمده مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته است.

۳-۲ تبدیل موجک تجربی^۱ و الگوریتم آن

هدف روش تبدیل موجک تجربی همانند روش تجزیه مد تجربی، استخراج مدهای مختلف سیگنال با استفاده از ایجاد موجک‌های انطباقی^۲ می باشد. شیوه محاسبه مدهای سیگنال با استفاده از تبدیل موجک تجربی به صورت زیر می باشد:

قدم ۱: اعمال تبدیل فوریه بر روی سیگنال $f(t)$ جهت بدست آوردن طیف فرکانس سیگنال $X(\omega)$.
 قدم ۲: پیدا کردن نقاط بیشینه محلی ω_i در طیف فرکانسی سیگنال.
 قدم ۳: تعیین مرزهای تقسیم بندی مناسب بر مبنای نقاط بیشینه محلی به صورت رابطه (۳-۱).

$$\Omega_i = \frac{\omega_i + \omega_{i+1}}{2} \quad (1-3)$$

قدم ۴: تشکیل بانک فیلتر متشکل از یک فیلتر پایین گذر و فیلترهای باندگذر بر اساس مرزهای قدم ۳ به صورت روابط (۳-۲) و (۳-۳).

$$\phi_1 = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1 - \gamma)\Omega_1 \\ \cos\left(\frac{\pi}{2}\alpha(\gamma, \Omega_1)\right) & (1 - \gamma)\Omega_1 < |\omega| \leq (1 + \gamma)\Omega_1 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (2-3)$$

¹ Empirical Wavelet Transform, EWT

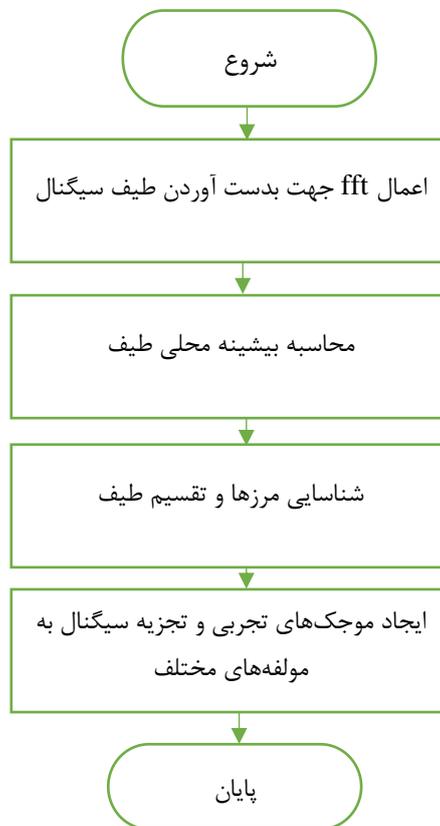
² Adaptive Wavelets

$$\psi_i = \begin{cases} 1, & (1 + \gamma)\Omega_i < |\omega| < (1 - \gamma)\Omega_{i+1} \\ \cos\left(\frac{\pi}{2}\alpha(\gamma, \Omega_{i+1})\right), & (1 - \gamma)\Omega_{i+1} \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\Omega_{i+1} \\ \sin\left(\frac{\pi}{2}\alpha(\gamma, \Omega_i)\right), & (1 - \gamma)\Omega_i \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\Omega_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-3)$$

که $\alpha(\gamma, \Omega_i) = \beta\left(\frac{1}{2\gamma\Omega_i}\right)(|\omega| - (1 - \gamma)\Omega_i)$ پارامتری می باشد که تضمین می کند هیچ هم پوشانی مابین دو گذار متوالی وجود ندارد و $\beta(x)$ یک تابع مطلق می باشد که به صورت زیر تعریف می شود:

$$\beta(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1, & x \geq 1 \\ \beta(x) + \beta(1 - x) = 1, & x \in (0, 1) \end{cases} \quad (4-3)$$

نمودار گردش کلی از روند محاسبات با استفاده از تبدیل موجک تجربی در شکل (۱-۳) آورده شده است.



شکل (۱-۳). نمودار گردش روند محاسبات تبدیل موجک تجربی.

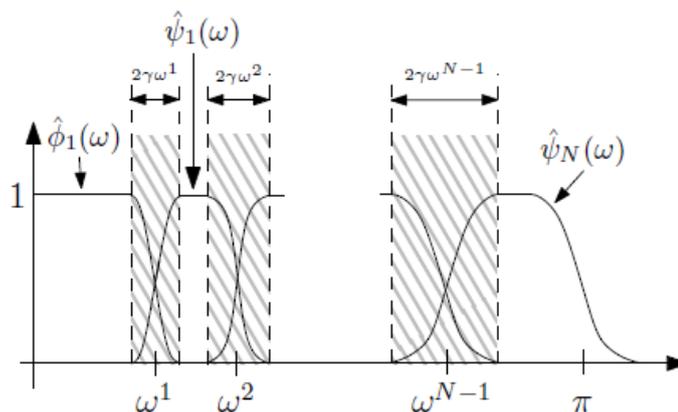
به طور کلی روش تبدیل موجک تجربی از دو جنبه مهم قابل بررسی می‌باشد:

۱. تقسیم‌بندی طیف سیگنال^۱

۲. ایجاد موجک‌های تجربی و اعمال آن‌ها جهت پردازش هر بخش از سیگنال

برای تقسیم سیگنال، ابتدا بیشینه‌ی محلی طیف شناسایی می‌شوند و سپس به صورت ترتیب نزولی طبقه‌بندی می‌شوند. اولین و بزرگترین بیشینه جهت ایجاد یک توالی دنباله^۲ نگاه داشته می‌شود. سپس پائین‌ترین بیشینه محلی بین دو بیشینه پیوسته شناسایی و پیدا می‌شود و به عنوان مرزهای تمام بخش‌ها تعریف می‌شود.

همانطور که در شکل (۲-۳) نشان داده شده است، طیف به یک محدوده بین 0 تا π محدود شده است که به N بخش متوالی بخش‌بندی می‌شود. مرزهای تمام بخش‌ها با ω_n (که $\omega_n = 0$ و $\omega_N = \pi$) می‌باشد تعریف می‌شود. بنابراین، هر بخش به صورت $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$ تعریف می‌شود. شایان ذکر است که $\Lambda_n = [0, \pi]$ $U_{n=1}^N$ می‌باشد. فاز گذر که عرض آن $2\tau_n$ می‌باشد، اطراف هر ω_n تعریف می‌شود.

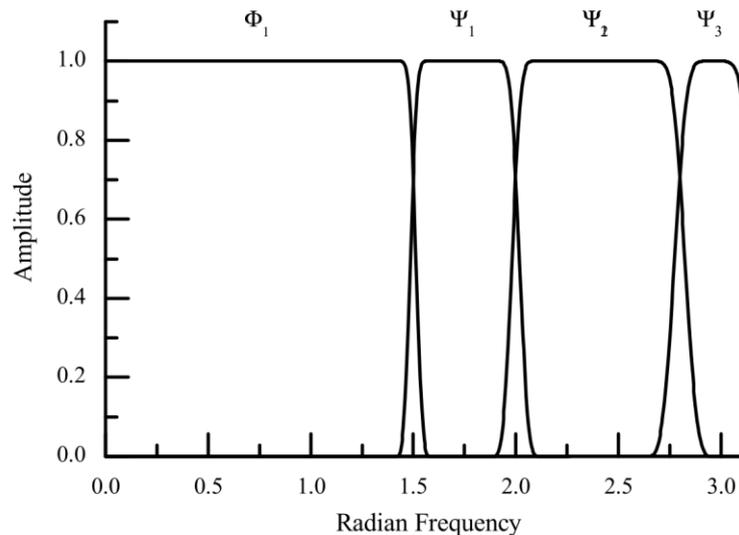


شکل (۲-۳). مدل تجزیه خط فوریه و ساختار تبدیل موجک تجربی (گیلس، ۲۰۱۳).

¹ Signal Spectrum Segmentation

² Peak sequence

موجک میر^۱ به عنوان تابع پایه برای روش تبدیل موجک تجربی انتخاب شده است (گیلس، ۲۰۱۳). همانطور که گفته شد برای هر بخش از طیف یک بانک فیلتر تجربی تعریف می‌شود. به عنوان مثال، با توجه به شکل (۳-۲)، یک بانک فیلتر تجربی برای $\omega_1 = 1.5 \text{ rad/s}$ و $\omega_2 = \omega_3 = 2.8 \text{ rad/s}$ ایجاد و نشان داده شده است.



شکل (۳-۳): تقسیم بندی طیف یک بانک فیلتر تجربی^۲ (گیلس، ۲۰۱۳).

بعد از اینکه تابع مقیاس و موجک‌های تجربی ایجاد شدند، تبدیل موجک تجربی می‌تواند تعریف شود. ضرایب تقریب زده شده، محصول داخلی سیگنال و تابع مقیاس هستند.

$$W_f^\varepsilon(0, t) = \langle f, \phi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau \quad (5-3)$$

ضرائب جزئی، محصول داخلی سیگنال و موجک‌های تجربی هستند که به صورت رابطه (۳-۶) تعریف می‌شوند.

$$W_f^\varepsilon(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau \quad (6-3)$$

¹ Meyer Wavelet

² Empirical filter bank

مدهای تجربی تجزیه شده از سیگنال به صورت زیر خواهند بود:

$$f_0(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \phi_1(t) \quad (7-3)$$

$$f_k(t) = W_f^\varepsilon(n, t) * \psi_k(t) \quad (8-3)$$

۳-۲-۱ پارامترهای موثر در روند محاسبات با استفاده از تبدیل موجک تجربی

همانطور که گفته شد، یکی از مراحل مهم در محاسبات با استفاده از تبدیل موجک تجربی، شناسایی مرزهای فوریه می‌باشد. برای انجام این مهم، یکسری پارامترهای مهم مد نظر قرار گرفته است که برای کاربردهای مختلف قابل‌تغییر خواهند بود (گیلس، ۲۰۱۳). این پارامترها به همراه روش‌های قابل دسترس در هربخش به شرح زیر می‌باشد.

حذف روند کلی^۱: در این بخش، روند کلی در طیف که معمولاً در ارتباط با انرژی فوریه متمرکز شده در فرکانس‌های پایین می‌باشد، مفید واقع می‌شود. روش‌های موجود با استفاده از این روش شامل موارد ذیل می‌شود.

- None: به این معنا که اقدامی انجام نمی‌شود.
- Plaw: روند کلی را با استفاده از پارامتر power law برآورد می‌کند.
- Poly: روند کلی را با استفاده از درون‌یابی چندجمله‌ای^۲ برآورد می‌کند.
- Morpho: روند کلی را با در نظر گرفتن میانگین پاکت‌های بالا و پایین^۳ برآورد می‌کند.
- Tophat: مورفولوژی ریاضی سیگنال را بازیابی می‌کند.

¹ A global trend removal

² Polynomial interpolation

³ Lower and upper envelopes

منظم‌سازی¹: این پارامتر زمانی که طیف نویزی باشد مورد استفاده قرار می‌گیرد. این بخش شامل روش‌های ذیل می‌باشد.

- None: هیچ اقدامی انجام نمی‌شود.
 - Gaussian: یک فیلتر گوسی به طیف اعمال می‌شود.
 - Average: یک فیلتر میانگین به طیف اعمال می‌شود.
 - Upenv: پاکت بالایی طیف را بازیابی می‌کند.
- شناسایی خود نیز توسط روش‌های زیر قابل انجام است:
- Locmax: بیشینه محلی را محاسبه کرده و سپس مرزها به صورت نقاط میانی بین بیشینه پیوسته تنظیم می‌شوند.
 - Locmaxmin: بیشینه محلی را محاسبه کرده و سپس مرزها به صورت کوچکترین مینیمم بین بیشینه پیوسته تنظیم می‌شود.
 - Locmaxminf: مشابه روش قبل، به جز بخش‌هایی که کوچکترین مینیمم در طیف اصلی محاسبه می‌شود.
 - Adaptive: از مجموعه مرزهای اولیه شروع می‌شود و با در نظر گرفتن یک پنجره حول مرز مشخص شده، کوچکترین مینیمم را تطبیق می‌دهد.
 - Adaptive: مشابه روش قبل، به جز جاهایی که کوچکترین مینیمم در طیف اصلی محاسبه می‌شود، مورد استفاده قرار می‌گیرد.
 - Scalespace: از مدهای مشخص شده در نمایش فضا-مقیاس طیف برای شناسایی مرز استفاده می‌کند.

¹ Regularization

۳-۲-۱-۱ شناسایی بیشینه محلی^۱

جهت شناسایی بیشینه محلی با توجه به شکل (۳-۴، ب)، ابتدا تمام بیشینه محلی M_i محاسبه می شود (نقاط مشکی روی شکل) و به مکان مربوط به خود (ω_i) انتقال داده می شود. سپس تمام ω_i هایی که در ارتباط با $N-1$ بزرگترین بیشینه (باکس های مربعی نشان داده شده در شکل (۳-۴، ب) بیشینه انتخاب شده زمانی که $N=4$ می باشد را نشان می دهد) می باشد نگاه داشته می شود و اندیس مربوطه به ω_n جایی که $1 \leq n \leq N - 1$ می باشد، تغییر پیدا می کند. نهایتاً، مجموعه مرزهای فوریه $\Omega = \{\omega^n\}_{n=0, \dots, N}$ (خطوط عمودی توپر نشان داده شده در شکل) با $\omega_0 = 0$ بدست آورده می شوند.

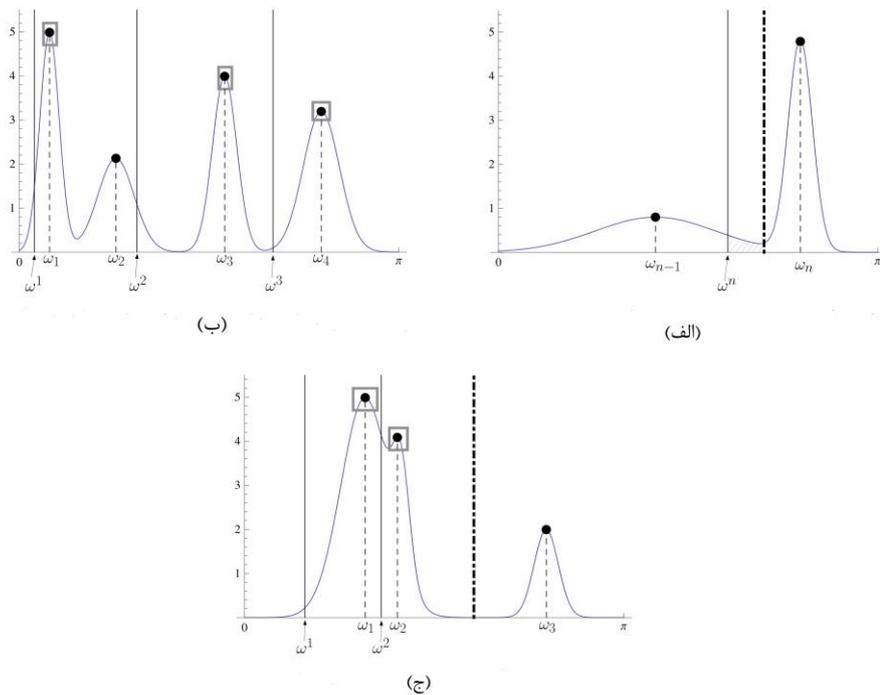
$$\omega^0 = 0; \omega^N = \pi; \omega^n = \frac{\omega_n + \omega_{n-1}}{2} \quad \text{for } 1 \leq n \leq N - 1 \quad (۳-۶)$$

این روش آسان زمانی که طیف ترکیبی از مدها که به خوبی تفکیک و تجزیه شده اند، کارایی بالایی دارد اما می تواند تقسیم بندی غیرمنتظره ای در بعضی از موقعیت های خاص ایجاد کند که باعث ایجاد مشکل خواهد شد. به عنوان مثال، مطابق شکل (۳-۴، الف) همانطور که مشاهده می شود، به طور ساده می توان پی برد که مرز مربوطه ω^n بدست آمده از این مرحله از پردازش در مد اول که دارای پشتیبانی بزرگتری می باشد، خواهد افتاد. این مهم نشان دهنده این می باشد که محدوده خط چین در شکل (۴-۳، الف) در مد دوم در نظر گرفته می شود در حالی که به طور واضح آن در مد اول می باشد. در حقیقت یک تقسیم بندی خوب می بایست در ارتباط با خطوط عمودی خطچین-نقطه باشد نه اینکه در ارتباط با خطچین های توپر باشد. مثال دیگر که می تواند نشان دهنده عدم کاربرد مناسب این روش در ایجاد بهترین نقطه باشد، زمانی رخ خواهد داد که چندین بیشینه محلی متعلق به یک مد مشابه باشد و از دیگر مدها بزرگتر باشد. همانطور که در شکل (۳-۴، ج) نشان داده شده است، فرض کنید که سه باند

¹ Local Maxima detection

فرکانسی جهت شناسایی مد نظر باشد در نتیجه باکس‌های مربعی بیشینه محلی انتخاب شده را نشان می‌دهد و خطوط عمودی توپر مرزهای فوریه پیدا شده را نشان می‌دهد. از لحاظ مفهومی، این مهم می‌تواند بسیار منطقی‌تر باشد که ω_1 و ω_2 بخشی از یک مد مشابه باشند و ω_3 به جای ω_2 در نظر گرفته شود (خط عمودی خطچین-نقطه به عنوان مرز فوریه دوم در نظر گرفته می‌شود) و بنابراین ۲ مد به درستی تقسیم بندی شده‌اند.

در نتیجه، می‌توان به این حقیقت دست یافت که روش تقسیم‌بندی فقط اطلاعات محلی را در اختیار قرار می‌دهد اما بهتر است که روند کلی طیف در نظر گرفته شود تا از بوجود آمدن چنین مشکلاتی جلوگیری شود (گیلس، ۲۰۱۳).



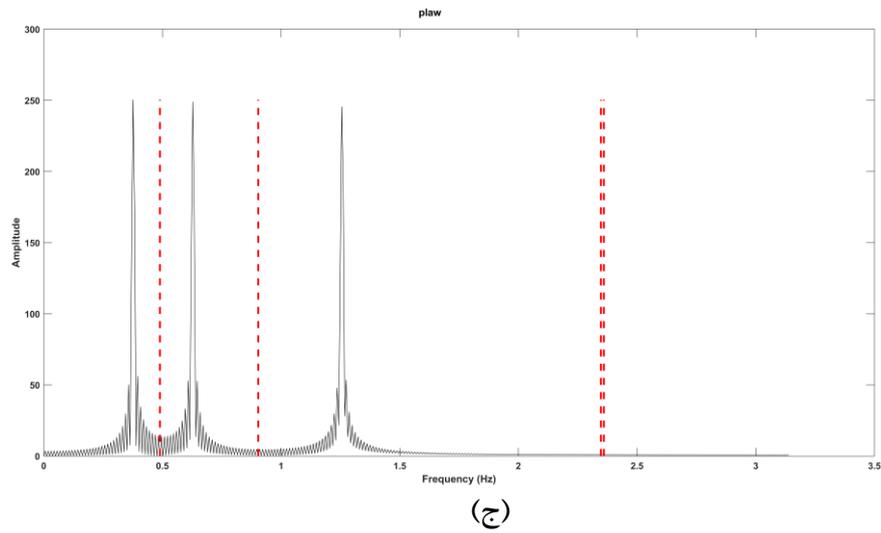
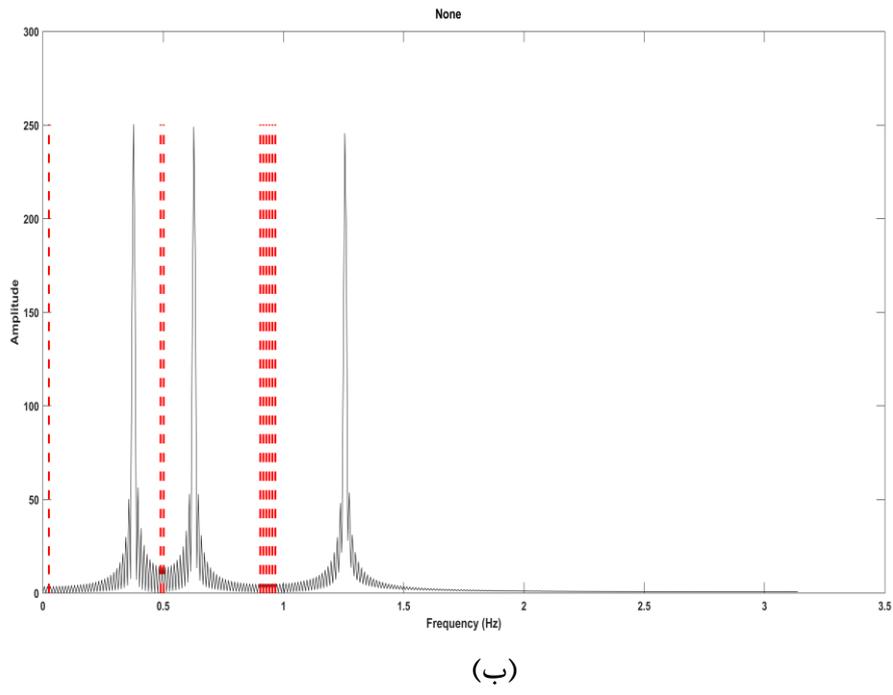
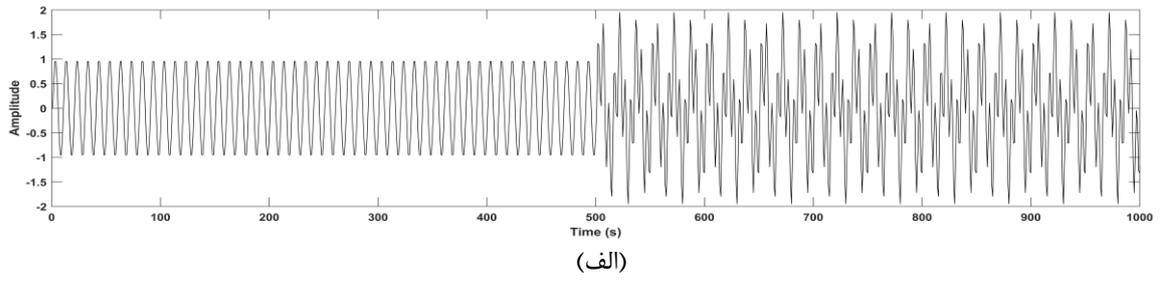
شکل (۳-۴). شناسایی بیشینه محلی. (الف) مدهای حالت مسطح، (ب). اصل شناسایی بیشینه محلی و (ج) مدهای محلی مقابل مدهای کلی (گیلس، ۲۰۱۳).

۳-۲-۱-۲-۳ شناسایی مرزهای فوریه^۱

همانطور که در شکل (۱-۳) نشان داده شده است، مرحله بعد از محاسبه بیشینه محلی طیف، شناسایی مرزها و تقسیم‌بندی طیف به باندهای فرکانسی مختلف می‌باشد. به دلیل اهمیت این بخش، پارامترهای ارائه شده توسط گیلس (۲۰۱۳) می‌بایست با دقت و حساسیت بالایی انتخاب گردد. همانطور که در بخش (۱-۲-۳) گفته شد، یکی از پارامترهای مهم که بسیار تاثیرگذار در شناسایی مرزهای فوریه می‌باشد، پارامترهای حذف روند کلی می‌باشند که شامل: Morpho, Poly, Plaw, None و Tophat می‌شود. برای بررسی نحوه عملکرد این روش تجزیه سیگنال با استفاده از این پارامترها جهت شناسایی مرزهای فوریه، از سه نوع سیگنال با محتوای فرکانسی ساده، متوسط و پیچیده استفاده گردید که هر کدام دارای مولفه‌های فرکانسی مختلف با دامنه‌های مشخص می‌باشند که در شکل‌های (۳-۴)، (۵-۳) و (۶-۳) به همراه مرزهای فوریه شناسایی شده نشان داده شده‌اند. بعد از سعی و خطاهای زیاد، از آنجایی که پارامتر Scalespace مطلوب‌ترین پارامتر شناسایی مرز بر اساس نمایش فضا-مقیاس مدهای مشخص شده ارائه گردید، سه سیگنال مذکور بر اساس پارامترهای مختلف حذف روند کلی تست و خروجی‌های بدست آمده در شکل‌های مذکور نشان داده شده است. همانطور که در شکل نشان داده شده است، خطوط عمودی توپر قرمز رنگ، نمایانگر خطوط مرزهای فوریه می‌باشند که به عنوان مثال در شکل (۵-۳) پارامتر None نتوانسته است باندهای فرکانسی را به خوبی تفکیک کند در حالی که پارامتر Plaw و Morpho شکل (۵-۳) و شکل (۵-۳) و) با تفکیک بهتر و فاصله بهتری باندهای فرکانسی را تفکیک کرده‌اند. لازم به ذکر است، در این دو شکل مرز آخر در فرکانس‌های نزدیک به صفر ایجاد شده است که مدنظر ما نمی‌باشد. به همین ترتیب، در شکل (۶-۳) پارامتر None یک باند فرکانسی تشخیص داده شده است و در شکل (۶-۳) پارامتر Plaw باند فرکانسی اول را به خوبی شناسایی نکرده و باند آخر همانند مثال شکل (۵-۳) در فرکانس‌های نزدیک به صفر

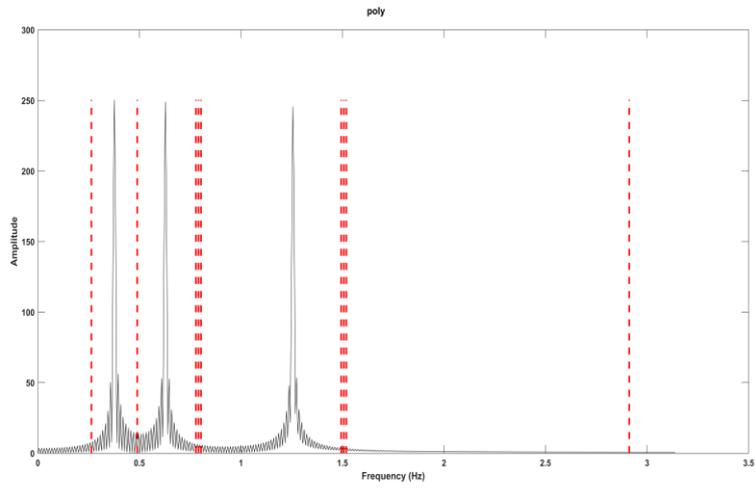
¹ Fourier boundaries detection

تشکیل شده است که مطلوب به نظر نمی‌رسد اما در این مثال و این نوع سیگنال، پارامتر Poly نشان داده شده در شکل (۳-۶، د)، باندهای فرکانسی را بهتر و با تفکیک بهتر نشان داده است. شکل (۳-۷) که یک سیگنال پیچیده حاوی تعدادی مولفه فرکانسی و چند بازتابنده می‌باشد، در پارامترهای مختلف، شناسایی مرزهای فوریه مختلفی خروجی گرفته شده است که به عنوان مثال در شکل (۳-۷، ب)، باندهای فرکانسی به خوبی در ابتدای سیگنال تفکیک شده‌اند. با توجه به نوع پارامتر انتخاب شده در هر نوع سیگنال که به ترتیب برای سیگنال ساده: Plaw، سیگنال متوسط: Poly و سیگنال پیچیده: None می‌باشد، سیگنال‌ها تجزیه و نمایش زمان-فرکانس هر کدام بدست آورده شده است که در بخش بعدی و در شکل‌های (۳-۸) تا (۳-۱۳) نشان داده شده‌اند.

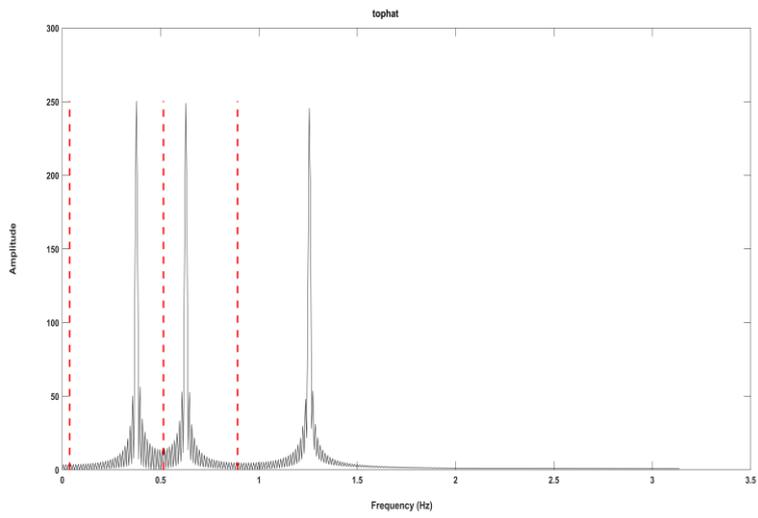


شکل (۳-۵). شناسایی مرزهای فوریه برای (الف) سیگنال مصنوعی ساده با استفاده از روش‌های (ب) None (ج)

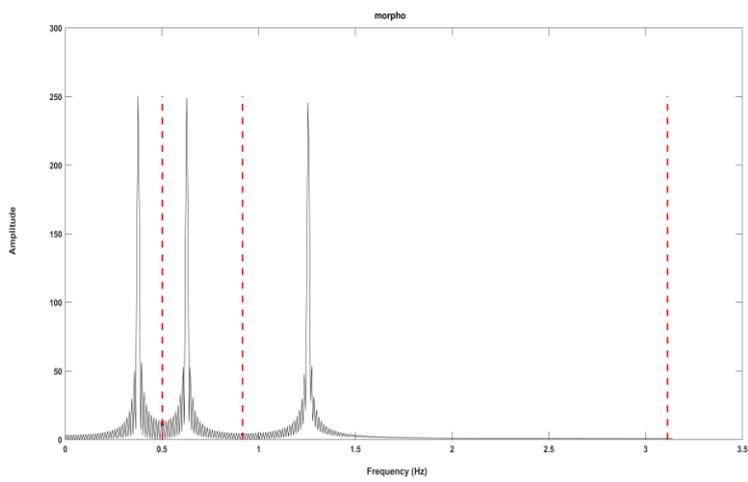
Plaw (د) Poly (ه) tophat (و) Morpho



(د)

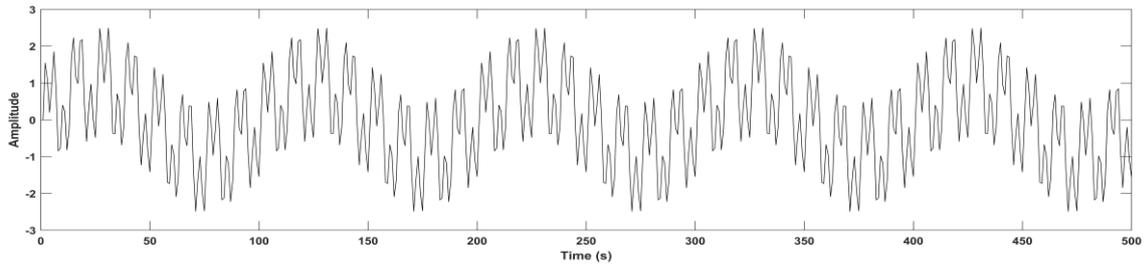


(هـ)

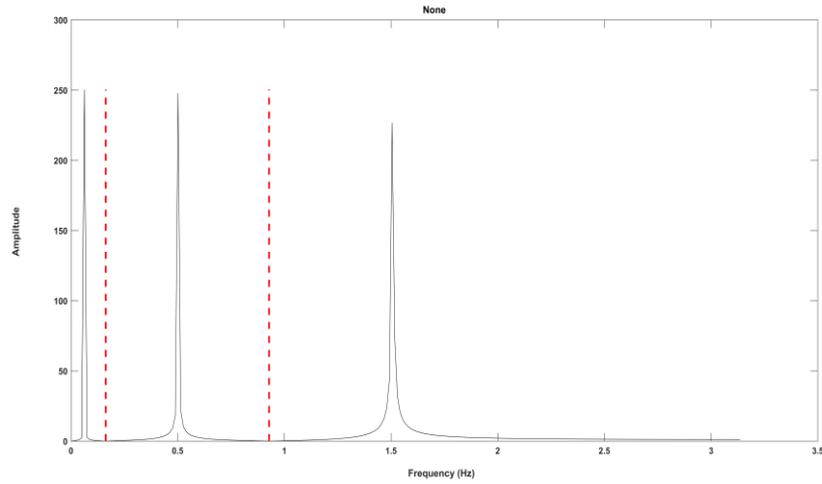


(و)

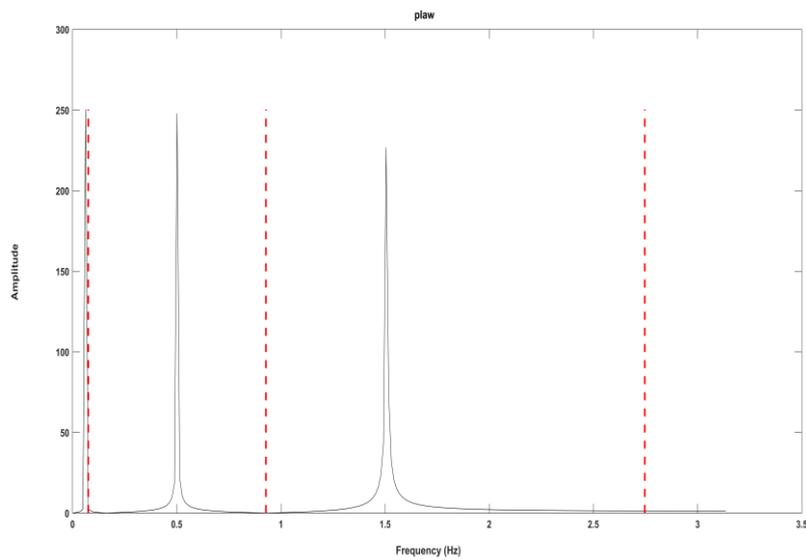
ادامه شکل (۵-۳).



(الف)



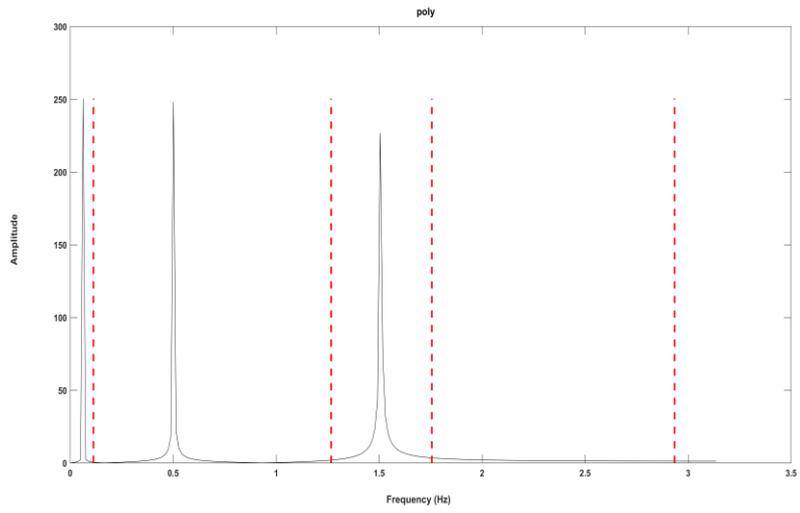
(ب)



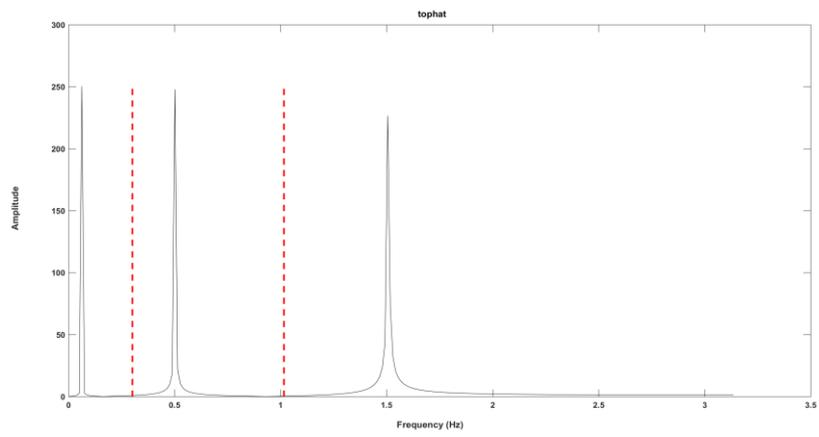
(ج)

شکل (۳-۶). شناسایی مرزهای فوریه برای (الف) سیگنال مصنوعی متوسط با استفاده از روش‌های (ب) None (ج)

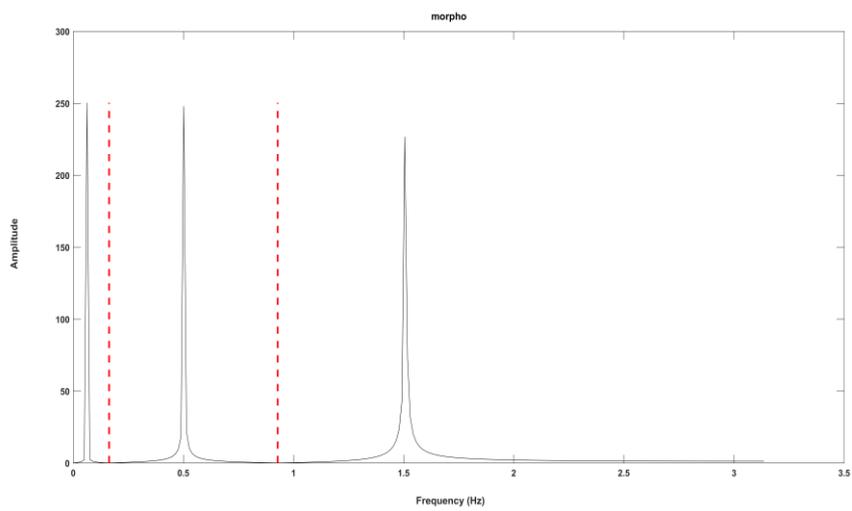
Morpho (و) و tophat(ه) Poly (د) Plaw



(د)

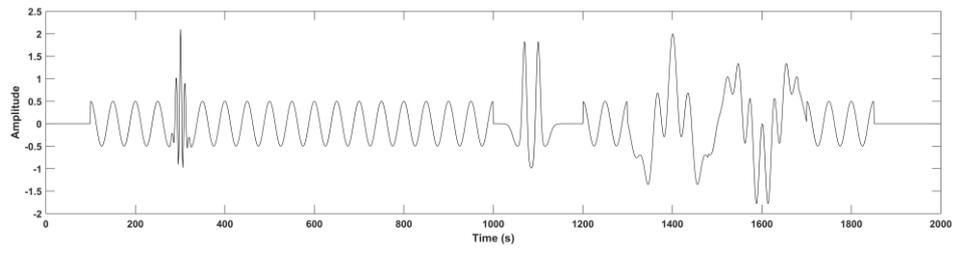


(ه)

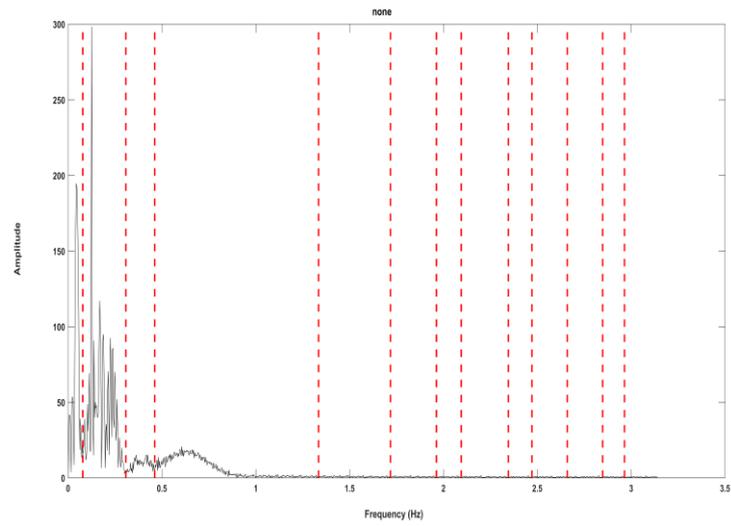


(و)

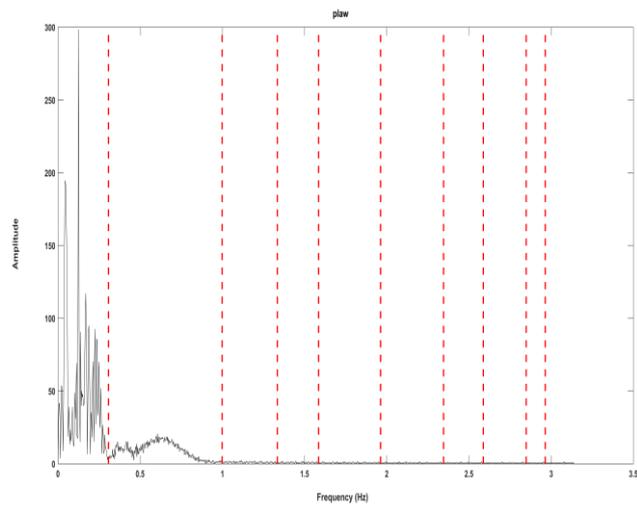
ادامه شکل (۳-۶).



(الف)



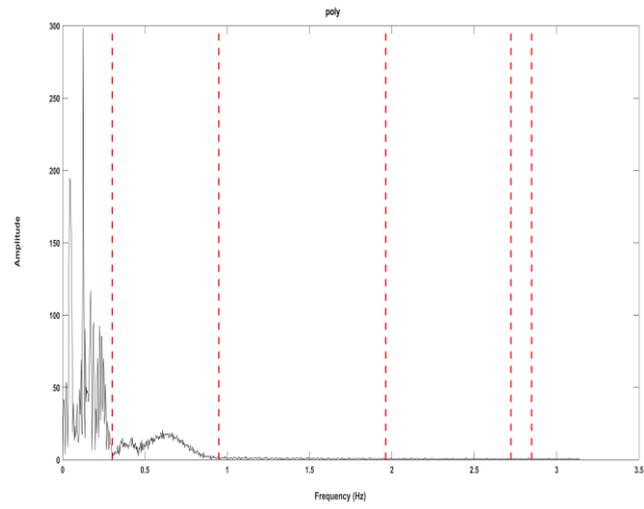
(ب)



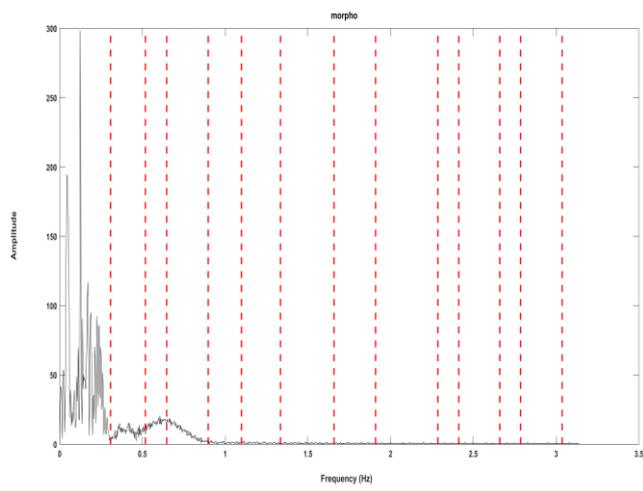
(ج)

شکل (۳-۷). شناسایی مرزهای فوریه برای (الف) سیگنال مصنوعی پیچیده با استفاده از روش‌های (ب) None (ج)

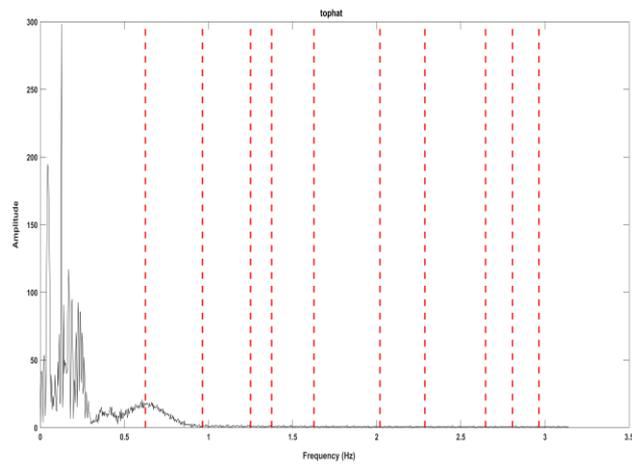
Morpho (د) و tophat (ه) Poly (و) Plaw



(د)



(ه)

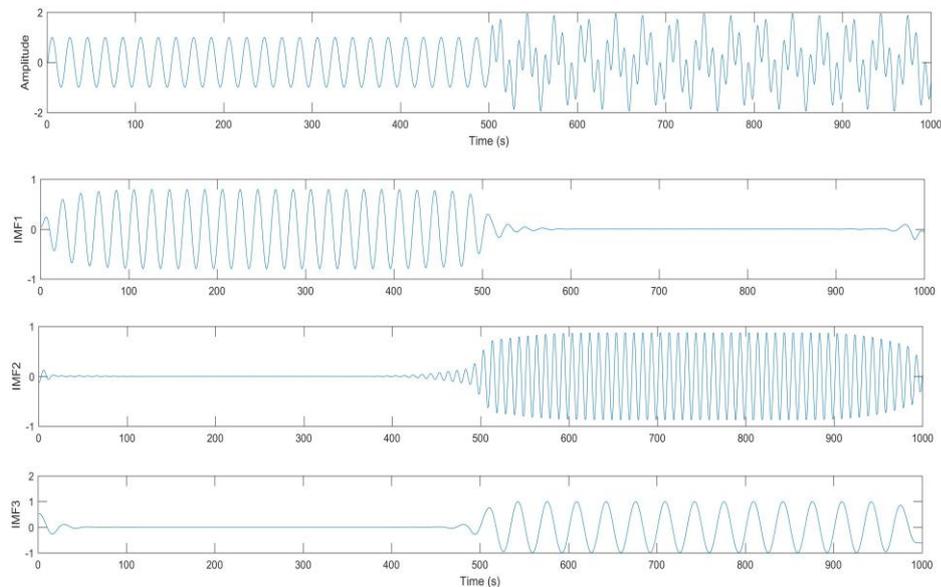


(و)

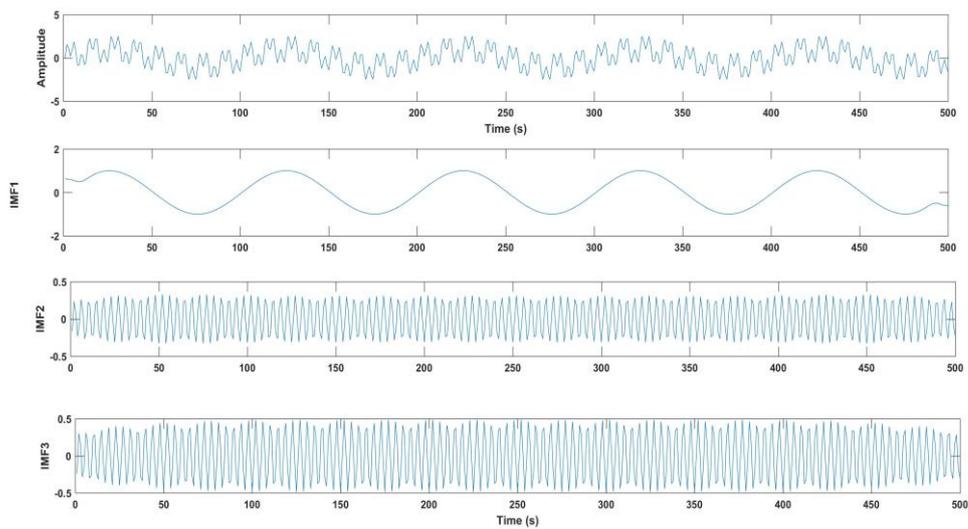
ادامه شکل (۷-۳).

۳-۱-۲-۳ تجزیه سیگنال و نمایش زمان-فرکانس

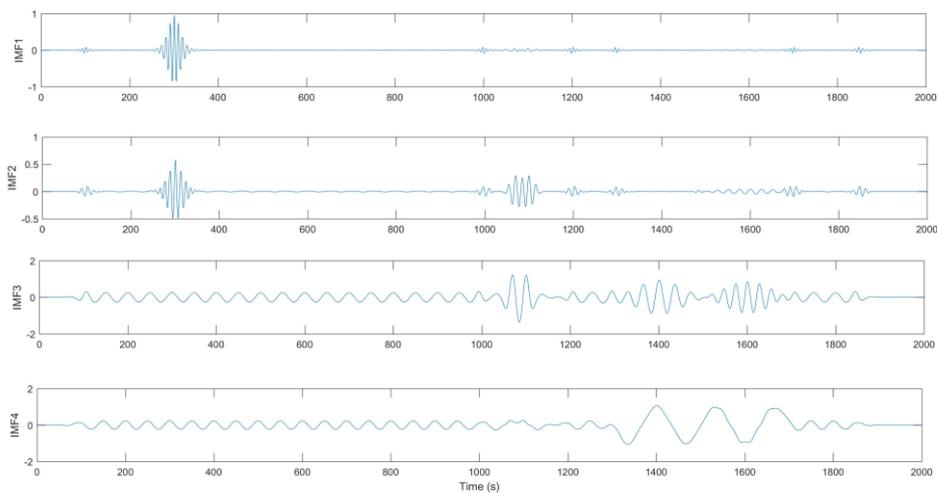
همانطور که در بخش قبل گفته شد و در شکل نمودار گردشی شکل (۱-۳) آورده شده است، بعد از شناسایی مرزهای فوریه، سیگنال به توابع مد ذاتی تجزیه شده و با گرفتن تبدیل هیلبرت نمایش همزمان زمان-فرکانس برای سیگنال‌های مورد نظر بدست آورده می‌شود. در نتیجه، این مهم برای سیگنال‌هایی که مرزهای فوریه آن در بخش (۲-۱-۲-۳) آورده شده است، اعمال و تجزیه سیگنال‌های مختلف بدست آورده شد که در شکل‌های (۸-۳)، (۹-۳) و (۱۰-۳) و نمایش همزمان زمان-فرکانس هر کدام در شکل‌های (۱۱-۳)، (۱۲-۳) و (۱۳-۳) آورده شده‌اند.



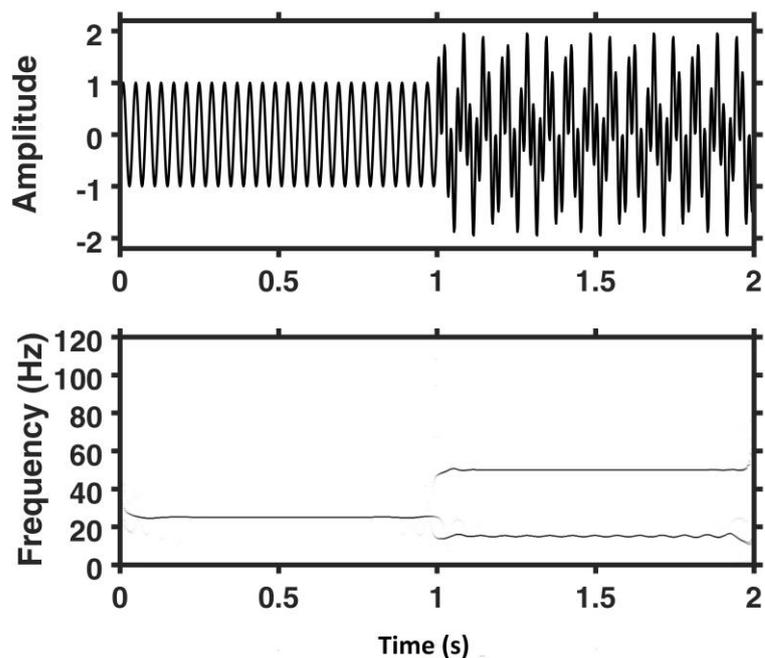
شکل (۸-۳). تجزیه سیگنال ساده به توابع مد ذاتی با استفاده از تبدیل موجک تجربی.



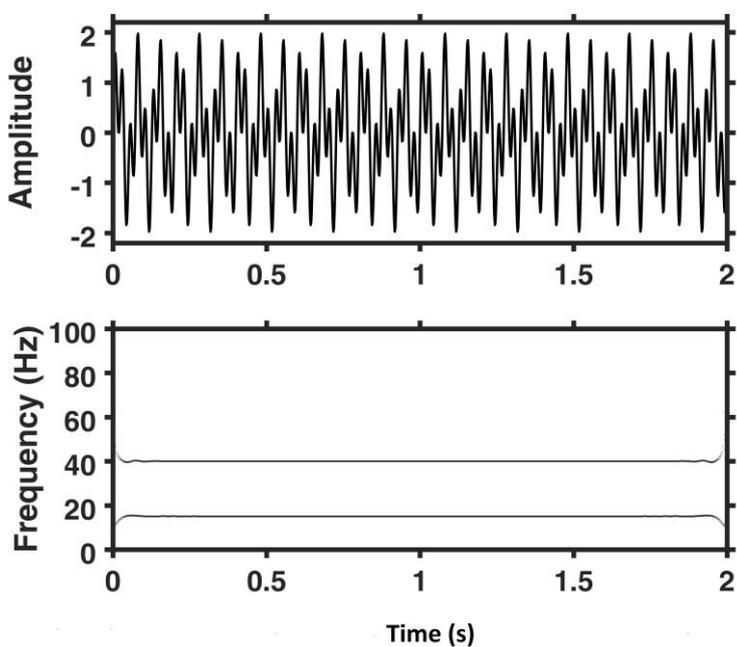
شکل (۳-۹). تجزیه سیگنال متوسط به توابع مد ذاتی با استفاده از تبدیل موجک تجربی.



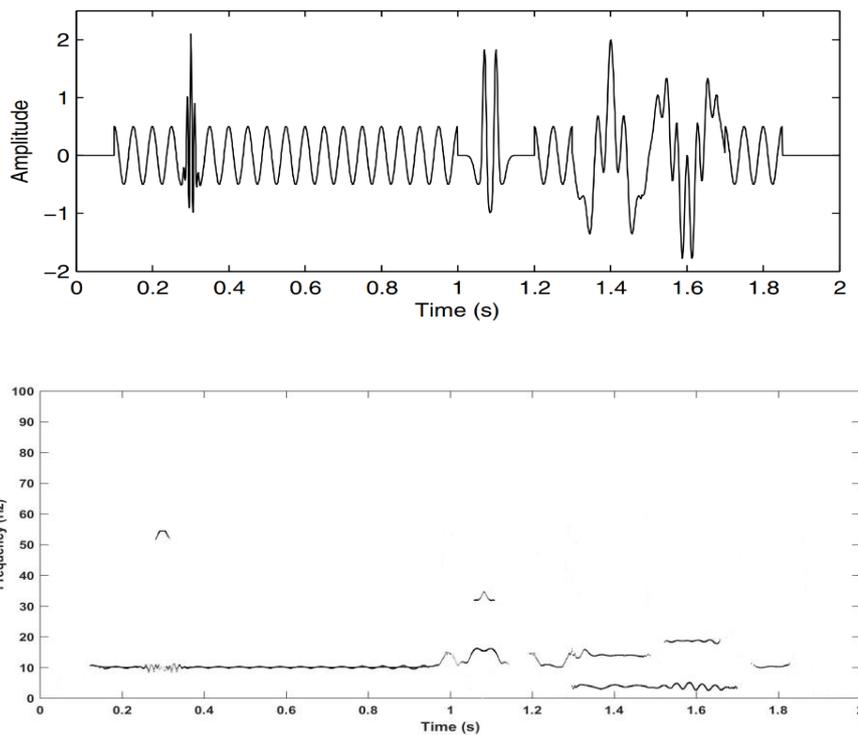
شکل (۳-۱۰). تجزیه سیگنال پیچیده به توابع مد ذاتی با استفاده از تبدیل موجک تجربی.



شکل (۳-۱۱). نمایش زمان-فرکانس سیگنال ساده با استفاده از تبدیل موجک تجربی.



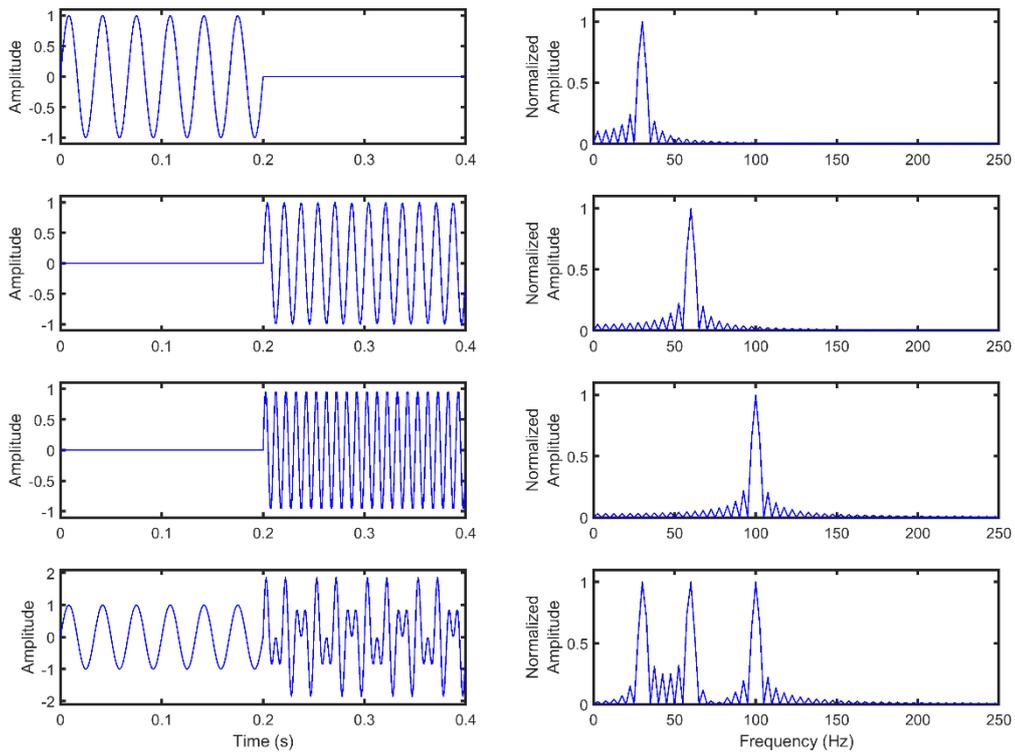
شکل (۳-۱۲). نمایش زمان-فرکانس سیگنال متوسط با استفاده از تبدیل موجک تجربی.



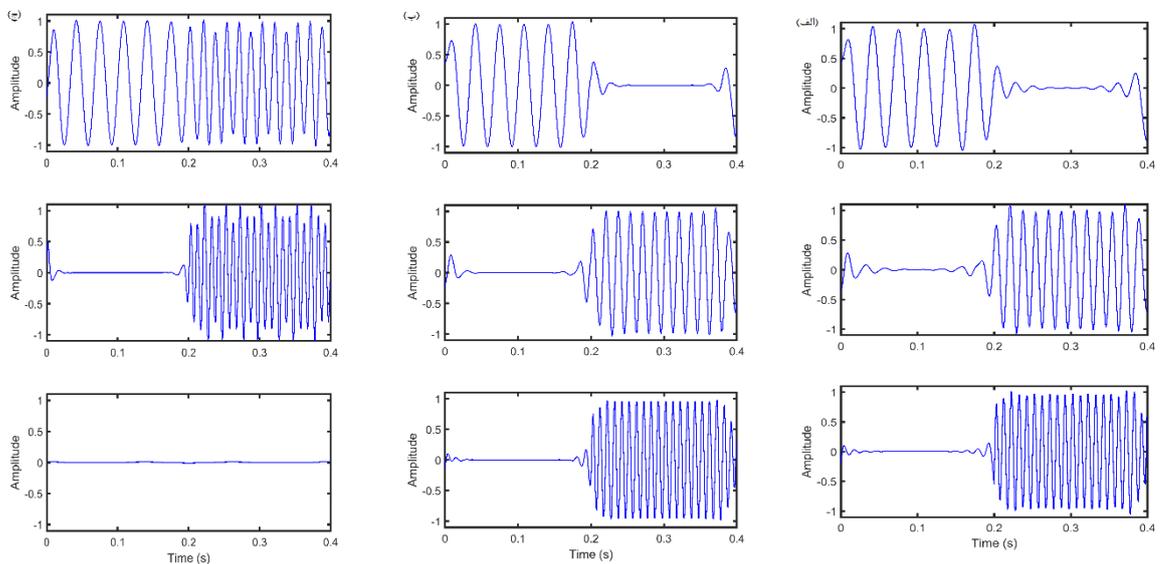
شکل (۳-۱۳). نمایش زمان-فرکانس سیگنال پیچیده با استفاده از تبدیل موجک تجربی.

۳-۳ اعمال تبدیل‌های زمان-فرکانس بر روی داده‌های مصنوعی

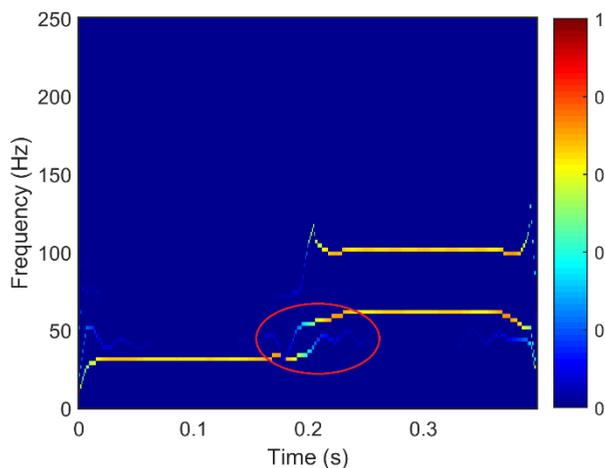
به منظور بررسی کارایی بیشتر روش پیشنهادی شامل تبدیل موجک تجربی و همچنین تبدیل موجک متغیر و همچنین تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان، روش‌های مذکور بر روی چند سیگنال مصنوعی شامل سه سینوس با فرکانس ۳۰، ۶۰ و ۱۰۰ هرتز با فاصله زمانی ۰ تا ۰,۴ ثانیه همانطور که در شکل (۳-۱۴) نشان داده شده است تست و خروجی‌های بدست آمده با یکدیگر مقایسه گردید. همانطور که در بخش‌های قبل عنوان شد، یک داده ممکن است در یک زمان دارای چندین مد ذاتی باشد. این مدهای نوسانی که با توابع مد ذاتی بیان می‌شوند، همانطور که در شکل (۳-۱۵) نشان داده شده است با استفاده از هر کدام یک از روش‌های پیشنهادی بدست آورده شده است و همانطور که دیده می‌شود دو روش تبدیل موجک تجربی و تجزیه مد متغیر تجزیه بهتری داشته و تمام سیگنال‌ها را شناسایی کرده‌اند در صورتی که تبدیل فشرده سازی همزمان سیگنال‌ها را به درستی تجزیه نکرده است.



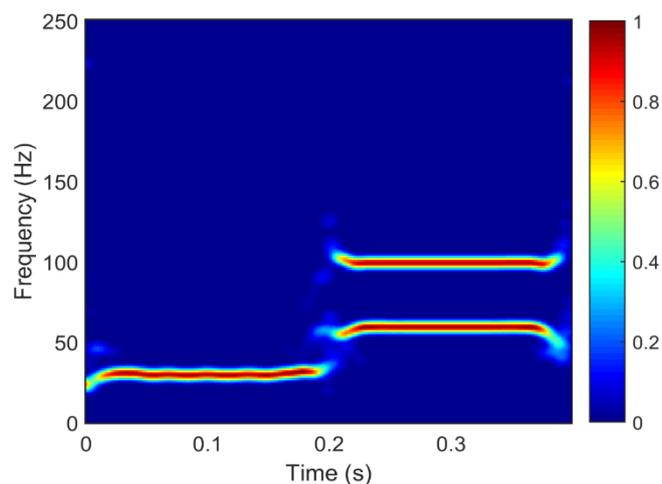
شکل (۳-۱۴). سیگنال‌های مصنوعی و طیف فوریه آن شامل سینوس ۳۰، ۶۰ و ۱۰۰ هرتز.



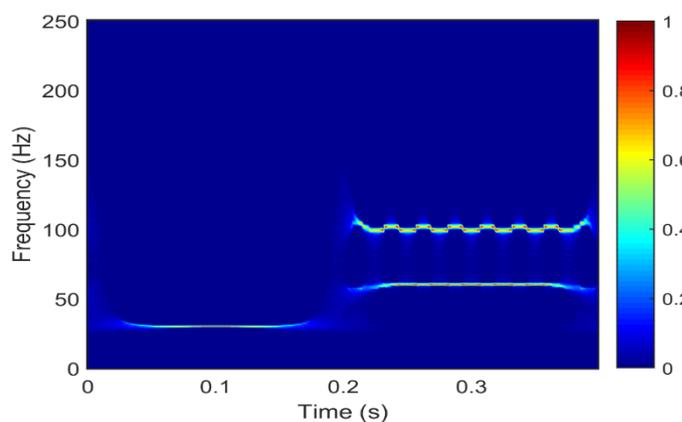
شکل (۳-۱۵). توابع مد ذاتی استخراج شده با استفاده از به ترتیب ۳ تبدیل (الف): EWT، (ب): VMD و (ج): SSWT.



(ب)



(الف)



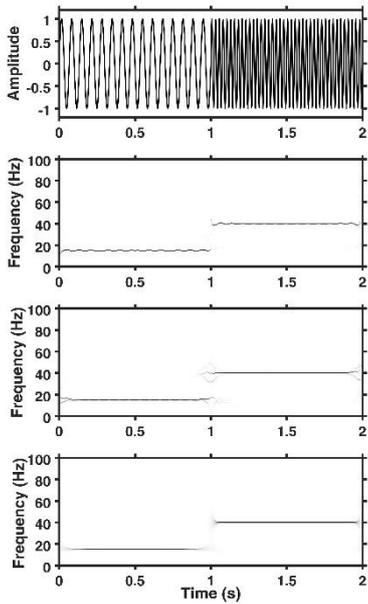
(ج)

شکل (۳-۱۶). نقشه زمان-فرکانس داده مصنوعی بر اساس الف: VMD، ب: EWT، ج: SSWT.

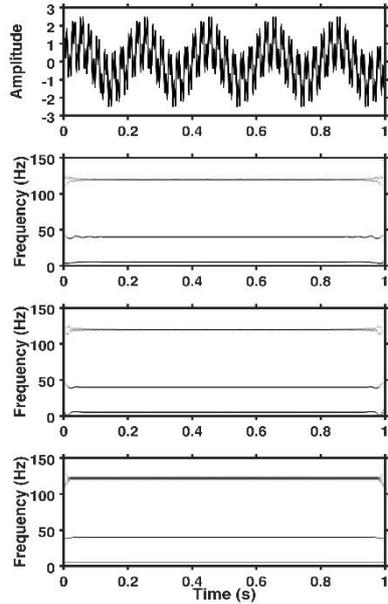
در ادامه، نمایش زمان-فرکانس این سه سیگنال مصنوعی همانطور که در شکل (۳-۱۶) نشان داده شده است، بدست آورده شد. همانطور که از روی شکل قابل بررسی و رویت می‌باشد، تبدیل موجک تجربی در مقایسه با دو روش تجزیه دیگر توانسته است قدرت تفکیک بالاتری را نشان دهد و تمام مولفه‌های آن به وضوح نشان داده شده است. با این وجود، عملکرد دو روش تجزیه مد متغیر و تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان در شناسایی فرکانس‌های امواج در مقاطع زمانی مشخص نمی‌بایست چشم پوشی شود. علاوه بر این، به این مهم می‌توان پی برد که نقشه زمان-فرکانس دو روش تجزیه مد متغیر و تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان به تنگی تبدیل موجک تجربی نمی‌باشند. لذا می‌توان نتیجه گرفت

که روش پیشنهادی قادر بوده است نقشه زمان-فرکانس با قدرت تفکیک بالا و تنگی بیشتر را خروج دهد و نسبت به دو تبدیل دیگر عملکرد قابل قبول تری را از خود بجای گذارد ولی همانطور که در شکل نشان داده شده است (دایره قرمز رنگ)، تبدیل موجک تجربی در انتقال از یک مولفه فرکانسی به مولفه دیگر ضعف از خود نشان داده است.

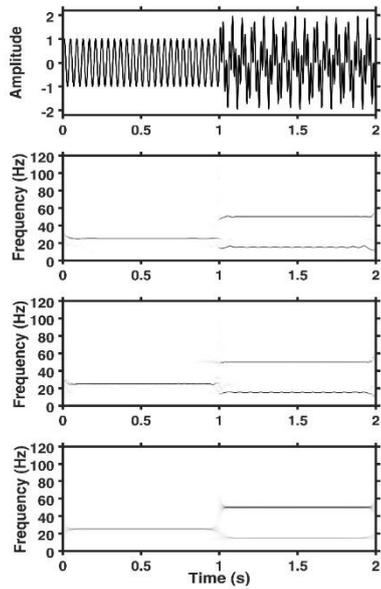
علاوه بر داده‌های مصنوعی در بخش قبل، همانطور که در شکل (۳-۱۷، الف) مشاهده می‌شود، سیگنال‌های دیگری نیز ایجاد گردید که این سیگنال‌ها دارای سه مولفه فرکانسی سینوسی هستند که تجزیه با استفاده از روش تبدیل موجک تجربی و روش تجزیه مد متغیر نشان دهنده این است که این دو روش قادر به تجزیه تمام مولفه‌ها بوده و قدرت تفکیک قابل قبولی دارند. در صورتی که روش تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان تنها دو مولفه از سه مولفه فرکانسی را شناسایی کرده است. در شکل (ب)، که یک سیگنال مصنوعی با دو مولفه فرکانسی سینوسی می‌باشد، با توجه به شکل، روش تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان توانسته است مولفه‌ها را با قدرت تفکیک بالاتری نسبت به دو روش تبدیل موجک تجربی و تجزیه مد متغیر شناسایی کند و همانطور که مشاهده می‌شود دو روش اول در تجزیه مولفه‌ها دارای اعوجاجاتی در نمایش زمان-فرکانس هستند که ضعف آن‌ها را در این مدل سیگنال‌ها نشان می‌دهد. شکل (ج) که ترکیب چند مولفه فرکانسی و بازتابنده می‌باشد، تنها روش تبدیل موجک تجربی توانسته است با کمترین نویز زمینه و اعوجاجات و با قدرت تفکیک قابل قبول مولفه‌های فرکانسی را شناسایی و تجزیه کند. شکل (د) نیز سه مولفه فرکانسی سینوسی را نشان می‌دهد که با توجه به شکل، روش تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان با قدرت تفکیک بالا مولفه‌های فرکانسی را تجزیه کرده و نمایش داده است در حالی که دو روش دیگر دارای اعوجاجاتی هستند که از قدرت تفکیک آن‌ها کاسته است.



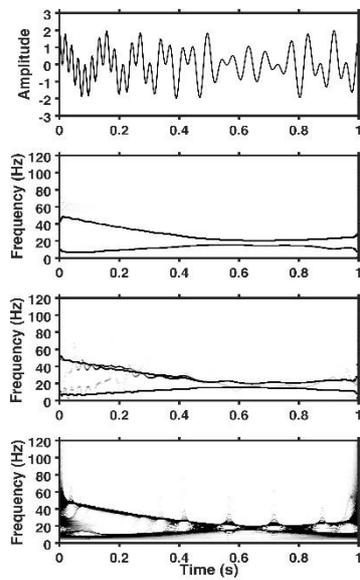
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل (۳-۱۷). نمایش زمان-فرکانس چهار سیگنال مصنوعی سه تبدیل از بالا به پایین شامل EWT.

VMD و SSWT.

فصل چهارم

کاربرد تبدیل موجک تجربی در تفسیر داده‌های لرزه‌ای

بازتابی

۴-۱ مقدمه

در این فصل، کاربرد روش تبدیل موجک تجربی در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی مورد بررسی قرار گرفته است. به همین منظور، کاربرد روش پیشنهادی در تشخیص سایه فرکانس پایین بررسی شده است. ابتدا مفهوم سایه فرکانس پایین ارائه و عوامل تشکیل آن بررسی شده است. در ادامه، تاریخچه‌ای جزئی از آن ارائه و در پایان نتایج بدست آمده از اعمال روش پیشنهادی و دو تبدیل زمان-فرکانس مرسوم که در فصل دوم مورد بررسی قرار گرفته بودند، مورد بررسی قرار گرفته است.

۴-۲ مفهوم سایه فرکانس پایین^۱

تنر و همکاران (۱۹۷۹) آنومالی‌های فرکانس پایین را برای بازتاب‌های زیر مخازن گازی و هم چگال آن در مقاطع لرزه‌ای نشان دادند، در حالیکه هیچ توضیح قانع کننده‌ای برای توجیه این پدیده نداشتند. از آن زمان تاکنون تفسیرهایی بر مبنای شناسایی منطقه فرکانس پایین غیر عادی در زیر مخازن هیدروکربوری انجام گرفته است. مکانیزم‌های ممکن جهت ایجاد آنومالی فرکانس پایین به دودسته عوامل مرتبط با فرایند برانبارش و عوامل غیرمرتبط با فرایند برانبارش تقسیم می‌شوند (ابروم، ۲۰۰۴). مکانیزم‌های مرتبط با فرایند برانبارش با تاثیر گذاشتن بر روی فرکانس ظاهری آن را کاهش می‌دهند که از آن جمله می‌توان به دو عامل برانبارش نادرست که باعث می‌شود بطور گزینشی فرکانس‌های بالاتر بیشتر تقلیل یابند و همچنین کشیدگی در اثر تصحیح برونراند نرمال اشاره کرد (بارنز، ۱۹۹۲) که در عامل دوم ردلرزه‌های با فاصله چشمه-گیرنده دورتر بیشتر تحت تاثیر کشیدگی قرار می‌گیرند و سبب افت غیرعادی فرکانسی در فواصل چشمه-گیرنده دورتر می‌شود. اگر مکانیزم‌ها مرتبط با فرایند برانبارش باشند، می‌توان انتظار داشت که آنومالی‌های فرکانس پایین در مقاطع چشمه-گیرنده مشترک در اثر عوامل پردازشی موجود نباشد. عوامل غیرمرتبط با فرایند برانبارش، حتی مقاطع چشمه-گیرنده مشترک را هم تحت تاثیر قرار می‌دهند و می‌توانند به هر یک از عوامل میرایی ذاتی، بازتاب‌های چندگانه دامنه

¹ Low frequency Shadow

بالا از بالا و پایین مخازن گازی و یا به عوامل پردازشی داده‌ها مربوط می‌گردد (ابروم، ۲۰۰۴). بر طبق مطالعات کاستاگنا و همکاران (۲۰۰۳) این سایه‌ها اغلب به انرژی اضافی ایجاد شده در فرکانس‌های پایین مرتبط می‌شود تا میرایی ترجیحی فرکانس‌های بالاتر. یک تفسیر ممکن دیگر این است که این سایه‌ها امواج برشی تبدیل شده محلی هستند که اساسا به عنوان امواج اولیه سیر می‌کنند و بنابراین اندکی بعد از بازتاب‌های اولیه اصلی دریافت می‌شوند. سایه‌های فرکانس پایین در محل مخزن هیدروکربور یا زیر آن نیز پدیده آشنایی است.

۴-۲-۱ عوامل تشکیل سایه فرکانس پایین

در لرزه‌نگاری امواج کشسان بوسیله چشمه‌های مصنوعی در مجاورت سطح زمین تولید و پس از انتشار در لایه‌های زمین بازتابیده شده و در سطح توسط گیرنده‌های لرزه‌ای ثبت می‌شوند. مقطع لرزه‌ای نهایی حاصل از تجزیه، تحلیل و پردازش لرزه نگاشت‌های ثبت شده لایه‌های مختلف زمین را با توجه به خواص کشسانی متفاوت آن‌ها، به تفکیک نشان می‌دهد. از آنجا که حضور گاز و نفت به نوعی خواص کشسانی سنگ را تغییر می‌دهند، بنابراین انتظار می‌رود در مقاطع لرزه‌ای بتوان محل تجمع این سیالات را در زیر زمین مشخص نمود. ولی نتایج نهایی لرزه‌نگاری به صورت مقاطع لرزه‌ای و حاوی شکل موج‌های ثبت شده هستند که مستقیما نشان‌دهنده حضور سیالات فوق‌الذکر نمی‌باشند. برای نیل به این منظور لازم است به دنبال اثراتی که این سیالات به هنگام گذر پرتوهای موج از آنها بر روی شکل موج بجا می‌گذارند بود که در لرزه‌نگاری به این اثرات بجا مانده اصطلاحاً نشانگرهای لرزه‌ای گویند. غالبا پدیده‌های زمین‌شناسی اشاره شده در بالا باعث می‌شوند بخش انتهایی باند بسامدی مربوط به سیگنال لرزه‌ای بیشتر تضعیف شوند و در نتیجه فرکانس غالب سیگنال لرزه‌ای به سمت فرکانس‌های پایین انتقال یابد (تنر و شریف، ۱۹۹۷؛ چن و سیدنی، ۱۹۹۷؛ بارنز، ۱۹۹۲؛ وانگ، ۲۰۰۴). از این رو انتظار می‌رود با تبدیل مقاطع لرزه‌ای به حوزه‌هایی که تمرکز مولفه‌های فرکانسی مختلف در زمان را نشان می‌دهند بتوان ردپای این پدیده‌های زمین‌شناسی را پیدا کرد.

۴-۲-۲ تاریخچه سایه فرکانس پایین

تاکنون کاربردهای مختلف و موفق زیادی در ارتباط با آنومالی‌های فرکانس پایین لرزه‌ای که به عنوان شاخص هیدروکربن مطرح شده‌اند، صورت پذیرفته است (تنر و همکاران، ۱۹۷۹؛ کاستاگنا و همکاران، ۲۰۰۳؛ چمپ من و همکاران، ۲۰۰۶؛ گلوشووبین و همکاران، ۲۰۰۶). لازم به ذکر می‌باشد مکانیزم روند انجام این آنومالی‌ها هنوز به درستی قابل فهم و درک نبوده است.

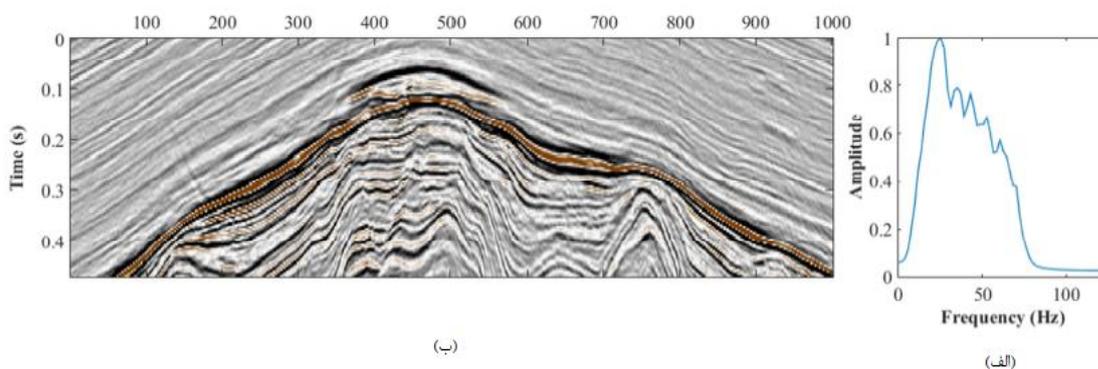
انواع مختلفی از ناهنجاری‌های فرکانس پایین لرزه‌ای در زیر مخازن گازی وجود دارد. در برخی موارد، مناطق غنی از هیدروکربن چنین مخازنی را می‌توان به عنوان ناهنجاری‌های دامنه فرکانس پایین با در نظر گرفتن عدم وجود تاخیر زمانی نسبت به انعکاس مخزن در نظر گرفت. این ناهنجاری‌ها اغلب به ضریب نفوذ بالای موج P در فرکانس‌های لرزه‌ای کم مربوط است (گوروویچ و همکاران، ۱۹۹۷؛ کورنیو و همکاران، ۲۰۰۴). چنین تضعیفی در حقیقت ممکن است با استفاده از یک مدل میرایی (کورنیو و همکاران، ۲۰۰۴) و یا انتشار موج در محیط‌های ناهمگن تفسیر شود (وایت، ۱۹۷۵؛ گوروویچ و همکاران، ۱۹۹۷؛ کارسیون و همکاران، ۲۰۰۳). دیگر ناهنجاری‌های دامنه‌ای ممکن است به عنوان سایه فرکانس پایین مشاهده شوند که نسبت به مخازن نازک قرار گرفته بالای آن دارای تاخیر هستند.

ابروم (۲۰۰۴) حداقل ۱۰ فاکتوری که ممکن است سایه فرکانس پایین لرزه‌ای را افزایش دهد ارائه داد و توانست این مهم را جهت شناسایی زون‌های گازدار استفاده کند و توانست مخازن گازی اقتصادی را از غیر اقتصادی متمایز کند. کورنیو و همکاران (۲۰۰۴) با موفقیت توانست اثرات فرکانس پایین را در مخازن اشباع از مایع با استفاده از معادله موج چسبندگی با یک مدل شامل زون خشک و همچنین زون تخلخل اشباع از آب شبیه‌سازی کنند. کاستاگنا و همکاران (۲۰۰۳) نیز با استفاده از آنالیز طیفی لحظه‌ای به شناسایی سایه فرکانس پایین پرداختند.

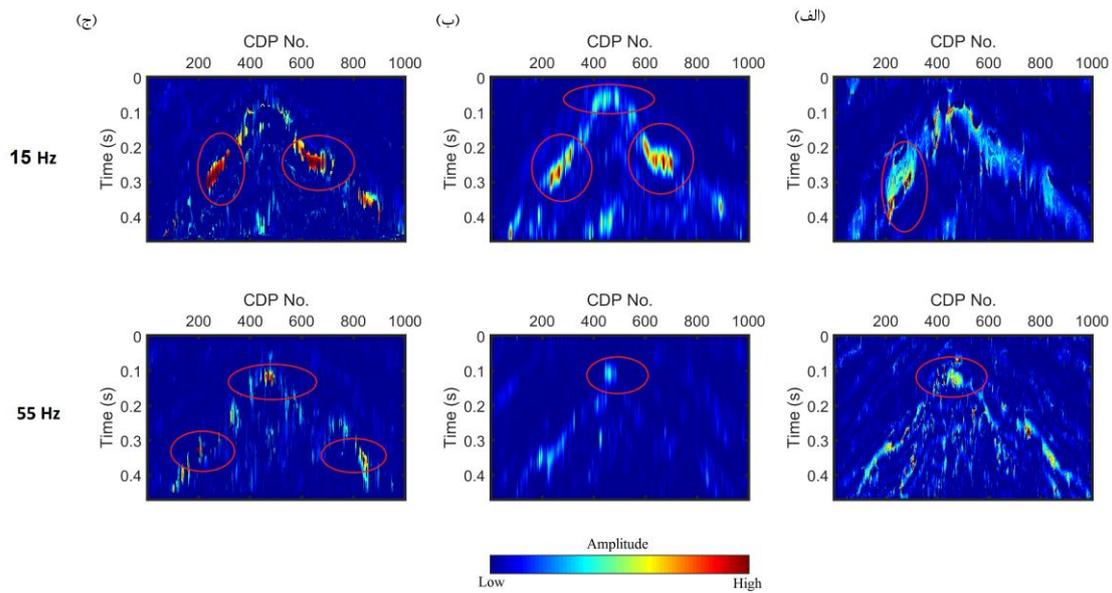
در بین تحقیق‌های داخلی نیز روش‌دندل و همکاران (۱۳۹۰) با استفاده از تجزیه طیفی با قدرت تفکیک زیاد به شناسایی سایه‌های بسامد کم ناشی از مخازن گازی پرداختند. کاربرد تحلیل طیفی لحظه‌ای در شناسایی سایه‌های فرکانس پایین وابسته به هیدروکربورها نیز توسط قانع عزآبادی و

همکاران (۱۳۹۱) انجام شد. خادم پیر و همکاران (۱۳۹۳) تحقیقی را در راستای شناسایی سایه فرکانس پایین با استفاده از تجزیه طیفی و با استفاده از روش وارون سازی کمترین مربعات مقید شده، انجام دادند. پرکان و همکاران (۱۳۹۳) کاربرد تجزیه مد تجربی و طیف فرکانس لحظه‌ای برای تضعیف نوفه و تشخیص سایه فرکانس پایین در داده‌های لرزه‌ای را مورد بررسی قرار دادند. رداد و همکاران (۱۳۹۴) تبدیل S با تمرکز انرژی بیشینه و کاربرد آن برای آشکارسازی نواحی گازدار و سایه‌های کم بسامد را مورد بررسی قرار دادند.

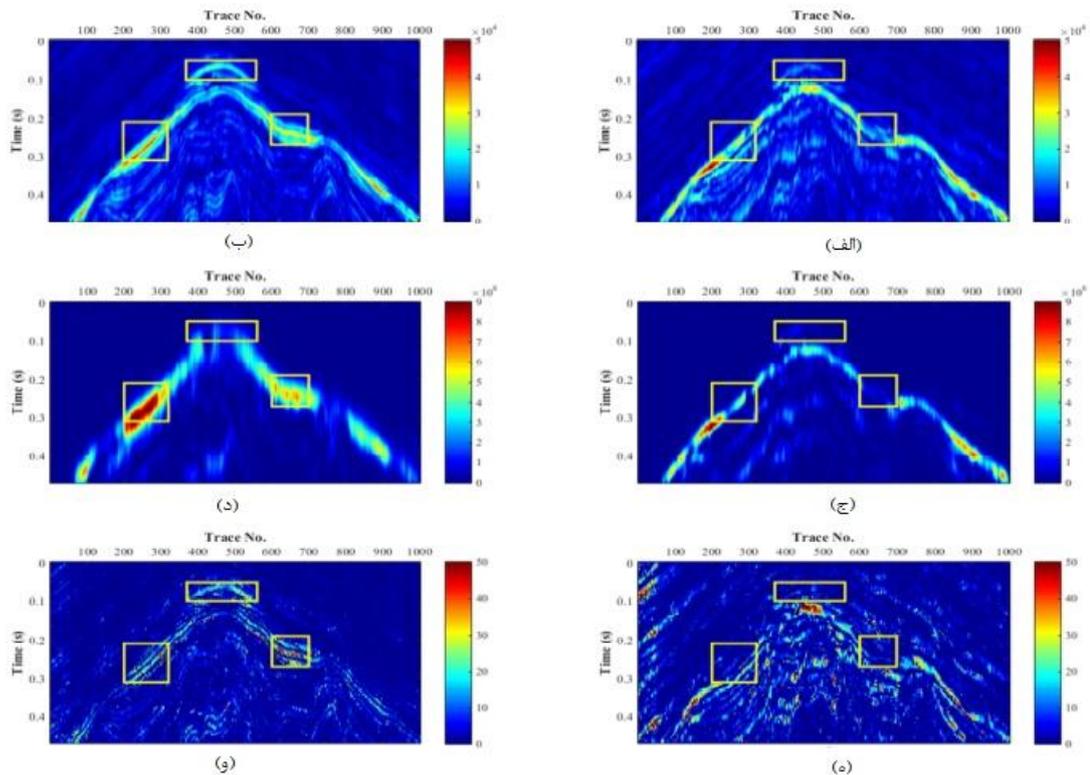
این تبدیل‌های موجک بر روی داده واقعی (شکل ۴-۴) که داده لرزه‌ای ۲ بعدی یکی از میدانی نفتی ایران می‌باشد نیز تست گردید. با در نظر گرفتن طیف دامنه شکل (۴-۱، الف) مقاطع شناسایی شده در فرکانس‌های ۱۵ و ۵۵ هرتز می‌باشد که مقاطع تک فرکانس حاصل از اعمال سه روش تجزیه سیگنال شامل تبدیل موجک تجربی، تجزیه مد متغیر و تبدیل موجک فشرده سازی همزمان در شکل (۲-۴) نشان داده شده است. با توجه به شکل (۴-۲) به این مهم می‌توان رسید که تبدیل موجک تجربی و تجزیه مد متغیر قادر به نمایش بهتر فرکانس‌های مدنظر با قدرت تفکیک بالا می‌باشند و تبدیل موجک فشرده سازی همزمان قادر به شناسایی و نمایش زمان-فرکانس با قدرت تفکیک بالا نبوده و سایه فرکانس پایین را به درستی شناسایی نکرده است.



شکل (۴-۱). (الف) طیف دامنه داده (ب) داده لرزه‌ای ۲ بعدی واقعی در یکی از میدانی نفتی ایران.



شکل (۴-۲). مقطع تک فرکانس (۱۵ و ۵۵ هرتز) داده واقعی حاصل از (الف).SSWT، (ب).VMD و (ج).EWT.



شکل (۴-۳). مقاطع تک فرکانس (۱۵ و ۵۵ هرتز) با استفاده از (الف) تبدیل فوریه زمان-کوتاه (۵۵ هرتز)، (ب) تبدیل فوریه زمان-کوتاه (۱۵ هرتز)، (ج) تبدیل موجک پیوسته (۵۵ هرتز)، (د) تبدیل موجک پیوسته (۱۵ هرتز)، (ه) تبدیل فشرده سازی همزمان مبتنی بر فوریه (۵۵ هرتز) و (و) تبدیل فشرده سازی همزمان مبتنی بر فوریه (۱۵ هرتز)، (فلتاشی و همکاران، ۲۰۱۵).

داده لرزه‌ای مورد استفاده در این تحقیق توسط قلتاشی و همکاران (۲۰۱۵) نیز مورد استفاده قرار گرفته است که همانطور که در شکل (۳-۴) نشان داده شده است در فرکانس‌های مشابه ۱۵ و ۵۵ هرتز سایه فرکانس پایین شناسایی شده است و با استفاده از روش‌هایی چون تبدیل فوریه زمان-کوتاه، تبدیل موجک پیوسته و تبدیل فشرده‌سازی هم‌زمان مبتنی بر فوریه این نقطه محل‌های کم بسامد بدست آورده شده است.

روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، مطابق شکل (۲-۴، ج) توانسته است محل سایه فرکانس پایین (دایره‌های قرمز رنگ) را به خوبی شناسایی کند و در مقایسه با روش پیشنهادی قلتاشی و همکاران (۲۰۱۵) شکل (۳-۴) (ه) و (و) دارای قدرت تفکیک بهتری می‌باشد. از سویی دیگر، مقطع تک فرکانس ۱۵ هرتز نشان داده شده در شکل (۲-۴) (ب)، حاصل از تجزیه مد متغیر توانسته است محل‌های سایه فرکانس پایین (سه دایره قرمز رنگ) را به خوبی در مقایسه با روش تبدیل موجک پیوسته، شکل (۴-۳) (د) شناسایی کند. همچنین همانطور که در شکل (۲-۴) نشان داده شده است، از لحاظ تفسیری، هدف مورد نظر در فرکانس بالا یعنی ۵۵ هرتز قابل رویت نبوده در حالی که در ۱۵ هرتز دیده می‌شود که با دایره‌های قرمز رنگ مشخص شده‌اند.

فصل پنجم

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

۵-۱ نتیجه گیری

در این پایان نامه هدف تشخیص لایه فرکانس پایین با استفاده از تکنیک‌های پردازش سیگنال بود. برای نیل به این مهم از روش‌های مختلف تجزیه سیگنال استفاده شد.

نتایج اعمال روش تبدیل موجک تجربی به سیگنال‌های لرزه‌ای که اساساً ناپایا می‌باشند نشان می‌دهد که این روش در تجزیه این دسته از سیگنال‌های لرزه‌ای موفق بوده و نتایج قابل توجهی را خروجی می‌دهد ولی از سویی دیگر در مقایسه مدت زمان اجرای برنامه با استفاده از این روش می‌توان نتیجه گرفت که تبدیل‌های دیگر همچون تبدیل موجک فشرده‌سازی هم‌زمان و تجزیه مد متغیر از سرعت بالاتری برخوردار هستند.

تجزیه سیگنال به توابع مد ذاتی با استفاده از روش پیشنهادی در این تحقیق حاکی از آن است که این روش به پارامترهای ورودی بسیار حساس بوده و در صورت عدم انتخاب درست، مراحل بعدی همچون شناسایی مرزهای فوریه و تشکیل بانک فیلتر و در نهایت تجزیه سیگنال با مشکل روبرو خواهد شد.

از طرفی نتایج اعمال این روش به سیگنال‌های دارای مولفه‌های فرکانسی سینوسی نشان‌دهنده رفتارهای مختلف آن در تجزیه و در نهایت نمایش هم‌زمان زمان و فرکانس می‌باشد، با این وجود، می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی دارای برتری چندانی نسبت به روش‌های دیگر چون تجزیه مد تجربی نبوده و لزوم به بهبود آن با ترکیب با روش‌های دیگر احساس می‌شود.

از آنجایی که روش پیشنهادی جهت تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی مورد استفاده قرار گرفت و سایه فرکانس پایین توسط آن در یک داده لرزه‌ای ۲ بعدی واقعی تست گردید، نتایج نشان می‌دهد که با وجود شناسایی فرکانس‌های محل سایه کم بسامد، این روش در مقایسه با روش تجزیه مد متغیر در نمایش هم‌زمان زمان و فرکانس دارای قدرت تفکیک پایین‌تری می‌باشد.

۵-۲ پیشنهادها و کارهای آینده

جهت انجام کارهای آینده، پیشنهاد می‌گردد از تبدیل موجک تجربی جهت کاهش نویز تصادفی از روی سیگنال لرزه‌ای استفاده شود و نتایج آن با روش‌های دیگر همچون تجزیه مد تجربی و تجزیه مد متغیر مقایسه گردد. مقایسه عملکرد روش پیشنهادی در این پایان‌نامه و دیگر روش‌های تجزیه سیگنال همچون تجزیه مد تجربی، تجزیه مد متغیر و تبدیل موجک فشرده‌سازی همزمان در کاهش نویز همدوس از سیگنال لرزه‌ای پیشنهاد می‌شود. تجزیه و آنالیز سیگنال لرزه‌ای با استفاده از تکنیک استخراج فرکانس^۱ و مقایسه عملکرد آن با تبدیل‌های مرسوم زمان-فرکانس نیز هدفی دیگر می‌باشد که انجام آن مهم به نظر می‌رسد.

¹ Extraction of Frequencies

منابع

منابع فارسی:

- روشندل. ا و نجاتی کلاته. ع، (۱۳۹۱) " تجزیه طیفی با قدرت تفکیک زیاد و کاربرد آن در آشکارسازی سایه‌های بسامد کم ناشی از مخازن گازی"، مجله ژئوفیزیک ایران، شماره ۱، جلد ۶، صفحه ۶۱-۶۸.
- قانع عزآبادی. م و جواهریان. ع، (۱۳۹۱) " کاربرد تحلیل طیفی لحظه‌ای در شناسایی سایه‌های فرکانس پایین وابسته به هیدروکربورها"، فصلنامه زمین، شماره ۲۳، سال هفتم، بهار ۱۳۹۱.
- خادم پیر. م، روشندل. ا و نجاتی کلاته. ع، (۱۳۹۳) " تجزیه طیفی با استفاده از وارون‌سازی کمترین مربعات مقید شده"، مجله ژئوفیزیک ایران، شماره ۴، جلد ۸، صفحه ۱۲۴-۱۳۱.
- پرکان. م، سیاه‌کوهی. ح و غلامی. ع، (۱۳۹۴) " کاربرد تجزیه مد تجربی و طیف فرکانس لحظه‌ای برای تضعیف نوفه و تشخیص سایه فرکانس پایین در داده‌های لرزه‌ای"، فیزیک زمین و فضا، شماره ۲، دوره ۴۱، تابستان ۱۳۹۴، صفحه ۲۰۵-۲۱۷.
- داد. م، غلامی. ع و سیاه‌کوهی. ح، (۱۳۹۴) " تبدیل با تمرکز انرژی بیشینه و کاربرد آن برای آشکارسازی نواحی گازدار و سایه‌های کم بسامد"، فیزیک زمین و فضا، شماره ۳، دوره ۴۱، پاییز ۱۳۹۴، صفحه ۴۰۳-۴۱۲.
- روشندل. ا، ۱۳۸۸، بهبود تبدیل‌های زمان-فرکانس در مطالعه داده‌های لرزه‌ای، پایان‌نامه دکتری، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران.

منابع لاتین:

- Allen, J. B., 1977, Short term spectral analysis, synthetic and modification by discrete Fourier transform. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 25(3), 235-238.
- Aki, K. T., and P. G. Richards, 1980, Quantitative seismology: Theory and methods, vol. I: W. H. Freeman.

Biot, M. A., 1956a, Theory of propagation of elastic waves in a fluidsaturated porous solid: I. Low-frequency range: *Journal of the Acoustical, Society of America*, 28, 168–178, doi: 10.1121/1.1908239.

Barnes, A. E., 2000, Weighted average seismic attributes: *Geophysics*, 65, 275–285, doi: 10.1190/1.1444718.

Barnes, A. E., 2007, A tutorial on complex seismic trace analysis: *Geophysics*, 72, no. 6, W33–W43, doi: 10.1190/1.2785048.

Battista, B. M., C. Knapp, T. McGee, and V. Goebel, 2007, Application of the empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform to seismic reflection data: *Geophysics*, 72, no.2, H29–H37, doi:10.1190/1.2437700.

Bekara, M., and M. Van der Baan, 2009, Random and coherent noise attenuation by empirical mode decomposition: *Geophysics*, 74, no. 5, V89–V98, doi: 10.1190/1.3157244.

Boashash, B., and M. Mesbah, 2004, Signal enhancement by time-frequency peak filtering: *IEEE Transactions on Signal Processing*, 52, 929–937, doi: 10.1109/TSP.2004.823510.

Castagna, J., S. Sun, and R. Siegfried, 2003, Instantaneous spectral analysis: Detection of low-frequency shadows associated with hydrocarbons: *The Leading Edge*, 22, 120–127, doi: 10.1190/1.1559038.

Chakraborty, A., and D. Okaya, 1995, Frequency-time decomposition of seismic data using wavelet-based methods: *Geophysics*, 60, 1906–1916, doi: 10.1190/1.1443922.

Carcione, J., H. Helle, and N. Pham, 2003, White's model for wave propagation in partially saturated rocks: Comparison with poroelastic numerical experiments: *Geophysics*, 68, 1389–1398, doi: 10.1190/1.1598132.

Castagna, J., S. Sun, and R. Siegfried, 2003, Instantaneous spectral analysis: Detection of low-frequency shadows associated with hydrocarbons: *The Leading Edge*, 22, 120–127, doi: 10.1190/1.1559038.

Chapman, M., E. Liu, and X. Li, 2006, the influence of fluid-sensitive Dispersion and attenuation on AVO analysis: *Geophysical Journal International*, 167, 89–105, doi: 10.1111/j.1365-246X.2006.02919. X.

Chakraborty A. and Okaya D., 1995 Frequency-time decomposition of seismic data using wavelet-based methods. *Geophysics*, 60(6), 1906–1916.

Chen, Y. Probing the subsurface karst features using time-frequency decomposition. *Interpretation*, 4, T533-T542, 2016.

Chen, Y., Liu, T., Chen, X., Li, J., and Wang, E. 2014, Time-frequency analysis of seismic data using Synchrosqueezing wavelet transform. *Journal of Seismic Exploration*, 23, 303- 312.

Chen, Y. S. X. Li, G. Zhang, and S. Gan, “Delineating karstification using synchrosqueezing wavelet transform,” in *Proc. 73rd Annu. Int. Meet. SEG Expanded Abstracts*, Oct. 2015, pp. 1835–1840.

Daubechies, I., Lu, J., and Wu, H.-T. 2011, Synchrosqueezed wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 30(2), 243–261.

Dragomiretskiy, K. Zosso, D. 2014, Variational Mode Decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 62, 531-544.

Daubechies, I, *Ten Lectures on Wavelets*, ser. CBMS-NSF Regional Conf. Series in Appl. Math. Philadelphia, PA, USA: SIAM, 1992.

Ebrom, D, 2004, the low-frequency gas shadow on seismic sections: *The Leading Edge*, 23(8), 772.

Fomel, S., 2007, Local seismic attributes: *Geophysics*, 72, no. 3, A29–A33, doi: 10.1190/1.2437573.

Flandrin, P. and Gonçalvés, P. “Empirical mode decompositions as data-driven wavelet-like expansions,” *Int. J. Wavelets, Multiresolut. Inf. Process.*, vol. 2, no. 4, pp. 477–496, 2004.

Goloshubin, G., C. VanSchuyver, V. Korneev, D. Silin, and V. Vingtalov, 2006, Reservoir imaging using low frequencies of seismic reflections: *The Leading Edge*, 25, 527–531, doi: 10.1190/1.2202652.

Gilles, J., 2013, Empirical wavelet transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 61(16), 3999–4010.

Gilles, G. Tran, S. Osher, 2D empirical transforms. *Wavelets, ridgelets, and curvelets revisited*, *SIAM J. Imaging Sci.* 7 (1) (2014) 157–186.

Gilles, K. Heal, A parameterless scale–space approach to find meaningful modes in histograms – application to image and spectrum segmentation, *Int. J. Wavelets* 12 (6) (2014) 1–17.

Gurevich, B., V. B. Zyrianov, and S. L. Lopatnikov, 1997, Short note: Seismic attenuation in finely layered porous rocks: Effects of fluid flow and Scattering: *Geophysics*, 62, 319–324, doi: 10.1190/1.1444133.

Gholtashi. S, Nazari Siahshar. A, Roshandel Kahoo, A. Marvi, H and Ahmadifard, A. “Synchrosqueezing-based Transform and its Application in Seismic Data Analysis”, *Iranian Journal of Oil & Gas Science and Technology*, Vol. 4, No. 4, pp. 01-14, 2015.

Han, J., and M. Van der Baan, 2011, Empirical mode decomposition and robust seismic attribute analysis: *CSPG CSEG CWLS Convention*, 114.

Huang, J., and B. Milkereit, 2009, Empirical mode decomposition based instantaneous spectral analysis and its applications to heterogeneous petrophysical model construction: CSPG CSEG CWLS Convention, 205–210.

Huang, N. E., Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, 1998, the empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis: Proceedings of the Royal Society of London, Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 454, no. 1971, 903–995, doi: 10.1098/rspa.1998.019.

Huang, N. E., Z. Wu, S. R. Long, K. C. Arnold, X. Chen, and B. Karin, 2009, On instantaneous frequency: Advances in Adaptive Data Analysis, 1, no. 2, 177–229, doi: 10.1142/S1793536909000096.

Han, J. and Van der Baan, M. “Empirical mode decomposition for seismic time-frequency analysis”. Geophysics, 78(2), O9–O19, 2013.

Hou T. Y. and Z. Shi, “Adaptive data analysis via sparse time-frequency representation,” Adv. Adapt. Data Anal., vol. 2, pp. 1–28, 2011.

Huang, N. E. Shen, Z. S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, “The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,” Proc. Roy. Soc. London A, vol. 454, pp. 903–995, 1998.

Hu, Y. Li. Fucui, H. Li, C. Liu, an enhanced empirical wavelet transform for noisy and non-stationary signal processing, Digital Signal Processing 60, 2017, 220–229.

Jeffrey, C. and William, J., 1999, on the existence of discrete Wigner distributions. IEEE Signal Processing, 6(12), 304–306.

Korneev, V., G. Goloshubin, T. Daley, and D. Silin, 2004, Seismic low frequency effects in monitoring of fluid-saturated reservoirs: Geophysics,

69, 522–532, doi: 10.1190/1.1707072.

Li, Y., and X. Zheng, 2008, Spectral decomposition using Wigner-Ville distribution with applications to carbonate reservoir characterization: *The Leading Edge*, 27, 1050–1057, doi: 10.1190/1.2967559.

Liu, G., S. Fomel, and X. Chen, 2011, Time-frequency analysis of seismic data using local attributes: *Geophysics*, 76, no. 6, P23–P34, doi: 10.1190/geo2010-0185.1.

Liu, J., and K. J. Marfurt, 2006, thin bed thickness prediction using peak instantaneous frequency: 76th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 968–972.

Liu, J., and K. J. Marfurt, 2007, Instantaneous spectral attributes to detect channels: *Geophysics*, 72, no. 2, P23–P31, doi: 10.1190/1.2428268.

Liu, W., Cao, S., and Chen, Y. 2011, Seismic time-frequency Analysis via Empirical Wavelet Transform. *IEEE Geoscience and Remote sensing letters*, 13, 28-32.

Liu, W., Cao, S., and Chen, Y. 2016, Applications of Variational mode decomposition in seismic time-frequency analysis. *Geophysics*, 81, V365-V378.

Liu, W., Cao, S., Jin, Z., Wang, Z., and Chen, Y., 2018, A novel hydrocarbon detection approach via high-resolution frequency-dependent AVO inversion based on Variational mode de-composition, *IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing*, Doi: 10.1109/TGRS.2017.2772037.

Liu, W., Cao, S., Wang, Z., Kong, X., Chen, Y., 2017 Spectral decomposition for hydro- carbon detection based on VMD and Teager-Kaiser energy. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14, 539-543.

Mallat, S., 2008, A wavelet tour of signal processing: The sparse way: Academic Press, 98–99.

Najmi, a.H, and Sadowsky, J., 1997, the continuous wavelet transform and variable resolution time-frequency analysis. *Johns Hopkins APL Technical Digest*, 18(1), 134–140.

Odebeatu, E., J. Zhang, M. Chapman, E. Liu, and X. Y. Li, 2006, Application of spectral decomposition to detection of dispersion anomalies associated with gas saturation: *The Leading Edge*, 25, 206–210, doi: 10.1190/1.2172314.

Partyka, G., J. Gridley, and J. Lopez, 1999, Interpretational applications of spectral decomposition in reservoir characterization: *The Leading Edge*, 18, 353–360, doi: 10.1190/1.1438295.

Poularikas, A. D., 2000, the transform and application Handbook. 2nd edition, CRC Press.

Reine, C., R. Clark, and M. Van der Baan, 2012a, Robust prestack Q-determination using surface seismic data: I Method and synthetic examples: *Geophysics*, 77, no. 1, R45–R56, doi: 10.1190/geo2011-0073.1.

Reine, C., R. Clark, and M. Van der Baan, 2012b, Robust prestack Q-determination using surface seismic data: II — 3Dcase study: *Geophysics*, 77, no. 1, B1–B10, doi: 10.1190/geo2011-0074.1.

Reine, C., M. Van der Baan, and R. Clark, 2009, the robustness of seismic attenuation measurements using fixed- and variable-window timefrequency transforms: *Geophysics*, 74, no. 2, WA123–WA135, doi: 10.1190/1.3043726.

Stockwell, R. G., L. Mansinha, and R. P. Lowe, 1996, Localization of the complex spectrum: The S-transform: *IEEE Transactions on Signal Processing*, 44, 998–1001, doi: 10.1109/78.492555.

Stockwell, R.G., Mansinha, L., and Lowe, R.P., 1996, Localization of the complex spectrum: The s transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 44(4), 998–1001.

Sinha, S., Routh, P. S., Anno, P., and Castagna, J. P., 2005, Spectral decomposition of seismic data with continuous wavelet transform. *Geophysics*, 70(6), 19–25.

Taner, M. T., F. Koehler, and R. E. Sheriff, 1979, Complex seismic trace analysis: *Geophysics*, 44, 1041–1063, doi: 10.1190/1.1440994.

Thakur G., Brevdo, E., Fučkar, N. S., and Wu, H.-T. [2013] The Synchronsqueezing algorithm for time-varying spectral analysis. Robustness properties and new paleoclimate applications: *Signal Processing*, 93, 1079–1094.

Torres, M. E. Colominas, M. A., G. Schlotthauer, and P. Flandrin, “A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, Prague, Czech Republic, May 2011, pp. 4144–4147.

Wu, Z., and N. E. Huang, 2009, Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method: *Advances in Adaptive Data Analysis*, 01, no. 01, 1–41, doi: 10.1142/S1793536909000047.

White, J. E., 1975, computed seismic speeds and attenuation in rocks with Partial gas saturation: *Geophysics*, 40, 224–232, doi: 10.1190/1.1440520

Wu, X. and Liu, T., 2010 Seismic spectral decomposition and analysis based on Wigner-Ville distribution for sandstone reservoir characterization in West Sichuan depression. *Journal of Geophysics and Engineering*, 7(2), 126–134.

Zheng, J. Cheng, Y. Yang. Partly Ensemble Empirical Mode Decomposition: An improved noise-assisted method for eliminating mode mixing, *Signal Processing*, Vol 96, Part B, 2014.

Abstract:

Nowadays, time series analysis is widely used in the processing and interpretation of seismic data. As the ground behaves like a low-pass filter while seismic waves are propagating, it causes frequency bandwidth changes with seismic waves with time. In most processing and interpretation applications such as deconvolution, seismic noise suppression, direct detection of hydrocarbon areas, Q factor estimation and finding different seismic attributes, simultaneous representation of time and frequency information seems necessary. Conventional methods of displaying signals in the time domain and in the Fourier domain, despite their widespread use, can not simultaneously display time and frequency information centrally. By introducing time-frequency transmissions and signaling in areas where simultaneously focused and time-sensitive information is available, signal processing has entered a new stage that greatly increased its efficiency. Transforms such as short Fourier transform, Wigner-Weill distribution, wavelet transform, and S transform have been widely used in various fields of science, especially seismology, which deal with signals and their processing, in recent decades.

Each of these time-frequency transforms because of different reasons such as Heisenberg uncertainty principle and etc. has some limitations and drawbacks. On the other hand, the positive points of these transforms should not be neglected. Thus, finding ways in order to weaken the weakness points of current time-frequency transforms while keeping the strength points, was our motivation in this thesis as it can also be useful in developing their usages as well.

In this thesis, conventional time-frequency transforms were investigated and analyzed and defects were also presented. In the following, empirical wavelet transform as a new tool of time-frequency transform was proposed for interpretation of seismic signals. Using this, one of the interpretive applications of reflective seismic data, such as low frequency shadow detection was analyzed.

The results obtained from the application of this wavelet transform show that it has a positive performance on the interpretation of seismic sections compared with conventional time-frequency transforms. However, the inability of this method to decompose the signal in displaying the time-frequency of the synthetic signal presented in this thesis is inevitable.

Keyword: time series analysis, low frequency shadow, time-frequency representation.



Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics

MSc Thesis in Geophysics, Seismology

**Appliation of Empirical Wavelet Transform in Reflection Seismic
data Interpretation**

By:

Mahmoud Shirazi

Supervisors:

Dr Amin Roshandel Kahoo

Dr Yangkang Chen

June 2018