





دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

گروه نفت و ژئوفیزیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

تضعیف نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای با استفاده از تجزیه ماتریس زمان-

فرکانس به روش انقباض بهینه

نگارنده:

رسول انوری

اساتید راهنما:

دکتر امین روشندل کاهو

دکتر نبیل علی خان

شهریور ۹۶

شماره: ۱۴۹۶/۱۹۹۵
تاریخ: ۹۶/۶/۱۶

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۳) صورتجلسه نهایی دفاع از پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

با نام و یاد خداوند متعال، ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای رسول انوری با شماره دانشجویی ۹۴۰۲۹۹۴ رشته ژئوفیزیک گرایش لرزه شناسی تحت عنوان تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای با استفاده از تجزیه ماتریس زمان - فرکانس به روش انقباض بهینه که در تاریخ ۱۳۹۶/۶/۱۱ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می‌گردد:

قبول (با درجه: عالی...) مردود
نوع تحقیق: نظری عملی

اعضاء	مرتبه علمی	نام و نام خانوادگی	عضو هیأت داوران
	دانشیار	امین روشندل کاهو	۱- استاد راهنمای اول
—	استادیار	نبیل علی خان	۲- استاد راهنمای دوم
—	—	—	۳- استاد مشاور
	استادیار	مهرداد سلیمی منفرد	۴- نماینده تحصیلات تکمیلی
	استادیار	محمد رداد	۵- استاد ممتحن اول
	استادیار	امیرحسین بهروز	۶- استاد ممتحن دوم

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده: علیرضا عرب امیری

تاریخ و امضاء مهر دانشکده:

تصوه: در صورتی که کسی مردود شود حداکثر یکبار دیگر (در مدت مجاز تحصیل) می‌تواند از پایان نامه خود دفاع نماید (دفاع

مجدد نباید زودتر از ۴ ماه برگزار شود).



تقدیم به

آنان که ناتوان شدند تا به توانایی ما برسند و آنان که عاشقانه سوختند تا فانوس راهم شوند

پدر و مادر عزیزم

شکر و قدردانی

معلمی، پارچه لطیف زربافتی است با تار محبت و پود علم که پشت در کلاس او همه‌ی فردای‌ی روشن نشسته‌اند و طنین و صدای معلم خوش‌ترین بخش رازهای زمین است که در قیامت بخش می‌شود و خشم معلم دل‌سوز نیز مثل رعد است، همسایه‌ی باران.

سپاس خداوند که این توانایی را در وجودم نهادی تا در مسیر علم گامی شگوف بردارم و توکل بر تو تنها کلیدی است که در هر مرحله از زندگی ام به کار می‌گیرم. بر خود لازم می‌دانم که از زحمات استاد بزرگوارم جناب آقای امین روشندل کاهو که در طی انجام این پایان‌نامه بی‌چ فرصتی را بر من دریغ نکردند و همواره بنده را مورد لطف و محبت خود قرار داده و هم‌چنین مهندس مختار محمدی که با ارائه‌ی نکاتی در پربار کردن این پایان‌نامه مرا یاری کردند کمال تقدیر و امتنان را داشته و موفقیت روز افزون ایشان را از درگاه دادگر هستی، بخش خواستارم.

هم‌چنین از درگاه ایزدمنان برای تمامی دوستانی که تا این لحظه مرا مورد لطف خود قرار داده‌اند، خصوصاً آقایان مهندس رحمان داریابی و مهندس فریدون شریفی که به حق راه انجام این پروژه را برایم تسهیل بخشیدند، برادر عزیزم رضا انوری که زحمات‌های زیادی بر کردنش داشته‌ام، آرزوی موفقیت، سعادت و سرفرازی را در تمام مراحل زندگی‌شان خواستارم.

تعهدنامه

اینجانب رسول انوری دانشجوی دوره کارشناسی ارشد ژئوفیزیک گرایش لرزه شناسی دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود، نویسنده پایان نامه "تضعیف نوفه در داده‌های لرزه ای با استفاده از تجزیه‌ی اتریس زمان-فرکانس به روش انقباض بهینه" تحت راهنمایی جناب آقای دکتر امین روشندل کاهو و دکتر نبیل علی خان متعهد می‌شوم:

- تحقیقات این پایان نامه توسط اینجانب صورت گرفته و از صحت و اصالت برخوردار می‌باشد.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های محققان دیگر، به مرجع مورد استفاده استناد شده‌است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تا کنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی، در هیچ جا ارائه نشده‌است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام دانشگاه صنعتی شاهرود به چاپ خواهد رسید.
- 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

مالکیت نتایج و حق نشر	
•	کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم-افزارها و تجهیزات ساخته شده) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطالب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه، ذکر شود.
•	استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه، بدون ذکر مرجع، مجاز نمی‌باشد.

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

چکیده:

یکی از اهداف اصلی در پردازش داده‌های لرزه‌ای بازتابی بهبود سیگنال‌های بازتابی با استفاده از تضعیف انرژی ناخواسته‌ی همراه با آن است که نوفه نامیده می‌شوند. نوفه‌ها از لحاظ همبستگی انرژی با سیگنال به دو دسته‌ی همدوس و ناهمدوس (تصادفی) تقسیم‌بندی می‌شوند. نوفه‌ی تصادفی بارزترین نوفه‌ی است که در داده‌های لرزه‌ای وجود دارد که مهم‌ترین مشخصه‌ی این نوفه غیر همبسته بودن آن از یک ردلرزه به ردلرزه‌ی دیگر است. تضعیف نوفه‌های تصادفی یا ناهمدوس یک چالش اساسی در پردازش داده‌های لرزه‌ای بازتابی می‌باشد. نوفه‌های تصادفی به صورت نوسانات تصادفی در تمام طول زمان و فرکانس بر روی سیگنال دریافتی تأثیر می‌گذارند. این نوع نوفه غالباً دارای طیف فرکانسی سفید می‌باشد و تمامی فرکانس‌ها را شامل می‌گردد، لذا سیگنال و نوفه در حوزه‌ی فرکانس دارای همپوشانی می‌باشد.

زمین ذاتاً غیر کشسان است و به صورت یک فیلتر پایین گذر عمل می‌کند و باعث تغییر محتوای فرکانسی سیگنال‌های لرزه‌ای با زمان می‌شود. بنابراین سیگنال‌های لرزه‌ای از نوع سیگنال‌های ناپایا می‌باشند و بهتر است از تبدیل‌های زمان-فرکانس و روش‌های مبتنی بر آن‌ها جهت تضعیف نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای استفاده نمود.

در این پایان‌نامه ابتدا به معرفی تبدیل موجک فشرده‌شده‌ی همزمان به‌عنوان یک تبدیل از خانواده‌ی تبدیل‌های بارچینی شده پرداخته می‌شود که بهبودیافته‌ی تبدیل‌های زمان-فرکانس متداول است، این تبدیل توانایی نمایش تغییرات کوچک و همچنین امکان استخراج مدهای پایه سیگنال را مهیا می‌سازد. با اعمال این تبدیل سیگنال به فضای تنکی انتقال می‌یابد. سپس در این فضای تنک برای حذف نوفه‌های تصادفی در داده‌های لرزه‌ای از انقباض بهینه‌ی مقادیر تکین ماتریس نوفه‌ای استفاده شده و کارایی آن را با روش‌های متداول تضعیف نوفه مقایسه شده است. لازم به ذکر است که در این مورد از خاصیت شبه -رتبه

پایین بودن داده‌های لرزه‌ای در غیاب نوفه جهت بازیابی داده‌های لرزه‌ای آغشته به نوفه تصادفی استفاده می‌شود. در ادامه‌ی این پایان‌نامه، با حل یک مسأله‌ی کمینه‌سازی غیر محدب در حوزه‌ی تبدیل فوریه‌ی زمان-کوتاه، روش دیگری جهت تضعیف نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای معرفی و استفاده شده است. برای بررسی میزان تأثیر این روش‌ها در نوفه‌زدایی داده‌های لرزه‌ای، نتایج روش اول را با سه روش متداول نوفه‌زدایی SSA، SSWT-GoDec، و فیلتر پیشگوی وینر و در روش دوم با SSA، SSWT-GoDec در داده مصنوعی و هم داده‌ی واقعی مقایسه می‌شود. نتایج به دست آمده حاکی از این است که روش‌های پیشنهادی نسبت به روش‌های متداول عملکرد بهتری در نوفه‌زدایی داده‌های لرزه‌ای دارند و دامنه سیگنال‌های بازتابی را به خوبی حفظ می‌کنند.

کلمات کلیدی: فشرده سازی همزمان، انقباض بهینه، تنک رتبه پایین، تابع جبران، محدب و غیر محدب،

تضعیف نوفه .

مقالات استخراج شده از پایان نامه

1. **Anvari, R.**, Siahisar, M. A. N., Gholtashi, S., Kahoo, A. R., & Mohammadi, M. (2017). Seismic Random Noise Attenuation Using Synchrosqueezed Wavelet Transform and Low-Rank Signal Matrix Approximation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. **DOI:10.1109/TGRS.2017.2730228**
2. **Anvari, R.**, Roshandel Kahoo, A., Chen, X., Chen, Y. (2017) "Noise attenuation of multidimensional seismic data using *ISLR* method, "**GEOPHYSICS**. Revised paper.

جدول اختصارات:

عنوان مختصر به لاتین	عنوان کامل به لاتین	عنوان کامل به فارسی
SSWT	Synchrosqueezing Wavelet Transform	تبدیل موجک فشرده شده‌ی همزمان
GoDec	Go-Decomposition	تجزیه‌ی گو
SSWT-GoDec	Go-Decomposition with Synchrosqueezing wavelet transform	الگوریتم گودک با تبدیل موجک شرده شده‌ی همزمان
SSA	Singular Spectrum Analysis	تحلیل طیفی تکین
SSWT-OptShrink	OptShrink with Synchrosqueezing Wavelet Transform	الگوریتم انقباض بهینه با تبدیل موجک شرده شده‌ی همزمان

فهرست مطالب

فصل اول: مقدمه و کلیات	۱
۱-۱ تعریف مساله و ضرورت انجام تحقیق	۲
۲-۱ پیشینه تحقیق	۴
۳-۱ هدف تحقیق	۱۲
۴-۱ ساختار پایان نامه	۱۴
فصل دوم: تبدیل موجک فشرده شده‌ی همزمان	۱۵
۱-۲ حوزه‌های نمایش سیگنال	۱۶
۲-۲ تبدیل موجک	۱۷
۳-۲ تبدیل باز چینی شده موجک	۱۸
۴-۲ تبدیل موجک فشرده شده	۱۹
۱-۴-۲ محاسبه تبدیل موجک ورودی	۲۰
۲-۴-۲ محاسبه فرکانس لحظه‌ای تبدیل موجک	۲۱

۲۲	۳-۴-۲ باز چینی اطلاعات به نقاط محاسبه شده
۲۴	فصل سوم: تضعیف نوفه لرزه‌ای در حوزه زمان-فرکانس
۲۶	۱-۳ پیش‌گفتار
۲۸	۲-۳ استخراج مؤلفه پایین-رتبه با استفاده از انقباض بهینه
۳۲	۳-۳ بررسی عملکرد الگوریتم برای نوفه‌زدایی
۳۴	۱-۳-۳ سیگنال
۳۵	۲-۳-۳ روی داده‌ی لرزه‌ای مصنوعی دوبعدی
۴۲	۳-۳-۳ داده لرزه‌ای واقعی
۴۷	فصل چهارم: تخمین تنک رتبه-پایین
۴۸	۱-۴ مقدمه
۵۰	۲-۴ توابع محدب و غیر محدب
۵۱	۳-۴ عملکرد توابع غیر محدب در نوفه‌زدایی
۵۴	۱-۳-۴ تابع جبران معکوس مثلثاتی تانژانت
۵۵	۴-۴ استخراج ماتریس تنک رتبه پایین
۶۰	۵-۴ روش عمل الگوریتم در تضعیف نوفه تصادفی
۶۳	۶-۴ اجرای الگوریتم برای داده‌های لرزه‌ای
۶۴	۱-۶-۴ روی تک ردلرزه‌ی مصنوعی

۶۶	۲-۶-۴	داده‌ی لرزه‌ای دوبعدی مصنوعی
۷۰	۳-۶-۴	داده‌ی لرزه‌ای واقعی
۷۴	۷-۴	تعیین پارامترهای روش پیشنهادی
۷۷		فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادها
۷۸	۱-۵	نتیجه‌گیری
۷۹	۲-۵	پیشنهادها
۸۱		مراجع

فهرست اشکال

- شکل 2-1: سیگنال مرکب سینوسی با فرکانس‌های ۵، ۲۰، ۴۰ و ۷۰ هرتز، تبدیل موجک پیوسته‌ی فشرده‌شده، لبه‌های پرنرژی سیگنال و مدهای استخراج یافته از آن. الف) سیگنال مرکب سینوسی ب) تبدیل موجک فشرده‌شده‌ی سیگنال، ج) لبه‌های پرنرژی سیگنال. مد استخراج یافته د) ۵ هرتز، و) ۲۰ هرتز، ه) ۴۰ هرتز و ی) ۷۰ هرتز. ۲۴
- شکل 3-1: تضعیف نوفه‌ی تصادفی از یک ردلرز مصنوعی با روش SSWT- OptShrink. الف) سیگنال لرزه‌ای مصنوعی. ب) سیگنال مصنوعی آغشته به نوفه با نسبت سیگنال به نوفه‌ی ۴- دسی.بل. ج) بازیابی سیگنال نوفه‌ای با روش SSWT- OptShrink. ۳۵
- شکل 3-2: مقطع لرزه‌ای دوبعدی، با نسبت سیگنال به نوفه‌ی ۴- دسی.بل. الف) مقطع بدون نوفه با دو رویداد خطی و منحنی متقاطع. ب) مقطع نوفه‌ای (الف). ۳۶
- شکل 3-3: نتایج اعمال روش‌های نوفه‌زدایی داده‌ی مصنوعی شکل 3-2. الف) روش SSWT- OptShrink. ب) روش SSWT-GoDec. ج) روش SSA (خطوط سبز رنگ رویدادهای کاذب را نشان می‌دهند که با روش SSA ایجاد شده است) و د) روش فیلتر پیشگو. ۳۷
- شکل 3-4: تفاضل سیگنال نوفه‌ای در مثال شکل 3-2- الف) و سیگنال بازیابی شده (نوفه تخمین زده‌شده) با روش الف) روش پیشنهادی. ب) SSWT-GoDec. ج) روش SSA و د) روش فیلتر پیشگو. ۴۰
- شکل 3-5: طیف دامنه میانگین مقطع بدون نوفه، نوفه‌دار و خروجی چهار روش SSWT-OptShrink، SSWT-GoDec، روش SSA. روش فیلتر پیشگو مربوط به شکل 3-2 الف). ۴۱

شکل ۳-۶: مقایسه‌ی نسبت سیگنال به نوفه چهار روش SSWT-GoDec ، SSWT-OptShrink ، روش SSA و فیلتر پیشگو، نسبت به نسبت‌های متفاوت سیگنال به نوفه ورودی. ۴۲

شکل ۳-۷: مقطع لرزه‌ای واقعی. ۴۳

شکل ۳-۸: نسخه‌های نوفه‌زدایی شده مقطع واقعی با روش الف) SSWT-OptShrink. ب) SSWT-GoDec. ج) SSA و د) فیلتر پیشگو. ۴۴

شکل ۳-۹: تفاضل داده واقعی با نتایج روش الف) SSWT-OptShrink. ب) SSWT-GoDec. ج) SSA و د) فیلتر پیشگو. ۴۵

شکل ۳-۱۰: طیف دامنه‌ی میانگین داده‌ی واقعی و خروجی روش‌ها. ب) بزرگنمایی فرکانس ۰ تا ۵۰ هرتز از این طیف. ۴۶

شکل ۴-۱: مجموعه محدب و غیر محدب. الف) غیر محدب. ب) غیر محدب. ج) محدب [۸۸]. ۵۱

شکل ۴-۲: شرط محدب بودن تابع هزینه‌ی کلی F در رابطه‌ی ۴-۲۰ [۹۳]. ۵۸

شکل ۴-۳: موجک ریکر با فاز صفر و فرکانس غالب ۲۵ هرتز. ب) شکل نوفه‌ای آن با نسبت سیگنال به نوفه ۱- دسی بل. ج) موجک نوفه‌زدا شده‌ی آن با الگوریتم ISLR و د) و ه) و ی) نمایش زمان-فرکانس آن‌ها. ۶۲

شکل ۴-۴: فلوچارت پیشنهادی برای تضعیف نوفه و بهبود قدرت تفکیک افقی و قائم. ۶۳

شکل ۴-۵: سیگنال مصنوعی و شکل نوفه‌ای آن و طیف دامنه‌ی نرمال شده‌ی آن‌ها. الف) سیگنال مصنوعی و ب) طیف دامنه‌ی نرمال شده‌ی آن. ج) شکل نوفه‌ای سیگنال مصنوعی و د) طیف دامنه‌ی نرمال شده‌ی آن. ۶۴

شکل ۴-۶: سیگنال بازیابی شده شکل (۴-۵) با روش‌های الف) ISLR و د) SSWT-GoDec. نوفه تخمین زده شده با روش‌های الف) ISLR و ه) SSWT-GoDec. طیف دامنه‌ی سیگنال بازیابی شده با

- روش‌های ج) ISLR و ی) SSWT-GoDec ۶۵
- شکل ۷-۴: مقایسه‌ی نسبت سیگنال به نوفه سیگنال لرزه‌ای شکل شکل ۵-۴ (الف) برای SSWT-GoDec ۶۶
- روش ISLR و روش ۶۶
- شکل ۸-۴: مقطع بازیابی شده و تفاضل مقطع نوفه‌دار و مقطع بازیابی شده‌ی شکل ۲-۳ (الف). (الف) داده‌ی نوفه زدا شده با روش ISLR و ب) تفاضل آن با داده نوفه‌دار شکل ۲-۳ (الف) با روش ISLR ۶۷
- شکل ۹-۴: ضریب همبستگی محلی بین مقطع نوفه‌زدا شده و نوفه تخمین یافته شکل ۲-۳ با یک پنجره با اندازه‌ی ۵ برای روش ISLR ۶۸
- شکل ۱۰-۴: طیف دامنه‌ی میانگین شکل ۲-۳. (الف) مقطع بدون نوفه ب) شکل نوفه‌دار این مقطع و ج) مقطع نوفه زدا شده با روش ISLR ۶۹
- شکل ۱۱-۴: مقایسه نسبت سیگنال به نوفه‌های متفاوت برای روش ISLR در شکل ۲-۳ ۷۰
- شکل ۱۲-۴: مقایسه‌ی زمان اجرای برنامه متلب در دو روش ISLR و الگوریتم SSWT-GoDec برای نسبت‌های متفاوت سیگنال به نوفه در شکل ۲-۳ ۷۰
- شکل ۱۳-۴: مقطع لرزه‌ای واقعی ۷۱
- شکل ۱۴-۴: داده‌ی واقعی نوفه زدا شده‌ی و تفاضل آن با داده‌ی واقعی شکل ۱۳-۴. (الف) داده‌ی واقعی نوفه زدا شده‌ی با روش ISLR و ب) تفاضل آن با داده واقعی با روش ISLR. ج) داده‌ی واقعی نوفه زدا شده‌ی با روش SSWT-GoDec و د) تفاضل آن با داده واقعی با SSWT-GoDec. ه) داده‌ی واقعی نوفه زدا شده‌ی با روش SSA و ی) تفاضل آن با داده واقعی با روش SSA ۷۲
- شکل ۱۵-۴: قسمت‌های بزرگ‌نمایی شده از الف) داده واقعی و نوفه‌زدا شده با روش ب) ISLR. ج) SSWT-GoDec و د) SSA ۷۳
- شکل ۱۶-۴: ضریب همبستگی محلی بین مقطع نوفه‌زدا شده و نوفه تخمین یافته شکل ۱۳-۴ با یک

پنجره با اندازه‌ی ۵ برای روش الف) SSA، ب) SSWT-GoDec و ج) روش ISLR ۷۴

شکل ۴-۱۷: تعیین دو پارامتر λ_0 و λ_1 برای نسبت سیگنال به نوفه ۳- دسی بل شکل ۴-۷ ۷۶

شکل ۴-۱۸: نحوه‌ی تغییر دو پارامتر λ_0 و λ_1 برای مقادیر مختلف نسبت سیگنال به نوفه. ۷۶

فهرست جداول

جدول ۱-۳: مقایسه نسبت سیگنال به نوفه چهار روش در مثال شکل ۲-۳ ۳۸

فصل اول: مقدمه و کلیات

۱-۱ تعریف مساله و ضرورت انجام تحقیق

در هر شاخه‌ای از علوم که با برداشت داده سروکار دارند، داده‌های برداشت شده غالباً با انرژی‌های ناخواسته همراه هستند که به آن‌ها نوفه می‌گویند. بنابراین یک مرحله مهم در پردازش داده‌ها تضعیف نوفه می‌باشد تا داده‌ها عاری از هرگونه انرژی ناخواسته بوده و باکیفیت مناسب به منظور هدف موردنظر استفاده شوند. در علم ژئوفیزیک و به خصوص لرزه‌شناسی نیز همین شرایط برقرار است و یکی از مراحل مهم در پردازش داده‌های لرزه‌ای بازتابی، تضعیف نوفه است. روش لرزه‌ای یک ابزار ژئوفیزیکی مهم برای مطالعه ساختارهای زمین‌شناسی است که به وسیله‌ی آن می‌توان اطلاعات زمین‌شناسی را در یک ناحیه‌ی گسترده بدون اندازه‌گیری مستقیم خواص آن ناحیه به دست آورد. این روش شامل تولید یک جبهه موج^۱ است که از زمین عبور می‌کند و سپس با استفاده از مجموعه‌ای از گیرنده‌ها در سطح زمین ثبت می‌شود. اگرچه بیش‌تر انرژی موج در داخل زمین جذب می‌شود، اما مقداری انرژی به وسیله‌ی ساختارهای زیرسطحی بازتاب شده و سپس به وسیله‌ی آرایه‌ای از گیرنده‌ها در سطح ثبت می‌شود. داده‌های لرزه‌ای ثبت شده به صورت خام قابل تغییر نیستند. برای اینکه بتوان این داده‌ها را آماده‌ی تفسیر نمود بایستی مراحل مختلف پردازشی بروی آن‌ها اعمال شود. از آنجایی که داده‌های ثبت شده اغلب دارای نوفه می‌باشند، برای اینکه خروجی مراحل مختلف پردازش برای تفسیر مناسب باشد، بایستی فرآیند تضعیف نوفه بروی آن‌ها اعمال شود.

نوفه‌ها در حالت کلی به دودسته‌ی، نوفه‌های هم‌دوس و ناهم‌دوس^۲ دسته‌بندی می‌شوند. نوفه‌های هم‌دوس با سیگنال اصلی دارای همبستگی انرژی می‌باشند که این همبستگی یا در حوزه‌ی مکان-زمان و یا در حوزه‌ی زمان، وجود دارد و رفتار آن‌ها در هر رد لرزه قابل پیش‌بینی است، برای نوفه‌های هم‌دوس می‌توان به نوفه‌های زمین‌غلت و... اشاره کرد، اما در مقابل نوفه‌های تصادفی شامل نوفه در جهت زمانی

^۱ wavefront

^۲ Coherent and incoherent

می‌باشند و از یک ردلرزه^۱ به ردلرزه‌ی دیگری متفاوت است؛ بنابراین از لحاظ انرژی با سیگنال اصلی، همبستگی وجود ندارد و رفتار آن‌ها در ردلرزه‌های مجاور غیرقابل پیش‌بینی است، این نوع نوفه به صورت نوسانات تصادفی در تمام طول زمان و فرکانس بر روی سیگنال دریافتی تأثیر می‌گذارند [۱]. به همین دلیل به نوفه‌های ناهمدوس نوفه‌ی تصادفی^۲ نیز گفته می‌شود [۲]. از جمله عوامل پدیدآورنده‌ی نوفه‌های تصادفی می‌توان به عوامل مختلفی مثل باد، بارش باران، فعالیت‌های انسان و حیوانات و مشکلات گیرنده‌ها اشاره کرد. بنابراین این آثار ناخواسته که باعث پردازش و تفسیر غلط در داده‌های لرزه‌ای می‌شوند را باید تا حد ممکن تضعیف کرد [۲].

تضعیف نوفه‌های تصادفی در رکوردهای لرزه‌ای گامی اساسی در پردازش داده‌های لرزه‌ای است. نوفه‌زدایی را می‌توان بر روی داده‌های پیش از برانبارش و پس از برانبارش انجام داد [۲]. روش‌های تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای در دو حوزه‌ی فیزیکی (زمان-مکان) و یا حوزه تبدیلی انجام می‌شود. در پردازش سیگنال برای تضعیف نوفه از اختلاف میان سیگنال اصلی و نوفه بهره می‌گیرند که اساس این روش‌ها انتقال سیگنال به حوزه‌ی دیگر است که در این حوزه سیگنال و نوفه به راحتی از هم قابل تفکیک می‌باشند. از جمله‌ی این روش می‌توان به روشی مثل روش فیلتر $f - k$ اشاره کرد که از انتقال سیگنال به یک حوزه‌ی جدید بهره می‌برد و در این حوزه برای سیگنال و نوفه یک سری ضرایب در نظر گرفته می‌شود و فیلتر $f - k$ بر اساس تضعیف ضرایب مربوط به نوفه عمل می‌کند و در نهایت داده را به حوزه‌ی اصلی برمی‌گرداند. معمولاً برای تضعیف نوفه‌های همدوس از این روش بهره می‌گیرند [۲].

^۱ Trace

^۲ Random noise

۲-۱ پیشینه تحقیق

در دهه‌های گذشته روش‌های متعددی برای تضعیف نوفه پیشنهاد شد، مثلاً در سال ۱۹۶۲ مین^۱ روش برانبارش نقطه میانی مشترک جهت حذف نوفه‌های تصادفی در داده‌های لرزه‌ای را معرفی کرد که بر اساس میانگین‌گیری از ردلرزه عمل می‌کند و این روش یکی از مراحل پردازشی در داده‌های لرزه‌ای است [۳]. گاهی مواقع اعمال یک فیلتر فرکانسی میان‌گذر قبل یا بعد از برانبارش برای حذف نوفه‌های تصادفی کارساز خواهد بود، اما در مواقعی که هم‌پوشانی فرکانسی میان نوفه و سیگنال وجود داشته باشند، این روش چندان مناسب نیست، زیرا با فیلتر کردن عملاً قسمتی از سیگنال نیز فیلتر می‌شود؛ بنابراین این روش‌ها زیاد کارساز نمی‌باشند [۴].

نوفه‌های تصادفی هم چنان‌که از نام آن‌ها پیدا است، دارای رفتار تصادفی می‌باشد و بنابراین غیرقابل‌پیش‌بینی‌اند. بر اساس این خاصیت از نوفه‌های تصادفی روش‌های فیلتر پیشگو در حوزه‌های زمان-مکان [۵] و هم در حوزه‌ی فرکانس-مکان [۶]، شکل گرفت. برای اولین بار کانالس^۲ [۵] در سال ۱۹۸۴ روش فیلتر پیشگو^۳ (واهمامیخت) در حوزه‌ی زمان-مکان را بر روی داده‌های لرزه‌ای پیشنهاد کرد و این روش به دلیل پیاده‌سازی آسان به‌صورت گسترده‌ای مورد استقبال قرار گرفت و در صنعت همچنان استفاده می‌شود. این روش برای رویدادهای خطی موجود در داده‌ی لرزه‌ای نتیجه‌ی خوبی می‌دهد که در این روش رویدادهای خطی و شبه خطی به‌صورت جمع جبری هارمونیک‌ها مشاهده می‌شوند؛ اما برای رویدادهای منحنی‌وار یا به عبارتی ساختارهای پیچیده مناسب نیست [۵]. راه مقابله با این وابستگی خطی رویدادها استفاده از واهمامیخت فرکانس-مکان محلی با پنجره‌ی کوچک است. باین‌حال، اندازه‌های متفاوت طول

^۱ Mayne

^۲ Canales

^۳ Prediction Filter

پنجره در آثار نوفه‌زدایی مؤثر واقع است و اندازه‌ی این پارامتر واقعاً به داده‌ی لرزه‌ای مورد استفاده بستگی دارد. در عمل واهمامیخت محلی فرکانس-مکان، با طول پنجره‌ی پردازشی کوچک کار سختی است [۵]. روش‌های فیلتر پیشگو فقط زمانی که نسبت سیگنال به نوفه بالا باشد، مناسب‌اند اما در صورتی که این نسبت پایین باشد، سیگنال را در ضمن بازیابی دچار اعوجاجاتی می‌کنند [۶، ۷]. همچنین این روش‌ها دامنه سیگنال را حفظ نمی‌کنند [۸]، این در حالی است که اساساً روش‌هایی در تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای کارا می‌باشند که ضمن تضعیف نوفه بیشتر در داده‌ی لرزه‌ای، سیگنال را به اندازه حداقل مقدار ممکن دچار اعوجاج کند. با اعمال فیلتر پیش‌بینی پیچیده‌ی وینر^۱ [۹] که از خواص سیگنال‌های لرزه‌ای در حوزه‌ی فرکانس-مکان بهره می‌گیرد، می‌توان نوفه‌های تصادفی را در داده‌های لرزه‌ای تا حدی تضعیف کرد. تنوع در مدل واهمامیخت فرکانس-مکان، در بهبود طراحی فیلترها متمرکز شده است، برای مثال ساچی و کوهل [۱۰] در سال ۲۰۰۱ یک مدل (ARMA^۲) برای نمایش سیگنال معرفی کردند. با این وجود، این روش‌ها از خواص یکسان سیگنال‌ها در حوزه‌ی فرکانس-مکان بهره می‌گیرند. فیلتر خطای پیش‌بینی روش دیگری است که از پیش‌بینی پذیری سیگنال در حوزه‌ی زمان-مکان بهره می‌گیرد [۶].

روش‌های دیگری که برای تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌شوند، معمولاً از الگوریتم‌های تجزیه‌ی متفاوتی استفاده می‌نمایند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به تجزیه مد تجربی^۳ [۱۱، ۱۲] و نسخه بهبودیافته‌ی آن [۱۳]، تجزیه مقادیر تکین^۴ [۱۴] و تجزیه‌ی غیر پایا منظم^۵ [۱۵] اشاره داشت که برای استخراج مؤلفه‌های مؤثر در یک داده‌ی لرزه‌ای از خود داده‌های لرزه‌ای و نوفه تصادفی استفاده می‌کنند.

^۱ wiener

^۲ Autoregressive moving average model

^۳ Empirical mode decomposition

^۴ Singular value decomposition

^۵ Regularized non-stationary decomposition

دسته‌ای دیگر از روش‌ها که بر مبنای کاهش رتبه ماتریس داده، عمل می‌کنند [۱۶]. این روش‌ها بر این اساس کار می‌کنند که زمانی که داده‌ی لرزه‌ای فاقد نوفه باشد، ذاتاً رتبه -پایین است و طیف مقادیر تکین این ماتریس تنک است، اما زمانی که نوفه در این داده‌ها وارد می‌شود، رتبه ماتریس داده افزایش یافته و خود را به صورت مقادیر تکین بسیار کوچک در طیف مقادیر تکین نمایش می‌دهند. هدف این روش‌ها تجزیه‌ی یک پنجره‌ی از داده لرزه‌ای، به مؤلفه‌های هم‌دوس و غیر هم‌دوس است [۱۶]. برای مثال اولریش^۱ و فریر^۲ [۱۶] در سال ۱۹۹۹ با استفاده از روشی تحت عنوان تجزیه‌ی تصویر ویژه^۳ برای کاهش رتبه در حوزه‌ی زمان-مکان از وابستگی خطی بین ردلرزه‌ها بهره بردند، بنابراین برای رویدادهای افقی به‌خوبی کار می‌کند. چيو^۴ و هاوول^۵ [۱۷] در سال ۲۰۰۸ و کاری^۶ و زانگ^۷ [۱۸] در سال ۲۰۰۹ از این ایده برای حذف نوفه‌ی زمین‌غلت در داده‌های لرزه‌ای استفاده کردند. به این صورت که نوفه‌ی زمین‌غلت با استفاده از یک تصحیح برون‌راند خطی (LMO) و سپس با استفاده از روش تصویر ویژه مدل شده و درنهایت از داده‌ی اولیه کم می‌شود. هم‌چنین روش‌های تبدیل کاروهون- لوو^۸ [۱۹] و تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۹ [۱۶] با روش‌های تجزیه‌ی تصویر ویژه در ارتباطند [۱۶]. این دو روش، روش‌های مشابهی هستند که از تجزیه مقادیر تکین برای کاربردشان استفاده می‌کنند و گاهی اوقات به‌طور هم‌ارز مورد استفاده قرار می‌گیرند.

تریکت^{۱۰} [۲۰] در سال ۲۰۰۳ کاربرد فیلتر تصویر ویژه (الگوریتم کدزو^{۱۱}) در حوزه‌ی $f - xy$ پیشنهاد

^۱ Ulrych

^۲ Freir

^۳ Eigenimage

^۴ Chiu

^۵ Howell

^۶ Cary

^۷ Zhang

^۸ Karhunen-Loève transform

^۹ Principal Component Analysis

^{۱۰} Trickett

^{۱۱} Cadzow's Algorithm

کرد که رتبه‌ی هر ماتریس فضای را در هر فرکانسی کاهش می‌دهد و بعدها تضعیف نوفه تصویر ویژه $f-xy$ نام گرفت. تریکت [۲۱] در سال ۲۰۰۸ فیلتر کدزو را که جهت حذف نوفه‌های تصادفی در داده‌های لرزه‌ای دوبعدی بر روی برش‌های فرکانسی ثابت، اعمال می‌شد را به چند بعد بهبود داد و این روش نسبت به روش‌های فیلتر پیش‌بینی $f-xy$ و تصویر ویژه، برتری یافت. روش‌های دیگر کاهش رتبه جهت فیلتر کردن نوفه، سامان‌دهی ردیف‌ها یا ستون‌هایی از ماتریس داده برای بهبود هم‌دوسی سیگنال است، یکی از این روش‌ها تجزیه مقادیر تکین کوتاه شده است که توسط آل بانگی^۱ و همکاران [۲۲] در سال ۲۰۰۵ روی برش‌های زمانی یک داده‌ی برانبارش شده پیاده‌سازی شد که در آن با بازسازی ستون‌های داده‌ی برانبارش شده در ماتریس هنکل به تضعیف ردپاهای^۲ عملیاتی و نوفه‌های تصادفی در این داده‌ها می‌پردازد. شیوه‌های کاهش رتبه در پردازش داده‌های لرزه‌ای در سال‌های متمادی استفاده شده است. روشی را که اخیراً توجه زیادی را به خود جلب کرده است تحلیل طیفی مقادیر تکین^۳ که در سال ۱۹۹۲ توسط واتارد^۴ و همکاران [۲۳] معرفی شد. این روش ابتدا در تجزیه‌ی سری‌های زمانی در مطالعات دینامیکی ظهور کرد [۲۴] و بعدها در زمینه‌های متعددی از جمله ستاره‌شناسی^۵ [۲۵] و تحلیل سری‌های هواشناسی^۶ [۲۶] و پزشکی^۷ [۲۷] مورد مطالعه قرار گرفته است. روش تحلیل طیفی مقادیر تکین در حوزه فرکانس-مکان کار می‌کند و شامل بازسازی داده‌ی فضای در ماتریس هنکل^۸ است [۲۲]. حضور نوفه در داده باعث افزایش رتبه‌ی ماتریس هنکل می‌شود، بنابراین کاهش رتبه این ماتریس، باعث کاهش نوفه در داده‌ی لرزه‌ای ثبت شده می‌شود. این روش نسبت به روش‌های ابتدایی تضعیف نوفه مثل، واهمامیخت فرکانس-مکان برتری یافت.

^۱ Al-Bannagi

^۲ footprints

^۳ *Singular-spectrum analysis*

^۴ Vautard

^۵ astronomy

^۶ climatic series analysis

^۷ medicine

^۸ Hankel

کاربرد این روش برای تضعیف نوفه‌های تصادفی در سال ۲۰۰۸ توسط تریکت [۲۱] و در سال ۲۰۰۹ توسط ساچی [۲۸] ارائه شد. ساچی اثبات کرد که این روش برای رویدادهای خطی قدرت بازسازی بالایی دارد، اما در بازسازی رویدادهای غیرخطی و منحنی وار ناتوان است، به عبارتی جداسازی نوفه و سیگنال به‌طور کامل امکان ندارد. عموماً اکثر این روش‌ها از خواص مخصوص سیگنال یا نوفه، به‌طور مستقیم در حوزه‌ی زمان-مکان بهره نمی‌گیرند بلکه خودشان را با یک حوزه‌ی تبدیلی، به‌طوری‌که سیگنال و نوفه جدا پذیری بیش‌تری داشته باشند، وفق می‌دهند.

روش‌هایی که تاکنون جهت تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای بررسی شد، اصطلاحاً روش‌های حوزه‌ی زمان-مکان یا فرکانس-مکان بودند. سیگنال از لحاظ تغییر محتوای فرکانسی متغیر با زمان به دودسته‌ی پایا و ناپایا^۱ تقسیم می‌شوند. سیگنال‌های پایا همان‌طور که از اسم آن‌ها پیداست، سیگنال‌هایی هستند که محتوای فرکانسی آن‌ها با زمان تغییر نکند درحالی‌که در سیگنال‌های ناپایا محتوای فرکانسی با زمان تغییر می‌کند [۱، ۴]. عملکرد زمین به‌عنوان یک فیلتر پایین‌گذر^۲ باعث می‌شود که محتوای فرکانسی سیگنال‌های لرزه‌ای با انتشار در درون زمین با زمان تغییر کرده و این سبب می‌شود که داده‌های لرزه‌ای ناپایا شوند. نمایش زمان و نمایش فرکانس دو شیوه از نمایش کلاسیک یک سیگنال می‌باشند [۱]. سیگنال‌های لرزه‌ای غالباً تابعیت زمانی دارند که در این حوزه به‌هنگام رسم سیگنال، دامنه مقادیر مختلف سیگنال برحسب زمان رسم می‌شوند؛ اما تمامی اطلاعات مفید و ارزشمند در این حوزه، قابل‌دستیابی نیست. با این حال برای استخراج اطلاعات بیشتر، مطالعه سیگنال در یک نمایش دیگر اغلب سودمند است و این با بسط سیگنال به‌وسیله‌ی یک مجموعه کامل توابع قابل انجام است. از دیدگاه ریاضی، تعداد راه‌های نامحدودی جهت انجام این کار وجود دارد. آنچه یک نمایش خاص را بااهمیت می‌سازد، ویژگی‌هایی از سیگنال است که در آن

^۱ stationary and non- stationary

^۲ Low pass filter

حوزه بهتر قابل درک باشند. بنابراین، هدف از اعمال تبدیل ریاضی بر سیگنال به دست آوردن اطلاعات اضافی و یا نهفته در آن سیگنال است. در کنار زمان، فرکانس مهم ترین حوزه جهت نمایش است، زیرا بسیاری از اطلاعات مفید در محتوای فرکانسی سیگنال نهفته است. معادلات ریاضی حوزه‌ی فرکانس به وسیله‌ی فوریه ارائه شد، به همین دلیل به آن طیف فوریه^۱ نیز گفته می‌شود که حاکی از فرکانس‌های موجود در سیگنال است. بنابراین، برای سنجیدن محتوای فرکانسی یک سیگنال از تبدیل فوریه^۲ استفاده می‌شود. اما به علت اینکه سیگنال‌های لرزه‌ای غالباً ناپایا می‌باشند، تبدیل فوریه در تحلیل این سیگنال‌ها کم بازده می‌باشد، بنابراین در حوزه‌های زمان و فرکانس به تنهایی اطلاعات سیگنال قابل استخراج نیست. از آنجایی که حوزه‌های زمان و فرکانس غیرقابل تجمیع می‌باشند، در دست داشتن اطلاعات زمانی و فرکانسی به صورت همزمان میسر نیست و لذا نمایشی مناسب از تغییرات محتوای فرکانسی سیگنال با زمان را فراهم نمی‌کند [۱]. برای رفع این مشکلات حوزه‌ای که امکان نمایش همزمان اطلاعات زمانی و فرکانسی را دارد که تحت عنوان نمایش زمان-فرکانس^۳ شناخته شد که کمک شایانی را در درک بهتر سیگنال‌های ناپایا می‌کند. سیگنال‌های لرزه‌ای در حوزه‌ی زمان-فرکانس به دلیل اینکه این حوزه توزیع انرژی سیگنال را در صفحه‌ی زمان-فرکانس نشان می‌دهد، بهترین نمایش را دارند. در چند دهه‌ی گذشته انواع مختلفی از این تبدیل‌ها که نمایش همزمان اطلاعات زمانی و فرکانسی را مهیا کرده و اصطلاحاً تبدیل‌های زمان-فرکانس^۴ نامیده می‌شوند، معرفی شده و به طور گسترده در پردازش سیگنال‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند، از جمله این تبدیل‌ها می‌توان به تبدیل فوریه زمان کوتاه^۵ که توسط گابور^۶ [۲۹] در سال ۱۹۴۶ ارائه شد و بعدها یک

^۱ Fourier spectrum

^۲ Fourier transform

^۳ Time-Frequency Representation

^۴ Time-Frequency Transform

^۵ Short time Fourier transform

^۶ Gabor

تبدیل بهبودیافته دیگر به نام تبدیل موجک^۱ [۳۰] که توسط چاکروپورتی و اوکایا^۲ [۳۱] در پردازش و تفسیر سیگنال‌های لرزه‌ای مورد استفاده قرار گرفت. از جمله تبدیل‌های زمان-فرکانس دیگر می‌توان به توزیع ویگنر-ویل^۳ [۳۲] و تبدیل S^۴ [۳۳] می‌توان اشاره کرد، اما هر کدام از این تبدیل‌های معرفی‌شده دارای مزایا و معایبی می‌باشند. به‌عنوان مثال، اصل عدم قطعیت در تبدیل فوریه زمان کوتاه یا به‌عبارتی دیگر وابسته بودن قدرت تفکیک تبدیل فوریه زمان کوتاه به طول پنجره از ضعف‌های این تبدیل محسوب می‌شود و یا در توزیع ویگنر-ویل، اصل برهم‌نهی درجه دوم، جملات متقاطع را در توزیع وارد ساخته که خود به نحوی استفاده از این تبدیل را با محدودیت همراه ساخته است. روش‌های زمان-فرکانس را می‌توان به دودسته‌ی خطی و درجه دوم تقسیم کرد. تبدیل‌های خطی دارای پیچیدگی محاسبات پایین، اما قدرت تفکیک پایین می‌باشند، درحالی‌که تبدیل‌های درجه دوم دارای قدرت تفکیک بالاتری می‌باشند [۱]. دست‌یابی به تبدیل‌هایی که توانایی نمایش دقیق جزئیات توزیع انرژی را داشته باشد، امری ضروری است. از طرفی دیگر تضعیف نوفه‌ها در داده‌های لرزه‌ای که بر مبنای اختلاف انرژی در صفحه زمان-فرکانس، نیازمند اطلاعات دقیق زمانی و فرکانسی است [۳۴]. نتیجه‌ی چنین نیازمندی‌هایی در زمینه‌ی پردازش سیگنال، اهمیت تبدیل‌هایی که قدرت تفکیک^۵ بالایی داشته باشند، دوچندان ضرورت یافته است. از جمله‌ی تبدیل‌های زمان-فرکانس با قدرت تفکیک بالا، می‌توان به تبدیل‌های فشرده‌شده‌ی زمان کوتاه [۳۵]، موجک [۳۶] و S [۳۷] اشاره کرد.

در ادامه، به توصیف روش‌های تضعیف نوفه در حوزه‌ی زمان-فرکانس پرداخته شده است. تضعیف نوفه‌های تصادفی در حوزه‌ی زمان-فرکانس با تبدیل‌های مختلفی انجام گرفته‌شده است، از جمله‌ی این

^۱ Wavelet transform

^۲ Okaya

^۳ Wigner- Ville distribution

^۴ S transform

^۵ Resulation

تبدیل‌ها می‌توان به تبدیل موجک گسسته^۱ و پیوسته اشاره کرد [۳۸]. تبدیل موجک در واقع ابزار کارآمدی در حذف نوفه‌های تصادفی در داده‌های لرزه‌ای است. میاو^۲ و چدل^۳ [۳۹] در سال ۱۹۸۸ تبدیل موجک گسسته را برای تضعیف نوفه‌های تصادفی و زمین‌غلت و امواج سر^۴ پیشنهاد کردند. کاو^۵ و چن^۶ [۴۰] دومین تبدیل موجک نسل دوم^۷ را برای حذف نوفه‌های تصادفی ارائه دادند. اوادفول^۸ و آلیانه^۹ [۳۸] نیز در سال ۲۰۱۳ یک روش را تحت عنوان تبدیل موجک پیوسته و گسسته برای تضعیف نوفه یک لرزه‌نگاشت دورافت صفر قائم^{۱۰} (VSP) پیشنهاد کردند. یک روش متداول برای بهره‌گیری از تبدیل موجک در تضعیف نوفه استفاده از آستانه گذاری برای تضعیف نوفه تصادفی است. آستانه گذاری دارای دو نوع، نرم و سخت است [۴۰]. دونوهو^{۱۱} در سال ۱۹۹۶ برای حذف نوفه در پردازش سیگنال از آستانه گذاری نرم^{۱۲} استفاده کرد. تعیین مقدار آستانه در این روش، بسیار مهم است که وی از مفهوم میانه برای تعیین آن بهره برد. [۴۱].

فیلتر قله زمان-فرکانس^{۱۳} برای اولین بار در سال ۲۰۰۳ توسط بوآشاش^{۱۴} [۴۲] مطرح شد. در این روش سیگنال نوفه‌دار به صورت سیگنال تحلیلی کدگذاری می‌شود و سپس توزیع زمان-فرکانس آن محاسبه می‌شود و در نهایت با انتخاب بیشینه فرکانس توزیع زمان-فرکانس آن، سیگنال نوفه زدا شده حاصل

^۱ discrete

^۲ Miao

^۳ Cheadle

^۴ head wave

^۵ Cao

^۶ Chen

^۷ second-generation wavelet transform

^۸ Sid-Ali Ouadfeul

^۹ Aliouane

^{۱۰} vertical zero-offset

^{۱۱} Donoho

^{۱۲} Soft Thresholding

^{۱۳} Time-Frequency Peak Filtering

^{۱۴} Boashash

می‌گردد. تبدیل‌های متفاوتی برای این روش می‌توان استفاده کرد که خود بواسطه از توزیع ویگنر-ویل استفاده کرد و به‌وسیله‌ی آن سیگنال غیر پایا را از نوفه تصادفی به‌وسیله‌ی مدول کردن فرکانس و تخمین فرکانس لحظه‌ای، با گرفتن بیشینه توزیع زمان-فرکانس بهبود داد. در سال‌های اخیر نیز از این روش به‌طور موفقیت‌آمیزی جهت تضعیف نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای استفاده شد [۴۳, ۴۴]. اما محدودیت‌هایی در این استفاده وجود داشت، از جمله اینکه فیلتر بیشینه زمان-فرکانس‌های متداول برای همه‌ی فرکانس‌های سیگنال یک پنجره با طول ثابتی را اختیار می‌کردند و این در حالی است که سیگنال‌های با فرکانس متفاوت، پنجره‌هایی با طول‌های متفاوت می‌طلبند. ویو و همکاران^۱ [۴۵] در سال ۲۰۱۱ تبدیل رد لرزه شعاعی فیلتر بیشینه زمان-فرکانس^۲ (RT-TFPF) را ارائه دادند که اساس این روش از تبدیل شعاعی رد لرزه استفاده می‌کند.

از آنجایی که یک تبدیل تنک نمایش قابل‌بررسی‌تری را فراهم می‌کند، بنابراین تضعیف نوفه تصادفی با تبدیل‌های تنک مبنای بیش‌ترین روش مورد‌استفاده برای تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای می‌باشند. در این روش‌ها، فرض بر این است که داده‌های لرزه‌ای در یک حوزه‌ی تبدیلی، تنک می‌باشند. تعدادی از این تبدیل‌ها که برای تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای استفاده شده‌اند، عبارت‌اند از: تبدیل موجک [۴۶, ۴۷]، تبدیل کرولت [۴۸-۵۱]، کنتورلت [۵۲]، تبدیل شیرلت [۵۳]، تبدیل سائزلت [۵۴, ۵۵].

۳-۱ هدف تحقیق

روش‌های معرفی شده تاکنون همگی دارای مزایا و معایب منحصر به فردی در حوزه‌ی اعمالشان بر داده‌های لرزه‌ای می‌باشند. اما غالب روش‌های معرفی شده در شرایط نسبت سیگنال به نوفه پایین نتوانسته‌اند، حداکثر تضعیف نوفه را در مقابل حداقل آسیب به سیگنال به عمل آورند. تبدیل فشرده‌شده‌ی همزمان یک

^۱ Wu and et.al

^۲ *radial-trace time-frequency peak filtering*

روش جدید است که بر تبدیل‌های زمان-فرکانس رایج مانند تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه، تبدیل موجک و تبدیل S اعمال شده است تا بر محدودیت‌های این روش‌ها غلبه کند و به‌علاوه قدرت تفکیک بالای را در نمایش سیگنال فراهم سازد. تبدیل‌های فشرده‌شده‌ی همزمان موجک و S [۳۷, ۵۶] دو روش موفق در زمینه‌ی تجزیه‌ی طیفی سیگنال‌های لرزه‌ای می‌باشند. دلیل انتخاب این تبدیل‌ها معکوس‌پذیری [۵۷] و تمرکز انرژی در فرکانس‌های لحظه‌ای سیگنال است که از ویژگی‌های بارز این تبدیل‌ها است این دو تبدیل نمایش تنک خوبی را برای سیگنال فراهم می‌کنند. داده‌های لرزه‌ای به دلیل وجود ساختارهای هندسی تکراری اساساً رتبه پایین می‌باشند [۵۸] اما رتبه این داده‌ها در حضور نوفه افزایش می‌یابد. از آنجایی که نوفه و سیگنال پس از تبدیل زمان-فرکانس تنک است و وجود ساختارهای تکراری بعد از تبدیل نیز حفظ می‌شود، بنابراین سیگنال تبدیلی ترکیبی از دو مؤلفه‌ی رتبه-پایین و تنک است، به‌عبارتی دیگر سیگنال لرزه‌ای بدون نوفه به دلیل ساختارهای تکراری موجود در آن، رتبه-پایین و نوفه به‌عنوان مؤلفه‌ی تنک در نظر گرفته می‌شوند. نظری سیاه سر^۱ و همکاران [۵۹] در سال ۲۰۱۶ با استفاده از تبدیل موجک فشرده‌شده‌ی همزمان و الگوریتمی تحت عنوان گودک^۲ شبه نرم [۶۰] برای تجزیه داده لرزه‌ای در حوزه‌ی تبدیلی و تضعیف نوفه تصادفی، به مؤلفه‌های تنک و رتبه-پایین استفاده کردند. این الگوریتم با استفاده از تصویرسازی دوطرفه^۳، ماتریس رتبه-پایین را تخمین زده و ماتریس تنک را با آستانه گذاری نرم [۴۱] استخراج می‌کند و اساس این روش بهینه‌سازی یک مسأله‌ی نرم^۴ $\ell_1 - \ell_2$ است. اما در این روش خود یک نوع آشفتگی را روی سیگنال لرزه‌ای ایجاد خواهد کرد، بنابراین در جاهایی که دامنه سیگنال ضعیف باشد، سیگنال را از بین می‌برد و در بعضی مواقع شکل سیگنال را عوض می‌کند.

^۱ Nazari Siah SAR

^۲ Go-dec

^۳ Bilateral Random Projection

^۴ norm

در این پایان‌نامه جهت رفع این مشکل روش دیگری برای نوفه‌زدایی داده‌های لرزه‌ای بر مبنای تخمین مولفه رتبه- پایین در حوزه‌ی تنک تبدیل موجک فشرده‌ی شده‌ی همزمان استفاده‌شده است که اساس این روش به این صورت است که با اعمال وزن‌های بهینه‌ای بر روی بردارهای تکین ماتریس داده مقادیر تکین بهینه را جهت به دست آوردن ماتریس نوفه‌زدا شده‌ی رتبه-پایین تقریب می‌زند.

۴-۱ ساختار پایان‌نامه

در فصل دوم این پایان‌نامه به تشریح تبدیل موجک فشرده‌شده‌ی همزمان به‌عنوان خانواده‌ای از تبدیل‌های بازچینی شده پرداخته می‌شود. در فصل سوم از این ابزار، روشی جهت تضعیف نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای بیان می‌شود. در فصل چهارم روش دیگری برای تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌شود که از انتقال سیگنال لرزه‌ای به حوزه‌ی تبدیل فوریه‌ی زمان-کوتاه و استفاده از الگوریتمی نوین بر مبنای بهبود ایده‌ی تجزیه سیگنال به مولفه تنک و رتبه - پایین در این حوزه بهره گرفته می‌شود.

فصل دوم: تبدیل موجک فشرده شده می همزمان

۱-۲ حوزه‌های نمایش سیگنال

نمایش زمان و نمایش فرکانس دو شیوه نمایش کلاسیک یک سیگنال می‌باشند. در نمایش فرکانسی اطلاعات مربوط به تمام بازه‌ی زمانی سیگنال موردنظر می‌باشد و یا به عبارتی بهتر قدرت تفکیک زمانی سیگنال برابر صفر است [۱]. در شیوه کلاسیک نمایش زمانی سیگنال نیز مربوط به تمام بازه‌های فرکانسی سیگنال بوده و قدرت تفکیک فرکانسی نیز صفر است، اما در نمایش زمان-فرکانس متغیرهای زمان و فرکانس هر دو باهم ظاهر می‌شوند؛ بنابراین این نمایش در متغیرهای زمان و فرکانس محلی است. مقاطع عرضی^۱ زمان ثابت این نمایش، فرکانس یا فرکانس‌های حاضر در زمان را نشان می‌دهند و مقاطع عرضی فرکانس ثابت نیز زمان یا زمان‌هایی که فرکانس در آن حضور دارند را نشان می‌دهند. چنین نمایش را نمایش زمان-فرکانس یا توزیع زمان-فرکانس می‌نامند [۱]. وقتی سیگنال پایا باشد تبدیل فوریه به‌تنهایی برای تحلیل آن کفایت می‌کند، اما زمانی که سیگنال ناپایا باشد، تبدیل فوریه به‌تنهایی مناسب تحلیل نمی‌باشد و بایستی از تبدیل‌های زمان-فرکانس استفاده نمود [۱]. همان‌طور که در فصل قبل توضیح داده شد، تبدیل‌های مختلف زمان-فرکانس توسط محققان معرفی شده‌اند. از آنجایی که هرکدام از این تبدیل‌ها دارای نقاط قوت و ضعف مخصوص می‌باشند، با پیشرفت علوم تبدیل‌های زمان-فرکانس جدیدی معرفی می‌شوند که دارای کمترین نقاط ضعف بوده و در مقابل دارای نقاط قوت سایر تبدیل‌های زمان-فرکانس باشد. از آنجایی که در این پایان‌نامه از تبدیل موجک فشرده‌شده‌ی همزمان استفاده می‌شود، در این فصل ابتدا به معرفی تبدیل موجک [۶۱] و سپس تبدیل بازچینی شده‌ی^۲ آن [۶۲-۶۴] پرداخته می‌شود و در پایان تبدیل موجک فشرده‌شده‌ی همزمان [۳۶] را به‌عنوان خانواده‌ای از تبدیل‌های باز چینی شده معرفی می‌شود.

^۱ Cross section

^۲ Reassignment Transform

۲-۲ تبدیل موجک

تبدیل فوری‌هی زمان کوتاه به دلیل اینکه قدرت تفکیک در تمام صفحه زمان-فرکانس یکسان می‌باشد، تبدیلی قدرتمند به نظر نمی‌رسد. برای حل این مشکل مورلت و همکاران [۳۰] تبدیل موجک را پیشنهاد دادند و در اوایل دهه‌ی ۱۹۸۰ جهت ارزیابی سیگنال‌های لرزه‌ای مورد استفاده قرار گرفت [۳۱]. تبدیل موجک پیوسته‌ی سیگنال که تبدیل انتگرال موجک نیز نامیده می‌شود، برای سیگنال $x(t)$ به صورت رابطه‌ی (۱-۲) است [۶۵, ۶۱]:

$$W_x(b,a) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1-2)$$

$\psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$ را نسخه‌ی انتقال یافته به اندازه‌ی b و مقیاس شده‌ی به اندازه‌ی a از موجک مادر $\psi(t)$ می‌نامند که مطابق رابطه‌ی (۲-۲) از موجک مادر به دست می‌آید:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (2-2)$$

در رابطه‌ی بالا شرایط لازم برای یکسان بودن انرژی تمام نسخه‌های انتقالی و مقیاس شده را تضمین می‌کند. تبدیل موجک به طور مستقیم نمایش زمان-فرکانس را فراهم نمی‌کند، بلکه نمایشی از سیگنال را در حوزه‌ی زمان-مقیاس فراهم می‌سازد که در آن مقیاس با فرکانس رابطه‌ی عکس دارد.

تبدیل موجک پیوسته یک تبدیل معکوس پذیر است و انتقال از حوزه‌ی زمان-مقیاس به حوزه‌ی زمان نیز مطابق رابطه‌ی (۳-۲)، در صورتی که موجک مادر در شرط بازسازی تبدیل موجک در رابطه‌ی (۴-۲) صدق کند، به دست می‌آید [۶۵]:

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_x(b, a) |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{dad b}{a^2}. \quad (3-2)$$

$$C_\psi = \int_0^\infty \frac{|\widehat{\psi}(f)|^2}{f} df < \infty \quad (4-2)$$

۳-۲ تبدیل باز چینی شده موجک

تبدیل موجک پیوسته حاصل همبستگی عرضی میان سیگنال و اتم زمان-فرکانس می‌باشد، به همین دلیل انرژی سیگنال در صفحه‌ی زمان-فرکانس حول موقعیت اصلی انرژی پخش شده و سبب کاهش قدرت تفکیک در صفحه‌ی زمان-فرکانس می‌شود. برای حل این مشکل کدرا^۱ و همکاران [۶۴] برای اولین بار روش باز چینی شده که بعدها تحت عنوان روش جابه‌جایی پنجره بهبود یافته^۲ پایه‌ریزی شد، پیشنهاد کردند و سپس فلاندرین^۳ [۶۳, ۶۲] این روش را بر اساس اطلاعات فازی باز نویسی کردند. ایده اساسی این تبدیل انتقال انرژی در صفحه زمان-فرکانس یا زمان-مقیاس به نقاط تمرکز انرژی است.

تابع چگالی انرژی فضای زمان-مقیاس که اصطلاحاً مقیاس نگار^۴ نامیده می‌شود، برای یک سیگنال پیوسته با استفاده از تبدیل موجک به صورت رابطه‌ی (۵-۲) معرفی می‌شود [۶۵]:

$$E_x(a, b) = |W_x(a, b)|^2 \quad (5-2)$$

با نوشتن معادله تبدیل موجک در مختصات قطبی به صورت رابطه‌ی (۶-۲) و همچنین با توجه به ایده‌ی کدرا و همکاران [۶۶]، مختصات (\hat{a}, \hat{b}) که بیان‌کننده‌ی مختصات نقاط مورد نظر برای انتقال انرژی است

^۱ Kodera

^۲ Modified moving window method

^۳ Flandrin

^۴ Scalogram

به صورت روابط (۷-۲) و (۸-۲) به دست می آید [۶۶]:

$$|W_x(a,b)| = |W_x(a,b)| e^{i\Omega(a,b)} \quad (۶-۲)$$

$$\hat{b} = b + \frac{a^2 d\Omega(a,b)}{\omega_0 da} \quad (۷-۲)$$

$$\hat{a} = \frac{\omega_0}{d\Omega(a,b)/db} \quad (۸-۲)$$

ω_0 نشان دهنده‌ی فرکانس مرکزی مورد استفاده در تبدیل موجک است. مسأله واپیچش فاز^۱ یکی از مسائل پردردسر در تبدیلات بازچینی است. در عمل برای جلوگیری از مسأله‌ی واپیچش فاز در تبدیل موجک باز چینی شده از روابط (۹-۲) و (۱۰-۲) برای به دست آوردن مختصات (\hat{a}, \hat{b}) استفاده می‌شود [۶۶]:

$$\hat{b} = b + \frac{a^2}{\omega_0} \operatorname{Im} \left(\frac{dW_s(a,b)}{W_s(a,b) da} \right) \quad (۹-۲)$$

$$\hat{a}(a,b) = \frac{\omega_0}{\operatorname{Im} \left(\frac{dW_s(a,b)}{W_s(a,b) db} \right)} \quad (۱۰-۲)$$

۴-۲ تبدیل موجک فشرده شده

در این بخش تبدیل موجک فشرده شده به عنوان تبدیلی کارآمد و ابزار زمان-فرکانس پایدار و معکوس پذیر که توانایی استخراج مدهای پایه‌ی سیگنال را دارد، معرفی می‌شود. تبدیل‌های متداول مثل تبدیل فوریه‌ی

^۱ Phase unwrapping

زمان کوتاه و تبدیل موجک و تبدیل S موجب گستردگی انرژی حول فرکانس لحظه‌ای می‌شوند. تبدیل‌های بازچینی شده این مقدار انرژی را به مختصات جدیدی متمرکز می‌سازند و از این روش برای بهبود قدرت تفکیک بهره می‌گیرند. تبدیل موجک فشرده‌شده در ابتدا جهت شناسایی مؤلفه‌های نوسانی در یک سیستم پیچیده طراحی شد [۶۷]. این تبدیل ابتدا در حوزه‌ی سیگنال‌های صوتی معرفی شد [۵۶]. نحوه‌ی عمل این تبدیل شبیه به الگوریتم تجزیه مد تجربی [۶۸] که در ابتدا توسط دابیشز [۳۶] معرفی شد، می‌باشد و برای نمایش تغییرات ناگهانی سیگنال و برای به تصویر کشیدن ساختار و اجزای موجود در سیگنال‌های ناپایا ابزار قدرتمندی است. تبدیل موجک فشرده‌شده از این نظر که برای بهبود قدرت تفکیک از تخمین فرکانس‌های لحظه‌ای بهره می‌گیرند، شباهت بسیار زیادی به تبدیل‌های بازچینی دارند [۳۶، ۶۹-۷۱]. تبدیل‌های فشرده‌شده قادر به بازیابی یک محدوده‌ی فرکانسی که تبدیل‌ها بازچینی شده در آن ناتوان‌اند، می‌باشند [۵۶].

تبدیل موجک فشرده‌شده در سه مرحله محاسبه می‌شود [۳۶]:

۱- محاسبه‌ی تبدیل موجک سیگنال ورودی

۲- محاسبه‌ی فرکانس لحظه‌ای تبدیل موجک

۳- بازچینی اطلاعات به نقاط محاسبه‌شده

در ادامه هرکدام از بخش‌های بالا به‌طور مفصل توضیح داده می‌شود.

۱-۴-۲ محاسبه تبدیل موجک ورودی

تبدیل موجک یک سیگنال به‌صورت رابطه‌ی (۱-۲) تعریف شد. برای تفهیم این ایده، سیگنال هارمونیک $s(t) = A \cos(\omega t)$ به عنوان مثال بیان می‌شود. فرض موجک $\psi(\xi)$ روی قسمت مثبت محور فرکانس متمرکز است که در آن ξ فرکانس زاویه‌ای موجک می‌باشد یعنی تبدیل فوریه‌ی آن به ازای مقادیر منفی

فرکانس، نزدیک به صفر باشد و حول یک فرکانس مانند ω_0 متمرکز شده است. تبدیل موجک پیوسته‌ی این سیگنال با موجک مادر ψ را می‌توان با استفاده از قضیه‌ی پلانچرل^۱، به صورت رابطه‌ی (۲-۱۲) بازنویسی کرد [۵۶، ۳۶]:

$$\begin{aligned}
 W_s(a,b) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{S}(\xi) a^{1/2} \overline{\hat{\psi}(a\xi)} e^{ib\xi} d\xi = \\
 &= \frac{A}{2\pi} \int \delta(\xi-\omega) \delta(\xi+\omega) a^{1/2} \overline{\hat{\psi}(a\xi)} e^{ib\xi} d\xi = \\
 &= \frac{A}{2\pi} \overline{\hat{\psi}(a\xi)} a^{1/2} e^{ib\omega}.
 \end{aligned} \tag{۱۱-۲}$$

A در رابطه‌ی (۲-۱۱) دامنه سیگنال هارونیک معرفی شده می‌باشد. با فرض اینکه $\hat{\psi}(\xi)$ حول $\xi = \omega_0$ متمرکز باشد، $W_s(a,b)$ حول $a = \omega_0/\omega$ متمرکز است. بنابراین، در تبدیل موجک، انرژی در صفحه‌ی زمان-مقیاس و حول مقیاس $a = \omega_0/\omega$ و با جابه‌جایی زمانی b پخش می‌شود.

۲-۴-۲ محاسبه فرکانس لحظه‌ای تبدیل موجک

دابیشرز و همکاران [۳۶] نشان دادند، در صورتی که پراکندگی انرژی حول محورهای زمانی قابل صرفه نظر باشد، برای هر نقطه‌ی (a,b) در صفحه‌ی زمان-مقیاس که در آن $W_s(a,b) \neq 0$ باشد، فرکانس لحظه‌ای^۲ $\omega_s(a,b)$ به صورت رابطه‌ی (۲-۱۳) به دست می‌آید [۵۶، ۳۶]:

$$\omega_s(a,b) = -i \left(W_s(a,b) \right)^{-1} \frac{\partial}{\partial b} W_s(a,b). \tag{۱۲-۲}$$

اما در هر نقطه از صفحه‌ی زمان-مقیاس که $W_s(a,b) \equiv 0$ باشد، مقدار این فرکانس لحظه‌ای برابر

^۱ Plancherel's theorem

^۲ Candidate instantaneous frequency

بی‌نهایت خواهد شد. برای سیگنال هامونیک معرفی‌شده، این فرکانس لحظه‌ای به صورت $\omega_s(a,b) = \omega$ است.

۳-۴-۲ باز چینی اطلاعات به نقاط محاسبه‌شده

در این مرحله اطلاعات حاصل از صفحه‌ی زمان-مقیاس، با استفاده از فرکانس لحظه‌ای محاسبه‌شده، با یک نگاشت $(a,b) \rightarrow (b, \omega_s(a,b))$ طی یک عملیات فشرده‌سازی همزمان^۱، به صفحه‌ی زمان-فرکانس منتقل می‌شود که این تخصیص مجدد فرکانس‌ها، به دلیل برگشت‌پذیری تبدیل موجک قابل انجام است. برای رسیدن به رابطه‌ی نهایی تبدیلی فشرده‌سازی همزمان کافی است، توجه کرد که ضرایب محاسبه‌شده در تبدیل موجک $W_s(a,b)$ برای مقادیر گسسته‌ی مقیاس به‌دست آمده‌اند که در آن گام مقیاس برابر با $a_k - a_{k-1} = (\Delta a)_k$ است؛ برای نگاشت از صفحه‌ی زمان-مقیاس به صفحه‌ی زمان-فرکانس، ضرایب فشرده‌سازی همزمان فقط در فرکانس مرکزی $\{\omega_l\}_{l=0}^{\infty}$ وجود دارند که در محدوده‌ی فرکانسی $\left[\omega_l - \frac{1}{2} \Delta \omega, \omega_l + \frac{1}{2} \Delta \omega \right]$ و با گام فرکانسی $\omega_l - \omega_{l-1} = \Delta \omega$ می‌باشند. بنابراین تبدیلی فشرده‌شده‌ی همزمان به‌صورت رابطه‌ی (۲-۱۴) به دست می‌آید [۳۶]:

$$T_s(\omega_l, b) = (\Delta \omega)^{-1} \sum_{a_k: |\omega(a_k, b) - \omega_l| \leq \Delta \omega / 2} W_s(a_k, b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k. \quad (۲-۱۳)$$

یکی از ویژگی‌های این تبدیلی این است که بعد از فشرده‌سازی همزمان می‌توان سیگنال را به حوزه‌ی زمان برگرداند [۳۶]:

^۱ Synchrosqueezing

$$\int_0^{\infty} W_s(a,b) a^{-3/2} da = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} \hat{S}(\xi) a^{-1} \overline{\hat{\psi}(a\xi)} e^{ib\xi} da d\xi =$$

$$\frac{1}{2\pi} \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} \hat{S}(\xi) a^{-1} \overline{\hat{\psi}(a\xi)} e^{ib\xi} da d\xi = \int_0^{\infty} \overline{\hat{\psi}(\xi)} \frac{d\xi}{\xi} \cdot \frac{1}{2\pi} \int_0^{\infty} \hat{S}(\zeta) e^{ib\zeta} d\zeta. \quad (14-2)$$

با قرار دادن $C_{\psi} = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} \overline{\hat{\psi}(\xi)} \frac{d\xi}{\xi}$ به عنوان ثابت نرمال سازی^۱ و با فرض اینکه s یک سیگنال حقیقی

باشد که در نتیجهی آن $\hat{s}(\xi) = \overline{\hat{s}(-\xi)}$ و $s(b) = \pi^{-1} \Re \left[\int_0^{\infty} \hat{s}(\xi) e^{ib\xi} d\xi \right]$ باشد، سیگنال در حوزهی زمان

به صورت رابطه‌ی (۱۶-۲) به دست می‌آید [۳۶]:

$$s(b) = \Re \left[C_{\psi}^{-1} \int_0^{\infty} W_s(a,b) a^{-3/2} da \right]. \quad (15-2)$$

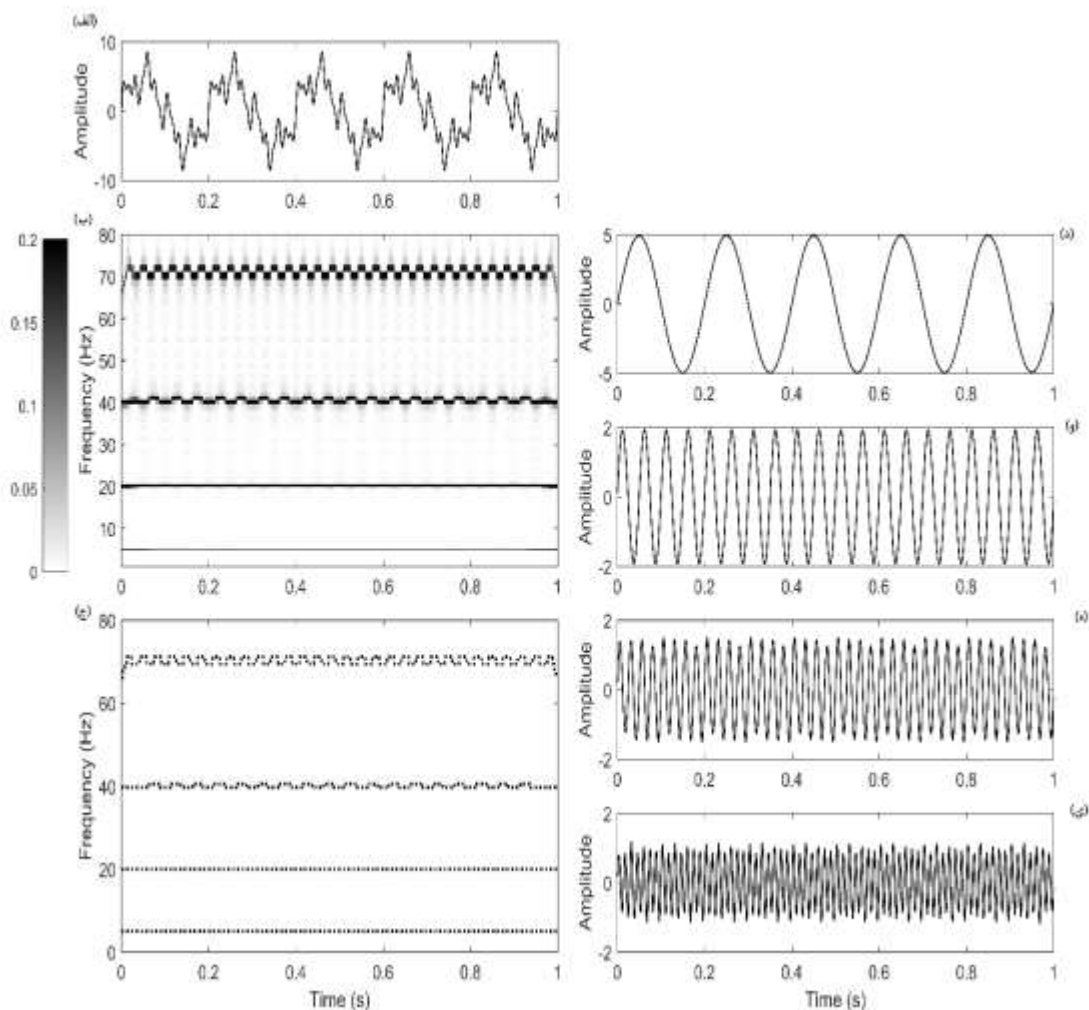
در تقریب ثابت قطعه‌ای، متناظر با بین‌های a می‌توان نوشت:

$$s(b) = \Re \left[C_{\psi}^{-1} \sum_k W_s(a_k, b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \right] = \Re \left[C_{\psi}^{-1} \sum_l T_l(\omega, b) (\Delta \omega) \right]. \quad (16-2)$$

همان‌طور که قبلاً اشاره شد، تبدیل موجک فشرده‌شده، در رابطه‌ی (۱۴-۲) یک مقیاس گسسته‌سازی خطی از ω را فرض می‌کند، اگر به‌جای آن هر گسسته‌سازی دیگری (مثل گسسته‌سازی لگاریتمی) استفاده شود، آنگاه $\Delta \omega$ به مقدار l وابسته می‌شود، به‌طوری‌که متناوباً می‌تواند به‌صورت نمایی از a ، از $3/2-$ تا $1/2-$ تغییر کند [۳۶]. به‌منظور عملکرد این تبدیل در استخراج مدهای پایه‌ی سیگنال، یک سیگنال که متشکل از چهار مؤلفه‌ی سینوسی با فرکانس‌های ۵، ۲۰، ۴۰ و ۷۰ هرتز با دامنه‌های ۵، ۲، ۱/۵ و ۱ در نظر گرفته‌شده است. این سیگنال در شکل ۱-۲ الف نشان داده شده و تبدیل موجک فشرده‌شده‌ی آن در شکل

^۱ Normalizing constant

۱-۲ ب آورده شده است. برای استخراج مدهای پایه ابتدا لبه‌های پرنرزی این سیگنال، باید مشخص شود که در شکل ۱-۲ ج این لبه‌های انرژی بالا به نمایش گذاشته شده است. در نهایت، مدهای استخراج یافته از این روش، در شکل ۱-۲ د - ی نشان داده شده است.



شکل ۱-۲: سیگنال مرکب سینوسی با فرکانس‌های ۵، ۲۰، ۴۰ و ۷۰ هرتز، تبدیل موجک پیوسته‌ی فشرده‌شده، لبه‌های پرنرزی سیگنال و مدهای استخراج یافته از آن. الف) سیگنال مرکب سینوسی ب) تبدیل موجک فشرده‌شده‌ی سیگنال، ج) لبه‌های پرنرزی سیگنال. د) استخراج یافته ۵ هرتز، و) ۲۰ هرتز، ه) ۴۰ هرتز و ی) ۷۰ هرتز.

فصل سوم: تضعیف نوبه لرزه‌ای در حوزه زمان-فرکانس

۱-۳ پیش‌گفتار

فرض کنید ماتریس X یک ماتریس $m \times n$ باشد که دقیقاً یا تقریباً رتبه-پایین باشد و ماتریس Y ، همان ماتریس X باشد که به صورت رابطه‌ی $Y = X + \beta Z$ به نوفه آغشته شده است. ماتریس Z ماتریس نوفه است که عناصر آن مستقل و با توزیع یکسان می‌باشند و میانگین عناصر، صفر و واریانس برابر با یک است. هدف، انتخاب یک تابع زیان^۱ مانند $L_{m,n} = (\cdot, \cdot)$ برای بازیابی ماتریس X است. اگر \hat{X} ماتریس تخمین زده‌شده از X باشد و خطای میانگین مربعات^۲ (MSE) یا کاهش مربعات فروبنیوس^۳ به‌عنوان تابع زیان انتخاب شود، رابطه‌ی (۱-۳) بین ماتریس تخمینی و ماتریس بدون نوفه برقرار است [۷۲]:

$$L_{m,n}^{fro} = \|X - \hat{X}\|_F^2 = \sum_{i,j} |x_{i,j} - \hat{x}_{i,j}|^2. \quad (۱-۳)$$

که در اینجا X و \hat{X} هر دو دارای ابعاد $m \times n$ می‌باشند. هدف تخمین \hat{X} است که کوچک‌ترین خطای میانگین مربعات را با X داشته باشد. روش پیش‌فرض برای تخمین ماتریس رتبه-پایین از ماتریس نوفه‌دار، تجزیه مقادیر تکین کوتاه شده^۴ است که برای Y را به صورت رابطه‌ی (۲-۳) است [۷۳]:

$$Y = \sum_{i=1}^m y_i v_i \hat{v}_i' \quad (۲-۳)$$

که در این رابطه $v_i \in \mathbb{R}^m$ و $\hat{v}_i' \in \mathbb{R}^n$ به ترتیب بردارهای چپ و راست ماتریس Y ، به ازای مقادیر تکین y_i می‌باشند. تخمین ماتریس رتبه-پایین با استفاده از روش تجزیه

^۱ loss function

^۲ mean square error

^۳ square Frobenius loss

^۴ Truncated singular value decomposition

مقادیر تکین کوتاه شده به صورت رابطه‌ی (۳-۳) است:

$$\hat{X}_r = \sum_{i=1}^r y_i v_i \tilde{v}_i' \quad (3-3)$$

که در اینجا $r = \text{rank}(X)$ است که فرض می‌شود معلوم و $y_1 \geq y_2 \geq \dots \geq y_m$ باشد.

تخمین گر تجزیه مقادیر تکین کوتاه شده، تعدادی از مقادیر تکین را به سمت صفر کاهش می‌دهد، درحالی‌که مابقی را دست‌نخورده نگه می‌دارد. به‌طور کلی برای هر انتخاب از اسکالر غیرخطی $\eta: [0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$ که به‌عنوان یک انقباض نیز شناخته می‌شود، یک تخمین‌گر انقباض^۱ مقادیر تکین به‌صورت رابطه‌ی (۴-۳) وجود دارد [۷۲]:

$$\hat{X}_\eta = \sum_{i=1}^m \eta(y_i) v_i \tilde{v}_i' \quad (4-3)$$

انقباض مقادیر تکین زمانی به کار می‌آید که ماتریس تخمینی (\hat{X}) برای ماتریس سیگنال X ، بر اثر چرخش ماتریس داده، متعامد غیر متغیر^۲ باشد. عمومی‌ترین شکل یک تخمین‌گر غیر متغیر به شکل $\hat{X} = V \hat{D} V'$ است که در آن V و V' به ترتیب بردارهای تکین چپ و راست ماتریس داده است و \hat{D} ماتریس قطری است که به مقادیر تکین ماتریس داده وابسته است.

اگر مقادیر تکین ماتریس $X - \hat{X}$ ، $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m$ باشد. آنگاه تابع زیان فروبنیوس به صورت رابطه‌ی

$$(5-3) \quad \text{به دست می‌آید که در آن } \| \cdot \|_F \text{ نماد نرم فروبنیوس می‌باشد [۷۲]:}$$

^۱ shrinkage

^۲ bi-orthogonally invariant

$$L_{m,n}^{fro}(X, \hat{X}) = \|X - \hat{X}\|_F^2 = \sum_{i=1}^m \sigma_i^2. \quad (5-3)$$

بنابراین عملگر کوتاه‌ساز بهینه‌ی غیرخطی برای تابع زیان نرم فروبنیوس در یک مقیاس نوفه‌ی طبیعی^۱ به صورت رابطه‌ی (۶-۳) درمی‌آید:

$$\eta_y^* = \begin{cases} 0 & y \leq 1 + \sqrt{\beta} \\ \frac{1}{y} \sqrt{(y^2 - \beta - 1)^2 - 4\beta} & y \geq 1 + \sqrt{\beta} \end{cases} \quad (6-3)$$

۲-۳ استخراج مؤلفه پایین-رتبه با استفاده از انقباض بهینه

ناداکودیتی^۲ [۷۴] در سال ۲۰۱۴ یک الگوریتمی را تحت عنوان انقباض بهینه^۳ برای بهبود تخمین ماتریس سیگنال رتبه پایین پیشنهاد کرد که در آن از انقباض مقادیر تکین به صورت بهینه بهره می‌برد. در این روش با بهینه‌سازی وزن‌های بردارهای تکین راست و چپ ماتریس اندازه‌گیری، تخمین مؤلفه‌ی رتبه-پایین از یک ماتریس آغشته به نوفه را بهبود می‌دهد. اگر ماتریس سیگنال به اضافه نوفه \tilde{X} ، ماتریس نوفه دارای توزیع گاوسی x و ماتریس سیگنال S باشد، روابط (۷-۳) و (۸-۳) بین این سه ماتریس برقرار می‌باشد [۷۴]:

$$\tilde{X} = \sum_{i=1}^r \theta_i u_i v_i^H + x \quad (7-3)$$

H نماد مزدوج ترانزپوز است u_i و v_i به ترتیب بردارهای چپ و راست متناظر با مقادیر تکین θ_i از

^۱ $\sigma = 1/\sqrt{n}$

^۲ Nadakuditi

^۳ OPTSHRINK

ماتریس سیگنال S است.

$$S = \sum_{i=1}^r \theta_i u_i v_i^H \quad (۸-۳)$$

قضیه ایکار-یانگ-میرسکی^۱ (EYM) [۷۷-۷۵] ماتریس تخمینی را به صورت رابطه‌ی (۹-۳) بیان می‌کند.

$$S_{eym} = \arg \min_{rank(s)=r} \|\tilde{X} - s\|_F \quad (۹-۳)$$

در ابتدا فرض می‌شود که رتبه ماتریس بدون نوفه معلوم باشد، با این وجود تجزیه مقادیر تکین کوتاه شده، رابطه‌ی (۹-۳) را به صورت رابطه‌ی (۱۰-۳) حل می‌کند [۷۴]:

$$S_{eym} = \sum_{i=1}^r \hat{\sigma}_i \hat{u}_i \hat{v}_i^H \quad (۱۰-۳)$$

این در حالی است که تجزیه مقادیر تکین ماتریس \tilde{X} به صورت $\tilde{X} = \sum_i \hat{\sigma}_i \hat{u}_i \hat{v}_i^H$ می‌باشد، بنابراین

تخمین‌گر EYM مسأله تقریب بهترین رتبه را از جمع ماتریس نوفه و سیگنال حل می‌کند، اما چیزی در مورد مسأله تضعیف نوفه و تخمین بهترین ماتریس سیگنال رتبه-پایین نمی‌گوید. بنابراین از این تخمین‌گر نباید انتظار تضعیف نوفه خوبی را داشت [۷۴].

فرض $\|w\|_{l_0} = \#\{i: w_i \neq 0\}$ و بنابراین $\|w\|_{l_0} = r$ که به بردار w با r عنصر غیر صفر اشاره دارد و $\|\cdot\|_0$

نشان دهنده نرم صفر است. ناداکودیتی تغییرات مسأله تضعیف نوفه را به صورت یک تقریب وزن‌دار مانند

^۱ Eckart-Young-Mirsky

رابطه‌ی (۱۱-۳) فرمول‌بندی کرد [۷۴].

$$w^{opt} = \arg \min_{\|w\|_{\ell_0} = r} \left\| \sum_{i=1}^r \theta_i u_i v_i^H - \sum_i w_i \hat{u}_i \hat{v}_i^H \right\|_F \quad (11-3)$$

در معادله‌ی (۱۱-۳) با استفاده از بردارهای تکین ماتریس نوفه‌دار، سعی در تقریب ماتریس سیگنال نامعلوم دارد. روش کار به این صورت است که ابتدا تجزیه‌ی مقادیر تکین ماتریس نوفه‌دار را محاسبه می‌کند و سپس مطابق با این مقادیر تکین ضرایب بهینه‌ای را پیدا کرده و روی بردارهای راست و چپ به دست آمده در مرحله‌ی تجزیه مقادیر تکین اعمال می‌شود. محاسبات نشان داده است که w^{opt} تنها به حد توزیع مقادیر تکین از ماتریس نوفه بستگی دارد. زیرا همان‌طور که قبلاً بیان شد حضور نوفه در داده، خود را به صورت مقادیر تکین خیلی کوچک نشان می‌دهد. تحلیل‌های انجام‌شده حاکی از این است که w^{opt} شکل عملگرهای انقباض-آستانه‌گذاری روی مقادیر تکین ماتریس نوفه‌دار شده را می‌گیرد که به وسیله‌ی حد توزیع مقادیر تکین ماتریس صرفاً نوفه، کاملاً مشخص شده است.

به‌طور کلی می‌توان گفت که این الگوریتم مقادیر تکین ماتریس نوفه‌دار شده و همچنین بردارهای چپ و راست متناظر با این مقادیر تکین را محاسبه می‌کند و سپس این بردارهای تکین را به صورتی وزن‌دار می‌کند که نرم صفر این وزن‌ها برابر با رتبه‌ی مؤثری است که برای بازسازی ماتریس سیگنال رتبه پایین مورد استفاده قرار می‌گیرد، بنابراین ضرایب وزن‌دار بهینه با اعمال عملگر انقباض-آستانه‌گذاری روی مقادیر تکین به دست آمده در گام قبل، به دست می‌آید. دلیل اعمال عملگر انقباض این است که وجود نوفه در ماتریس داده باعث اریب^۱ شدن مقادیر تکین ماتریس نوفه‌دار شدن نسبت به مقادیر تکین ماتریس سیگنال می‌شود، اما دلیل اینکه آستانه‌گذاری اعمال می‌شود این است که در حین تخمین بردارهای تکین

^۱ biased

یک انتقال فاز وجود دارد. شرط بهینه شدن ضرایب وزنی کمینه شدن مربعات خطا بین سیگنال اصلی و تخمین زده شده است برای این منظور تخمین رتبه‌ی مؤثر تأثیر به سزایی را در تخمین ماتریس سیگنال دارد. می‌توان الگوریتم انقباض را به صورت زیر خلاصه کرد [۷۴].

الگوریتم انقباض بهینه

شروع

ورودی: ماتریس داده‌ی نوفه‌دار (\tilde{X}) $m \times n$ و رتبه مؤثر \hat{r} ماتریس سیگنال پنهان.

$$1- \text{ مقدار تکین ماتریس داده را حساب کن. } \tilde{X} = \sum_{i=1}^q \hat{\sigma}_i \hat{u}_i \hat{v}_i^H$$

$$2- \text{ مقدار روبه‌رو را حساب کن: } \hat{\Sigma}_{\hat{r}} = \text{diag}(\sigma_{r+1}, \dots, \sigma_q) \in \mathbb{R}^{(n-\hat{r}) \times (m-\hat{r})}$$

۳- $i=1$ قرار بده

۴- تبدیلات $\hat{D}(\hat{\sigma}_i; \hat{\Sigma}_{\hat{r}})$ و $\hat{D}'(\hat{\sigma}_i; \hat{\Sigma}_{\hat{r}})$ را از معادلات (۳-۱۲) و (۳-۱۳) حساب کن.

۵- $i=i+1$ قرار بده

۶- برو به مرحله ۴

۷- این کار را تا زمانی که $i = \hat{r}$ باشد، انجام بده.

$$8- \hat{w}_{i, \hat{r}}^{opt} = -2 \frac{\hat{D}(\hat{\sigma}_i; \hat{\Sigma}_{\hat{r}})}{\hat{D}'(\hat{\sigma}_i; \hat{\Sigma}_{\hat{r}})} \text{ حساب کن.}$$

$$9- \text{ ماتریس سیگنال با رتبه } \hat{r} \text{ تخمین بزن. } \hat{S}_{opt} = \sum_{i=1}^{\hat{r}} \hat{w}_{i, \hat{r}}^{opt} \hat{u}_i \hat{v}_i^H$$

۱۰- مقدار تخمین خطای میانگین مربعات (MSE) و مقدار نسبی (relMSE) آن را با استفاده از روابط (۳-۱۴) و (۳-۱۵) حساب کن.

پایان

$$\widehat{D}(z; X) = \frac{1}{n} \text{Tr}[z(z^2 I - XX^H)^{-1}] \cdot \frac{1}{m} \text{Tr}[z(z^2 I - X^H X)^{-1}]. \quad (12-3)$$

$$\begin{aligned} \widehat{D}'(z; X) := & \frac{1}{n} \text{Tr}[z(z^2 I - XX^H)^{-1}] \cdot \frac{1}{m} \text{Tr}[-2z^2 (z^2 I - X^H X)^{-2} \\ & + (z^2 I - X^H X)^{-1}] + \frac{1}{m} \text{Tr}[z(z^2 I - X^H X)^{-1}] \cdot \frac{1}{n} \text{Tr}[-2z^2 (z^2 I - XX^H)^{-2} \\ & + (z^2 I - XX^H)^{-1}]. \end{aligned} \quad (13-3)$$

$$MSE_{\widehat{r}} = \sum_{i=1}^{\widehat{r}} \frac{1}{\widehat{D}(\widehat{\sigma}_i; \widehat{\Sigma}_{\widehat{r}})} - \sum_{i=1}^{\widehat{r}} (\widehat{w}_{i, \widehat{r}}^{opt})^2. \quad (14-3)$$

$$relMSE_{\widehat{r}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{\widehat{r}} (\widehat{w}_{i, \widehat{r}}^{opt})^2}{\sum_{i=1}^{\widehat{r}} \frac{1}{\widehat{D}(\widehat{\sigma}_i; \widehat{\Sigma}_{\widehat{r}})}}. \quad (15-3)$$

که در آن Tr نماد ستون‌های ماتریس تخمینی، z مقادیر تکین ماتریس داده و I ماتریس هم بعد با ماتریس داده می‌باشد. عملگر انقباض و آستانه گذاری در روابط (12-3) و (13-3) بر مقادیر تکین اعمال می‌شود. لازم به ذکر است که مقدار خطای میانگین مربعات نسبی، رابطه (15-3)، هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد تقریب مؤلفه رتبه پایین بهتر است و هر چه به یک نزدیک‌تر باشد این تقریب ضعیف‌تر است.

۳-۳ بررسی عملکرد الگوریتم برای نوفه‌زدایی

روش انقباض بهینه با الگوریتم فوق را می‌توان برای تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای به کار برد که ابتدا ردلرزه با استفاده از تبدیل زمان-فرکانس موجک فشرده شده همزمان به فضای تنکی منتقل می‌شود و سپس ردلرزه در فضای تنک با حل معادله‌ی (12-3)، با روش انقباض بهینه، به مؤلفه‌ی رتبه-پایین و تنک آن تجزیه می‌شود. این الگوریتم مؤلفه‌ی رتبه-پایین ماتریس تبدیل شده را استخراج کرده و مؤلفه‌ی

تنک از تفاضل ماتریس سیگنال و ماتریس تخمینی رتبه-پایین به دست می‌آید. لازم به یادآوری است که مؤلفه‌ی رتبه-پایین به‌عنوان سیگنال نوفه‌زدا شده قرار داده می‌شود که با اعمال عکس تبدیل موجک فشرده شده‌ی همزمان روی این مؤلفه حاصل می‌شود. با توجه به اینکه این الگوریتم یک الگوریتم ردلرزه به ردلرزه است، این کار را برای تمام ردلرزه‌ها تکرار می‌شود. در ادامه به‌منظور نمایان ساختن عملکرد این روش و کاربرد آن در تضعیف نوفه‌های تصادفی گاوسی سفید در داده‌های لرزه‌ای، این الگوریتم روی یک داده‌ی دوبعدی مصنوعی دارای یک رویداد خطی و منحنی متقاطع اعمال گردید که برای نشان دادن عملکرد بیش‌تر این روش، دو ناپیوستگی در رویدادها ایجاد شده است. نتایج روش SSWT- OptShrink با نتایج روش‌هایی چون واهمامیخت $f-x$ ، روش SSA و SSWT-GoDec مقایسه شده است.

معیارهایی برای مقایسه این نتایج وجود دارد که برای داده مصنوعی می‌توان به دو بخش کیفی و کمی تقسیم کرد؛ که برای مقایسه کردن از لحاظ کمی، از نسبت سیگنال به نوفه سیگنال بازسازی‌شده بهره گرفته

$$\text{می‌شود که به فرم } SNR = 10 \log \left(\frac{P_{signal}}{P_{noise}} \right) = 10 \log \left(\frac{\|D^0\|_F^2}{\|D^0 - \hat{D}\|_F^2} \right) \text{ محاسبه می‌شود [۷۸, ۵۹]. هر چه}$$

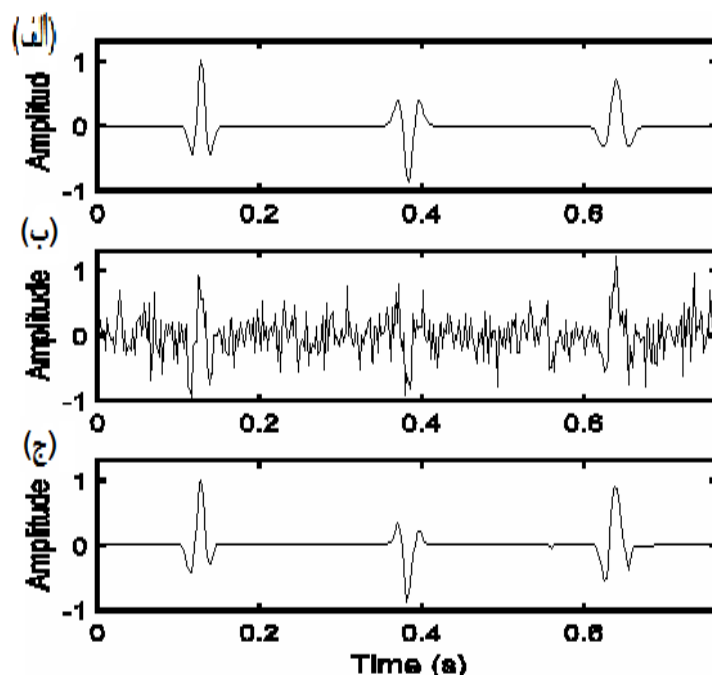
این نسبت بالاتر باشد عملکرد روش در تضعیف نوفه بهتر است. به این دلیل در اینجا واژه‌ی مصنوعی قید می‌شود که از لحاظ کمی نمی‌توان داده‌ی واقعی را از نظر میزان نوفه‌ی تضعیف‌شده سنجید، زیرا سیگنال پاک در داده‌ی واقعی در اختیار نیست، اما هم داده‌ی واقعی و مصنوعی را می‌توان از لحاظ کیفی مقایسه کرد. دو راه حل برای این منظور وجود دارد که عبارت‌اند از: تفاضل سیگنال نوفه‌ای و سیگنال بازسازی‌شده و طیف دامنه‌ی میانگین. در تفاضل سیگنال نوفه‌دار و بازسازی‌شده، یک روش زمانی عملکرد مناسبی دارد که این تفاضل بیشتر حاوی نوفه باشد و بازتابنده‌ها و یا رویدادهای بازتابی تا حد امکان، کمترین تضعیف را داشته باشد.

به منظور نشان دادن عملکرد این الگوریتم و میزان تأثیرگذاری آن، روی یک تک ردلرزه‌ی مصنوعی اعمال شده است. ردلرزه‌ی مصنوعی متشکل از ۳ موجک فاز صفر^۱، به ترتیب با فرکانس‌های غالب ۳۵^۲ و ۳۰ و ۲۰ هرتز در زمان‌های ۰/۰۶۵ و ۰/۱۹۳ و ۰/۳۲۱ ثانیه می‌باشد که در شکل ۱-۳ (الف) نشان داده شده است. در شکل ۱-۳ (ب) ردلرزه‌ی مصنوعی آغشته به نوفه تصادفی گاوسی سفید، توسط نرم‌افزار متلب با نسبت سیگنال به نوفه‌ی برابر با ۴- دسی‌بل نشان داده شده است و در شکل ۱-۳ (ج) سیگنال نوفه‌زدا شده با این روش به نمایش گذاشته شده است. موجک مورد استفاده در تبدیل موجک فشرده‌شده، بامپ^۳ بوده و رتبه مؤثر مورد استفاده در روش SSWT- OptShrink برابر با ۲ در نظر گرفته شده است. محاسبه مقدار نسبت سیگنال به نوفه ردلرزه‌ی نوفه‌زدا شده برای کارایی روش مورد استفاده قرار گرفت که این مقدار برای تک ردلرزه‌ی نوفه‌زدا شده در شکل ۱-۳ (ج) به ۱۱ دسی‌بل رسیده است.

^۱ zero-phase

^۲ dominant

^۳ Bump



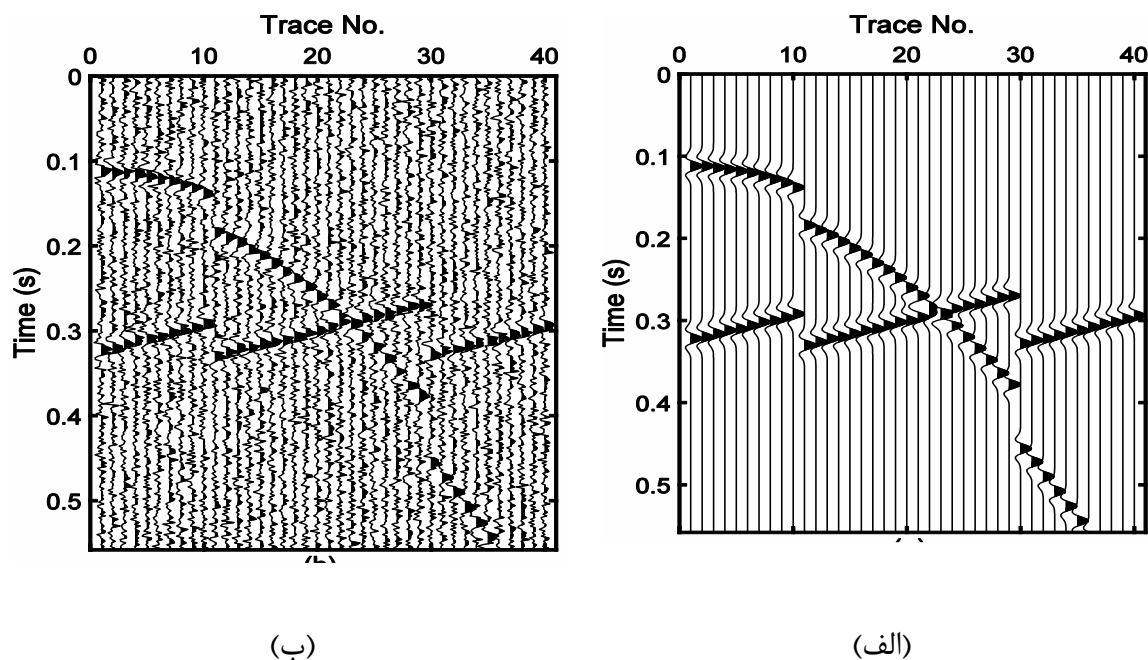
شکل ۳-۱: تضعیف نوفه‌ی تصادفی از یک ردلرز مصنوعی با روش SSWT- OptShrink. الف) سیگنال لرزه‌ای مصنوعی. ب) سیگنال مصنوعی آغشته به نوفه با نسبت سیگنال به نوفه‌ی ۴- دسی‌بل. ج) بازیابی سیگنال نوفه‌ای با روش SSWT- OptShrink.

۲-۳-۳ داده‌ی لرزه‌ای مصنوعی دوبعدی

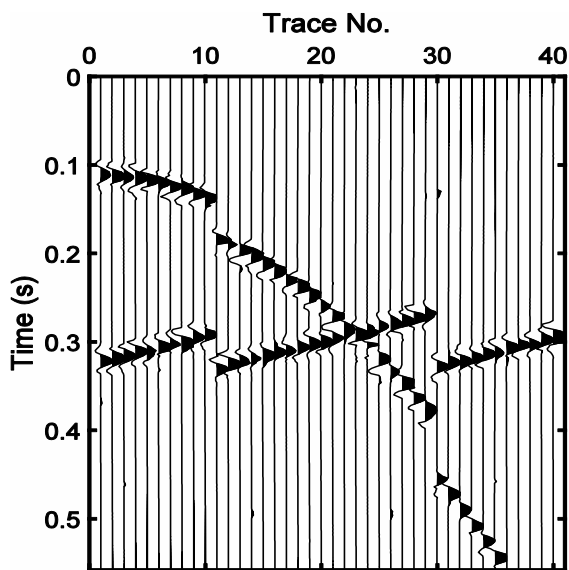
شکل ۳-۲(الف) یک داده‌ی دوبعدی مصنوعی را نشان می‌دهد که حاوی ۴۰ ردلرزه‌ی مصنوعی با گام نمونه‌برداری ۲ میلی‌ثانیه و زمان کل ۰/۵۵۸ ثانیه، است. این داده‌ی مصنوعی حاوی دو رویداد خطی و منحنی متقاطع^۱ با دو ناپیوستگی در ردلرزه‌های دوازدهم و سی‌ام می‌باشد که با موجک ریکر ۳۵ هرتز با فاز صفر تولید شده است. شکل ۳-۲(ب) همین داده‌های دوبعدی را نشان می‌دهد که با نوفه تصادفی گاوسی سفید، با نسبت سیگنال به نوفه‌ی ۴- دسی‌بل آغشته شده است. به منظور ارزیابی عملکرد روش SSWT- OptShrink در نوفه‌زدایی، این داده‌ی مصنوعی همزمان با سه روش واهمامیخت $f-x$ ، SSA و

^۱ crossover linear events

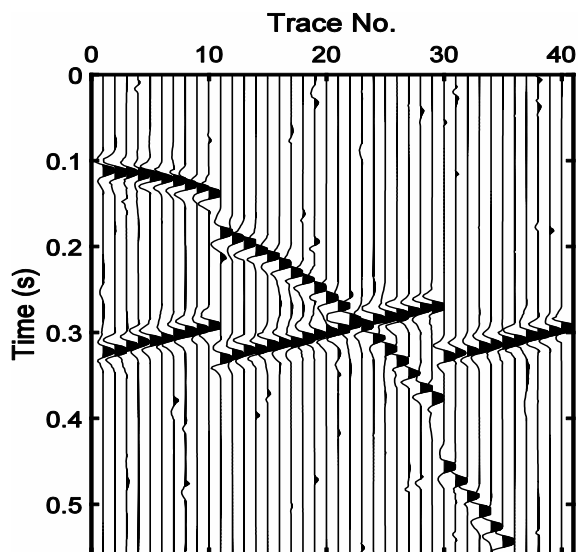
SSWT-GoDec نوفه‌زدایی شده است. نتایج نوفه‌زدایی چهار روش مذکور در شکل ۳-۳ نشان داده شده است. در فیلتر پیشگو. طول فیلتر و پارامتر توازن به ترتیب برابر با ۳۵ و ۰/۰۱ و محدوده‌ی فرکانسی برابر با ۱ تا ۱۰۰ هرتز در نظر گرفته شده است. در روش SSA محدوده‌ی فرکانسی برابر با ۱ تا ۱۰۰ هرتز و پارامتر رتبه برای بازسازی داده‌ی بدون نوفه، به دلیل وجود یک رویداد منحنی موجود در آن برابر با ۱۲ انتخاب شده است؛ دلیل این کار این بوده که این رویداد بازیابی شود هرچند که این کار کارآیی این روش را در تضعیف نوفه پایین می‌آورد. پارامترهای رتبه برابر با ۱۲ و توازن تنکی برابر با ۰/۰۰۰۰۰۵ در روش SSWT-GoDec برای این داده اختیار شده است. هم‌چنین تنها پارامتر مؤثر در روش SSWT-OptShrink برای نوفه‌زدایی این داده‌ی مصنوعی رتبه مؤثر است که برابر با ۱۰ در نظر گرفته شده است.



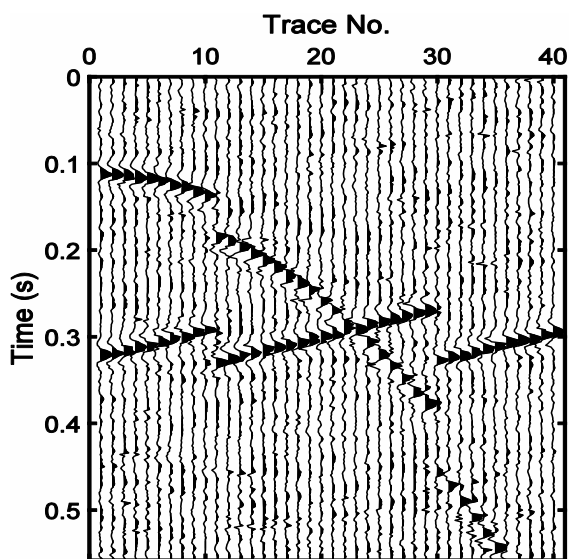
شکل ۳-۲: مقطع لرزه‌ای دوبعدی، با نسبت سیگنال به نوفه‌ی ۴-دسی‌بل. الف) مقطع بدون نوفه با دو رویداد خطی و منحنی متقاطع. ب) مقطع نوفه‌ای (الف).



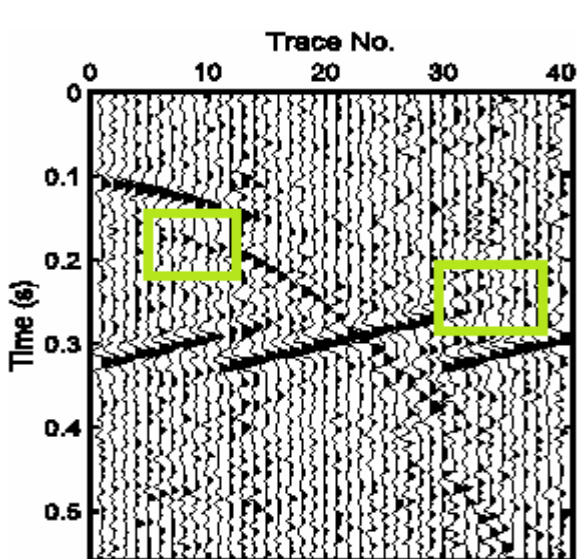
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۳-۳: نتایج اعمال روش‌های نوفه‌زدایی داده‌ی مصنوعی شکل ۳-۲. الف) روش SSWT-OptShrink. ب) روش SSA (خطوط سبز رنگ رویدادهای کاذب را نشان می‌دهند که با روش SSA ایجاد شده است) و د) روش فیلتر پیشگو. ج) روش SSWT-GoDec. د) روش SSA (خطوط سبز رنگ رویدادهای کاذب را نشان می‌دهند که با روش SSA ایجاد شده است) و د) روش فیلتر پیشگو.

مقادیر نسبت سیگنال به نوفه برای مقاطع نوفه زدا شده با چهار روش مذکور، در جدول ۱-۳ به ترتیب آورده شده است.

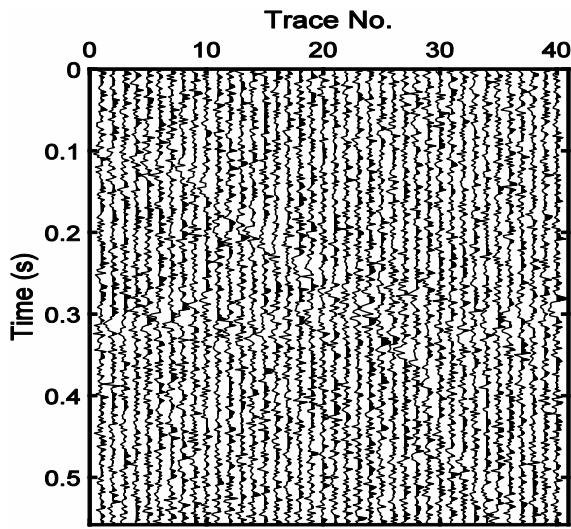
جدول ۱-۳: مقایسه نسبت سیگنال به نوفه چهار روش در مثال شکل ۲-۳

روش	$f - x$	SSA	SSWT-GoDec	SSWT-Optshrink
نسبت سیگنال به نوفه (دسی بل)	۲/۸۱۷۶	-۱/۵۲۱۳	۴/۶۳۳۴	۶/۹۳۵۱

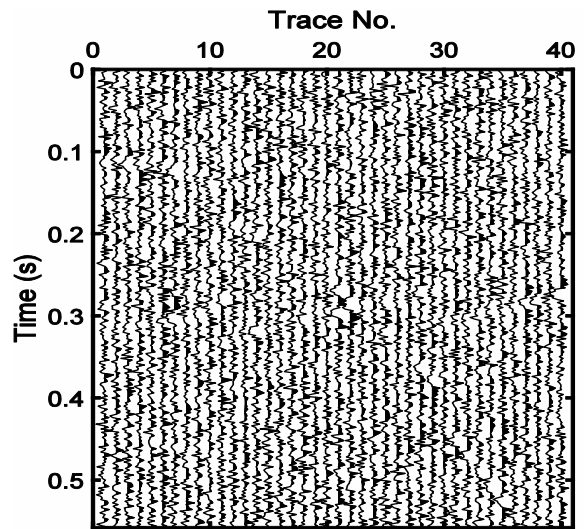
همان‌طور که مشاهده می‌شود، مقدار نسبت سیگنال به نوفه در خروجی روش SSWT-OptShrink از سایر روش‌ها بیشتر است که بیان‌گر عملکرد بهتر روش SSWT-OptShrink نسبت به سه روش دیگر است. البته در نگاه اول ممکن است که خروجی روش SSWT-GoDec بهتر دیده شود که اگر با دقت بیشتری نتایج بررسی شود، مشخص می‌شود که روش SSWT-GoDec تغییراتی را در شکل مرکب ایجاد کرده است.

تفاضل داده‌ی نوفه‌ای و داده‌ی بازبازی شده به‌وسیله‌ی چهار روش در شکل ۳-۴ آورده شده است. همان‌طور که قبلاً هم بیان شد، این تفاضل به‌عنوان یک عامل کیفی، برتری یک روش را نسبت به روش‌های دیگر در تضعیف نوفه مشخص می‌سازد. در روش فیلتر پیشگو همان‌طور که بیان شد، در صورتی که نسبت سیگنال به نوفه بالا باشد، این روش کارایی مناسبی دارد. اما در مورد این داده‌ی مصنوعی چون این نسبت پایین است، تقریباً عملکرد ضعیفی دارد. در روش SSA به دلیل وجود رویداد منحنی در آن، رتبه‌ی بالا

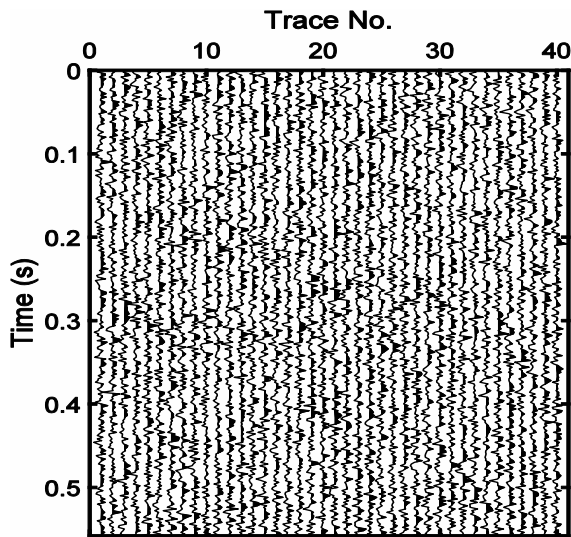
انتخاب شده است، این در حالی است که نوفه‌زدایی با معکوس پارامتر رتبه در این روش در ارتباط است، به‌نحوی که هرچه رتبه بالا انتخاب شود، عملکرد تضعیف نوفه ضعیف‌تر است و اگر رتبه پایین انتخاب شود، نوفه‌زدایی باعث از بین رفتن رویداد منحنی شده و حتی در بعضی بخش‌ها که بازتابنده وجود ندارد، این روش رویدادهای کاذبی را ایجاد کرده است که این نتیجه به‌خوبی از روی مقطع نوفه زدا شده شکل ۳-۳ (ج) مشهود است. در روش SSWT-GoDec به علت اعوجاجاتی که خود این روش روی موجک ایجاد می‌کند، دامنه‌ی سیگنال مقداری کاهش می‌یابد، در نتیجه لبه‌های موجک در هنگام برخورد به رویداد بازتابی تقریباً حذف شده است، بنابراین در تفاضل داده‌ی فیلتر شده با داده‌ی نوفه‌دار، مقداری از آثار رویداد بازتابی دیده می‌شود، به عبارتی مقداری از انرژی بازتابنده تضعیف می‌شود. در روش SSWT-OptShrink ضمن بالا رفتن نسبت سیگنال به نوفه، انرژی بازتاب‌ها نسبت به سایر روش‌ها کمتر تضعیف شده و دامنه‌ی سیگنال به خوبی حفظ شده است.



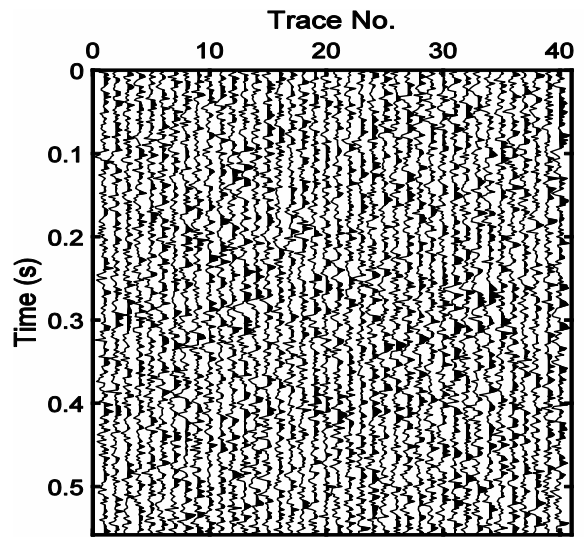
(ب)



(الف)



(د)

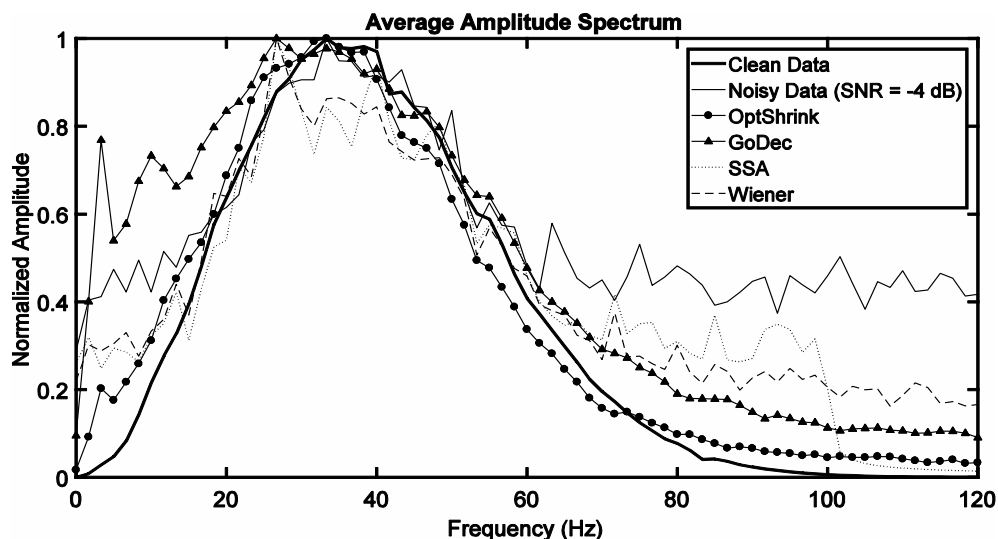


(ج)

شکل ۳-۴: تفاضل سیگنال نوفه‌ای در مثال شکل ۳-۲-الف) و سیگنال بازیابی شده (نوفه تخمین زده شده) با روش الف) روش پیشنهادی. ب) SSWT-GoDec. ج) روش SSA و د) روش فیلتر پیشگو.

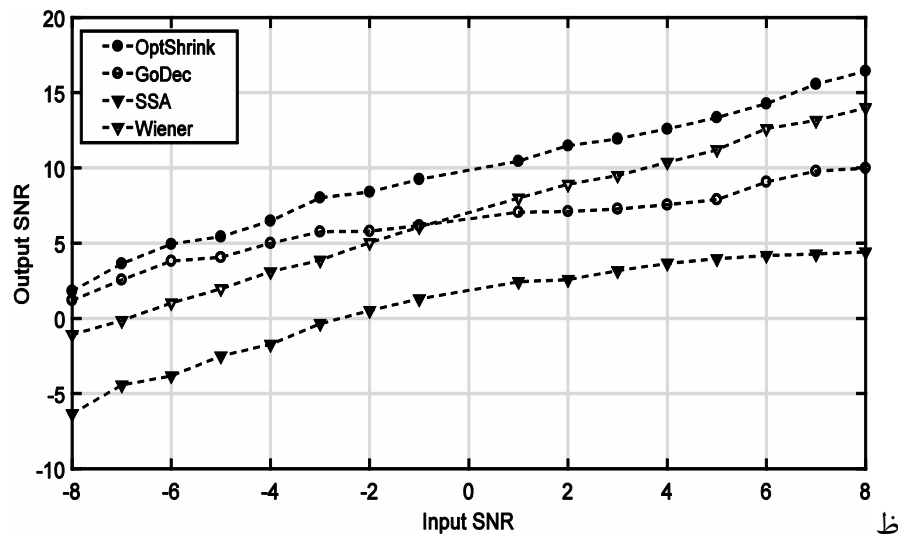
به‌منظور بررسی بیشتر کارایی این روش، طیف دامنه‌ی میانگین سیگنال بدون نوفه، نوفه‌دار و فیلتر شده با هر یک از چهار روش برای داده‌ی لرزه‌ای مصنوعی در شکل ۳-۵ نشان داده شده است. مقایسه طیف

دامنه‌ها نشان می‌دهد که روش SSWT-OptShrink عملکرد بهتری را در تضعیف نوفه‌ی تصادفی داشته است.



شکل ۳-۵: طیف دامنه میانگین مقطع بدون نوفه، نوفه‌دار و خروجی چهار روش SSWT-OptShrink ، SSWT- ، GoDec، روش SSA، روش فیلتر پیشگو مربوط به شکل ۳-۲ (الف).

در شکل ۳-۶ تأثیر این روش‌ها را در تضعیف نوفه‌های تصادفی گاوسی سفید را از لحاظ نسبت سیگنال به نوفه‌ی داده‌ی فیلتر شده به وسیله‌ی این روش‌ها، بر حسب نسبت‌های متفاوت سیگنال به نوفه‌ی ورودی نشان می‌دهد. همان‌طور که دیده می‌شود این نسبت برای روش SSWT-OptShrink نسبت به سایر روش‌ها در همه‌ی نسبت سیگنال به نوفه‌های ورودی، همیشه بالاتر بوده است.

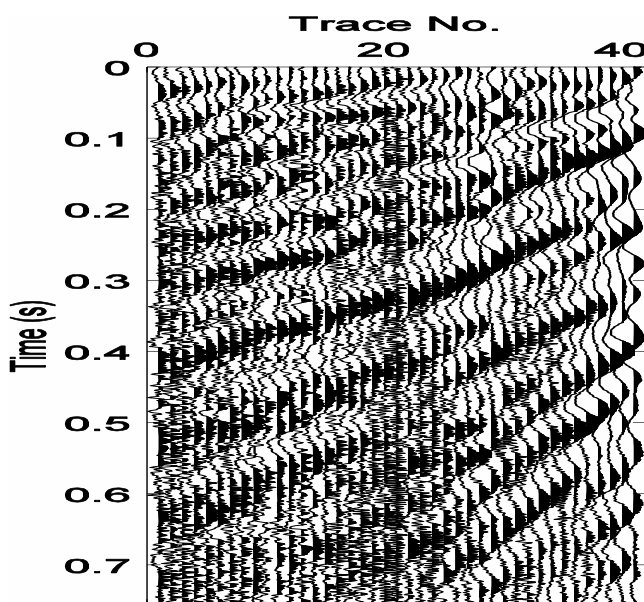


شکل ۳-۶: مقایسه‌ی نسبت سیگنال به نوفه چهار روش SSWT-OptShrink ، SSWT-GoDec ، روش SSA و فیلتر پیشگو، نسبت به نسبت‌های متفاوت سیگنال به نوفه ورودی.

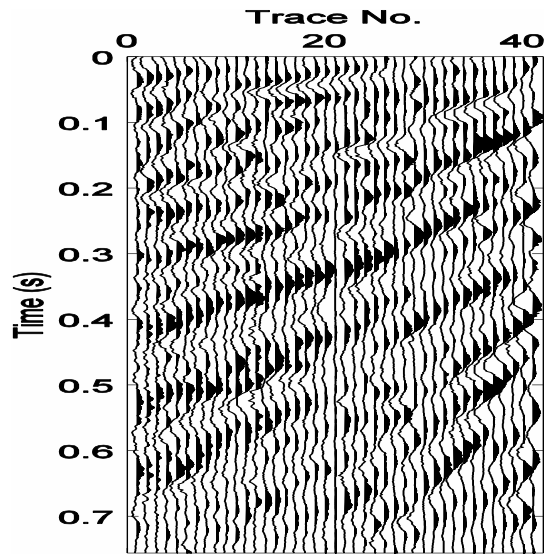
۳-۳-۳ داده لرزه‌ای واقعی

در ادامه روش SSWT-OptShrink بر روی یک داده واقعی برانبارش نشده از یکی میدان نفتی جنوب ایران اعمال و نتیجه‌ی عملکرد این روش با روش‌های فوق‌الذکر مقایسه شده است. این داده لرزه‌ای حاوی ۴۱ ردلرزه و ۷۵۰ نمونه زمانی در ردلرزه است که زمان بازه نمونه‌برداری آن یک میلی‌ثانیه است. در شکل ۳-۷ این داده‌ی واقعی نشان داده شده است. شکل ۳-۸ نتایج اعمال روش SSWT-OptShrink ، روش SSA و روش SSWT-GoDec، روش SSA و روش فیلتر پیشگو را به ترتیب را نشان می‌دهد. طول فیلتر پیشگو برابر با ۲۰ و پارامتر سبک سنگین برابر با ۰/۰۱ انتخاب شده است. مقدار رتبه در روش SSA برابر با ۱۵ و محدوده‌ی فرکانسی فیلتر پیشگو و SSA برابر با ۱ تا ۱۰۰ هرتز در نظر گرفته شده است. SSWT-GoDec پارامتر رتبه برابر با ۴۰ و رتبه مؤثر در روش SSWT-OptShrink برابر با ۲۷ اختیار شده است. همچنین پارامتر توازن تنکی برای SSWT-GoDec برابر با ۰/۰۳ قرار داده شده است. برای ارزیابی عملکرد این روش‌ها، از تفاضل داده واقعی و داده نوفه زدا شده با هر روش، بهره گرفته شده است؛ و نتایج این تفاضل‌ها در شکل

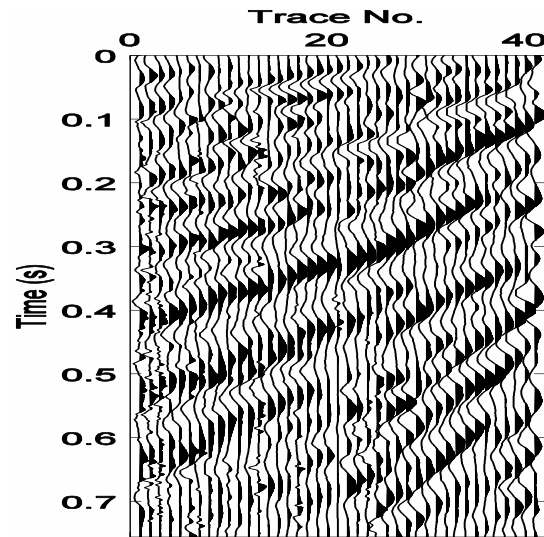
۳-۹ نشان داده شده است، همچنین طیف دامنه‌ی میانگین برای داده واقعی و داده نوفه زدا شده با هر چهار روش، در شکل ۳-۱۰ نشان داده شده است که به عنوان یک معیار کیفی جهت ارزیابی روش‌های تضعیف نوفه، برتری و توانایی بالای روش SSWT-OptShrink را نسبت به سایر روش‌ها در عمل نوفه‌زدایی نشان می‌دهد. در این داده در فرکانس‌های ۰ تا ۵۰ هرتز چون حالتی شبیه به همپوشانی دیده می‌شود در شکل ۳-۱۰ (ب) بزرگنمایی این قسمت از نمودار ۳-۱۰ (الف) را نشان می‌دهد. چون باند فرکانسی عبوری در این داده برای روش‌های واهمامیخت $f-x$ ، SSA برابر با ۱ تا ۱۰۰ هرتز قرار داده شده است، پس ملاک بررسی، طیف دامنه میانگین تا فرکانس ۱۰۰ هرتز مهم است.



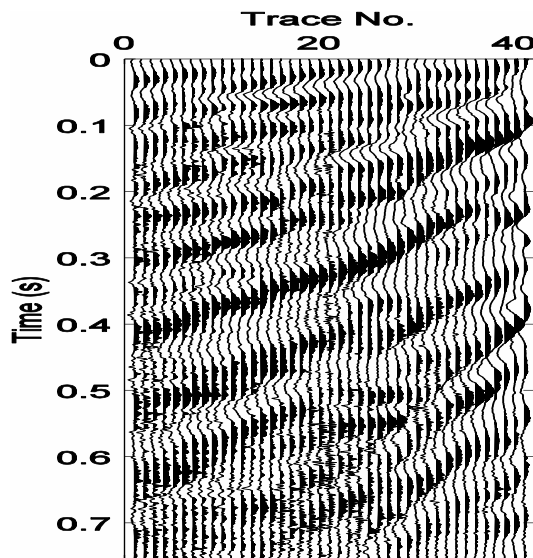
شکل ۳-۷: مقطع لرزه‌ای واقعی.



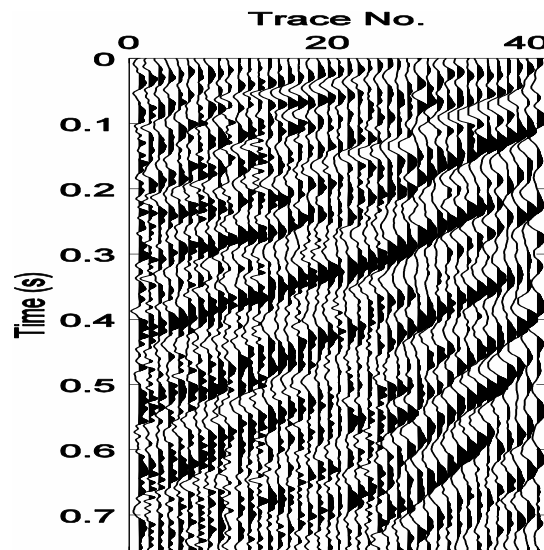
(ب)



(الف)

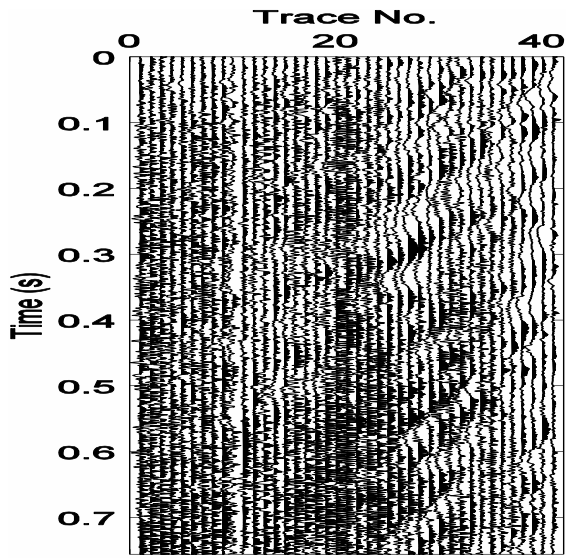


(د)

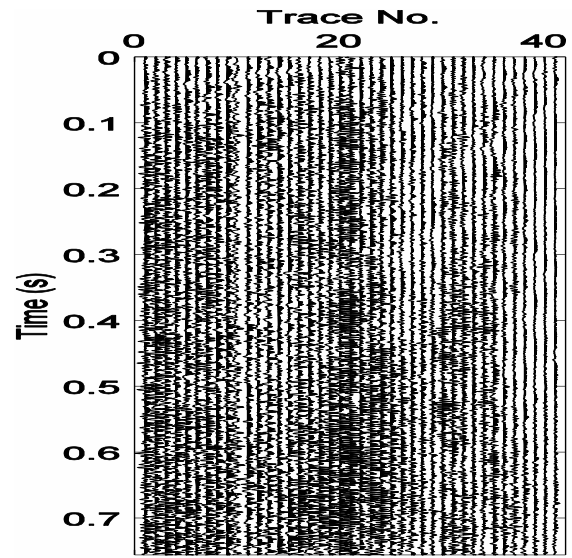


(ج)

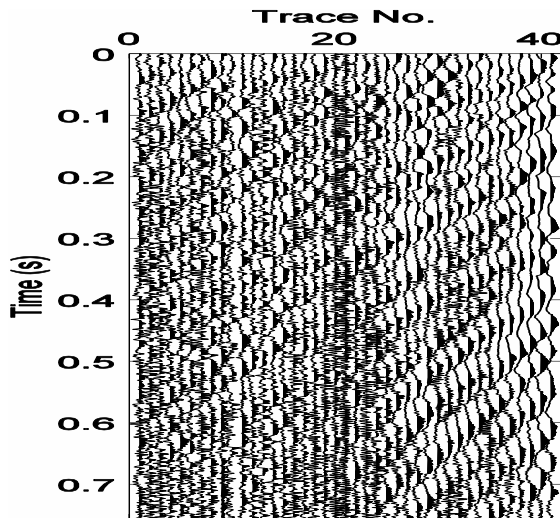
شکل ۳-۸: نسخه‌های نوفه‌زدایی شده مقطع واقعی با روش الف) SSWT-OptShrink، ب) SSWT-GoDec، ج) SSA و د) فیلتر پیشگو.



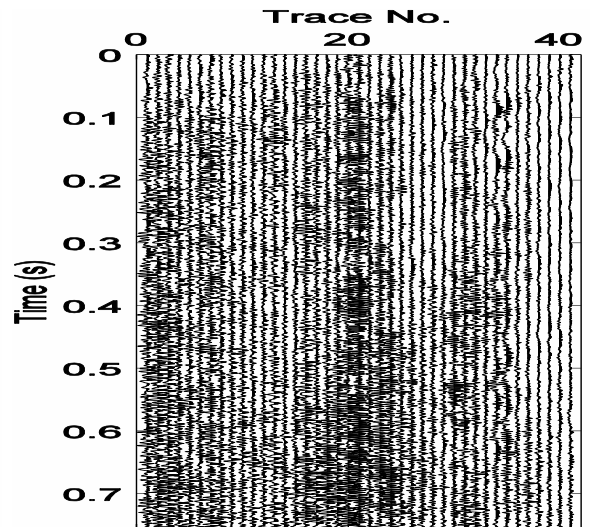
(ب)



(الف)

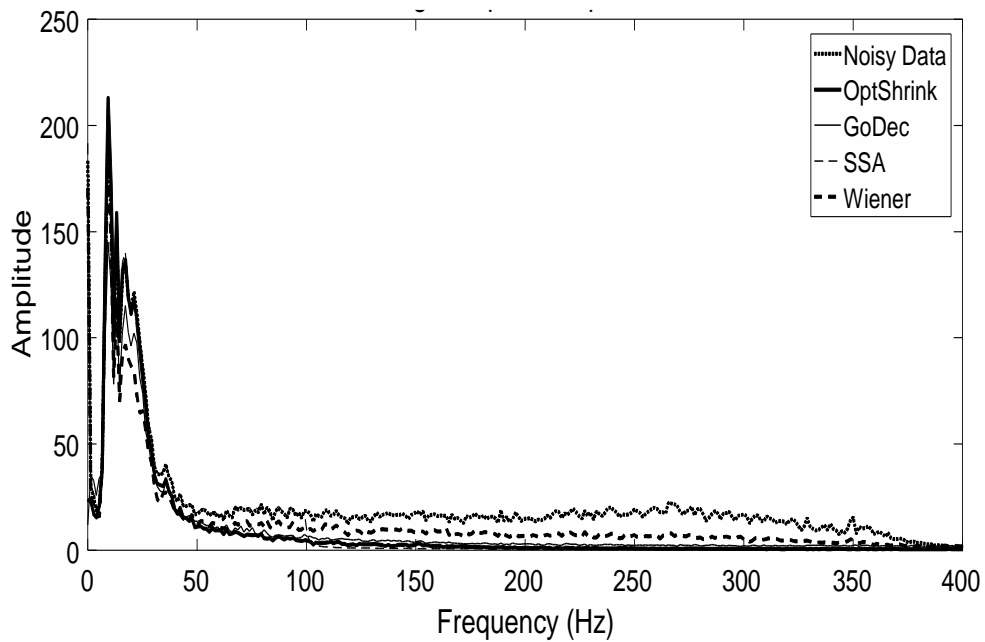


(د)

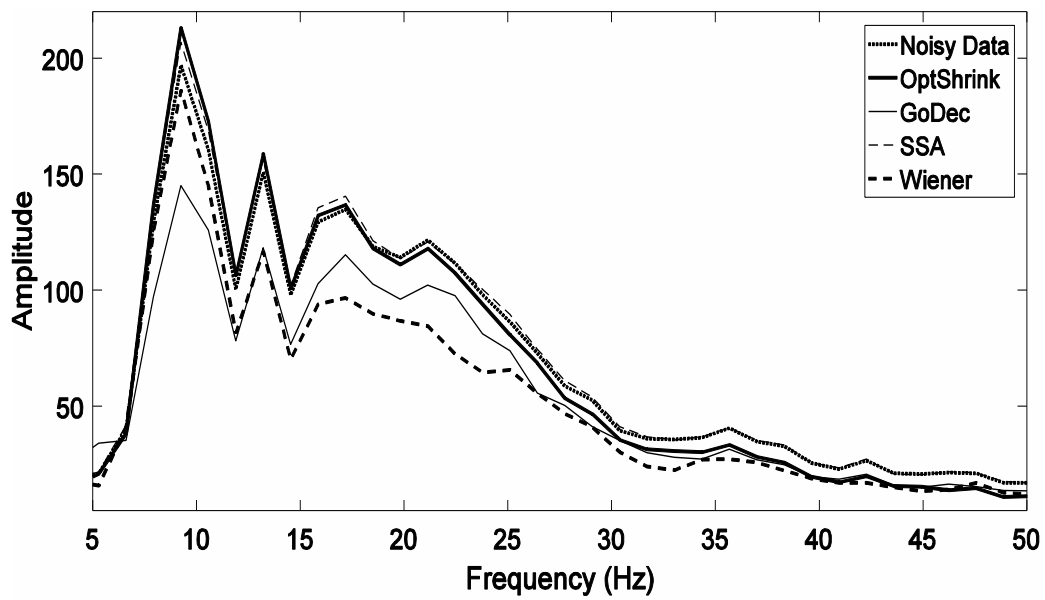


(ج)

شکل ۳-۹: تفاضل داده واقعی با نتایج روش الف) SSWT-OptShrink. ب) SSWT-GoDec. ج) SSA و د) فیلتر پیشگو.



(الف)



(ب)

شکل ۳-۱۰: الف) طیف دامنه‌ی میانگین داده‌ی واقعی و خروجی روش‌ها. ب) بزرگنمایی فرکانس ۰ تا ۵۰ هرتز از این طیف.

فصل چہارم: تخمین تک رتبہ-پایین

در فصل قبل دو روش برای تضعیف نوفه تصادفی موجود در داده‌های لرزه‌ای، بر اساس خاصیت ذاتی رتبه-پایین داده‌های لرزه‌ای ارائه شد که عبارت بودند از: روش‌های کاهش رتبه ماتریس داده. و تجزیه ماتریس داده به ماتریس تنک و رتبه-پایین. روش اول از رایج‌ترین روش‌های کاهش نوفه در داده‌های لرزه‌ای است که در آن داده بدون نوفه با کاهش رتبه ماتریس بازتابی می‌شود [۲۱، ۷۹-۸۱]. روش دوم که اخیراً در تضعیف نوفه‌های تصادفی داده‌های لرزه‌ای استفاده شده است، سیگنال نوفه زدا شده با تخمین ماتریس تنک و رتبه-پایین از ماتریس داده بازتابی می‌شود. روش‌های زیادی برای این کار وجود دارد که می‌توان به تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ [۸۲] و الگوریتم شبه نرم گودک [۵۹، ۶۰] و انقباض بهینه [۷۴] اشاره کرد. در حالت کلی می‌توان گفت که روش‌هایی که بر اساس تبدیل عمل می‌کنند، معمولاً از آثار ناخواسته مانند ناهموار بودن اثرات لبه‌ای و پدیده‌ی شبه گیبس و همچنین تخریب کردن سیگنال‌های لرزه‌ای بازتابی رنج می‌برند، این در حالی است که روشی برای نوفه‌زدایی بر دیگر روش‌ها برتری می‌یابد که بیشترین نوفه‌زدایی را در داده داشته و درعین حال کمترین آسیب به سیگنال‌های لرزه‌ای بازتابی وارد نماید [۹].

نرم l_1 در پردازش تنک سیگنال از اهمیت بالایی برخوردار است و از ابزار اساسی در این حوزه‌ی پردازشی است، با این وجود توابع جبران دیگری نسبت به نرم l_1 ، تنکی را به نحو بهتری افزایش می‌دهند و همچنین نتایج دقیق‌تری را در مسائل پردازش (بازتابی) سیگنال به همراه دارند که تقریب محدبی برای تنکی می‌باشند و نسبت به سایر مسائل محذب، حل آن‌ها آسان‌تر است. ایده استفاده از توابع غیر محذب برای اولین بار توسط بلاک و زیمرمان^۲ [۸۳] در سال ۱۹۸۷ معرفی شد و در سال ۱۹۹۸ توسط نیکلوا^۳ [۸۴] برای

^۱ Robust Principal Component Analysis

^۲ Blake and Zimmerman

^۳ Nikolova

نوفه‌زدایی تصاویر استفاده شد. برای عملی کردن این ایده توابع جبران پارامتری شده، با متغیرهای a_n به صورت $\phi_n(x) = \phi(x, a_n)$ به کار گرفته می‌شود و این پارامترها برای محدب کردن تابع هزینه کلی انتخاب می‌شوند [۸۵].

در این فصل با استفاده از روش توسعه‌یافته اخیر در سال ۲۰۱۶ توسط پارخ و سلنسلیک^۱ [۸۶] جهت نوفه‌زدایی در سیگنال‌های صوتی^۲ ارائه شد و تخمین مؤلفه تنک رتبه پایین بهبودیافته^۳ (ISLR) نام گرفت، به تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای بازتابی پرداخته می‌شود. در اولین گام از این روش، ردلرزه با استفاده از تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه [۱] به حوزه‌ی زمان-فرکانس منتقل می‌شود، سپس الگوریتم ISLR برای تخمین ماتریس تنک رتبه-پایین از طیف نگار^۴ ردلرزه به کار برده می‌شود. در این الگوریتم از یک تابع هدف محدب^۵ که مشتمل بر یک جمله منوط به میزان واقعی بودن^۶ مؤلفه تنک رتبه-پایین استخراج یافته و دو تابع جبران غیر محدب^۷ پارامتری شده، استفاده شده است. این دو تابع جبران غیر محدب، تنکی را بر مقادیر تکین و عناصر ماتریس تخمینی تحمیل می‌کنند [۸۶]. پارخ و سلنسلیک با اعمال این روش روی سیگنال‌های صوتی اثبات کردند که تابع هدف پیشنهادی در این روش، ماتریس تنک رتبه-پایین را نسبت به روش‌های محدب که از جمع دو نرم ℓ_0 و ℓ_1 استفاده می‌کنند، بهتر تخمین می‌زند [۸۶]. الگوریتم‌های بی‌شماری برای حل فرمول مسأله تخمین سیگنال غیر محدب ارائه شده است [۸۵]، عموماً در این گونه مسائل فقط یک جواب بهینه‌ی محلی^۸ می‌تواند، تضمین شده باشد، بنابراین جواب‌ها به جزئیات الگوریتم حساس‌اند. در این روش

^۱ Parekh and Selesnick

^۲ Audio signals

^۳ Improved sparse low-rank

^۴ spectrogram

^۵ convex objective function

^۶ data-fidelity

^۷ parameterized non-convex penalty functions

^۸ local optimal solution

از الگوریتم جهت‌دار تناوبی چندگانه‌ها^۱ [۸۷] برای حل مسأله پیشنهادی استفاده شده است که شرط همگرایی را با تنظیم پارامتر لاگرانژی افزوده^۲ [۸۷] تضمین می‌کند [۸۶] و مقادیر تکین غیر صفر را با دقت بیش‌تری تخمین می‌زنند.

در ادامه الگوریتم ISLR و ساختار آن مفصل بیان می‌شود و عملکرد این روش را به‌عنوان یک روش مناسب در تخمین ماتریس بهبودیافته‌ی تنک‌رتبه-پایین توصیف می‌شود. در نهایت الگوریتم را روی داده‌های مصنوعی و واقعی لرزه‌ای اعمال کرده و عملکرد این روش را با نتایج روش‌های SSA و SSWT-GoDec مقایسه شده است.

۲-۴ توابع محدب و غیر محدب

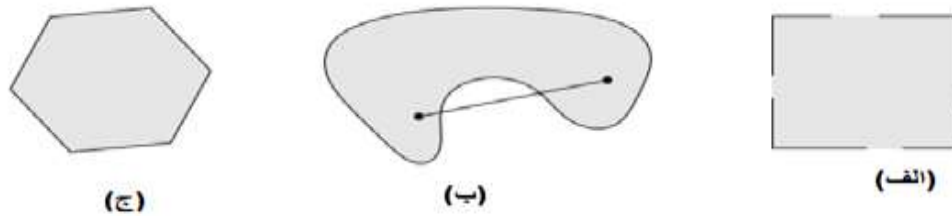
برای تعریف توابع محدب ابتدا از تعریف یک مجموعه محدب شروع می‌شود، به این صورت که یک مجموعه را محدب می‌نامند، هرگاه پاره‌خطی که دو نقطه را در مجموعه‌ای مانند C به هم وصل کند در داخل آن مجموعه قرار گیرد، در نتیجه برای هر x_1 و x_2 عضو C و هر θ با $0 \leq \theta \leq 1$ باید رابطه‌ی (۱-۴) برقرار باشد [۸۸]:

$$\theta x_1 + (1-\theta)x_2 \in C \quad (1-4)$$

در شکل ۱-۴ الف که یک مربع که شامل تعدادی نقاط مرزی است غیر محدب است و شکل ۱-۴ ب نیز یک مجموعه غیر محدب است، زیرا پاره‌خطی که دو نقطه را به هم وصل کرده در داخل مجموعه قرار نگرفته است، اما شکل ۱-۴ ج که یک شکل شش‌ضلعی منتظم است، یک مجموعه محدب است [۸۸].

^۱ alternating direction method of multipliers

^۲ Augmented Lagrangian



شکل ۴-۱: مجموعه محدب و غیر محدب. (الف) غیر محدب. (ب) غیر محدب. (ج) محدب [۱۸۸].

یک نقطه را از مجموعه $\theta_1 x_1, \theta_2 x_2, \dots, \theta_k x_k$ که در آن $\theta_1 + \theta_2 + \dots + \theta_k = 1$ و $\theta_i \geq 0$ باشد، ($i = 1, 2, \dots, k$) یک ترکیب محدب از نقاط x_1, x_2, \dots, x_k نامیده می‌شود.

تابع $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ محدب نامیده می‌شود هرگاه دامنه‌ی f محدب باشد و برای هر x_1 و x_2 مربوط به

دامنه‌ی f و θ رابطه‌ی (۴-۲) برقرار باشد، در غیر این صورت آن را غیر محدب می‌نامند [۱۸۸]:

$$f(\theta x_1 + (1-\theta)x_2) \leq \theta f(x_1) + (1-\theta)f(x_2) \quad (۴-۲)$$

۴-۳ عملکرد توابع غیر محدب در نوفه‌زدایی

نحوه‌ی عمل توابع غیر محدب در نوفه‌زدایی یک سیگنال نوفه‌دار در رابطه‌ی (۴-۳) بیان شده است

[۱۸۵]:

$$\arg \min_{x \in \mathbb{R}^N} \{F(x) = \|y - xH\|_2^2 + \sum_{n=0}^{N-1} \lambda_n \phi_n(x_n)\} \quad (۴-۳)$$

که در این رابطه $\lambda_n > 0$ ضریب القایی تنکی و $\phi_n: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ تابع جبران‌کننده نام دارد. در این بخش

کاربرد توابع جبران غیر محدب ϕ_n تحت این محدودیت که تابع هزینه‌ی کلی F باید محدب و کمینه باشد،

به‌طور خلاصه بیان می‌شود. هدف یافتن جواب تنک x است، با در نظر گرفتن تابع جبران پارامتری شده

به صورت $\phi_n(x, a_n)$ و با تعدادی پارامتر آستانه گذاری $\theta: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ قابل حل است. بیشترین توابع آستانه گذاری که استفاده می‌شوند، توابع آستانه گذاری سخت و نرم^۱ [۴۱] است، اما هرکدام معایبی را دارا می‌باشند، به عنوان مثال تابع آستانه گذاری سخت $a_{hard}: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ به تغییرات کوچک در مقدار ورودی بسیار حساس است، اگر ورودی کمی کوچک‌تر از پارامتر آستانه (T) باشد، آنگاه آشفتگی‌های کوچک مثبت، تغییرات بزرگی را در خروجی تولید می‌کنند، بنابراین $a_{hard}(T-t) = 0$ و $a_{hard}(T+t) = T$ می‌باشد، به علت این ناپیوستگی، قله‌های ساختگی نوفه^۲ (پشت سر هم) به صورت یک نتیجه‌ی نوفه‌زدایی با تابع آستانه گذاری سخت نمایان می‌شود. به همین دلیل استفاده از یک تابع آستانه گذاری پیوسته به جای آن ترجیح داده می‌شود [۸۵]. اگر تابع آستانه گذاری پیوسته با θ نمایش داده شود، حساسیت تابع آستانه گذاری به پدیده‌ی قله‌های ساختگی نوفه را می‌توان با بیشینه مقدار مشتق به دست آمده از آن $(\max_{t \in \mathbb{R}} \theta'(t))$ ، به طور تقریبی کمی کرد. برای مثال تابع آستانه گذاری نرم مقدار $\theta'(T^+) = 1$ را دارد [۸۵]. یک تابع آستانه گذاری و جبران متناظر با آن زمانی کارساز خواهد بود که اولاً، برای $\theta'(T^+)$ حساس، بتواند از ۱ تا بی‌نهایت میزان شود: ثانیاً به گونه‌ای باشد که اساساً افزونگی کاذب بزرگ در t نداشته باشد، در نتیجه $t - \theta(t)$ با افزایش t سریعاً به صفر میرا شود [۸۵].

در ادامه به مفهوم یک تابع جبران کننده‌ی مانند ϕ ، متناظر با تابع آستانه گذاری پرداخته می‌شود. عملگر تقریبی^۳ (تابع آستانه گذاری) $\theta: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ ، به صورت رابطه‌ی (۴-۴) تعریف می‌شود [۸۵]:

$$\theta(y; \lambda, a) = \arg \min_{x \in \mathbb{R}} \left\{ F(X) := \frac{1}{2}(y-x)^2 + \lambda \phi(x; a) \right\} \quad (4-4)$$

^۱ soft and hard threshold functions

^۲ spurious noise peaks

^۳ proximity operator

برای یکتایی کمینه ساز در تعریف عملگر تقریبی رابطه‌ی (۴-۴) فرض بر این است که F به‌طور مستقیم محدب باشد. برای این منظور، فرض می‌شود که $\phi(x)$ برای همه‌ی $x \in \mathbb{R}$ به‌غیر از $x=0$ ، بارها و بارها به‌طور پیوسته مشتق‌پذیر و متقارن باشد [۸۵].

تعدادی الگوریتم برای حل رابطه‌ی (۳-۴) وجود دارد که از θ برای حل آن استفاده نمی‌کنند بلکه از ϕ' به‌جای آن استفاده می‌کنند، در این صورت اگر ϕ' شکل یک تابع ساده داشته باشد، سودمند خواهد شد. برای اینکه $t - \theta(t)$ به صفر برسد، تابع جبران ϕ باید غیر محدب باشد. عملگر تقریبی θ معرفی شده در رابطه‌ی (۴-۴) را می‌توان به‌صورت رابطه‌ی (۵-۴) بیان کرد [۸۵]:

$$\theta(t) = \begin{cases} 0 & |t| \leq T \\ f^{-1}(t) & |t| \geq T \end{cases} \quad (۵-۴)$$

در رابطه (۵-۴) پارامتر آستانه گذاری T است به‌صورت رابطه‌ی (۶-۴) و $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ با رابطه‌ی (۴-۴) γ تعریف می‌شود:

$$T = \lambda \phi'(\theta^+) \quad (۶-۴)$$

$$f(x) = x + \lambda \phi'(x) \quad (۷-۴)$$

تابع F در رابطه‌ی (۳-۴) به‌طور مستقیم محدب است هرگاه به ازای $x > 0$ روابط (۸-۴) تا (۹-۴) برقرار باشد [۸۵]:

$$\phi''(x) > -\frac{1}{\lambda} \quad (۸-۴)$$

$$\theta'(T^+) = \frac{1}{1 + \lambda \phi''(\theta^+)} \quad (۹-۴)$$

$$\theta''(T^+) = \frac{\lambda \phi'''(\theta^+)}{(1 + \lambda \phi''(\theta^+))^3} \quad (10-4)$$

$\theta'(T^+)$ بیشینه حساسیت θ را تعیین می‌کند، از طرفی سلسنیک و برایان در سال ۲۰۱۴ تابع جبران معکوس مثلثاتی تانژانت را ارائه دادند که تابع آستانه گذاری متناظر با آن، بیشینه مقدار مشتق را در نقاط $t = \pm T^+$ دارد [۸۵].

۱-۳-۴ تابع جبران معکوس مثلثاتی تانژانت

برای معرفی این تابع جبران از معادله‌ی (۹-۴) استفاده می‌شود و از آن به‌عنوان یک مدل استفاده می‌شود. در تابع جبران معکوس مثلثاتی تانژانت از مشتقات (۱۱-۴) تا (۱۳-۴) بهره گرفته می‌شود [۸۵]:

$$\phi'(x) = \frac{1}{bx^2 + a|x| + 1} \text{sign}(x) \quad (11-4)$$

$$\phi''(x) = -\frac{2bx + a}{(bx^2 + a|x| + 1)^2} \quad (12-4)$$

$$\phi'''(x) = \frac{2(2bx + a)^2}{(bx^2 + a|x| + 1)^3} - \frac{2b}{(bx^2 + a|x| + 1)^2} \quad (13-4)$$

که در آن $a > 0$ و $b > 0$ است و برای $x > 0$ مشتق دوم تابع جبران وجود دارد. مشتقات در صفر به‌صورت $\theta'(T^+) = 1$ و $\phi''(0^+) = -a$ و $\phi'''(0^+) = 2a^2 - 2b$ است، بنابراین از معادلات (۱۱-۴) و (۱۲-۴)، روابط (۱۴-۴) و (۱۵-۴) به دست می‌آیند [۸۵]:

$$\theta'(T^+) = \frac{1}{1 - \lambda a} \quad (14-4)$$

$$\theta''(T^+) = \frac{2(b-a^2)\lambda}{(1-\lambda a)^3} \quad (15-4)$$

برای اینکه تابع آستانه گذاری سریعاً به سمت تابع اتحاد افزایش یابد، مقدار پارامتر آستانه برابر با b قرار داده می‌شود برای این منظور b و در نتیجه θ ، در مجاورت این مقدار آستانه تقریباً خطی می‌باشد. با قرار دادن مقدار $\theta''(T^+) = 0$ در رابطه (4-12) مقدار $b = a^2$ به دست می‌آید؛ بنابراین تابع جبران به صورت رابطه (4-16) درمی‌آید:

$$\phi'(x) = \frac{1}{a^2 x^2 + a|x| + 1} \text{sign}(x) \quad (16-4)$$

با توجه به شرط محدب بودن F در معادله (4-8)، اگر $0 \leq a < 1/\lambda$ باشد، آنگاه $f(x) = x + \lambda\phi'(x)$ به‌طور مستقیم افزایشی است یا به عبارتی F محدب و پیوسته θ است، بنابراین به‌طور کلی می‌توان تابع جبران معکوس مثلثاتی تانژانت را با انتگرال‌گیری از رابطه (4-16) به صورت (4-17) درآورد [85]:

$$\phi(x, a) = \frac{2}{a\sqrt{3}} \left(\tan^{-1} \left(\frac{1+2a|x|}{\sqrt{3}} \right) - \frac{\pi}{6} \right) \quad (17-4)$$

4-4 استخراج ماتریس تنک رتبه پایین

در این بخش به تخمین ماتریس تنک رتبه پایین $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ، از یک داده نوفه‌دار $Y \in \mathbb{R}^{m \times n}$ پرداخته می‌شود، رابطه‌ی بین نوفه، ماتریس بدون نوفه و ماتریس نوفه‌ای به صورت رابطه (4-18) می‌باشد [86]:

$$Y = X + W \quad (18-4)$$

که در این رابطه $w \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ماتریس نوفه‌ی گاوسی سفید افزایشی^۱ (AWGN) است. تخمین

^۱ additive white Gaussian noise

ماتریس تنکِ رتبه-پایین با حل یک مسأله بهینه‌سازی همراه است. توابع هزینه‌ی^۱ متفاوتی می‌توانند برای این مسأله بهینه‌سازی موردبررسی قرار داده شود، ریچارد و همکاران^۲ [۸۹] در سال ۲۰۱۲ از تابع هزینه‌ی زیر برای تخمین ماتریس رتبه-پایین تنک استفاده کردند:

$$\arg \min_x \left\{ \frac{1}{2} \|Y - X\|_F^2 + \lambda_0 \|X\|_* + \lambda_1 \|X\|_1 \right\} \quad (۱۹-۴)$$

نمادهای $\|\cdot\|_F^2$ و $\|\cdot\|_*$ و $\|\cdot\|_1$ به ترتیب نشان‌دهنده‌ی نرم‌های فروبنیوس، هسته‌ای یا صفر و ℓ_1 می‌باشند و همچنین پارامترهای تنظیم λ_0 و λ_1 بزرگ‌تر از صفر هستند [۸۶]. هرکدام از نرم‌ها، یک محدودیتی را به تابع هزینه اضافه می‌کند، برای مثال نرم فروبنیوس برای کمینه‌سازی خطای تقریب^۳، نرم هسته‌ای و نرم ℓ_1 به ترتیب، محدودیت تنکی به مقادیر تکین و عناصر ماتریس تخمین زده‌شده (X) را تحمیل می‌کنند و همچنین روابط محدبی از قیدهای به ترتیب غیر محدبِ رتبه-پایین و تنکی می‌باشند. نرم هسته‌ای می‌تواند به‌عنوان نرم ℓ_1 بر مقادیر تکین ماتریس اعمال شود، واضح است که اگر نرم ℓ_1 به‌عنوان تنظیم‌کننده القای تنکی^۴ به عناصر سیگنال به کار رود، مقادیر تکین غیر صفر را ناچیز فرض می‌کند، به‌علاوه، عملکرد نرم هسته‌ای برای تنظیم کردن تنکی مقادیر تکین، زیر بهینه^۵ است [۸۶، ۷۴].

بررسی‌های متفاوت نشان داده است که تنظیم غیر محدب نسبت به تنظیم محدب^۶ برای تخمین دقیق مقادیر غیر صفر سیگنال برتری دارد و توابع جبران غیر محدب بیش‌تر از نرم هسته‌ای، قید تنکی را به مقادیر تکین ماتریس تخمین یافته اعمال می‌کنند [۹۰-۹۳]. بنابراین استفاده از تنظیم‌کننده‌های غیر محدب

^۱ cost functions

^۲ Richard et al

^۳ approximation error

^۴ sparsity-inducing

^۵ sub-optimal

^۶ convex regularization

یا به عبارتی توابع جبران که عموماً راهنمایی برای مسائل بهینه‌سازی غیر محدب می‌باشند، به‌صرفه است، اما این مسائل از مشکلات بی‌شماری مانند کمینه‌سازی محلی، تغییر در داده‌ی ورودی و تعیین پارامترهای تنظیم متناسب با آن واگرایی رنج می‌برند [۸۶]. پارخ و همکاران [۸۶] با جایگزین کردن دو تابع جبران غیر محدب پارامتری شده، با نرم‌های هسته‌ای و ℓ_1 در جهت اجتناب از مشکلات فوق تلاش کردند، در واقع استفاده از این توابع به محدب بودن تابع هدف پیشنهاد شده کمک می‌کند و با کمینه‌سازی تابع هزینه‌ی (۴-۲۰) به‌جای مسأله (۴-۱۹) ماتریس تنک رتبه-پایین را تخمین زدند [۸۶].

$$\arg \min_x \left\{ F(X) := \frac{1}{2} \|Y - X\|_F^2 + \lambda_0 \sum_{i=1}^k \phi(\sigma_i^*(X); a_0) + \lambda_1 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \phi(X_{i,j}; a_1) \right\} \quad (۴-۲۰)$$

که در آن σ_i ، i امین مقدار تکین ماتریس نوفه‌دار و ϕ تابع جبران غیر محدب پارامتری شده است که باید شرایط زیر ارضا کند [۸۶]:

۱- ϕ روی \mathbb{R} پیوسته و دارای مشتق‌پذیری مرتبه‌ی دوم روی $\mathbb{R} \setminus \{0\}$ و متقارن باشد. در نتیجه

$$\phi(-x, a) = \phi(x, a)$$

$$\phi'(x) > 0, x > 0 \quad -۲$$

$$\phi''(x) \leq 0, x > 0 \quad -۳$$

$$\phi'(0^+) = 1 \quad -۴$$

$$\inf_{x \neq 0} \phi''(x; a) = \phi''(0^+; a) = -a \quad -۵$$

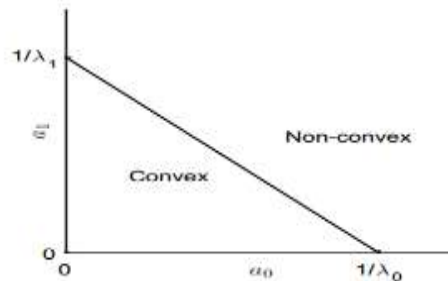
پارخ و همکاران در اعمال این روش روی سیگنال‌های صوتی، چندین توابع جبران را مانند تابع‌های جبران معکوس مثلثاتی تانژانت، نرم ℓ_1 و لگاریتم [۸۵]، از جمله توابعی بودند که به کار بردند [۸۶]. برای کمینه کردن تابع هزینه در رابطه‌ی (۴-۲۰) باید پارامترهای تنظیم λ_0 و λ_1 و a_0 و a_1 به‌گونه‌ای اختیار

شوند که تابع هزینه‌ی کلی محدب شود [۸۶]. پارخ و همکاران نشان دادند که اگر این مقادیر نامساوی (۴-۲۱) را ارضا کنند، به عبارتی دیگر درون ناحیه‌ی نشان داده‌شده در شکل ۴-۲ قرار گیرد، تابع هزینه‌ی کلی در رابطه‌ی (۴-۲۰) به‌طور مستقیم محدب است [۸۶]:

$$0 \leq a_0 \lambda_0 + a_1 \lambda_1 < 1 \quad (21-4)$$

$$a_1 = \frac{1 - a_0 \lambda_0}{\lambda_1} \ \& \ a_0 = \frac{c}{\lambda_0} \quad (22-4)$$

که در رابطه‌ی (۴-۲۲)، c ثابتی برای انتخاب a_0 می‌باشد.



شکل ۴-۲: شرط محدب بودن تابع هزینه‌ی کلی F در رابطه‌ی ۴-۲۰ [۹۳].

با توجه به شرطی که برای محدب بودن تابع هزینه‌ی کلی بیان شد، ماتریس X با کنار هم قراردادن 10^1

نسخه از ماتریس $z = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \\ x_3 & x_4 \end{bmatrix}$ با عناصر $x_i \in \mathbb{R}$ تشکیل شده است که چیدمان تصادفی^۲ عناصر صفر آن

برابر ۷۰٪ است، بنابراین رتبه ماتریس X برابر با ۲ می‌باشد. هدف از بیان این موضوع استفاده از روش

جهت متناوب از چندگانه‌ها^۳ (ADMM) [۸۷، ۹۴] برای حل مسأله بهینه‌ی (۴-۲۰) است. این روش از

^۱ tiling

^۲ Randomly setting

^۳ alternating direction method of multipliers

الگوریتم شکافتن متغیر^۱ [۸۷] استفاده می‌کند که در این مورد متغیر X را به Z و X می‌شکافتد. این الگوریتم در مسائل بهینه‌سازی محدود با ایجاد یک متغیر جدید تحت یک قید معین، آن را به صورت قیدی درمی‌آورد، واضح است که باید با حالت غیر قیدی هم‌ارز می‌باشد، دلیل این کار این است که حل این گونه مسائل که دارای قید می‌باشند، به طبع راحت‌تر است. روند عمل این الگوریتم به صورت زیر است [۸۶]:

الگوریتم: حل مسأله بهینه (۴-۲۰) با روش جهت‌دار تناوبی چندگانه‌ها

شروع

۱- ورودی: $\mu, \lambda_1, \lambda_0, a_1, a_0, \varepsilon, Y$

۲- مقادیر اولیه: $Z=0$ و $D=0$

۳- در حالی که $\|F(X^k) - F(X^{k-1})\|_2 \leq \varepsilon$ باشد انجام بده:

$$X \leftarrow \theta \left(\frac{1}{1+\mu} (Y + \mu(Z + D)); \frac{\lambda_1}{1+\mu}, a_1 \right)$$

۵- $[u, s, v] = \text{SVD}(X - D)$

$$Z \leftarrow U \cdot \theta \left(\Sigma; \frac{\lambda_0}{\mu}, a_0 \right) \cdot V^T \quad -۶$$

$$D = D - (X - Z) \quad -۷$$

پایان

^۱ Variable Splitting

در این الگوریتم ϵ را سطح خطای مجاز^۱ می‌نامند که از سوی کاربر تعیین می‌شود که معمولاً برابر با 10^{-5} قرار داده می‌شود. پارامتر لاگرانژی افزوده باید $\mu > 0$ باشد و مقدار این پارامتر تأثیری روی همگرایی الگوریتم روش جهت‌دار تناوبی چندگانه‌ها ندارد بلکه روی سرعت همگرایی تأثیر دارد. تعیین مقادیر a_0 و a_1 باید به گونه‌ای باشد که شرط (۴-۳۱) را ارضا کند [۸۶].

۴-۵ روش عمل الگوریتم در تضعیف نوفه تصادفی

همان‌طور که در ابتدای این فصل بیان شد، ابتدا این روش توسط پارخ و همکاران [۸۶] روی سیگنال صوتی به منظور نوفه‌زدایی از آن اعمال شد، به همین دلیل می‌توان گفت، این الگوریتم نیز همانند الگوریتم انقباض بهینه و گودک با تبدیل موجک فشرده‌شده، یک الگوریتمی است که ردلرزه به ردلرزه عمل می‌کند. به منظور کاربرد این روش در نوفه‌زدایی داده‌های لرزه‌ای، ابتدا ردلرزه‌ی نوفه‌دار به حوزه‌ای مانند حوزه‌ی زمان-فرکانس منتقل می‌شود تا ماتریس سیگنال شکل گرفته شود که در این پایان‌نامه از تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه [۱] جهت تشکیل این ماتریس استفاده شده است. برای نشان دادن عملکرد این روش در تضعیف نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای یک موجک با فاز صفر و فرکانس غالب ۲۵ هرتز که با نوفه تصادفی با توزیع گاوسی سفید با نسبت سیگنال به نوفه ۱- دسی بل در نظر گرفته می‌شود. شکل ۴-۳ (الف) و (ب) شکل بدون نوفه و نوفه‌ای این موجک را به ترتیب نشان می‌دهند. شکل ۴-۳ (د) و (ه) اندازه‌ی طیف تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه شکل ۴-۳ (الف) و (ب) را به ترتیب نشان می‌دهد. روش پیشنهادی برای تضعیف نوفه تصادفی به صورت زیر خلاصه می‌شود:

۱- تبدیل ردلرزه‌ی نوفه‌دار شکل ۴-۳(ب)، با استفاده از تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه از حوزه‌ی

^۱ tolerance level

زمان به حوزه زمان-فرکانس برای گرفتن تصویر زمان-فرکانس شکل ۳-۴ (ه).

۲- تخمین مولفه تنک رتبه-پایین تصویر زمان-فرکانس ردلرزه‌ی نوفه‌دار با استفاده از الگوریتم

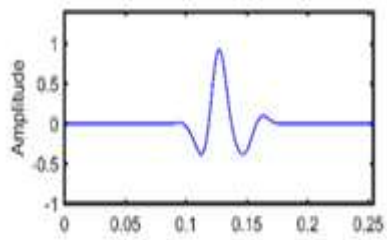
ISLR و قرار دادن این مولفه به عنوان تصویر زمان-فرکانس ردلرزه‌ی نوفه‌زدا شده شکل

۳-۴ (ی).

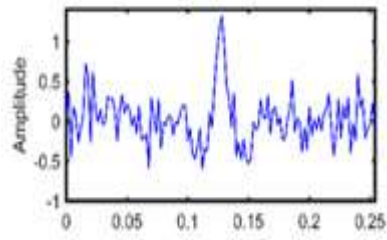
۳- اعمال عکس تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه بر روی تصویر زمان-فرکانس نوفه‌زدا شده برای

انتقال به حوزه‌ی زمان شکل ۳-۴ (ج).

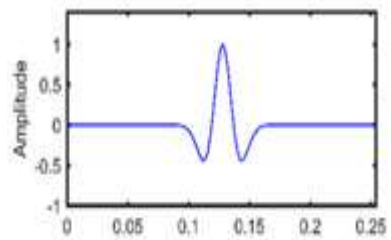
لگوریتم پیشنهادی برای نوفه‌زدایی، در قالب یک فلوچارت در شکل ۴-۴ نشان داده شده است.



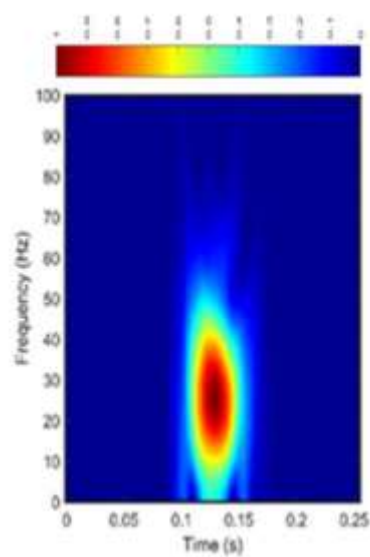
(الف)



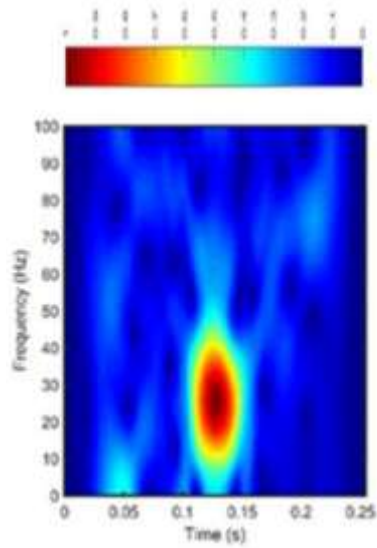
(ب)



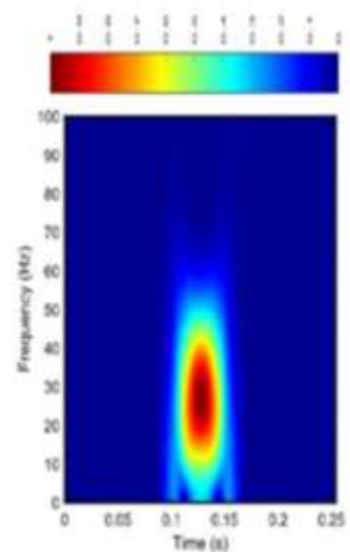
(ج)



(د)

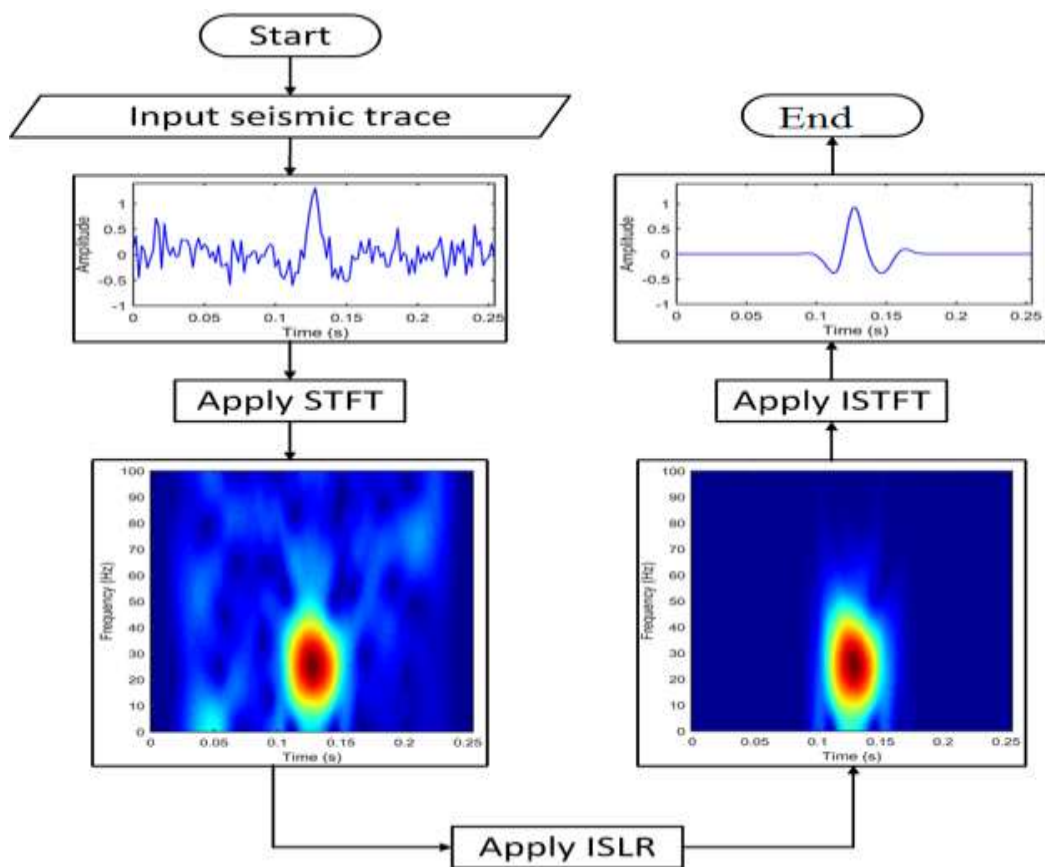


(ه)



(و)

شکل ۳-۴: الف) موجک ریگر با فاز صفر و فرکانس غالب ۲۵ هرتز. ب) شکل نوفه‌ای آن با نسبت سیگنال به نوفه ۱-دسی بل. ج) موجک نوفه‌زدا شده‌ی آن با الگوریتم ISLR و د) و ه) و ی) نمایش زمان-فرکانس آن‌ها.

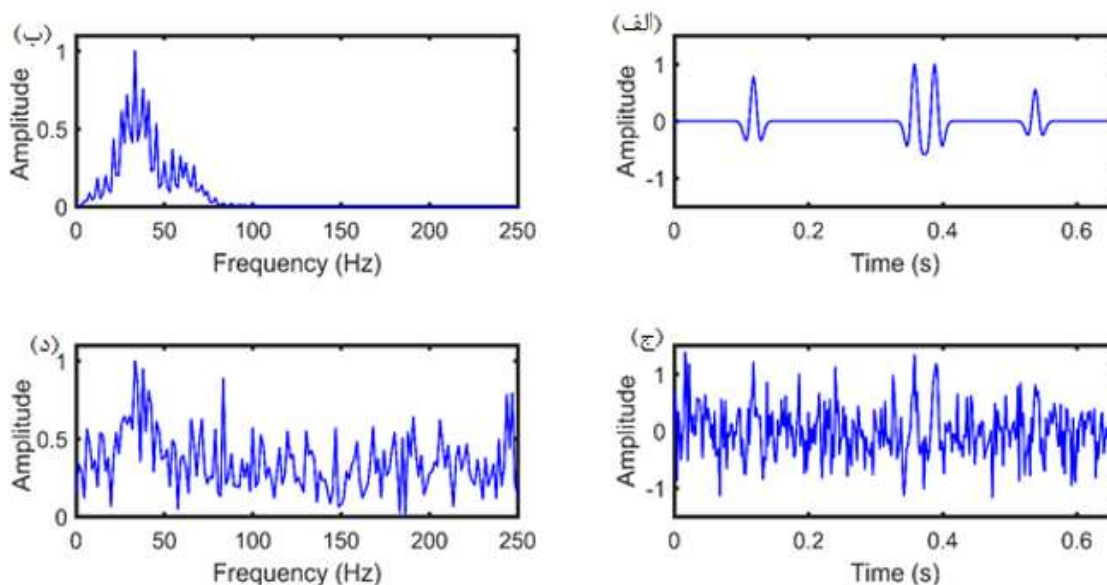


شکل ۴-۴: فلوجارت پیشنهادی برای تضعیف نوفه و بهبود قدرت تفکیک افقی و قائم.

۴-۶ اجرای الگوریتم برای داده‌های لرزه‌ای

به منظور اثبات کارایی این روش، ابتدا روی یک ردلرزه مصنوعی با نسبت سیگنال به نوفه‌ی ۴-دسی‌بل به منظور اثبات کارایی این روش، ابتدا روی یک ردلرزه مصنوعی با نسبت سیگنال به نوفه‌ی ۴-دسی‌بل و سپس روی یک داده‌ی دوبعدی مصنوعی لرزه‌ای اعمال شده است. در حالت تک ردلرزه‌ی مصنوعی به منظور مقایسه، کارایی روش ISLR با روش SSWT-GoDec از لحاظ طیف دامنه‌ی میانگین و نسبت سیگنال به نوفه‌های متفاوت برای این تک ردلرزه مقایسه شده است، در صورتی که برای داده‌ی دوبعدی علاوه بر SSWT-GoDec، با روش SSA نیز مقایسه شده است، در نهایت روی یک داده‌ی واقعی پیش از برانبارش، از یکی از میدان‌های نفتی جنوب ایران نیز اعمال شده و نتایج نوفه‌زدایی با روش‌های SSWT-GoDec و SSA مقایسه شده است.

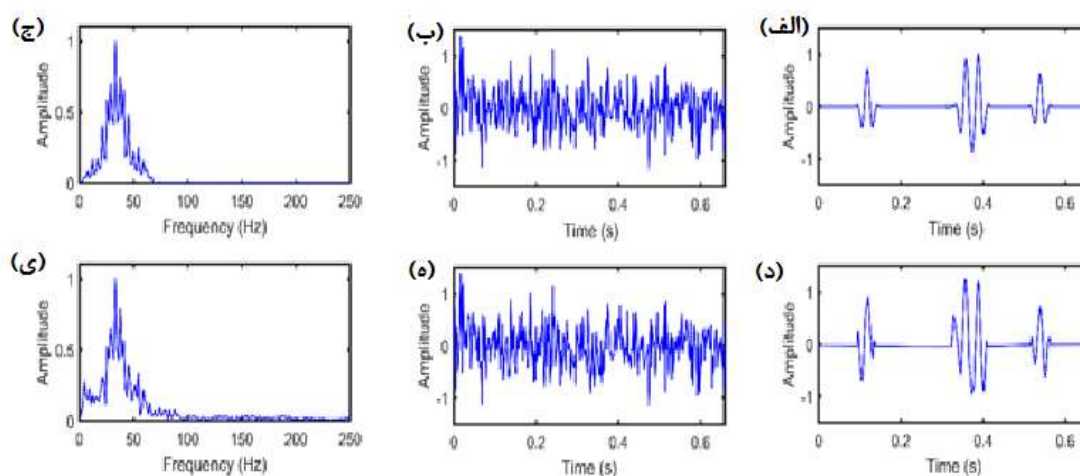
روش ابتدا روی یک ردلرزه‌ی مصنوعی متشکل از موجک ریکر با فرکانس غالب ۳۵ هرتز در زمان‌های ۰/۱۱، ۰/۳۷، ۰/۴ و ۰/۵۴ ثانیه اعمال شده است، این ردلرزه‌ی مصنوعی با نوفه گاوسی سفید، با نسبت سیگنال به نوفه ۴-دسی‌بل آغشته شده است. ردلرزه‌ی بدون نوفه و مدل نوفه‌ای آن در شکل ۴-۵ (الف) و (ج) به ترتیب نمایش داده شده است. در ادامه روش ISLR روی ردلرزه‌ی نوفه‌دار با پارامترهای λ_0 و λ_1 و μ به ترتیب برابر با ۰/۶ و ۰/۰۸ و ۱/۵ اعمال شده است و همچنین برای مقایسه‌ی عملکرد این روش، نیز از روش SSWT-GoDec با موجک مادر کلاه مکزیکی و پارامتر توازن تنکی ۰/۰۰۰۵ و رتبه‌ی ۳ برای نوفه‌زدایی این ردلرزه‌ی مصنوعی بهره گرفته شده است و نتایج نوفه‌زدایی این دو روش نیز در شکل ۴-۶ نشان داده شده است.



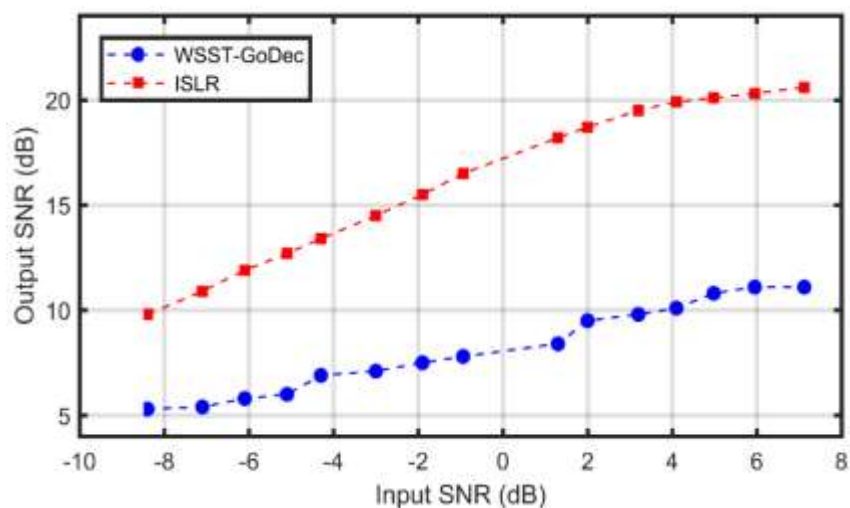
شکل ۴-۵: سیگنال مصنوعی و شکل نوفه‌ای آن و طیف دامنه‌ی نرمال شده‌ی آن‌ها. (الف) سیگنال مصنوعی و (ب) طیف دامنه‌ی نرمال شده‌ی آن. (ج) شکل نوفه‌ای سیگنال مصنوعی و (د) طیف دامنه‌ی نرمال شده‌ی آن.

همان‌طور که از شکل پیداست، روش ISLR نسبت روش SSWT-GoDec بیشترین نوفه را در رد لرزه

حذف کرده و درعین حال کمترین آسیب را به سیگنال وارد ساخته است که این برتری روش ISLR را در نوفه‌زدایی این ردلرزه نوفه‌دار بیان می‌کند. نسبت سیگنال به نوفه برای روش ISLR و روش SSWT-GoDec به ترتیب برابر با مقادیر $13/4$ و $6/93$ دسی‌بل به دست آمده است. در اینجا همانند فصل قبل، از روش کیفی طیف دامنه‌ی نرمال شده‌ی برای مقایسه نیز استفاده شده است که در شکل ۴-۵ شکل ۴-۶ این طیف دامنه‌ی نرمال شده برای سیگنال بدون نوفه، نوفه‌ای و سیگنال بازیابی شده با هر دو روش نشان داده شده است. واضح است که روش پیشنهادی طیف دامنه سیگنال اصلی را توانسته به خوبی بازیابی کند و همچنین نوفه زیادتری را حذف کند همچنین برای بررسی بیشتر، عملکرد دو روش را از نقطه نظر نسبت سیگنال به نوفه، برای نسبت سیگنال به نوفه‌های متفاوت بررسی شده است و نتیجه آن در شکل ۴-۷ نشان داده شده است، همان طور که مشخص است این نسبت برای روش ISLR همیشه بالاتر بوده است.



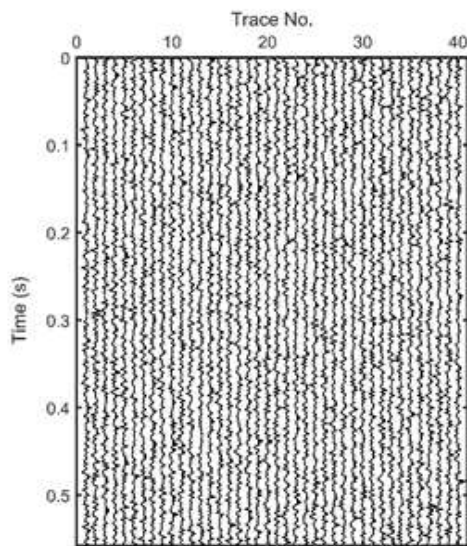
شکل ۴-۶: سیگنال بازیابی شده شکل (۴-۵) با روش‌های الف) ISLR و د) SSWT-GoDec. نوفه تخمین زده شده با روش‌های الف) ISLR و ه) SSWT-GoDec. طیف دامنه‌ی سیگنال بازیابی شده با روش‌های ج) ISLR و و) SSWT-GoDec.



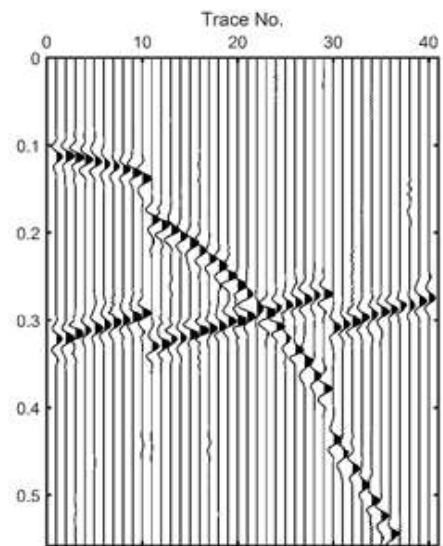
شکل ۴-۷: مقایسه‌ی نسبت سیگنال به نوفه سیگنال لرزه‌ای شکل ۴-۵ (الف) برای SSWT-GoDec و روش ISLR.

۴-۶-۲ داده‌ی لرزه‌ای دوبعدی مصنوعی

به منظور بررسی عملکرد روش ISLR و میزان تأثیر آن نسبت به روش SSWT-OptShrink، این روش روی داده‌ی مصنوعی لرزه‌ای دو بعدی شکل ۳-۲ اعمال شده است. پارامترهای روش ISLR λ_0 و λ_1 و μ به ترتیب برابر با ۰/۰۶، ۰/۰۱۲ و ۲ است، با تغییر پارامتر λ_0 در حد ۰/۰۰۱ نتیجه نوفه‌زدایی به شدت تغییر می‌کرد، اما عملکرد روش بر روی پارامتر λ_1 کمتر حساس بود و در هنگام تنظیم این دو پارامتر مقدار همگرایی به عمل آمده با تنظیم پارامتر μ بیش‌تر می‌شود. نتیجه نوفه‌زدایی و تفاضل آن با داده‌ی نوفه‌ای شکل ۳-۲ ب در شکل ۴-۸ نشان داده شده است. نتیجه حاکی از آن است که روش ISLR نسبت به روش‌های SSWT-OptShrink، SSWT-GoDec، SSA و فیلتر پیشگو، شکل ۳-۳، بیش‌ترین آثار نوفه‌زدایی را ضمن کمترین آسیب به سیگنال به عمل آورده است و شکل موجک در روش ISLR نسبت به روش‌های مقایسه شده به خوبی حفظ شده است. مقدار سیگنال به نوفه‌ی خروجی نیز برابر با ۷/۵۶ به دست آمده است که نسبت به روش SSWT-OptShrink بالا تر بوده است.



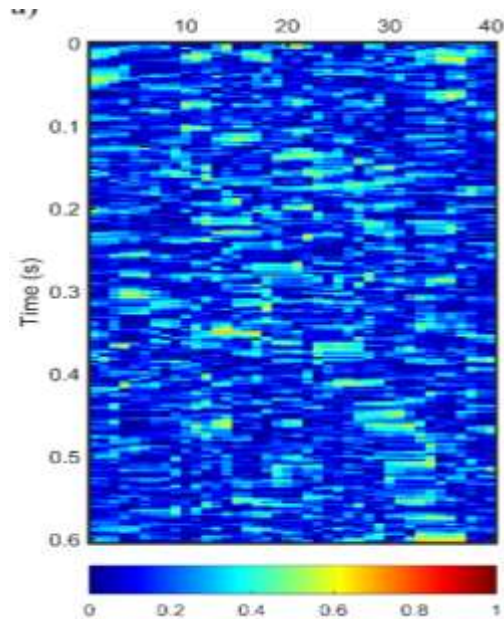
(ب)



(الف)

شکل ۴-۸: مقطع بازیابی شده و تفاضل مقطع نوفه‌دار و مقطع بازیابی شده‌ی شکل ۳-۲ (الف). الف) داده‌ی نوفه‌زدا شده با روش ISLR و ب) تفاضل آن با داده نوفه‌دار شکل ۳-۲ (الف) با روش ISLR

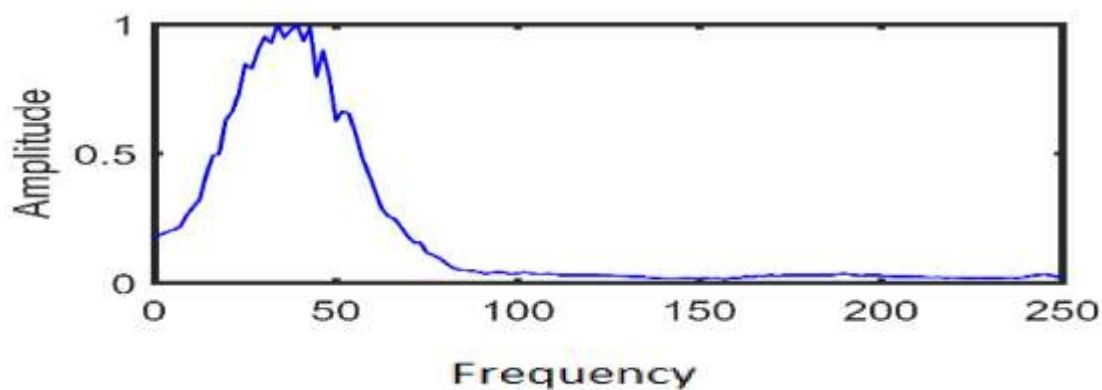
برای بررسی بیش‌تر عملکرد روش ISLR ضریب همبستگی محلی بین مقطع نوفه‌زدا شده و نوفه تخمین یافته با یک پنجره با اندازه‌ی ۵ محاسبه شده است و نتیجه آن در شکل ۴-۹ آورده شده است، همان‌طور که از شکل ۴-۹ پیدا است، روش ISLR کمترین آسیب را به رویدادها وارد کرده است.



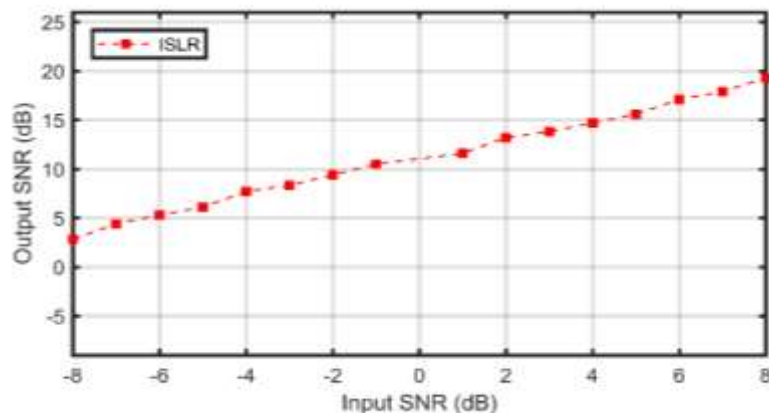
شکل ۴-۹: ضریب همبستگی محلی بین مقطع نوفه‌زدا شده و نوفه تخمین یافته شکل ۳-۲ با یک پنجره با اندازه‌ی ۵ برای روش ISLR.

در ادامه طیف دامنه‌ی میانگین داده‌ی بدون نوفه، نوفه‌دار، نوفه‌زدا شده با روش ISLR در شکل ۴-۱۰ آورده شده است، نتایج حاکی از این است که روش ISLR نسبت به سایر روش دیگر نوفه بیشتری را حذف کرده و به‌علاوه طیف دامنه میانگین سیگنال اصلی را بهتر بازیابی کرده است. مشابه با حالت تک ردلرزه‌ی مصنوعی برای نسبت سیگنال به نوفه‌های ورودی متفاوت، عملکرد روش ISLR در نوفه‌زدایی داده لرزه‌ای دوبعدی موردبررسی قرار داده شده است و نتایج آن در شکل ۴-۱۱ نشان داده شده است. از مقایسه‌ی شکل‌های ۳-۶ و ۴-۱۱ می‌توان گفت که برای همه‌ی نسبت‌های سیگنال به نوفه ورودی، روش ISLR خروجی این نسبت را نسبت به روش‌های SSWT-GoDec، SSWT-OptShrink و SSA و فیلتر پیشگوی وینر بالاتر داده است. زمان اجرای برنامه‌ی متلب برای بررسی عملکرد ردلرزه به ردلرزه‌ی دو روش ISLR و SSWT-GoDec محاسبه شده و نتیجه‌ی آن در شکل ۴-۱۲ نشان داده شده است. همان‌طور که از شکل ۴-۱۲ پیدا است، این زمان اجرا برای روش ISLR برای هر نسبت سیگنال به نوفه کمتر می‌باشد که این برتری روش ISLR را در برابر روش SSWT-GoDec اثبات می‌کند، زیرا در نسبت‌های پایین سیگنال به

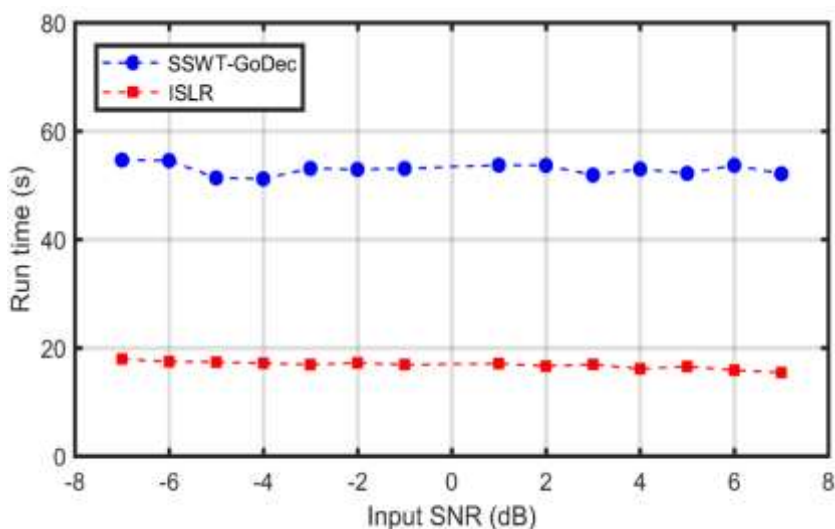
نوفه پایین همگرایی تابع هزینه به کمک توابع جبران محدب نرم‌های l_0 و l_1 کار راحتی نمی‌باشد، درحالی‌که در روش ISLR این همگرایی به کمک توابع جبران غیر محدب در این نسبت‌های سیگنال به نوفه، به‌خوبی به عمل آمده است.



شکل ۴-۱۰: طیف دامنه‌ی میانگین شکل ۳-۲. الف) مقطع بدون نوفه ب) شکل نوفه‌دار این مقطع و ج) مقطع نوفه زدا شده با روش ISLR...



شکل ۴-۱۱: مقایسه نسبت سیگنال به نوفه‌های متفاوت برای روش ISLR در شکل ۳-۲.

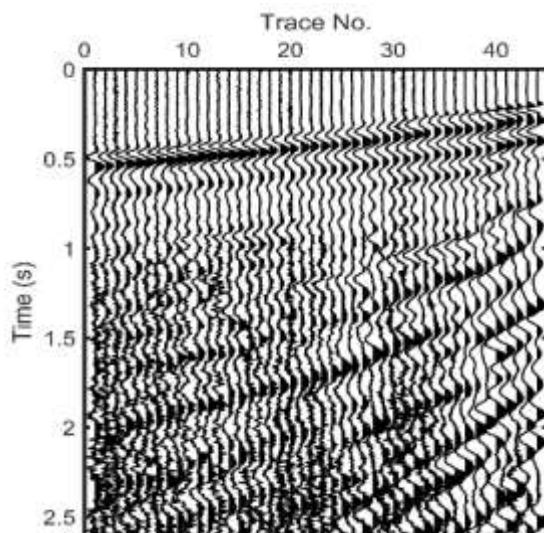


شکل ۴-۱۲: مقایسه‌ی زمان اجرای برنامه متلب در دو روش ISLR و الگوریتم SSWT-GoDec برای نسبت‌های متفاوت سیگنال به نوفه در شکل ۳-۲.

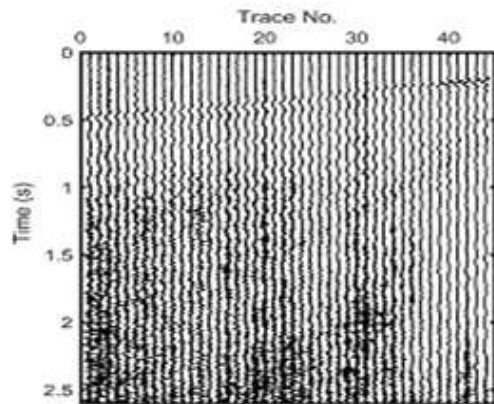
۳-۶-۴ داده‌ی لرزه‌ای واقعی

برای ارزیابی عملکرد روش ISLR، این روش روی یک داده‌ی واقعی رکورد نقطه میانی مشترک که در جنوب غرب ایران برداشت شده، اعمال شده است و نتایج آن را با SSA و SSWT-GoDec مقایسه شده است. این داده‌ی واقعی که شامل ۴۴ ردلرزه‌ی و ۸۶۸ نمونه زمانی در هر رد لرزه است که با بازه‌ی

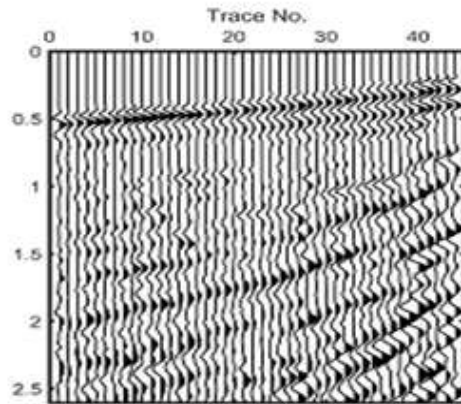
نمونه‌برداری ۱ میلی‌ثانیه برداشت شده است. در شکل ۴-۱۳ این داده‌ی واقعی نشان داده شده است. نتایج نوفه‌زدایی و تفاضل با داده‌ی اصلی، به‌وسیله‌ی روش ISLR و SSWT-GoDec و SSA در شکل ۴-۱۴ نشان داده شده است. پارامترهای ورودی λ_0 و λ_1 و μ در روش ISLR به ترتیب برابر با ۰/۵، ۰/۲۸ و ۱/۵ می‌باشد و در SSWT-GoDec، پارامترهای توازن تنکی برابر با ۰/۰۳ و رتبه‌ی ۱۵ و در نهایت برای SSA پارامتر رتبه برابر با ۲۰ و باند فرکانسی ۱ تا ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. همان‌طور که از شکل ۴-۱۴ روش ISLR بیشترین حذف نوفه و کمترین آسیب را به رویدادهای بازتابی نسبت به دو روش دیگر داشته است.



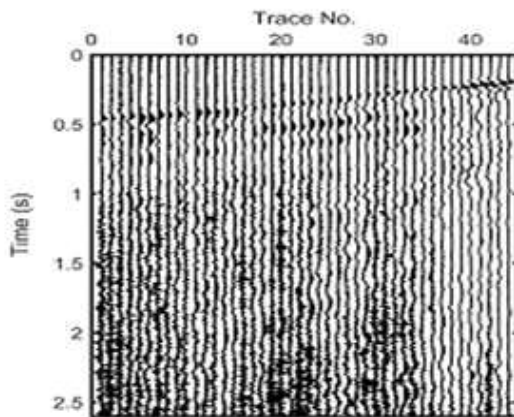
شکل ۴-۱۳: مقطع لرزه‌ای واقعی



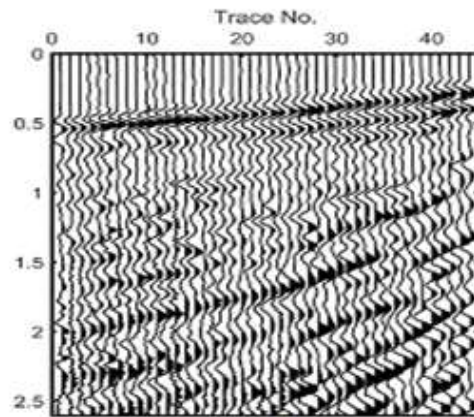
(ب)



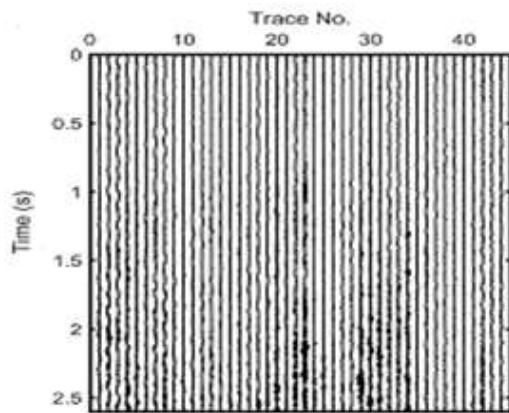
(الف)



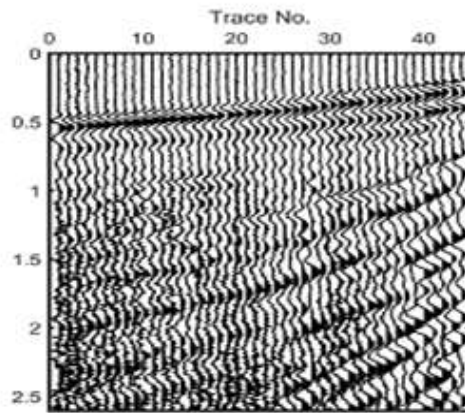
(د)



(ج)



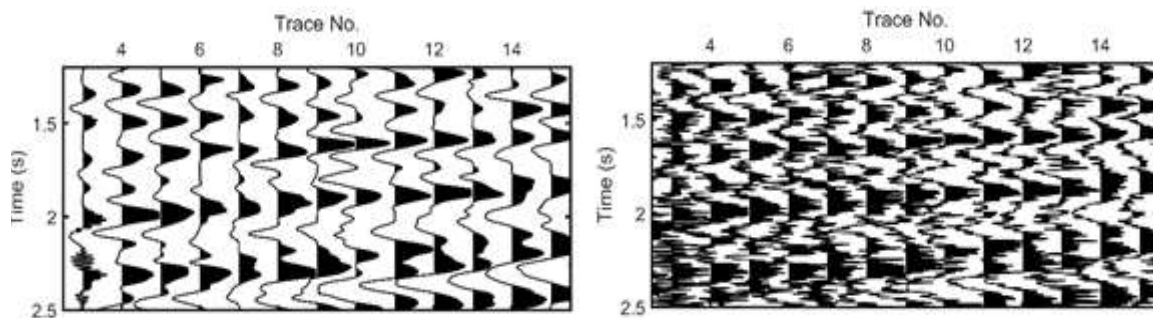
(ه)



(ی)

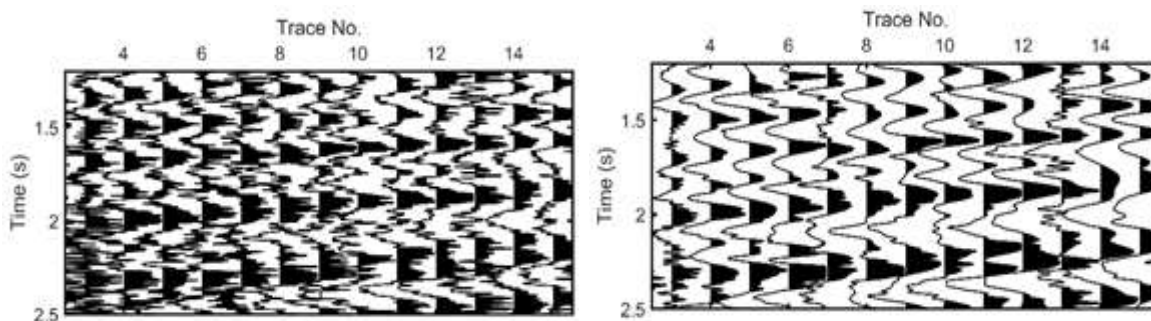
شکل ۴-۱۴: داده‌ی واقعی نوفه زدا شده‌ی و تفاضل آن با داده‌ی واقعی شکل ۴-۱۳. الف) داده‌ی واقعی نوفه زدا شده‌ی با روش ISLR و ب) تفاضل آن با داده واقعی با روش ISLR. ج) داده‌ی واقعی نوفه زدا شده‌ی با روش SSWT-GoDec و د) تفاضل آن با داده واقعی با روش SSWT-GoDec. ه) داده‌ی واقعی نوفه زدا شده‌ی با روش SSA و ی) تفاضل آن با داده واقعی با روش SSA.

در شکل ۴-۱۵ نیز برای مقایسه بیشتر عملکرد روش ISLR در نوفه‌زدایی این داده‌ی واقعی، قسمتی یکسان از نتایج داده‌ی نوفه‌زدا شده با سه روش بزرگ‌نمایی شده است. همچنین ضریب همبستگی محلی بین مقطع نوفه‌زدا شده و نوفه تخمین یافته با یک پنجره با اندازه‌ی ۵ برای سه روش ISLR و -SSWT، SSA و GoDec برای این داده‌ی واقعی محاسبه شده است و نتیجه آن در شکل ۴-۱۶ آورده شده است، همان‌طور که از شکل ۴-۱۵ و شکل ۴-۱۶ پیدا است، روش ISLR میزان نوفه تصادفی بیشتری را نسبت دو روش دیگر حذف کرده است.



(ب)

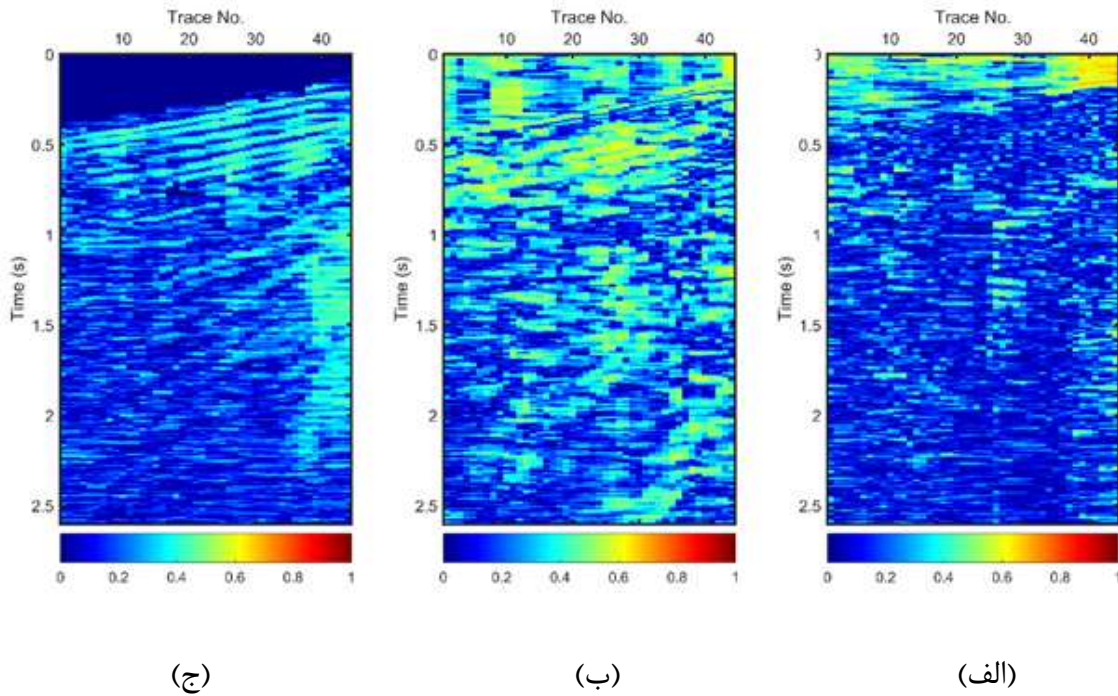
(الف)



(د)

(ج)

شکل ۴-۱۵: قسمت‌های بزرگ‌نمایی شده از الف) داده واقعی و نوفه‌زدا شده با روش ب) ISLR. ج) SSA و GoDec و د) SSA.



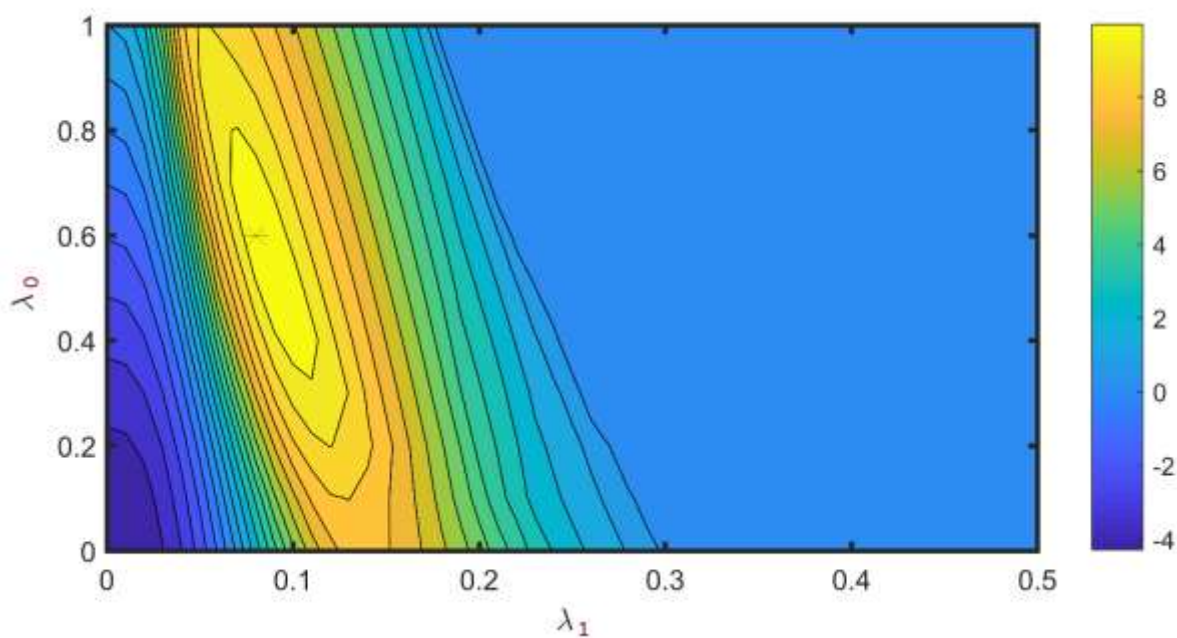
شکل ۴-۱۶: ضریب همبستگی محلی بین مقطع نوفه‌زدا شده و نوفه تخمین یافته شکل ۴-۱۳ با یک پنجره با اندازه‌ی ۵ برای روش الف (SSA). ب (SSWT-GoDec) و ج) روش ISLR.

۴-۷ تعیین پارامترهای روش پیشنهادی

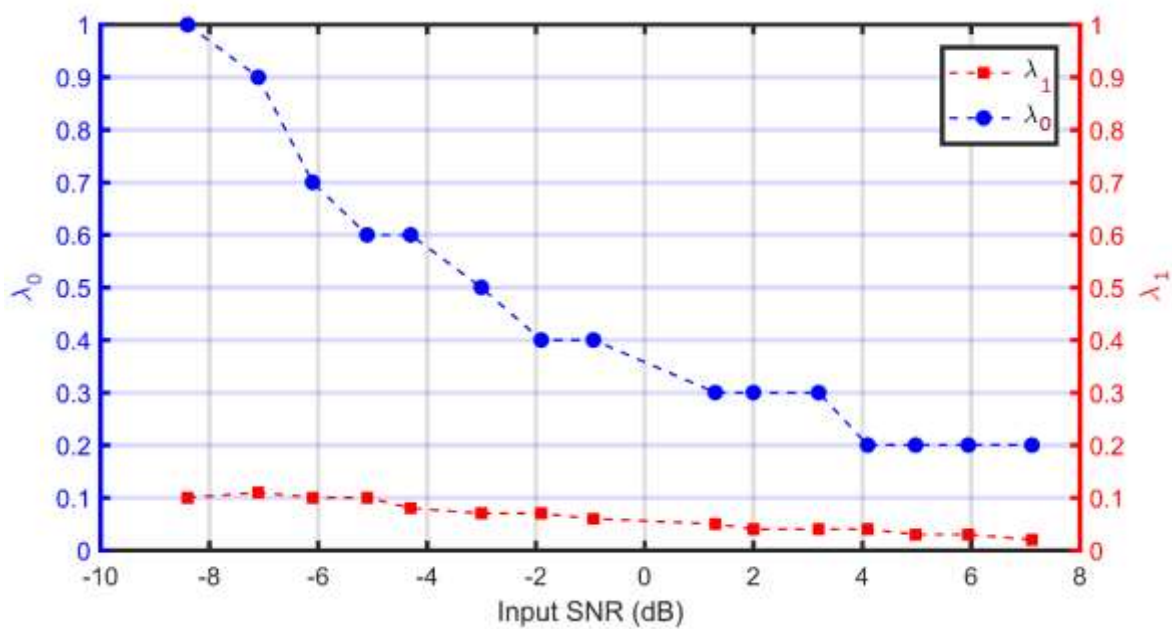
در این فصل از پایان‌نامه روش جدیدی برای نوفه‌زدایی داده‌های لرزه‌ای با استفاده از روش بهبودیافته‌ی تخمین تنک‌رتبه-پایین، ارائه شد که در آن ابتدا با تبدیل ردلرزه به حوزه‌ی زمان-فرکانس با استفاده از تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه شروع شد. تخمین تنک‌رتبه-پایین از طیف نگار، با استفاده از کمینه‌سازی تابع هزینه‌ی موجود در رابطه‌ی (۴-۲۰) به عمل می‌آید؛ و به علت عملکرد رد لرزه به ردلرزه‌ی این روش، ساختارهای پیچیده‌ی زمین‌شناسی روی عملکرد این روش تأثیر نمی‌گذارند.

دو پارامتر تنظیم λ_0 و λ_1 در تابع هزینه‌ی کلی (۴-۲۰)، لازم است که محدب باشد. در رابطه‌ی (۴-۲۲) مقادیر a_0 و a_1 به ترتیب با مقادیر λ_0 و λ_1 در ارتباط می‌باشند، مقادیر این دو پارامتر باید به گونه‌ای باشد که شرط محدبی (۴-۲۱) را ارضا کند برای واضح کردن اثر این دو پارامتر تنظیم در عملکرد روش

ISLR، یک عمل جستجوی شبکه‌ای روی دو مجموعه‌ی انتخاب‌شده برای دو پارامتر مذکور انجام شده است. این جستجو برای نوفه‌زدایی داده لرزه‌ای دوبعدی مصنوعی ذکرشده در این فصل، با نسبت سیگنال به نوفه‌ی ۳-دسی‌بل به‌کاربرده شده و عملکرد آن را با نسبت سیگنال به نوفه‌ی خروجی سنجیده شده است. نمودار کنتوری نسبت سیگنال به نوفه‌ی خروجی، برحسب دو پارامتر λ_0 و λ_1 در شکل ۴-۱۷ رسم شده است. بیشینه مقدار این نسبت با پارامترهای $\lambda_0 = 0.06$ و $\lambda_1 = 0.08$ به‌دست‌آمده و با علامت ستاره روی شکل مشخص شده است. همان‌طور که دیده می‌شود کشیدگی خطوط کنتوری در راستای λ_0 بیش‌تر از λ_1 است، بنابراین نسبت سیگنال به نوفه‌ی خروجی به‌شدت روی مقدار λ_1 حساس است به‌عبارتی‌دیگر تغییر جزئی در λ_1 برخلاف λ_0 تأثیرات زیادتری را بر وی نسبت سیگنال به نوفه‌ی خروجی دارد. در شکل ۴-۱۸ اثر نسبت‌های متفاوت سیگنال به نوفه‌ی ورودی را برحسب مقادیر λ_0 و λ_1 با شرط بیشینه بودن نسبت سیگنال به نوفه‌ی خروجی رسم شده است. همان‌طور که از روی شکل پیداست، پارامتر λ_1 برای نسبت‌های متفاوت سیگنال به نوفه‌ی ورودی تغییرات خیلی پایینی دارد، درحالی‌که پارامتر λ_0 تغییرات قابل‌ملاحظه‌ای را دارا است، اما برای هر دو پارامتر تنظیم، یک حالت نزولی با افزایش نسبت سیگنال به نوفه‌ی ورودی وجود دارد، بنابراین پارامتر اساسی در این الگوریتم λ_1 است که با تنظیم آن می‌توان شرط محدب به حتی ارضا کرد. لازم به ذکر است تعیین این نوع پارامترها در داده‌ی واقعی با عمل آزمون و خطا صورت می‌گیرد. مقادیر این دو پارامتر برای برقراری همگرایی تابع محدب، بین ۰ و ۱ می‌باشد، بنابراین برای داده‌ی واقعی گام‌های ۰/۱ برای λ_0 و گام‌های بین ۰/۰۱ تا ۰/۰۰۱ را برای λ_1 بسته به نتیجه نوفه‌زدایی انتخاب کرده و عمل جستجوی شبکه‌ای انجام می‌گیرد.



شکل ۴-۱۷: تعیین دو پارامتر λ_0 و λ_1 برای نسبت سیگنال به نوفه ۳- دسی بل شکل ۴-۷



شکل ۴-۱۸: نحوه‌ی تغییر دو پارامتر λ_0 و λ_1 برای مقادیر مختلف نسبت سیگنال به نوفه.

فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادها

۵-۱ نتیجه‌گیری

در این پایان‌نامه ابتدا به معرفی SSWT به‌عنوان عضوی از خانواده‌های تبدیل‌های بازچینی‌شده که معکوس‌پذیر بوده و قادر به استخراج مدها پایه‌ی سیگنال و دارای فضای تنکی می‌باشد، پرداخته شد. و با تعریف این تبدیل روشی نوین را برای حذف نوفه‌های تصادفی موجود در داده‌های لرزه‌ای ارائه شد که در آن ماتریس زمان-فرکانس به مؤلفه‌های رتبه-پایین و تنک تجزیه می‌شود. دلیل استفاده از SSWT این بود که این تبدیل قدرت تفکیک مناسبی را ارائه می‌دهد. برای اثبات کارآیی روش، ابتدا روی تک ردلرزه مصنوعی و سپس یک داده‌ی لرزه‌ای مصنوعی دوبعدی حاوی دو رویداد افقی و منحنی متقاطع با دو ناپیوستگی موجود در آن و در نهایت یک داده‌ی واقعی برانبارش نشده‌ی یکی از میدان‌های نفتی ایران اعمال شد و نتایج آن را از لحاظ کمی و کیفی با سه روش SSA و SSWT-GoDec و فیلتر پیشگوی وینر مقایسه شد. مقایسه‌های انجام‌شده کارآیی این روش را نسبت روش‌های دیگر اثبات کرد. تنها پارامتر ورودی در روش پیشنهادی رتبه مؤثر بود که تعیین این پارامتر به تبع ساده‌تر از پارامترهای ورودی در SSWT-GoDec بود.

در فصل چهارم این پایان‌نامه روش جدیدی تحت عنوان ISLR برای نوفه‌زدایی داده‌های لرزه‌ای ارائه شد، نحوه‌ی عمل این روش به این صورت بود که ابتدا با استفاده از تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه، ردلرزه را به حوزه‌ی زمان-فرکانس منتقل کرده و سپس طیف نگار نوفه‌دار جهت تخمین ماتریس تنک رتبه-پایین، با کمینه کردن تابع هزینه‌ی کلی محدب که دربردارنده‌ی یک جمله مربوط به وضوح داده و دو تابع جبران غیر محدب است، به کار گرفته می‌شود. ردلرزه‌ی نوفه‌زدا شده با اعمال عکس تبدیل فوریه‌ی زمان-کوتاه حاصل می‌شود. به علت اینکه این الگوریتم ردلرزه به ردلرزه عمل می‌کند ساختارهای پیچیده‌ی زمین‌شناسی روی آن تأثیر نمی‌گذارد. همچنین جهت بررسی عملکرد این روش در نوفه‌زدایی داده‌های لرزه‌ای ابتدا روی تک ردلرزه و سپس روی داده‌ی لرزه‌ای دوبعدی مصنوعی مورد استفاده در فصل سوم و بعد روی یک داده‌ی

رکورد نقطه میانی مشترک از میدان‌های نفتی ایران اعمال شد و نتایج آن را از لحاظ کمی و کیفی با روش‌های SSWT-OptShrink، SSWT-GoDec و SSA و فیلتر پیشگوی وینر مقایسه شد. شواهد حاکی از برتری این روش در نوفه‌زدایی بیشتر و کمترین تضعیف رویدادهای بازتابی نسبت به روش‌های مورد بررسی در این پایان نامه بود.

۲-۵ پیشنهادها

در روش SSWT-OptShrink از تبدیل موجک فشرده‌ی همزمان به‌عنوان عضوی از خانواده‌ی تبدیل‌های بازچینی توانایی متمرکز کردن انرژی در صفحه‌ی زمان-فرکانس را در فرکانس لحظه‌ای دارد معرفی شد، اما برای تمرکز بیشتر انرژی در صفحه‌ی زمان فرکانس می‌توان از تبدیل S فشرده‌شده [۳۷] استفاده کرد و یا با بهبود تبدیل‌های فشرده‌شده همزمان به‌صورت فشرده‌سازی حول محور تأخیر زمان می‌توان قدر تفکیک را افزایش داد. از الگوریتم‌های جدیدتری برای تخمین ماتریس رتبه پایین می‌توان استفاده کرد. از جمله می‌توان به روش آستانه گذاری تانسور بلوکی متناوب مقادیر تکین^۱ [۹۵] اشاره کرد که ماتریس رتبه-پایین را با تقریب خوبی تخمین می‌زند.

در فصل چهارم از تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه که تقریباً ضعیف‌ترین تبدیل زمان-فرکانس می‌باشد برای ایجاد ماتریس سیگنال استفاده شد، این تبدیل پنجره انتخابی را در تمام صفحه‌ی زمان-فرکانس ثابت فرض می‌کند. برای دستیابی به نتایج بهتر می‌توان از تبدیل‌های موجک و S و حتی تبدیل‌های باز چینی و فشرده‌شده‌ی همزمان استفاده کرد. دوماً از روش جهت‌دار چندگانه‌ها برای حل مسأله بهینه‌ی تخمین ماتریس تنک رتبه-پایین استفاده شد، اما می‌توان از روش‌های بهبودیافته‌ی دیگر، نظیر الگوریتم انقباض

^۱ Iterative Block Tensor Singular Value Thresholding

شکافت لاگرانژی افزوده شده^۱ (SALSA) [۸۷] استفاده کرد.

^۱ *Split Augmented Lagrangian Shrinkage Algorithm*

مراجع

- [١]. B. Boashash, "Time-frequency signal analysis and processing: a comprehensive reference," 2015.
- [٢] Ö. Yilmaz, "Seismic data analysis: Processing, inversion, and interpretation of seismic data," Society of exploration geophysicists, 2001.
- [٣] W. H. Mayne, "Common reflection point horizontal data stacking techniques," *Geophysics*, vol. 27, pp. 927-938, 1962.
- [٤] S. Haykin and B. Van Veen, "Signals and systems," *John Wiley & Sons*, 2007.
- [٥] L. L. Canales, "Random noise reduction," SEG Technical Program Expanded Abstracts 1984, Society of Exploration Geophysicists, 1984.
- [٦] R. Abma and J. Claerbout, "Lateral prediction for noise attenuation by tx and fx techniques," *Geophysics*, vol. 60, pp. 1887-1896, 1995.
- [٧] N. Gülünay, "Noncausal spatial prediction filtering for random noise reduction on 3-D poststack data," *Geophysics*, vol. 65, pp. 1641-1653, 2000.
- [٨] T. Elboth, I. Vik Presterud, and D. Hermansen, "Time-frequency seismic data denoising," *Geophysical Prospecting*, vol. 58, pp. 441-453, 2010.
- [٩] V. Monteiller and S. Chevrot, "How to make robust splitting measurements for single-station analysis and three-dimensional imaging of seismic anisotropy," *Geophysical Journal International*, vol. 182, pp. 311-328, 2010.
- [١٠] M. D. Sacchi and H. Kuehl, "ARMA formulation of FX prediction error filters and projection filters," 9, *Journal of Seismic Exploration*, 2001.
- [١١] M. Bekara and M. Van der Baan, "Random and coherent noise attenuation by empirical mode decomposition," *Geophysics*, vol. 74, pp. V89-V98, 2009.
- [١٢] Y. Chen and J. Ma, "Random noise attenuation by fx empirical-mode decomposition predictive filtering," *Geophysics*, vol. 79, pp. V81-V91, 2014.
- [١٣] J. Han and M. van der Baan, "Microseismic and seismic denoising via ensemble empirical mode decomposition and adaptive thresholding," *Geophysics*, vol. 80, pp. KS69-KS80, 2015.
- [١٤] N. Kreimer and M. D. Sacchi, "A tensor higher-order singular value decomposition for prestack seismic data noise reduction and interpolation," *Geophysics*, vol. 77, pp. V113-V1 , ٢٠١٢.
- [١٥] W. Yang, R. Wang, Y. Chen, J. Wu, S. Qu, J. Yuan, *et al.*, "Application of spectral decomposition using regularized non-stationary autoregression to random noise

- attenuation," 12, *Journal of Geophysics and Engineering*, 2015.
- [16] T. J. Ulrych, S. Freire, and P. Siston, "Eigenimage processing of seismic sections," *SEG Technical Program Expanded Abstracts 1988*, Society of Exploration Geophysicists, 1988.
 - [17] S. K. Chiu and J. E. Howell, "Attenuation of coherent noise using localized-adaptive eigenimage filter," *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2008*, pp. 2541-2545, 2008.
 - [18] P. W. Cary and C. Zhang, "Ground roll attenuation with adaptive eigenimage filtering," *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2009*, pp. 3302-3306, 2009.
 - [19] E. Gómez Londoño, L. Castillo López, and K. Thaís de Souza, "Using the Karhunen-Loeve transform to suppress ground roll in seismic data," *Earth Sciences Research Journal*, vol. 9, pp. 139-147, 2005.
 - [20] S. R. Trickett, "F-xy eigenimage noise suppression," 6, *Geophysics*, 2003.
 - [21] S. Trickett and L. Burroughs, "Prestack rank-reducing noise suppression: theory," *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2009*, Society of Exploration Geophysicists, 2009.
 - [22] M. S. Al-Bannagi, K. Fang, P. G. Kelamis, and G. S. Douglass, "Acquisition footprint suppression via the truncated SVD technique: Case studies from Saudi Arabia," *The Leading Edge*, vol. 24, pp. 832-834, 2005.
 - [23] R. Vautard, P. Yiou, and M. Ghil, "Singular-spectrum analysis: A toolkit for short, noisy chaotic signals," 58, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992.
 - [24] D. S. Broomhead and G. P. King, "Extracting qualitative dynamics from experimental data," *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 20, pp. 217-236, 1986.
 - [25] M. Auvergne, "Singular value analysis applied to phase space reconstruction of pulsating stars," *Astronomy and Astrophysics*, vol. 204, pp. 341-348, 1988.
 - [26] R. Vautard and M. Ghil, "Singular spectrum analysis in nonlinear dynamics, with applications to paleoclimatic time series," 35, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1989.
 - [27] A. Mineva and D. Popivanov, "Method for single-trial readiness potential identification, based on singular spectrum analysis," *Journal of neuroscience methods*, vol. 68, pp. 91-99, 1996.
 - [28] M. D. Sacchi, "FX singular spectrum analysis," *CSPG CSEG CWLS Convention*, 2009.
 - [29] D. Gabor, "Theory of communication. Part 1: The analysis of information," *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering*, vol. 93, pp. 429-441, 1946.
 - [30] S. Mallat, "A wavelet tour of signal processing," 1999.
 - [31] A. Chakraborty and D. Okaya, "Frequency-time decomposition of seismic data using wavelet-based methods," *Geophysics*, vol. 60, pp. 1906-1916, 1995.
 - [32] E. Wigner, "On the quantum correction for thermodynamic equilibrium," 40, *Physical*

- review, 1932.
- [٣٣] R. G. Stockwell, L. Mansinha, and R. Lowe, "Localization of the complex spectrum: the S transform," *IEEE transactions on signal processing*, vol. 44, pp. 998-1001, 1996.
 - [٣٤] A. Gholami" ,Sparse time–frequency decomposition and some applications," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 51, pp. 3598-3604, 2013.
 - [٣٥] T. Oberlin, S. Meignen, and V. Perrier, "The Fourier-based synchrosqueezing transform," *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on*, IEEE, 2014.
 - [٣٦] I. Daubechies, J. Lu, and H.-T. Wu, "Synchrosqueezed wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool," *Applied and computational harmonic analysis*, vol. 3 , pp. 243-261, 2011.
 - [٣٧] Z.-l. Huang, J. Zhang, T.-h. Zhao, and Y. Sun, "Synchrosqueezing S-transform and its application in seismic spectral decomposition," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, pp. 817-825, 2016.
 - [٣٨] S.-A. Ouadfeul and L. Aliouane, "Random seismic noise attenuation data using the discrete and the continuous wavelet transforms," 7, *Arabian Journal of Geosciences*, 2014.
 - [٣٩] X. Miao and S. Cheadle, "Noise attenuation with wavelet transforms," *SEG Technical Program Expanded Abstracts 1998*, pp. 1072-1075, 1998.
 - [٤٠] S. Cao and X. Chen, "The second-generation wavelet transform and its application in denoising of seismic data," *Applied geophysics*, vol. 2, p. 70, 2005.
 - [٤١] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE transactions on information theory*, vol. 41, pp. 613-627, 1995.
 - [٤٢] B. Boashash and M. Mesbah, "Signal enhancement by time-frequency peak filtering," *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 52, pp. 929-937, 2004.
 - [٤٣] H. Lin, Y. Li, B. Yang, and H. Ma, "Random denoising and signal nonlinearity approach by time-frequency peak filtering using weighted frequency reassignment," *Geophysics*, vol. 78, pp. V229-V237, 2013.
 - [٤٤] M. Xiong, Y. Li, and N. Wu, "Random-noise attenuation for seismic data by local parallel radial-trace TFPF," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, pp. 4025-4031, 2014.
 - [٤٥] N. Wu, Y. Li, and B. Yang, "Noise attenuation for 2-D seismic data by radial-trace time-frequency peak filtering," 8, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011.
 - [٤٦] S. Gaci, "The use of wavelet-based denoising techniques to enhance the first-arrival picking on seismic traces," *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, vol. 52, pp. 4558-4563, 2014.
 - [٤٧] S. M. Mousavi, C. A. Langston, and S. P. Horton, "Automatic microseismic denoising and onset detection using the synchrosqueezed continuous wavelet transform,"

- Geophysics*, vol. 81, pp. V341-V355, 2016.
- [٤٨] H. H. Lari and A. Gholami, "Curvelet-TV regularized Bregman iteration for seismic random noise attenuation," *Journal of Applied Geophysics*, vol. 109, pp. 233-241, 2014.
 - [٤٩] R. Neelamani, A. I. Baumstein, D. G. Gillard, M. T. Hadidi, and W. L. Soroka, "Coherent and random noise attenuation using the curvelet transform," 27, *The Leading Edge*, 2008.
 - [٥٠] G. Tang and J. Ma, "Application of total-variation-based curvelet shrinkage for three-dimensional seismic data denoising," 8, *IEEE geoscience and remote sensing letters*, 2011.
 - [٥١] S. Zu, H. Zhou, Y. Chen, S. Qu, X. Zou, H. Chen, *et al.*, "A periodically varying code for improving deblending of simultaneous sources in marine acquisition," 81, *Geophysics*, 2016.
 - [٥٢] X. Zhao, Y. Li, G. Zhuang, C. Zhang, and X. Han, "2-D TFPF based on Contourlet transform for seismic random noise attenuation," 129, *Journal of Applied Geophysics*, 2016.
 - [٥٣] D. Kong and Z. Peng, "Seismic random noise attenuation using shearlet and total generalized variation," *Journal of Geophysics and Engineering*, vol. 12, p. 1024, 2015.
 - [٥٤] Y. Chen* and S. Fomel, "EMD-seislet transform," *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2015*, pp. 4775-4778, 2015.
 - [٥٥] Y. Liu, S. Fomel, and C. Liu, "Signal and noise separation in prestack seismic data using velocity-dependent seislet transform," *Geophysics*, vol. 80, pp. WD117-WD128, 2015.
 - [٥٦] I. Daubechies and S. Maes, "A nonlinear squeezing of the continuous wavelet transform based on auditory nerve models," *Wavelets in medicine and biology*, pp. 527-546, 1996.
 - [٥٧] G. Thakur and H.-T. Wu, "Synchrosqueezing-based recovery of instantaneous frequency from nonuniform samples," 43, *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 2011.
 - [٥٨] J. Ma, "Three-dimensional irregular seismic data reconstruction via low-rank matrix completion," *Geophysics*, vol. 78, pp. V181-V192, 2013.
 - [٥٩] M. A. Nazari Siahsar, S. Gholtashi, A. R. Kahoo, H. Marvi, and A. Ahmadifard, "Sparse time-frequency representation for seismic noise reduction using low-rank and sparse decomposition," *Geophysics*, vol. 81, pp. V117-V124, 2016.
 - [٦٠] T. Zhou and D. Tao, "Godec: Randomized low-rank & sparse matrix decomposition in noisy case," *International conference on machine learning*, Omnipress, 2011.
 - [٦١] S. Mallat, "A Wavelet Tour of Signal Processing, (Wavelet Analysis & Its Applications)," 1999.
 - [٦٢] F. Auger and P. Flandrin, "Improving the readability of time-frequency and time-

- scale representations by the reassignment method," *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 43, pp. 1068-1089, 1995.
- [٦٣] P. Flandrin, F. Auger, and E. Chassande-Mottin, "Time, ÀiFrequency Reassignment," *Applications in time-frequency signal processing*, pp. 179-203, 2002.
- [٦٤] K. Kodera, C. De Villedary, and R. Gendrin, "A new method for the numerical analysis of non-stationary signals," *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, vol. 12, pp. 142-150, 1976.
- [٦٥] A. Mertins, "Front Matter and Index," *Signal Analysis: Wavelets, Filter Banks, Time-Frequency Transforms and Applications*, English (revised edition), 1999.
- [٦٦] P. S. Addison, M. Morvidone, J. N. Watson, and D. Clifton, "Wavelet transform reassignment and the use of low-oscillation complex wavelets," *Mechanical systems and signal processing*, vol. 20, pp. 1429-1443, 2006.
- [٦٧] E. Brevdo, "Efficient representations of signals in nonlinear signal processing with applications to inverse problems," 2011.
- [٦٨] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, *et al.*, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, pp. 903-995, 1998.
- [٦٩] L. Cohen, "Time-frequency analysis," vol. 778, 1995.
- [٧٠] R. H. Herrera, J. Han, and M. van der Baan, "Applications of the synchrosqueezing transform in seismic time-frequency analysis," *Geophysics*, vol. 79, pp. V55-V64, 2014.
- [٧١] P. Wang, J. Gao, and Z. Wang, "Time-frequency analysis of seismic data using synchrosqueezing transform," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, pp. 2042-2044, 2014.
- [٧٢] M. Gavish and D. L. Donoho, "Optimal shrinkage of singular values," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 63, pp. 2137-2152, 2017.
- [٧٣] G. Golub and W. Kahan, "Calculating the singular values and pseudo-inverse of a matrix," *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, Series B: Numerical Analysis*, vol. 2, pp. 205-224, 1965.
- [٧٤] R. R. Nadakuditi, "OptShrink: An algorithm for improved low-rank signal matrix denoising by optimal, data-driven singular value shrinkage," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 60, pp. 3002-3018, 2014.
- [٧٥] C. Eckart and G. Young, "The approximation of one matrix by another of lower rank," *Psychometrika*, vol. 1, pp. 211-218, 1936.
- [٧٦] G. H. Golub, A. Hoffman, and G. W. Stewart, "A generalization of the Eckart-Young-Mirsky matrix approximation theorem," *Linear Algebra and its applications*, vol. 88, pp. 317-327, 1987.
- [٧٧] L. Mirsky, "Symmetric gauge functions and unitarily invariant norms," *The quarterly journal of mathematics*, vol. 11 ,pp. 50-59, 1960.

- [^Y^Λ] G. Proakis John and M. Dimitris, "Digital signal processing," principles, algorithms, and applications, Pentice Hall, 1996.
- [^Y^ϑ] K. Chen and M. D. Sacchi, "Robust reduced-rank filtering for erratic seismic noise attenuation," *Geophysics*, vol. 80, pp. V1-V11, 2014.
- [^Λ[•]] Y. Chen, D. Zhang, Z. Jin, X. Chen, S. Zu, W. Huang, *et al.*, "Simultaneous denoising and reconstruction of 5-D seismic data via damped rank-reduction method," *Geophysical Journal International*, vol. 206, pp. 1695-1717 ,2016.
- [^Λ^Λ] V. Oropenza and M. Sacchi, "Simultaneous seismic data denoising and reconstruction via multichannel singular spectrum analysis," 76, *Geophysics*, 2011.
- [^Λ^ϒ] E. J. Candes and Y. Plan, "Matrix completion with noise," *Proceedings of the IEEE*, vol. ⁹^Λ .pp. 925-936, 2010.
- [^Λ^ϣ] A. Blake and A. Zisserman, "Visual reconstruction," 1987.
- [^Λ^ε] M. Nikolova, "Estimation of binary images by minimizing convex criteria," 2, *Image Processing*, 1998. ICIP 98. Proceedings. 1998 International Conference on, IEEE, 1998.
- [^Λ[◦]] I. W. Selesnick and I. Bayram, "Sparse signal estimation by maximally sparse convex optimization," 62, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014.
- [^Λ^Ϛ] A. Parekh and I. W. Selesnick, "Improved Sparse Low-Rank Matrix Estimation," arXiv preprint arXiv:1605.00042, 2016.
- [^Λ^ϛ] M. V. Afonso, J. M. Bioucas-Dias, and M. A. Figueiredo, "Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, pp. 2345-2356, 2010.
- [^Λ^Λ] S. Boyd and L. Vandenberghe, "Convex optimization," 2004.
- [^Λ^ϑ] E. Richard, P.-A. Savalle, and N. Vayatis, "Estimation of simultaneously sparse and low rank matrices," arXiv preprint arXiv:1206.6474, 2012.
- [^ϑ[•]] R. Chartrand, "Fast algorithms for nonconvex compressive sensing: MRI reconstruction from very few data," *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2009. ISBI'09. IEEE International Symposium on*, pp. 262-265, 2009.
- [^ϑ^Λ] A. Repetti, E. Chouzenoux, and J.-C. Pesquet, "A nonconvex regularized approach for phase retrieval ",*Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on*, IEEE, 2014.
- [^ϑ^ϒ] R. Chartrand, "Nonconvex splitting for regularized low-rank+ sparse decomposition," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, pp. 5810-5819, 2012.
- [^ϑ^ϣ] A. Parekh and I. W. Selesnick, "Enhanced low-rank matrix approximation," 23, *IEEE Signal Processing Letters*, 2016.
- [^ϑ^ε] J. Eckstein and D. P. Bertsekas, "On the Douglas—Rachford splitting method and the proximal point algorithm for maximal monotone operators," *Mathematical Programming*, vol. 55, pp. 293-318, 1992.
- [^ϑ[◦]] L. Chen, Y. Liu, and C. Zhu, "Iterative Block Tensor Singular Value Thresholding

for Extraction of Low Rank Component of Image Data," *arXiv preprint arXiv:1701.04043*, 2017.

Abstract:

Enhancement reflective signals by attention unwanted energy which called noise is the one of main goals in reflective seismic data processing. Generally, noise in seismic data can be divided into two categories of coherent and incoherent or random noise. Incoherent noise, known as random noise, is one of the most important categories of noise which is not correlated from trace to trace and is unlike the coherent type of noise and characterized by random oscillation in seismic data over the time, So that suppression of this wide-band noise is one of the challenging issues in seismic data processing. Often random noise has white frequency spectrum and includes all of frequency. However, signal and noise have the overlap in frequency domain. Inherently, earth is non-elastic and acts as a low pass filter and changes the frequency content of seismic signals with time. So that seismic signals are non-stationary and for attention random noise in seismic data it is better to using the Time-Frequency transforms and methods based on them. In this thesis, at first, Synchrosqueezing wavelet transform introduced as a new version of the wavelet transform which incorporated features of empirical mode decomposition and frequency reassignment methods. It provides a high-resolution time-frequency representation allowing the identification of instantaneous frequencies in seismic signals to highlight individual components. The seismic data are transformed into sparse subspace using the synchrosqueezed wavelet transform, then the obtained sparse time-frequency representation is decomposed into semi-low-rank and sparse components using the Optshrink algorithm because sparse transform based denoising assumes that the seismic data are sparse in a certain transformed domain and the performance of proposed method compared with the Semi-Soft GoDec algorithm, classical $f-x$ SSA, and prediction Wiener filter. In the following of thesis, based on decomposition time-frequency representation a new noise suppression algorithm (ISLR) will propose for seismic data denoising and a comparison is performed between the proposed method and the WSST-GoDec algorithm and classical $f-x$ SSA. The results in both method visually and quantitatively confirmed the superiority of the proposed methods in contrast to the other well-established noise reduction methods.



University of Shahrood

School of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering

Master student's thesis

**Random noise attenuation in seismic data using time-frequency matrix
decomposition by optimal shrinkage method**

Rasoul Anvari

Supervisors:

Dr. Amin Roshandel Kahoo

Dr. Nabeel Ali Khan

Summer 2017