



تضعیف نوفه بازتاب تکراری از داده لرزه‌ای با الگوریتم آنالیز نوفه در حوزه موجک

محمد ایرانی مهر^۱، محمد علی ریاحی^{۲*} و علیرضا گودرزی^۳

- ۱- دانشجوی دکتری، موسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران، تهران
۲- استاد، موسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران، تهران
۳- دانشیار، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان

دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۰۷/۰۸؛ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۹/۱۱

* نویسنده مسئول مکاتبات: mariahi@ut.ac.ir

چکیده

بازتاب‌های تکراری یا چندگانه‌ها از نوفه‌های همدوس لرزه ای می‌باشند؛ که حضور آنها به خصوص در داده‌های دریایی باعث کاهش کیفیت داده می‌شود. در این تحقیق از تبدیل موجک جدیدی با نام "تبدیل موجک دو شاخه‌ای ضریب اتساع گویا" (DT-RADWT) برای حذف نوفه بازتاب تکراری از داده‌های لرزه‌ای استفاده خواهد شد. مزیت این تبدیل نسبت به تبدیل‌های موجک گسسته رایج، نمونه‌برداری گویای آن است؛ که امکان تفکیک پذیری زمانی- فرکانسی بالاتری را فراهم می‌کند. الگوریتم پیشنهادی در این مقاله آنالیز نوفه در حوزه موجک یا WDNA می‌باشد؛ که در آن از DT-RADWT و تکرار جدایش برگمان استفاده خواهد شد. الگوریتم تکرار جدایش برگمان به منظور حصول سریع به پاسخ بهینه طراحی شده است. WDNA الگوریتمی بر پایه داده می‌باشد. استفاده از تبدیل رادون برای تضعیف بازتاب‌های تکراری رایج است؛ که برای بدست آوردن الگوی اولیه بازتاب‌های تکراری استفاده خواهد شد. هدف WDNA این است که خروجی تبدیل رادون ارتقا یابد و امواج بازتابی بهتر حفظ شوند. حضور سطوح بالای نوفه اتفاقی باعث کاهش کیفیت نوفه‌زدایی می‌شود؛ اما WDNA به گونه ای طراحی شده است که بتواند بر اثر مخرب نوفه اتفاقی غلبه کند. نتایج WDNA در تضعیف بازتاب تکراری، با داده مصنوعی و دریایی آزمایش شده و نتایج آن با خروجی تبدیل رادون و WDGA مقایسه گردیده و ارائه شده است. نتایج نشان دهنده بهبود کیفیت داده‌های لرزه‌ای در الگوریتم WDNA و حفظ بهتر بازتاب‌های اولیه نسبت به تبدیل رادون می‌باشد.

واژگان کلیدی

تبدیل موجک گسسته
بازتاب تکراری
جدایش برگمان
تبدیل رادون
آنالیز نوفه در حوزه موجک
WDNA
DT-RADWT

۱- مقدمه

داده‌های لرزه‌ای با استفاده از چشمه انرژی تولید امواج کشسان به دست می‌آیند؛ که توسط ساختارهای زیر سطح به گیرنده‌های در سطح بازتاب می‌شوند. بازتاب‌های اولیه تنها یک بار منعکس می‌شوند و اطلاعات مفیدی مانند سرعت و مشخصات ساختارهای زیر سطح را در اختیار قرار می‌دهند. روش‌های تصویربرداری لرزه‌ای بر اساس بازتاب‌های اولیه توسعه یافته‌اند (Marcos & Filipo, 2000). با این حال، علاوه بر بازتاب‌های اولیه، گیرنده‌ها چندگانه‌ها را نیز ثبت می‌کنند. موج بازتابی، که بین بازتابنده‌های زیر سطح یا سطح آزاد، قبل از دریافت بر روی گیرنده‌ها بیش از یک بار منعکس شده است؛ بازتاب تکراری یا چندگانه نامیده می‌شود. بازتاب‌های تکراری اغلب به صورت مخرب با بازتاب‌های اصلی تداخل می‌کنند و منجر به کاهش کیفیت تصاویر لرزه‌ای می‌شوند و در صورت قوی بودن دامنه آنها، ممکن است مانع ظاهر شدن سطوح بازتابنده عمیق‌تر در مقطع شوند (Backus, 1959) بازتاب‌های تکراری درون آب یکی از مهمترین انواع نوفه‌های همدوس در عملیات لرزه‌ای بازتابی اکتشافی محسوب می‌شوند (Weglein, et al., 2011) بازتاب‌های تکراری بسته به مسیری که بازتاب تکراری طی کرده و سطوحی که از آنها بازتابش داشته به انواع مختلفی تقسیم می‌شوند؛ مانند تکراری کف دریا، تکراری سطح زمین، تکراری چوب‌پای^۱، تکراری داخل لایه‌ای و تکراری بین لایه‌ای (Weglein, et al., 2011). بسته به فاصله ای که تکراری در بازتابش‌های مختلف طی می‌کند، که در نهایت منجر به فاصله زمانی بین بازتابش اولیه و تکراری‌های مرتبه‌های بالاتر می‌شود، تکراری‌ها را به انواع بلند مسیر^۲ و کوتاه مسیر^۳ تقسیم می‌کنند. مثلاً در یک برداشت دریایی با عمق آب زیاد تکراری‌های بلند مسیر کف دریا دیده می‌شوند در حالی که در برداشتی که در دریای کم عمق انجام شده، تکراری‌های کوتاه مسیر و باز آوایش^۴ دیده می‌شوند (Yilmaz, 2001). تضعیف چندگانه‌ها در لرزه نگاری بازتابی یک مشکل دیرینه در ژئوفیزیک اکتشافی بوده است. بازتاب‌های تکراری اثرات چشمگیری به ویژه در لرزه نگاری دریایی می‌گذارد؛ که به دلیل تضاد بسیار زیاد تباین^۵ صوتی بین سطح آب و هواست. اگر لایه پایین آب جامد باشد، لایه آب می‌تواند انرژی بین سطح آب و زمین را به دام بیندازد. در این حالت بازتاب‌های تکراری می‌توانند بسیار قوی‌تر از بازتاب‌های اولیه عمیق باشند. در داده برداری خشکی بازتاب چندگانه می‌تواند برای مثال در محیط‌های دارای لایه‌های نمکی نیز رخ دهد.

پیش از آن که صنعت اکتشاف لرزه‌ای از روش برانبارش نقطه میانی مشترک (CMP) یا نقطه عمقی مشترک (CDP) استفاده کند، شناسایی چندگانه‌ها به تفسیر و شناخت بازتاب‌های اولیه کمک می‌کرد

(Ellsworth, 1948). ویژگی‌های اصلی بازتاب‌های چندگانه شامل: (۱)

زمان سیر، (۲) برونراند نرمال^۶ (NMO)، (۳) تناوب رویدادها و (۴) برونراند بازتابنده‌های شیب دار می‌باشد. باکوس (Backus, 1959) نخستین بار برای تضعیف بازتاب‌های تکراری آب از یک فیلتر معکوس-بر اساس واپیچش پیشگو^۷- با استفاده از ویژگی دوره‌ای استفاده کرد.

این واقعیت که چندگانه‌ها و بازتاب‌های اولیه، برونراند و زمان سیر متفاوتی را نشان می‌دهند پایه و اساس تئوری بسیاری از روش‌های تضعیف چندگانه‌ها مانند روش برانبارش CMP، فیلتر F-K و تبدیل رادون می‌باشد. مین (Mayne, 1962) پیشنهاد تضعیف چندگانه‌ها را با استفاده از روش‌های برانبارش CMP یا CDP بر اساس تفاوت سرعت بین بازتاب‌های اولیه و تکراری داد، به طور معمول یک اولیه از برونراند کمتری نسبت به تکراری برخوردار است. اگر تصحیح NMO با استفاده از سرعت‌های بازتاب اولیه اعمال شود، اولیه‌ها در مجموعه CMP تمایل به صاف و تراز شدن دارند؛ در حالی که تکراری‌ها هنگامی که برانبارش شوند، تضعیف می‌گردند (Yilmaz, 2001). این روش به عنوان قوی‌ترین و مؤثرترین روش برای تضعیف تکراری‌ها و نوفه تصادفی در نظر گرفته شده است (Foster & Mosher, 1992).

تبدیل رادون یک روش ریاضی است؛ که در پردازش داده‌های لرزه‌ای و تجزیه و تحلیل تصاویر بسیار مورد استفاده قرار گرفته است. سه نوع تبدیل رادون به عنوان روش‌های تضعیف چندگانه‌ها در پردازش داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌شود: *slant-stack* یا تبدیل τ - p ؛ تبدیل رادون هذلولی؛ و تبدیل رادون سهمی (Trad, 2001). تبدیل رادون هذلولی و سهمی در تضعیف چندگانه‌ها بر اساس تفاوت برونراند بین چندگانه‌ها و اولیه اعمال می‌شود. تبدیل رادون اولین بار توسط یوهان رادون (Radon, 1917) ارائه شد. تورسون و کلرابت (Thorson & Claerbout, 1985) از تبدیل رادون هذلولی به عنوان یک ابزار تجزیه و تحلیل سرعت استفاده کردند و برای نخستین بار تبدیل رادون سهمی به عنوان یک روش تضعیف چندگانه‌ها توسط هامپسون (Hampson, 1986) استفاده شد. از آن زمان، تبدیل رادون به یکی از پرکاربردترین تبدیل‌ها در تضعیف چندگانه‌ها شده است (Kelamis, et al., 1990)؛ (Kostov, 1990)؛ (Sacchi & Ulrych, 1995)؛ (Cary, 1998)؛ (Trad, et al., 2002)؛ (Sacchi & Porsani, 1999)؛ (Ng & Perz, 2004)؛ (اله دینی و همکاران، ۱۳۹۵). با این حال، برای ژئوفیزیکدانان وضوح تبدیل رادون همیشه یک مشکل جدی بوده است. محققان در تلاشند تا قدرت تمرکز این تبدیل را تقویت کنند (عابدی، ۱۳۹۲).

گودرزی و ریاحی (Goudarzi & Riahi, 2012) روشی به نام آنالیز زمین‌غلت در حوزه موجک^۸ (WDGA) که بر پایه نوع داده می‌باشد؛ ارائه دادند. WDGA روشی کارآمد در تضعیف نوفه زمین غلت بود و

- 1-Peg-leg
- 2-Long Period
- 3-Short Period
- 4-Reverberation
- 5-Impedance

- 6-Normal Moveout
- 7-Predictive Deconvolution
- 8-Wavelet Domain Groundroll Analysis

۱-۲- تبدیل موجک DT-RADWT

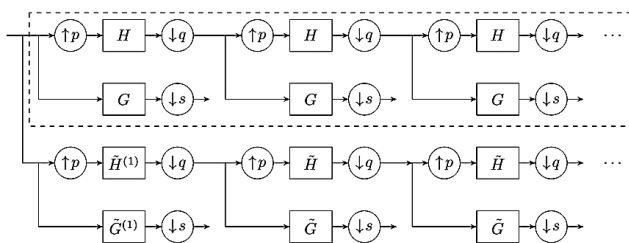
روش‌های متفاوتی برای اعمال تبدیل موجک معرفی شده است. تبدیل موجک جدیدی به نام DT-RADWT در سال ۲۰۱۱ معرفی شده است؛ که به دلیل این که با نمونه‌برداری گویا کار می‌کند؛ توانسته است تفکیک‌پذیری فرکانسی را بهبود ببخشد (ابراهیمی بردر و همکاران، ۱۳۹۷). نتایج نشانگر آن است که تبدیل موجک DT-RADWT نتایج بهتری دارند و خطای نشت فرکانسی آنها کمتر از تبدیل موجک گسسته رایج است (Bayram & Selesnick, 2011). این تبدیل بر مبنای نمونه‌برداری گویا طراحی شده است و می‌تواند تفکیک‌پذیری زمانی و فرکانسی را همزمان بهبود ببخشد. کاربر با تنظیم سه عامل p و q و s می‌تواند فاکتور نمونه‌برداری و فاکتور کیفیت دلخواه را بدست آورد (ایرانی‌مهر و همکاران، ۱۳۹۸). ضریب نمونه‌برداری می‌تواند عددی گویا باشد. فاکتور کیفیت^۳ یا Q -factor برای فیلترهای باندگذر نسبت فرکانس مرکزی به عرض باند است. رابطه ۱ ارتباط فاکتور کیفیت (Q) را با عرض باند و فرکانس میانی نشان می‌دهد. F_0 نماد فرکانس مرکزی موجک و BW نماد عرض باند^۴ موجک می‌باشد (Bayram & Selesnick, 2009).

$$Q = \frac{F_0}{BW} \quad (1)$$

با تغییر Q -factor می‌توان عرض باند موجک را به دلخواه تغییر داد. در DT-RADWT فاکتور کیفیت که نسبت فرکانس مرکزی به عرض باند است، از رابطه (۲) محاسبه می‌شود (بایرام و سلزنیک، ۲۰۱۱):

$$Q = \frac{RF}{BW} = \sqrt{\frac{p}{q} \frac{1}{1 - \frac{p}{q}}} \quad (2)$$

با در نظر گرفتن رابطه ۲ مشاهده می‌شود که در این تبدیل، فاکتور کیفیت مقداری ثابت و مستقل از تعداد مراحل پردازش است.



شکل ۱: DT-RADWT شامل دو بانک فیلتر با ضرایب نمونه‌برداری گویا است. ضرایب نمونه‌برداری به صورت موازی بر روی ورودی اعمال می‌شوند. سیستم در کادر خط‌چین، مشابه RADWT عمل می‌کند (Bayram & Selesnick, 2011)

عملکرد فیلتر در فضای DT-RADWT بسیار بهتر از حوزه زمان است. مهمترین دلیل آن تجزیه مقیاس به مقیاس سیگنال ورودی و تفکیک-

نتایج این روش بهبود خوبی در نسبت سیگنال به نوفه ایجاد کرد روش آنها قابلیت تضعیف انواع نوفه‌های لرزه ای مانند بازتاب تکراری را نیز داشت؛ اما روش آنها در صورت وجود سطح بالای نوفه اتفاقی در داده، نمی‌توانست به خوبی نوفه همدوس را از بازتابی‌ها جدا کند؛ که این مساله نیاز به تحقیق بیشتر برای یافتن راهی برای غلبه بر این محدودیت را ضروری می‌نمود. هدف این تحقیق آن است که از مزایای تبدیل رادون استفاده شود و همزمان از توانایی‌های تبدیل موجک دو شاخه اتساع گویا^۱ (DT-RADWT) برای فراهم کردن تفکیک‌پذیری بالا و همچنین قابلیت الگوریتم تکرار جدایش برگمان در ساختن مدل نوفه بازتاب تکراری و غلبه بر سطوح بالای نوفه اتفاقی استفاده شود.

روش پیشنهادی این مقاله الگوریتم آنالیز نوفه در حوزه موجک^۲ (WDNA) نام دارد. این روش نیز مانند WDGA بر پایه داده می‌باشد؛ که به دلیل استفاده از تکرار جدایش برگمان، کمتر به نوفه اتفاقی حساس است و به علاوه زمان رسیدن به پاسخ بهینه را کاهش می‌دهد و همگرایی خوبی دارد. این ویژگی‌ها باعث تشخیص بهتر نوفه مورد نظر و جداسازی بهتر سیگنال از نوفه می‌شود.

در ادامه تحقیق، روش معرفی شده برای تعیین الگوی نوفه بازتاب تکراری و تضعیف آن از داده مصنوعی نقطه عمقی مشترک و داده دریایی به کار خواهد رفت و نتایج تضعیف نوفه روش‌های رادون و WDGA و WDNA مقایسه خواهد شد.

۲- الگوریتم آنالیز نوفه در حوزه موجک (WDNA)

تبدیل موجک دوتایی با وجود سودمندی آن برای سیگنال‌های ناپایا، برای پردازش سیگنال‌های نوسانی (مانند گفتار، صدا، سیگنال‌های مختلف پزشکی) به دلیل تفکیک‌پذیری فرکانسی پایین آن، کمتر موثر است. در این رابطه، تبدیل موجک دو شاخه ضریب اتساع گویا (DT-RADWT)، که تجزیه و تحلیل فرکانسی دقیق تر را فراهم می‌کند؛ مناسب‌تر است. با این وجود تبدیل موجک DT-RADWT یک تبدیل با Q ثابت (Q -factor یا فاکتور کیفیت برای تبدیل موجک برابر با فرکانس مرکزی به پهنای باند موجک است) و قابل تنظیم توسط کاربر است. در این بخش، یک تبدیل موجک- دو شاخه اتساع گویا معرفی می‌شود؛ که دارای ویژگی‌های وضوح فرکانس خوب و Q ثابت است و اتم‌های آن جفت چهار تایی را تشکیل می‌دهند. در ادامه الگوریتم برگمان و نسخه جدیدتر آن به نام جدایش برگمان شرح داده خواهد شد. در انتهای این قسمت از ترکیب تبدیل موجک دو شاخه اتساع گویا و الگوریتم جدایش برگمان استفاده خواهد شد و الگوریتم‌های جدید WDNA معرفی می‌گردند. هدف WDNA بهبود تضعیف موثر نوفه‌های موجود در داده لرزه‌ای می‌باشد. برنامه نویسی الگوریتم معرفی شده در محیط متلب انجام شده است.

3-Quality factor
4-Band Width

1-Dual Tree Rational Dilation Wavelet Transforms
2-Wavelet Domain Noise Analysis

$$= \min_u E(u) - \langle p^k \cdot u - u^k \rangle + \lambda H(u)$$

همان طور که توسط برگمان (Bregman, 1967) پیشنهاد شد، برای سادگی فرض می‌شود که H مشتق‌پذیر است. اوشر و همکاران (Osher, et al., 2005) همگرایی طرح‌های تکرار برگمان را تحلیل می‌کنند. به طور خاص، نشان داده شده است که تحت فرض‌های نسبتاً ضعیف در E و H هنگامی که $H(u^k) \rightarrow 0, k \rightarrow \infty$. دو نتیجه همگرایی خاص از (Osher, et al., 2005) مربوط به این جا هستند؛ که آنها بازگو می‌شوند. قضیه ۱: فرض کنید که E و H توابعی محدب و H مشتق‌پذیر است. همچنین فرض کنید که راه‌حل‌های زیر مساله در \mathcal{H} وجود دارد، آنگاه خواهیم داشت:

$$H: H(U^{k+1}) \leq H(U^k)$$

۱. کاهش یکنواخت H در

$$H: H(u^k) \leq$$

۲. همگرایی H به یک کمینه‌ساز $H(u^*) + J(u^*)/k$

علاوه بر این نتایج همگرایی، تکرار برگمان چندین خواص خوب حذف نوفه دارد (Osher, et al., 2005).

روش تکرار برگمان دارای مزایای متعددی نسبت به روش رایج تابع جریمه/روش پیگیری^۴ است (Goldstein & Osher, 2009). اولاً، تکرار برگمان هنگامی که به نوع خاصی از توابع هدف اعمال می‌شود، بسیار سریع همگرا می‌شود. به ویژه برای مسائلی که در آن E شامل یک عبارت منظم‌سازی H است. هنگامی که تکرار برگمان به سرعت همگرا می‌شود، فقط باید تعدادی کم از مسائل بدون قید حل شوند.

دومین (و شاید مهمترین) مزیت تکرار برگمان در مورد روش‌های پیگیری این است که مقدار λ ثابت باقی می‌ماند. بنابراین می‌توان مقداری برای λ انتخاب نمود که عدد وضعیت زیر مسائل را به حداقل می‌رساند؛ که نتیجه آن همگرایی سریع برای روش‌های بهینه‌سازی تکرار مانند نیوتن و یا گاوس-سایدل خواهد بود. تکرار برگمان نیز مانع از مساله ناپایداری عددی است؛ که هنگام استفاده روش پیگیری در $\lambda \rightarrow \infty$ رخ می‌دهد.

اکنون قرار است چارچوب برگمان برای حل مساله بهینه‌سازی عمومی H بکار گرفته شود. در ادامه بحث باید $H(\cdot)$ و $|\Phi(\cdot)|$ را توابع محدب و بکار $\Phi(\cdot)$ را مشتق‌پذیر فرض کرد. کلید روش جدایش برگمان این است که، بخش‌های H و I_2 انرژی از هم جدا شوند. این فرمول‌بندی دو تکه، دنباله‌روی روش پیشنهاد شده توسط وانگ (Wang, et al., 2007) است؛ که در آن روشی مشابه بر واهم‌میخت منظم‌سازی H اعمال می‌شود. مساله زیر را در نظر بگیرید

$$\min_{u,d} |d| + H(u) \text{ such that } d = \Phi(u) \quad (7)$$

برای حل این مساله ابتدا باید آن را به یک مساله بدون قید تبدیل نمود:

$$\min_{u,d} |d| + H(u) + \frac{\lambda}{2} \|d - \Phi(u)\|_2^2 \quad (8)$$

این جایی است که روش جدایش برگمان از روش وانگ جدا می‌شود. اگر

پذیری قابل قبول روش DT-RADWT به دلیل استفاده از ضرایب اتساع گویا منجر به کاهش دگرنامی زمان و همچنین کاهش همپوشانی سطوح شده است (ابراهیمی برادر و همکاران، ۱۳۹۷).

۲-۲- الگوریتم تکرار برگمان و جدایش برگمان

کلاس منظم سازی H مسائل بهینه‌سازی به تازگی به دلیل معرفی "سنجش فشرده"، توجه زیادی را به خود جلب کرده است. سنجش فشرده اجازه می‌دهد تصاویر و سیگنال‌ها از مقادیر کوچک داده‌ها بازسازی شوند. با این وجود، بسیاری از مسائل منظم سازی H هنوز هم برای حل مساله دشوار و زمان‌بر هستند؛ یا نیازمند به روش‌هایی بسیار اختصاصی برای حل مساله است. در این بخش، نشان داده می‌شود که تکرار برگمان می‌تواند برای حل طیف گسترده‌ای از مسائل بهینه‌سازی مفید مورد استفاده قرار گیرد. برای استفاده از این روش، روش جدایش برگمان پیشنهاد می‌شود؛ که می‌تواند کلاس بسیار گسترده‌ای از مسائل منظم‌سازی H را حل کند. مسائل منظم سازی H شامل بسیاری از مسائل مهم در مهندسی، کامپیوتر و علوم تصویربرداری است. فرم کلی این گونه مسائل به صورت رابطه (۳) است:

$$\min_u |\Phi(u)| + H(u) \quad (3)$$

که در آن $|\cdot|$ نشان دهنده H -norm و هر دو $H(u)$ و $|\Phi(u)|$ توابع محدب هستند. تکرار برگمان یک مفهوم است؛ که در تجزیه و تحلیل توابع برای یافتن مرزینه^۲ از توابع محدب بوجود آمده است. تکرار برگمان برای اولین بار در پردازش تصویر توسط رودین و همکاران (Rudin, et al., 1992) استفاده شد؛ که آن را به مدل ROF برای حذف نوفه با TV اعمال کرد. تکرار برگمان نیز برای حل مساله پیگیری پایه^۳ نیز مورد استفاده قرار گرفته است و سپس به مسائل تصویربرداری پزشکی اعمال شد. به جای تمرکز بر برنامه‌های خاص، این جا رابطه کلی این روش ارائه می‌شود. موضوع با تعریف مفهوم فاصله برگمان شروع می‌شود. فاصله برگمان مرتبط با تابع محدب E در نقطه v از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$D_E^p(u, v) = E(u) - E(v) - \langle p, u - v \rangle \quad (4)$$

که در آن p زیر گرادیان E در v است. روشن است که این تعریف رایج "فاصله" نیست؛ به این دلیل که به طور کلی متقارن نیست. با این حال، نزدیک بودن را اندازه‌گیری می‌کند. به این معنی که $D_E^p(u, v) \geq 0$ و $D_E^p(u, v) \geq D_E^p(w, v)$ برای w که بر روی پاره خط بین u و v می‌باشد. باز هم، دو کاراکتر انرژی محدب، E و H تعریف شده روی \mathbb{R}^n با $\min_{u \in \mathbb{R}^n} H(u) = 0$ را در نظر بگیرید.

مساله کمینه سازی بدون قید مرتبط با آن به صورت زیر است.

$$\min_u E(u) + \lambda H(u) \quad (5)$$

راه حل تکراری زیر برای حل مساله نوشته می‌شود:

$$u^{k+1} = \min_u D_E^p(u, u^k) + \lambda H(u) \quad (6)$$

1-Compressed Sensing

2-Extremum

3-Basis Pursuit Problem

4-Penalty Function/Continuation Method

عناصر d وجود ندارد؛ لذا می‌توان به طور مستقیم مقدار بهینه d را با استفاده از عملگرهای انقباضی به سادگی محاسبه نمود:

$$d_j^{k+1} = \text{shrink}(\Phi(u)_j + b_j^k \cdot 1/\lambda) \quad (13)$$

که در آن

$$\text{shrink}(x, y) = \frac{x}{|x|} * \max(|x| - y, 0) \quad (14)$$

این انقباض بسیار سریع است و فقط نیاز به چند عملیات بر هر عنصر d^{k+1} دارد.

۲-۳- معرفی WDNA

هدف از طراحی WDNA این است که با کمک الگوریتم جدایش برگمان، در حیطه موجک DT-RADWT فیلتری طرحی شود، که با گرفتن الگوی اولیه‌ای از نوفه بتواند با هم‌سنجی بین نوفه و داده ورودی، الگوی کاملی از نوفه را استخراج کند. سپس اختلاف داده ورودی و نوفه بدست آمده، سیگنال را نتیجه دهد.

در این تحقیق تمرکز بر روی تضعیف نوفه همدوس بازتاب تکراری از داده لرزه‌ای است؛ که مراحل اجرای آن به شرح زیر است:

۱. تمامی داده ابتدا به حیطه رادون یا هر فضای دیگری که بتواند نوفه بازتاب تکراری را از داده جدا کند، برده شود.

۲. پس از تبدیل رادون با توجه به الگوی مشخص بازتاب‌های تکراری در حیطه رادون، آنها از برداشت لرزه‌ای نقطه میانی مشترک (CMP) جدا می‌شوند و سیگنال فیلتر شده بدست می‌آید (جداسازی بازتاب‌های تکراری از بازتاب‌های اولیه توسط کاربر انجام می‌شود).

۳. وارون تبدیل رادون از خروجی مرحله ۲ بدست می‌آید؛ تا الگوی اولیه نوفه در فضای $x-t$ نتیجه شود.

۴. خروجی مرحله ۳ برداشت لرزه‌ای که تنها حاوی بازتاب‌های تکراری است؛ به حیطه موجک دو شاخه اتساع گویا برده شده و ضرایب بدست آمده W_{ni} نامیده می‌شوند.

۵. تمام داده ورودی که حاوی سیگنال و نوفه است، به حیطه موجک برده شده و W_d خوانده می‌شوند.

۶. میان W_d و W_{ni} با الگوریتم بهینه تکرار جدایش برگمان همگرایی صورت می‌گیرد؛ تا جایی که الگوی نوفه بازتاب تکراری از درون داده خارج شود و ضرایب بدست آمده W_n نامیده می‌شوند. هدف از فرایند تکرار جدایش برگمان، یافتن الگویی است که در آن تنگی و همگرایی بیشینه گردند.

۷. ضرایب موجک بازتاب‌های تکراری از ضرایب موجک داده ورودی کم می‌شود؛ تا ضرایب موجک بازتاب‌های اولیه (W_{out}) بدست آیند.

$$W_{out} = W_d - W_n \quad (15)$$

۸. وارون تبدیل موجک W_{out} ، خروجی بدون بازتاب‌های تکراری با تضعیف حداکثری را ارائه می‌دهد.

این روش از توانایی هر دو تبدیل رادون و تبدیل موجک و نیز منظم‌سازی

$A(u, d) = d - \Phi(u)$ و $E(u, d) = |d| + H(u)$ تعریف شوند؛ برای تحمیل شرایط قیدی، اکنون این جملات به فرمول برگمان بالا (روابط ۵ و ۶) اضافه می‌شوند:

$$\begin{aligned} (u^{k+1}, d^{k+1}) &= \min_{u, d} D_E^p(u, u^k, d, d^k) \\ &+ \frac{\lambda}{2} \|d - \Phi(u)\|_2^2 \\ &= \min_{u, d} E(u, d) - \langle p_u^k, u \cdot u^k \rangle - \langle p_d^k, d \cdot d^k \rangle \\ &+ \frac{\lambda}{2} \|d - \Phi(u)\|_2^2 \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} p_u^{k+1} &= p_u^k - \lambda(\nabla\Phi)^T(\Phi(u^{k+1}) - d^{k+1}) \\ p_d^{k+1} &= p_d^k - \lambda(d^{k+1} - \Phi(u^{k+1})) \end{aligned} \quad (10)$$

با ساده‌سازی، الگوریتم دو مرحله ای تکرار جدایش برگمان بدست می‌آید:

$$\begin{aligned} (u^{k+1}, d^{k+1}) &= \min_{u, d} |d| + H(u) \\ &+ \frac{\lambda}{2} \|d - \Phi(u) - b^k\|_2^2 \end{aligned} \quad (11)$$

$$b^{k+1} = b^k + (\Phi(u^{k+1}) - d^{k+1}) \quad (12)$$

این روابط مشکل منظم‌سازی l_1 را به دنباله‌ای از مسائل بهینه‌سازی نامقید و به روز رسانی برگمان کاهش می‌دهد. ممکن است فوراً روشن نباشد که چرا این الگوریتم بسیار موثر است. در ادامه خواهید دید این فرمول حل مساله را از طریق روابط منظم‌سازی l_1 رایج بسیار ساده‌تر می‌کند.

به منظور اجرای الگوریتم، باید بتوان مساله ۵ را حل نمود. به خاطر روشی که در بخش‌های l_1 و l_2 این تابع را جدا کرده‌ایم، حال می‌توان این کمینه‌سازی را به طور موثر با توجه به u و d به طور جداگانه و با حداقل تکرار به نتیجه رساند. دو مرحله‌ای که باید انجام شوند، عبارتند از (Goldstein & Osher, 2009):

$$\text{step 1: } (u^{k+1}) = \min_u H(u) + \frac{\lambda}{2} \|d^k - \Phi(u) - b^k\|_2^2$$

$$\text{step 2: } (d^{k+1}) = \min_d |d| + \frac{\lambda}{2} \|d - \Phi(u^k) - b^k\|_2^2$$

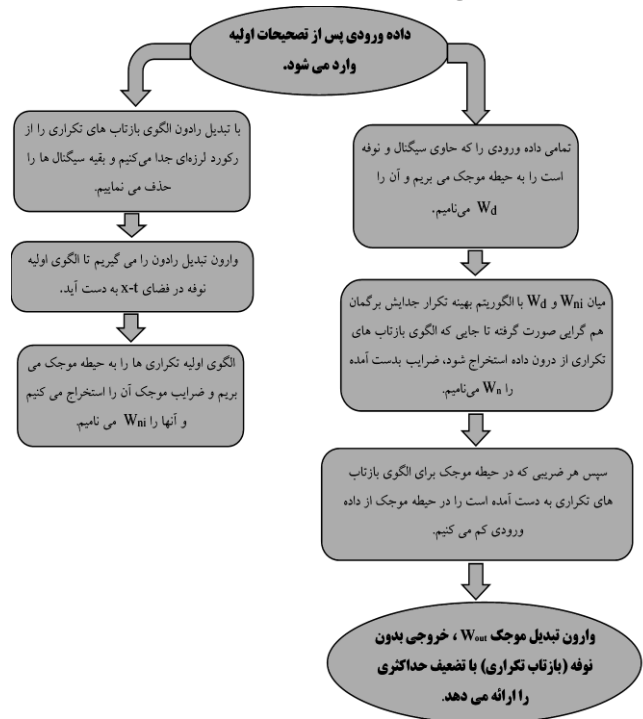
سرعت روش جدایش برگمان تا حد زیادی به این که چقدر سریع بتوان هر یک از این دو زیر مساله را حل کرد؛ وابسته است. برای حل مرحله ۱، توجه داریم، از آنجا که u از قسمت l_1 مساله جدا شده است؛ لذا مساله بهینه‌سازی که باید برای u^k حل شود، اکنون مشتق‌پذیر شده است. بنابراین می‌توان از طیف گسترده‌ای از روش‌های بهینه‌سازی برای حل این مساله استفاده نمود. روش خاصی که برای حل این مساله بهینه‌سازی استفاده می‌شود، بستگی به ماهیت دقیق H دارد. هرچند برای بسیاری از مسائل رایج، می‌توان از روش‌های تبدیل گاوس-سایدل یا فوریه استفاده کرد. برای مسائل نادری که در آن Φ دارای ساختار کوچک و چند مرحله‌ای است، روش گرادیان مزدوج می‌تواند برای حل تقریبی این مساله مورد استفاده قرار گیرد. در مرحله ۲ الگوریتم فوق، ارتباطی بین

حاوی بازتاب‌های تکراری نوفه اتفاقی سفید اضافه شد؛ نسبت سیگنال به نوفه، $5,2 \text{ dB}$ بود. در شکل ۷ نتایج تضعیف نوفه با روش‌های مختلف نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که حضور نوفه اتفاقی نتوانسته است مانع کارایی WDNA شود. به علاوه این که بخ دلیل ماهیت همگرایی الگوریتم برگمان، تا حدود زیادی نوفه اتفاقی توسط آن تضعیف شده است. در شکل ۸ طیف دامنه در تضعیف بازتاب چندگانه همراه نوفه تصادفی نمایش داده شده است. نمودار سیاه رنگ داده ورودی، نمودار سبز رنگ خروجی فیلتر رادون سهمی، نمودار قرمز رنگ خروجی فیلتر WDGA و نمودار آبی رنگ خروجی فیلتر WDNA را نشان می‌دهد. نوفه اتفاقی در همه فرکانس‌ها حضور دارد؛ اما الگوریتم‌های WDGA و WDNA بهتر توانسته‌اند نوفه اتفاقی را از سیگنال بازتابی جدا کنند. مشاهده می‌شود که WDNA بهتر از سایر فیلترها انرژی سیگنال بازتابی را حفظ می‌کند. در شکل ۹ طیف F-K برای مقاطع شکل ۷ ترسیم شده است. در جدول ۱ نیز نتایج مقایسه نسبت سیگنال به نوفه داده ورودی و خروجی RADON، WDGA و WDNA آمده است. در ردیف اول داده فقط نوفه بازتاب تکراری دارد و فاقد نوفه اتفاقی است (مقطع شکل ۳) و در ردیف‌های ۲ تا ۸ به تدریج به مقطع ۳، نوفه اتفاقی هم افزوده شده است. نتایج عددی نشان از بیشترین بهبود نسبت سیگنال به نوفه (SNR) با WDNA می‌باشد

۳-۲- تضعیف نوفه بازتاب تکراری از داده دریایی با WDNA

در ادامه این بخش الگوریتم معرفی شده بر روی داده دریایی حاوی نوفه بازتاب چندگانه اعمال می‌شود. داده مورد استفاده مقطع پس از برانبارش و تصحیح برون راند نرمال می‌باشد. در زمان‌های ۰,۶، ۰,۸ و ۱ ثانیه بازتاب‌های تکراری به خوبی مشخص هستند و لایه‌های عمیق را پوشانده‌اند. ابتدا با تبدیل رادون، سهمی نوفه بازتاب چندگانه از داده جدا می‌گردد و مدل اولیه مورد نیاز برای تبدیل WDNA بدست می‌آید. در ادامه این بخش الگوریتم معرفی شده بر روی داده دریایی حاوی نوفه بازتاب چندگانه اعمال می‌شود. داده مورد استفاده مقطع پس از برانبارش و تصحیح برون راند نرمال می‌باشد. در زمان‌های ۰,۶، ۰,۸ و ۱ ثانیه بازتاب‌های تکراری به خوبی مشخص هستند و لایه‌های عمیق را پوشانده‌اند.

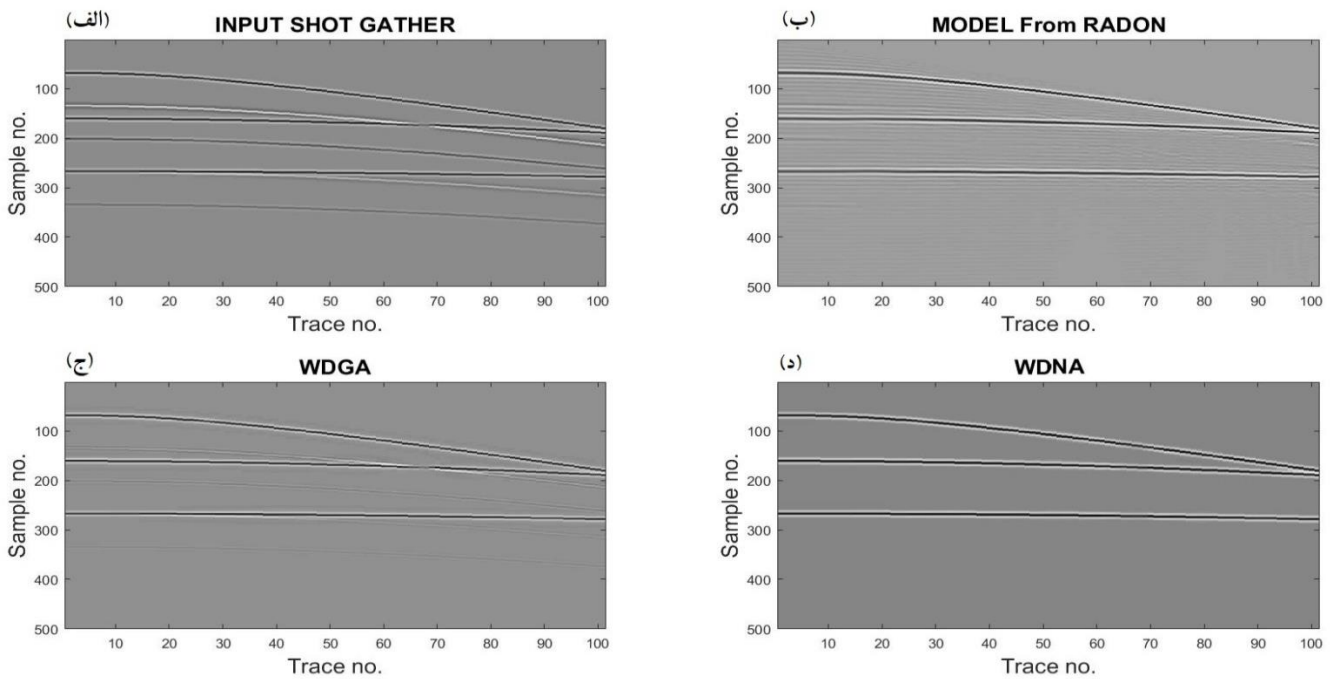
نرم یک در تعیین الگوی سیگنال بهره گرفته می‌شود. شکل ۲ روند نمای ارایه شده را نمایش می‌دهد.



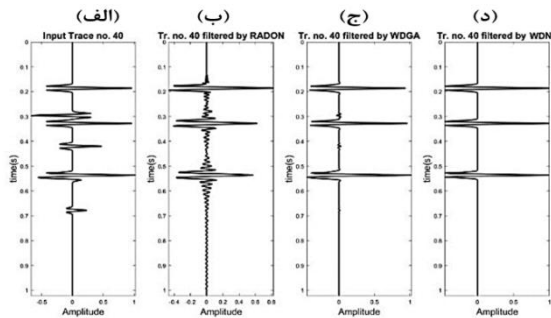
شکل ۲. روند نمای تضعیف چندگانه‌ها با WDNA.

۳-۱- تضعیف نوفه بازتاب چندگانه با الگوریتم WDNA

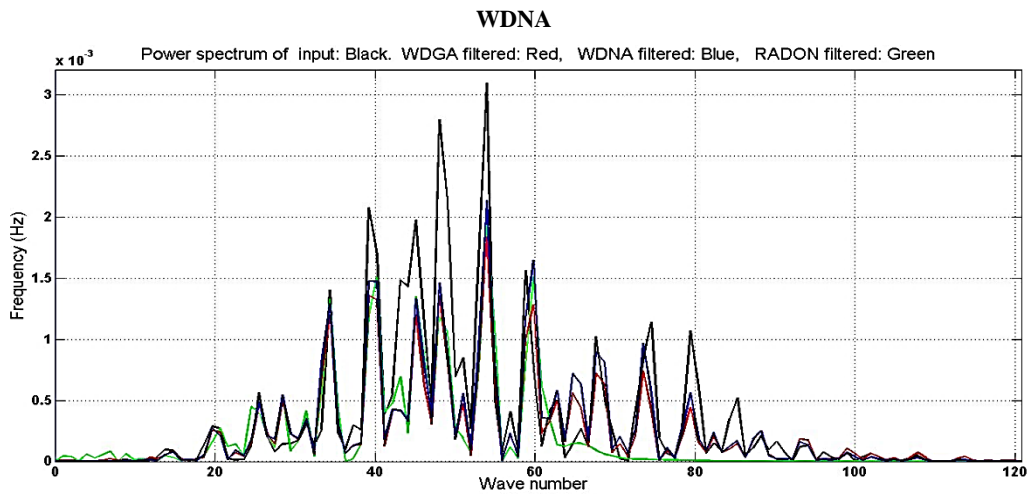
در این بخش الگوریتم WDNA برای تضعیف نوفه بازتاب چندگانه تنظیم می‌شود. در شکل (۳-الف) برداشت مصنوعی نقطه میانی مشترک حاوی سه بازتاب اولیه و سه بازتاب تکراری مشاهده می‌شود. تبدیل رادون سهمی^۱ برای جداسازی بازتاب‌های چندگانه از اولیه استفاده شده است (شکل ۳-ب). از تفاضل مدل شکل (۳-ب) و (۳-الف) الگوی نوفه بازتاب تکراری بدست می‌آید و در حوزه موجک بین الگوی نوفه و داده ورودی توسط الگوریتم برگمان همگرایی صورت می‌گیرد؛ تا الگوی کامل-تری از نوفه تولید شود. سپس الگوی جدید نوفه از داده ورودی تفریق می‌شود. نتیجه روش WDNA در شکل (۳-د) قابل مشاهده است. الگوریتم WDGA نیز مدل اولیه مورد نیاز خودش را از رادون می‌گیرد؛ ولی در فرایند جداسازی نوفه از عملگر مقایسه استفاده می‌کند (شکل ۳-ج). شکل ۴ رد لرزه شماره ۴۰ از شکل ۳ را نمایش می‌دهد. شکل ۵ طیف دامنه داده ورودی (سیاه رنگ) و خروجی فیلتر رادون سهمی (سبز)، خروجی فیلتر WDGA (قرمز) و خروجی فیلتر WDNA (آبی) را نمایش می‌دهد. شکل ۶ طیف فرکانس-عدد موج را در تضعیف بازتاب برای مقاطع شکل ۳ مقایسه کرده است. پس از اجرای موفق جداسازی بازتاب‌های تکراری، به داده اولیه



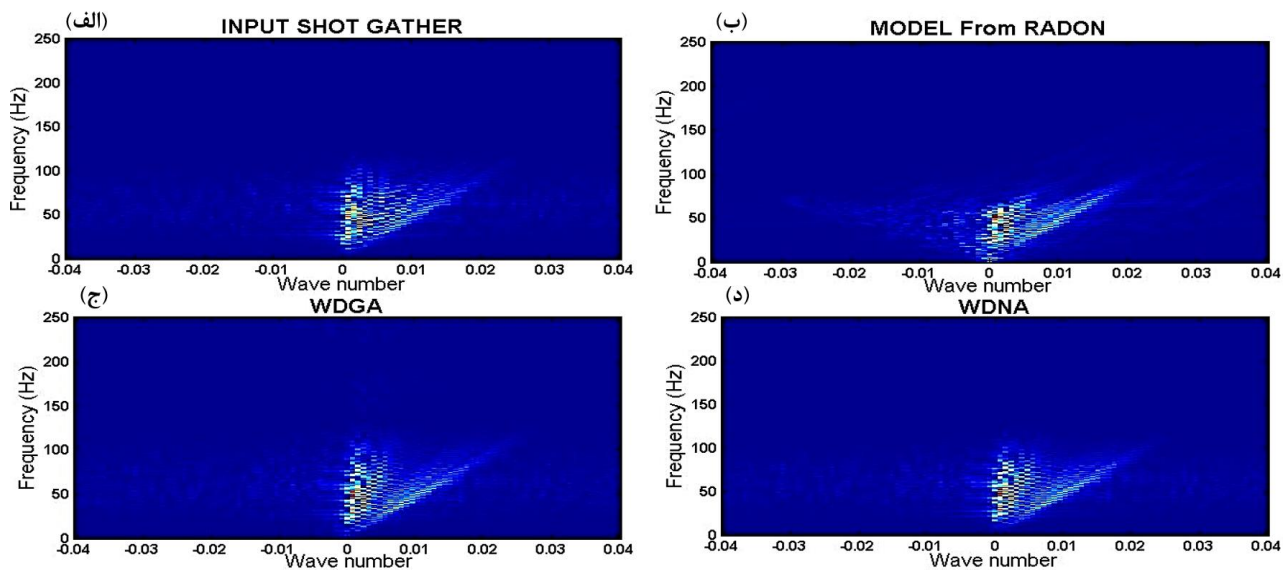
شکل ۳. تضعیف بازتاب چندگانه. الف: داده ورودی. ب: خروجی فیلتر رادون سهمی. ج: خروجی فیلتر WDGA. د: خروجی فیلتر WDNA.



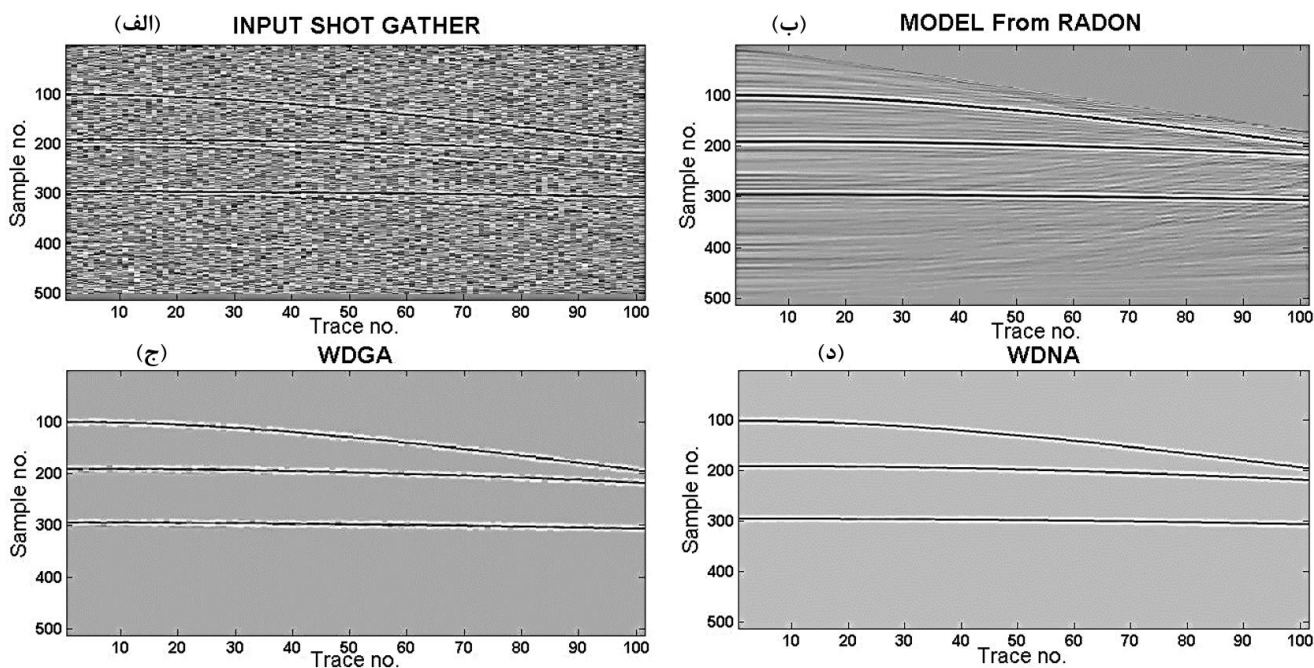
شکل ۴: رد لرزه شماره ۴۰. الف: رد لرزه ورودی. ب: رد لرزه خروجی فیلتر رادون سهمی. ج: رد لرزه خروجی فیلتر WDGA. د: رد لرزه خروجی فیلتر



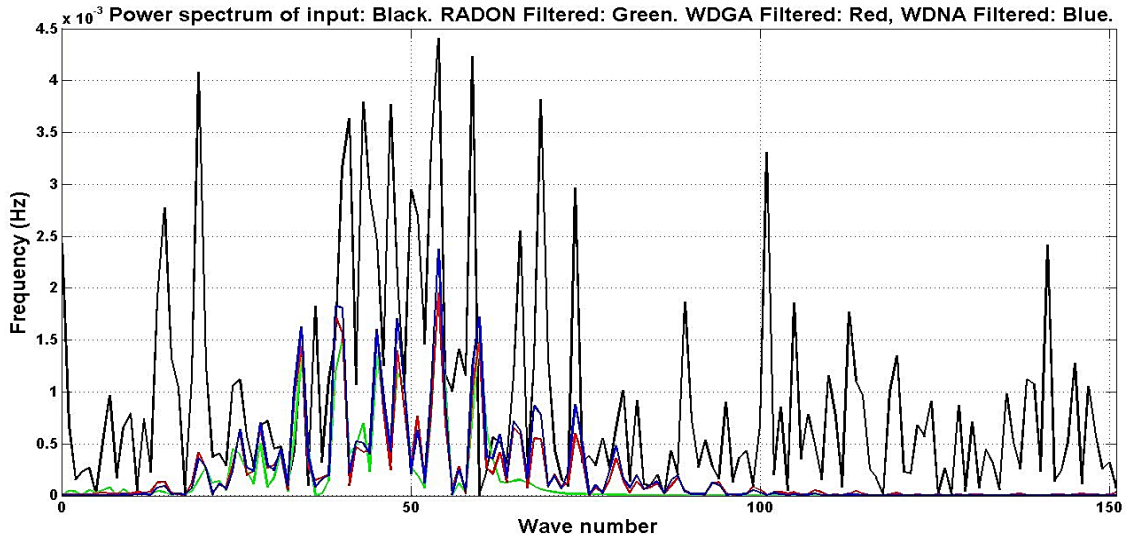
شکل ۵: طیف دامنه در تضعیف بازتاب چندگانه. سیاه: داده ورودی. سبز: خروجی فیلتر رادون سهمی. قرمز: خروجی فیلتر WDGA. آبی: خروجی فیلتر WDNA.



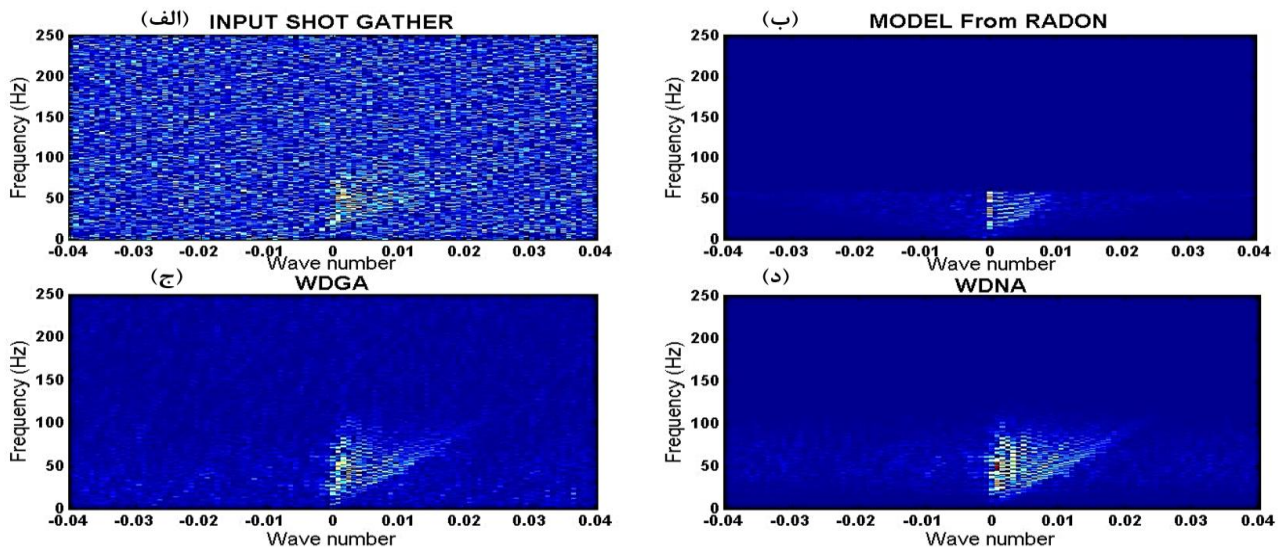
شکل ۶: طیف فرکانس-عدد موج در تضعیف بازتاب چندگانه. الف: داده ورودی. ب: خروجی فیلتر رادون سهمی. ج: خروجی فیلتر WDGA. د: خروجی فیلتر WDNA.



شکل ۷: تضعیف بازتاب چندگانه همراه نوفه تصادفی. الف: داده ورودی. ب: خروجی فیلتر رادون سهمی. ج: خروجی فیلتر WDGA. د: خروجی فیلتر WDNA.



شکل ۸: طیف دامنه در تضعیف بازتاب چندگانه همراه نوفه تصادفی. سیاه: داده ورودی. سبز: خروجی فیلتر رادون سهمی. قرمز: خروجی فیلتر WDGA. آبی: خروجی فیلتر WDNA.



شکل ۹: طیف فرکانس-عدد موج در تضعیف بازتاب چندگانه همراه نوفه تصادفی. الف: داده ورودی. ب: خروجی فیلتر رادون سهمی. ج: خروجی فیلتر WDGA. د: خروجی فیلتر WDNA.

جدول ۱: نسبت سیگنال به نوفه داده ورودی و خروجی فیلترهای

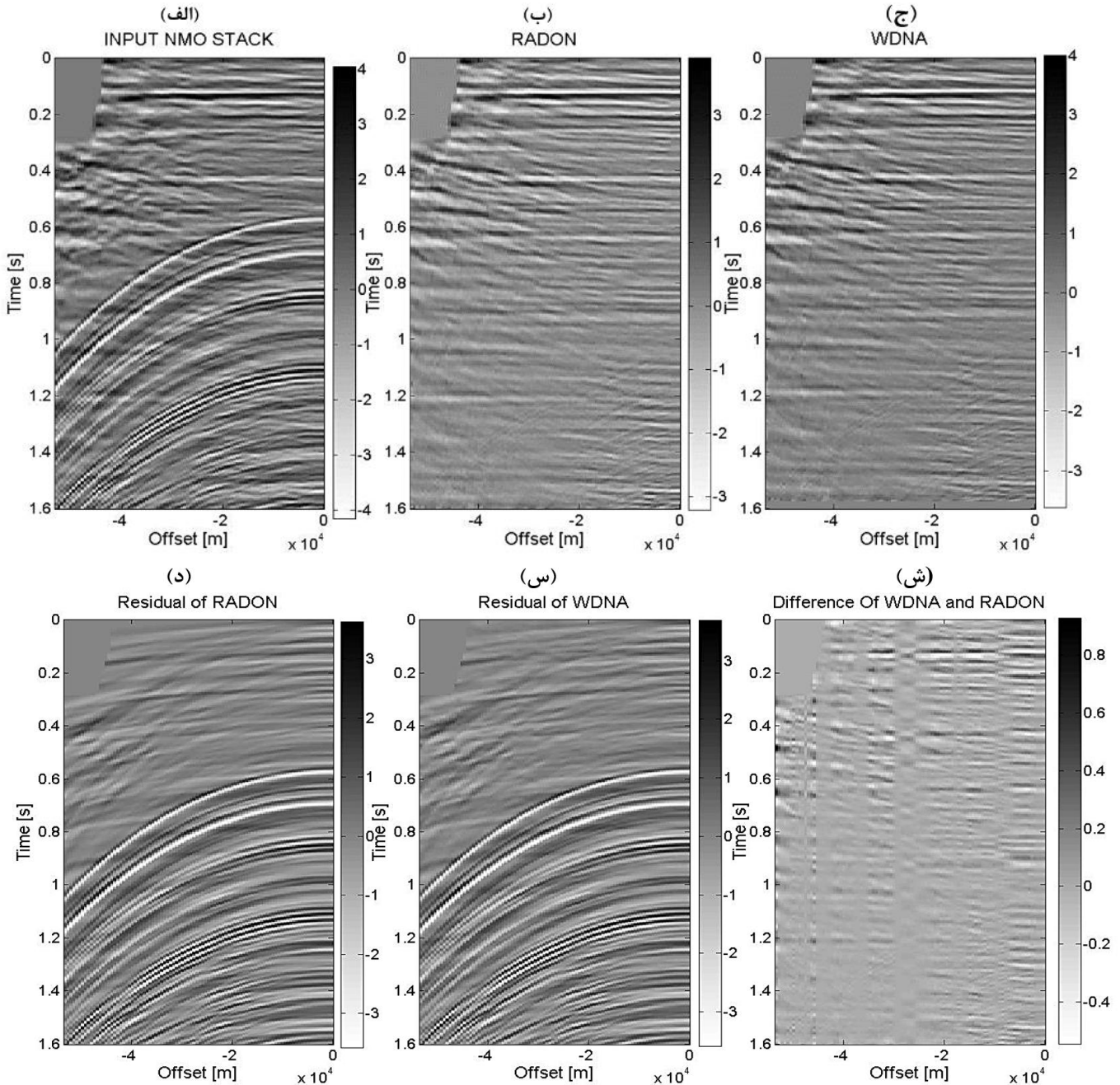
WDNA و WDGA و RADON

	SNR of Input	SNR of RADON	SNR of WDGA	SNR of WDNA
۱	۵,۴۸	۸,۶۷	۱۵,۷۲	۲۲,۲۵
۲	۳,۵۶	۵,۲۸	۱۲,۵۹	۲۱,۴۷
۳	۱,۶۴	۴,۲۵	۱۰,۶۱	۱۷,۸۳
۴	۰,۵	۳,۱۹	۸,۴۹	۱۶,۰۵
۵	-۲,۳۶	۱,۳۴	۶,۱۷	۱۳,۷۶
۶	-۴,۳۱	۰,۵۰	۳,۷۸	۱۰,۲۱
۷	-۷,۱۴	-۱,۴۲	۲,۱۴	۷,۰۸
۸	-۱۱,۵۶	-۲,۵۵	-۲,۲۲	۳,۳۷

در ادامه این بخش الگوریتم معرفی شده بر روی داده دریایی حاوی نوفه بازتاب چندگانه اعمال می‌شود. داده مورد استفاده مقطع پس از برانبارش و تصحیح برون راند نرمال می‌باشد. در زمان‌های ۰,۶، ۰,۸ و ۱ ثانیه بازتاب‌های تکراری به خوبی مشخص هستند و لایه‌های عمیق را پوشانده‌اند. ابتدا با تبدیل رادون، سهمی نوفه بازتاب چندگانه از داده جدا می‌گردد و مدل اولیه مورد نیاز برای تبدیل WDNA بدست می‌آید. در مرحله بعد این مدل اولیه به تبدیل WDNA داده می‌شود و الگوریتم برگمان در حوزه DT-RADWT شروع به همگرایی بین الگوی نوفه و

WDNA توانسته است مقدار زیادی از بازتاب‌های اولیه را که در تبدیل رادون تضعیف شده بودند؛ را برگرداند. در شکل ۱۱ طیف توان فرکانسی مقطع ۱۰ نمایش داده شده است. به خوبی قابل مشاهده است؛ که در فرکانس‌هایی که بازتاب‌ها وجود دارند انرژی خروجی WDNA (نمودار قرمز) بیشتر از RADON (نمودار قرمز) است. در شکل ۱۲ طیف فرکانس-عدم موج مقطع دریایی ورودی و خروجی فیلتر رادون سهمی و خروجی فیلتر WDNA نمایش داده شده است.

داده ورودی می‌کند؛ تا مدل بهبود یافته بدست آید. در شکل (۱۰-الف) داده ورودی نمایش داده است. نتایج حاصل از تبدیل رادون و تبدیل WDNA در شکل‌های (۱۰-ب) و (۱۰-ج) نمایش داده شده است. هر دو تبدیل به خوبی تکراری‌ها را از داده جدا کرده‌اند؛ اما تبدیل WDNA دامنه بازتاب‌های اولیه را بهتر حفظ کرده است. در شکل‌های (۱۰-د) و (۱۰-س) تفاوت مقطع ورودی و مقاطع (۱۰-ب) و (۱۰-ج) نمایش داده شده است. در شکل (۱۰-ش) تفاضل خروجی WDNA و رادون (WDNA-RADON) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که



شکل ۱۰: تضعیف بازتاب چندگانه از مقطع دریایی. الف: مقطع ورودی. ب: خروجی فیلتر رادون سهمی. ج: خروجی فیلتر WDNA. د: پسماند مقطع ب. س: پسماند مقطع ج. ش: تفاوت ب و ج.

موجک دو شاخه ضریب اتساع گویا با کمک الگوریتم تکرار جدایش برگمان به تهیه مدل کامل نوفه می‌پردازد. با تفریق مدل کامل نوفه از داده ورودی مقطعی تقریباً بدون نوفه بازتاب تکراری بدست می‌آید و بازتاب‌های اولیه به خوبی حفظ می‌شوند. استفاده از تبدیل موجک DT-RADWT موجب افزایش تفکیک‌پذیری فرکانسی در حوزه موجک گردید و الگوریتم جدایش برگمان در رسیدن سریع به پاسخ همگرا کمک کرد و همچنین موجب عدم حساسیت فرایند تضعیف بازتاب‌های تکراری به وجود نوفه اتفاقی در داده گردید. نتایج حاصل از اعمال روش WDNA بر روی داده مصنوعی و واقعی خروجی بهتری از نظر دیداری و طیف فرکانسی نسبت به روش‌های رادون و WDGA نشان داد. در جدول ۱ نیز SNR برای داده مصنوعی و در سطوح مختلف نوفه اتفاقی برای روش‌های RADON و WDGA و WDNA ارائه گردید. نتایج این جدول نشان می‌دهد روش WDNA توانسته است سیگنال بازتابی را بهتر از روش‌های دیگر حفظ و نوفه‌های بازتاب تکراری و اتفاقی را تضعیف کند.

۵- منابع

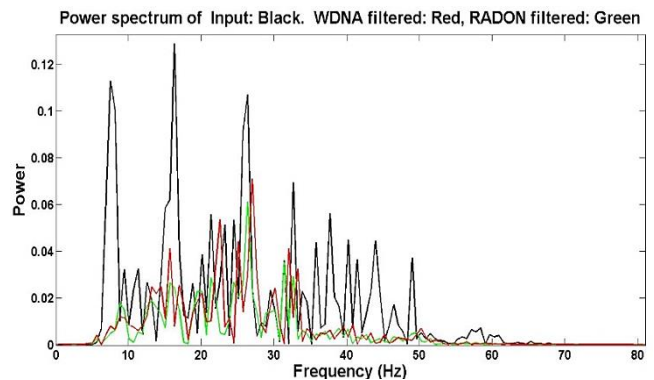
- ابراهیمی بردر، ا؛ اسکوتی، ب؛ گودرزی، ع. ر.، ۱۳۹۸، ارتقاء کارایی نوفه‌زدایی TV و GSTV در فضا‌های RADWT و DTRADWT. پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۵، شماره ۱ ص. ۲۹-۵۵.
- الهدینی، پ؛ زارع، الف؛ بختیاری، م. ر.، ۱۳۹۵، تضعیف تکراری‌ها با استفاده از تبدیل رادون سهموی روی داده‌ی لرزه‌ای دو بعدی. ماهنامه علمی-ترویجی اکتشاف و تولید نفت و گاز. (۱۳۸)، ۵۳-۵۶.
- ایرانی مهر، م؛ ریاحی، م. ع؛ گودرزی، ع. ر.، ۱۳۹۸، اثر رفتار نوسانی موجک مادر در تبدیل موجک گسسته به منظور تضعیف نوفه لرزه‌ای تصادفی، مجله فیزیک زمین و فضا، ۴۵، (۱)، ۶۳-۷۹.
- عابدی، م. م.، ۱۳۹۲، تضعیف تکراری‌ها با استفاده از تبدیل رادون در حوزه‌های زمان و فرکانس، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

Backus, M. M., 1959. Water reverberations-their nature and elimination. *Geophysics*, pp. 24(2), 233-261.

Bayram, I. & Selesnick, I., 2009. Frequency-domain design of dvercomplete rational-dilation wavelet transforms. *IEEE Trans. Signal Process*, 57(8), p. 2957-2972.

Bayram, I. & Selesnick, I., 2011. A dual-tree rational-dilation complex wavelet transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(12), pp. 6251-6256.

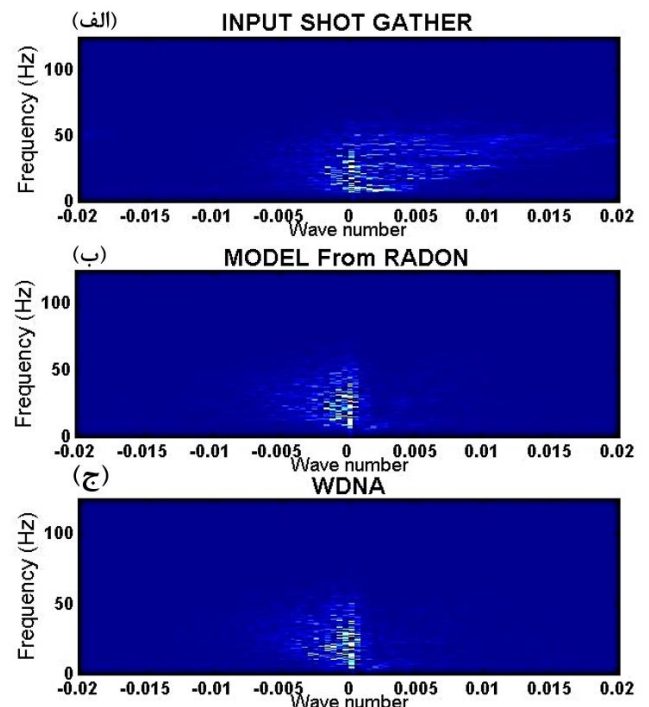
Bregman, L., 1967. The relaxation method of finding the common points of convex sets and its application to the solution of problems in convex optimization. *USSR*



شکل ۱۱: طیف توان در تضعیف بازتاب چندگانه از مقطع دریایی.

سیاه: مقطع ورودی. سبز: خروجی فیلتر رادون سهمی.

قرمز: خروجی فیلتر WDNA.



شکل ۱۲: طیف فرکانس-عدد موج در تضعیف بازتاب چندگانه از مقطع

دریایی. الف: مقطع ورودی. ب: خروجی فیلتر رادون سهمی. ج: خروجی

فیلتر WDNA.

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق الگوریتم جدید آنالیز نوفه در حوزه موجک یا به اختصار WDNA معرفی شد و کاربرد آن در تضعیف بازتاب‌های تکراری از داده لرزه‌ای بررسی گردید. الگوریتم WDNA بر پایه نوع داده می‌باشد و برای تضعیف بازتاب‌های تکراری نیازمند مدل اولیه‌ای از نوفه می‌باشد؛ که آن را از تبدیل رادون (یا هر فیلتر مناسب دیگری) بدست می‌آورد و در حوزه

- Abstracts, 2160-2163.
- Osher, S. et al., 2005. An iterative regularization method for total variation-based image restoration. *MMS*, Volume 4, pp. 460-489.
- Radon, J., 1917. Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte Längs gewisser Mannigfaltigkeiten. *Berichte Sächsische Akademie der Wissenschaften, Leipzig*.
- Rudin, L., Osher, S. & Fatemi, E., 1992. Nonlinear total variation based noise removal algorithm. *Physica. D.*, Volume 60, pp. 259-268.
- Sacchi, M. D. & Porsani, M., 1999. *Fast high-resolution parabolic Radon transform*. s.l., 69th Ann. Mtg. Soc. Expl. Geophys., Expanded Abstracts, 1477-1480..
- Sacchi, M. D. & Ulrych, T. J., 1995. High-resolution velocity gathers and offset space reconstruction. *Geophysics*, Volume 60, pp. 1169-1177.
- Thorson, J. R. & Claerbout, J. F., 1985. Velocity-stack and slant-stack stochastic inversion. *Geophysics*, Volume 50, pp. 2727-2741.
- Trad, D., 2001. Implementations and applications of the sparse Radon transform. *Ph. D.Thesis, The University of British Columbia*..
- Trad, D., Ulrych, T. J. & Sacchi, M. D., 2002. Accurate interpolation with high-resolution time-variant Radon transforms. *Geophysics*, Volume 67, pp. 644-656.
- Trad, D., Ulrych, T. & Sacchi, M., 2003. Latest views of the sparse Radon transform. *Geophysics*, Volume 68, pp. 386-399.
- Wang, Y., Yin, W. & Zhang, Y., 2007. A fast algorithm for image deblurring with total variation regularization. *CAAM Technical Reports*.
- Weglein, A., Hsu, S., Terenghi, P. & Stolt, R., 2011. Multiple attenuation recent advances and the road ahead. *The Leading Edge*, pp. 30(8), p864-875.
- Yilmaz, Ö., 2001. *Seismic Data Analysis*
- Computational Mathematics and Mathematical Physics*, Volume 7, pp. 200-217.
- Bush, J., 2011. Bregman Algorithms, Senior Thesis. *University of California, Santa Barbara*.
- Cary, P., 1998. *The simplest discrete Radon transform*. s.l., 68th Ann. Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., Expanded Abstracts..
- Ellsworth, T. P., 1948. Multiple reflections. *Geophysics*, Volume 13, pp. 1-18.
- Foster, D. & Mosher, C., 1992. Suppression of multiple reflections using the Radon transform. *Geophysics*, Volume 57, pp. 386-395.
- Goldstein, T. ; Osher, S., 2009. The Split Bregman Method for L1 Regularized Problems. *SIAM J. Imaging Sci.*, 2(2), p. 323-343.
- Goudarzi, A. & Riahi, M., 2012. Seismic Coherent and Random Noise Attenuation Using the Undecimated Discrete Wavelet Transform Method with WDGA Technique. *Journal of Geophysics and Engineering*, Volume 9, p. 619.
- Hampson, D., 1986. Inverse velocity stacking for multiple elimination. *J. Can. Soc. Expl. Geophys*, Volume 22, pp. 44-55.
- Kelamis, P. G., Chiburis, E. F. & Shahryar, S., 1990. *Radon multiple elimination, a practical methodology for land data*. s.l., 60th Ann. Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys. pp 1611-1613.
- Kostov, C., 1990. *Toeplitz structure in slant-stack inversion*. s.l., 60th Ann. Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., Expanded Abstracts, 1618-1621..
- Marcos, P. & Filipo, E., 2000. *Multiple attenuation overview*. Houston, Texas, s.n.
- Mayne, W. H., 1962. Common reflection point horizontal data stacking techniques. *Geophysics*, Volume 27, pp. 927-938.
- Ng, M. & Perz, M., 2004. *High resolution Radon transform in the t-x domain using "intelligent" prioritization of the Gauss-Seidel estimation sequence*. s.l., 74th Ann. Internat. Mtg. Soc. Expl. Geophys., Expanded .. s.l.:Society of Exploration Geophysicists.



Multiple reflection noise attenuation from seismic data using wavelet domain noise analysis algorithm

Mohammad Irani Mehr¹, Mohammad Ali Riahi^{*2} and Alireza Goudarzi³

1. Ph.D. Candidate, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran.

2. Professor, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran.

3. Assistant Professor, Faculty of Sciences and Modern Technologies, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran.

Received: 8 september 2019; Accepted: 2 december 2019

Corresponding author: mariahi@ut.ac.ir

Keywords

Discrete wavelet transform
Multiple reflection
Split Bergman
Radon transform
Wavelet domain noise analysis
WDNA
DT-RADWT

Extended Abstract

Summary

Multiple reflections are coherent seismic noises whose presence, especially in marine data, lower data quality. In this research "dual-tree rational dilatation wavelet transform" Or DT-RADWT is used to attenuate multiple reflection noise from seismic data. The advantage of this transform to the dyadic discrete wavelet transform, is its fractional sampling, which allows for higher time-frequency resolution. The proposed algorithm in this research is wavelet domain noise analysis or WDNA, in which DT-RADWT and split Bergman

iteration algorithm are used. WDNA is a data-based algorithm. The split Bergman iterative algorithm is designed to quickly obtain the optimal solution. Radon transform is a common method to attenuate multiple reflections, and it is used to obtain the initial pattern of multiple reflections. The purpose of WDNA is to improve Radon transform output and to better maintain primary reflections. The presence of high levels of random noise reduces the quality process of noise reduction, but WDNA is designed to overcome the adverse effect of random noise. The WDNA results in multiple reflection attenuation have been tested by synthetic and marine data, and their results have been compared with Radon and WDGA outputs. The results show good improvement in seismic data quality using WDNA algorithm in comparison with Radon transform.

Introduction

The reflection waves, which is reflected between the subsurface or free surface reflectors more than once before being received on the receivers, are called multiple reflections. Multiple reflections, often destructively interact with the primary reflections and reduce the quality of the seismic image. An inverse filter based on predictive deconvolution using the periodic feature is used to attenuate multiple reflections in the water. Multiple and primary reflections show different moveout and travel-times, This property is the basis of the theory of many multiple attenuation techniques such as CMP stacking, F-K filter, and Radon transform. Radon transform was first introduced by Johann Radon (1917) and for the first time, parabolic Radon conversion was used as a multiple attenuation technique by Hampson (1986). Since then, the Radon transform became one of the most widely used tools to suppress multiple noises. Goudarzi and Riahi (2013) presented WDGA method based on the data type, as an efficient way of attenuating various seismic noises. However, this approach, if there is a high level of random noise in the data, cannot well separate the coherent noise from the reflections. Here we try to introduce a new method to solve this problem.

Methodology and Approaches

The proposed method in this research is called wavelet domain noise analysis (WDNA) algorithm. Similar to WDGA, this method is based on data, but because of the use of the split Bergman iteration is less sensitive to random noise. It also reduces the time to reach an optimal solution and it has better convergence. These features enable better detection of the desired noise and better signal separation from the noise. The goal of this research is to apply the benefits of Radon transform, and at the same time, to use the DT-RADWT wavelet transform capabilities to provide high

resolution. We take advantage of the split Bergman iterative algorithm to build a full multiple reflection model from initial multiple models (achieved from Radon filter). Finally, in the DT-RADWT domain, full model of multiple reflections would be subtracted from the input data, and thus, the filtered data would be obtained.

Results and Conclusions

In this research, the WDNA algorithm has been introduced and its application in attenuating multiple reflections from seismic data has been investigated. The WDNA algorithm is based on the data and requires an initial noise model that is obtained from Radon transform (or any other suitable filter) to attenuate multiple reflections and in the dual-tree wavelet transform domain, it is used to produce a complete noise model with the Bergman iteration algorithm. Subtracting the full noise model from seismic input data yields almost no multiple reflection noise and the initial reflections are well maintained. The use of the DT-RADWT wavelet transform increases the frequency resolution and split Bergman algorithm helps to achieve a fast convergent solution that also causes insensitivity with random noise in the attenuation process of multiple reflections. The results of applying the WDNA method on synthetic and real data have resulted in better outputs than Radon and WDGA.
