

Dictionary Learning-Based Sparse Representation for Random Noise Attenuation in Reflection Seismic Data

Roshandel Kahoo, A.¹  | Radad, M.¹  | Mousavi Nezhad, M. R.¹ 

1. Department of Petroleum and Geophysics, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran.

Corresponding Author E-mail: roshandel@shahroodut.ac.ir

(Received: 29 April 2026, Revised: 29 June 2026, Accepted: 11 July 2026, Published online: 5 Sep 2026)

Summary

Random noise remains a persistent challenge in reflection seismic data processing, significantly degrading the signal-to-noise ratio (SNR) and compromising the accuracy of subsequent processing stages such as migration, inversion, and geological interpretation. Conventional noise attenuation techniques, including *f-x* predictive filtering, Radon transforms, wavelet-based methods, and singular spectrum analysis, rely heavily on predefined mathematical assumptions or fixed transform domains. While effective in structurally simple settings, these model-driven approaches often suffer from parameter sensitivity, inadequate adaptability to non-stationary signals, and substantial signal leakage, particularly in complex subsurface environments or low-SNR conditions. Conversely, emerging deep learning frameworks offer strong adaptability but demand extensive labeled datasets, lack physical interpretability, and carry a high risk of overfitting or unintended signal suppression. To bridge this gap, dictionary learning has emerged as a robust hybrid paradigm that learns optimal basis functions directly from the data, enabling efficient sparse representation of coherent seismic events while inherently suppressing incoherent random noise.

This study presents a comprehensive implementation and evaluation of a two-dimensional (2D) dictionary learning framework, specifically tailored for random noise attenuation in 2D reflection seismic data. Unlike traditional one-dimensional (1D) dictionary learning approaches that vectorize image patches—thereby destroying intrinsic spatial neighborhood relationships and introducing artificial high-frequency artifacts at block boundaries—the proposed method operates natively on 2D data blocks. By employing a separable dictionary structure constructed via the Kronecker product of horizontal and vertical atom matrices, the algorithm preserves the geometric continuity of seismic reflectors, including discontinuities such as faults, pinch-outs, and curved events. The workflow comprises three core stages: (1) extraction of overlapping 2D patches from the noisy section, (2) dictionary training using the K-SVD algorithm to iteratively update atom matrices based on sparse coding residuals, and (3) sparse representation of each patch via the 2D Orthogonal Matching Pursuit (2D-OMP) algorithm under a strict sparsity constraint. Since random noise lacks repetitive structural patterns, it requires a dense combination of atoms for accurate representation; consequently, enforcing sparsity inherently filters out the noise while reconstructing the coherent signal components. The final denoised section is reconstructed by averaging the overlapping processed patches.

The performance of the proposed 2D framework was rigorously evaluated using both synthetic and field seismic datasets, with quantitative comparisons against time-frequency peak filtering (TFPF), *f-x* singular spectrum analysis (FX-SSA), and classical 1D dictionary learning. Evaluation metrics included output SNR, reconstruction error (RE), local correlation coefficients to quantify signal leakage, and amplitude spectrum preservation. On a synthetic section contaminated with -4 dB random noise, the 2D approach achieved an output SNR of 11.81 dB and an RE of 0.1096, substantially outperforming the 1D variant (10.20 dB SNR, 0.1895 RE), FX-SSA (6.12 dB, 0.153), and TFPF (3.73 dB, 0.394). Notably, the 2D method demonstrated superior preservation of dipping events and fault discontinuities, with negligible signal leakage in the residual sections. A systematic parameter sensitivity analysis identified optimal configurations for patch size (22×22), dictionary dimensions (44×44), sparsity level (4–8), iteration count (50), and training patch sampling (5,000). The 2D framework exhibited greater robustness to larger window sizes and higher noise levels compared to the 1D approach, where vectorization-induced dimensionality explosion rapidly degrades reconstruction quality. Furthermore, the algorithm maintains stable denoising performance across a wide input SNR range (-8 to +8 dB), with the structural preservation advantage of the 2D formulation becoming increasingly pronounced under severe noise contamination.

Application to a real 44-trace field record corroborates the synthetic findings. The 2D dictionary learning method effectively attenuated random background noise while preserving high-frequency reflector details, lateral amplitude variations, and steeply dipping events. Local correlation analysis confirmed minimal signal loss, whereas conventional filters and 1D dictionary learning exhibited notable leakage. Spectral analysis further demonstrated that the proposed approach maintained the original frequency bandwidth without introducing artificial harmonic distortions or phase shifts.

In conclusion, two-dimensional dictionary learning provides a highly effective, interpretable, and parameter-stable solution for seismic random noise attenuation. By operating natively on spatial patches and leveraging separable dictionary structures, it overcomes the geometric degradation inherent in 1D vectorization, yielding superior noise suppression and signal preservation. This methodology holds significant promise for integration into standard seismic processing workflows, particularly in exploration scenarios characterized by complex geology, low SNR, and critical discontinuity mapping. Future developments will focus on computational acceleration through adaptive patch sampling and extension to 3D tensor dictionary learning for multidimensional seismic volumes.

Keywords: Dictionary learning, Orthogonal matching pursuit, Random noise, Sparse.

Cite this article: Roshandel Kahoo, A., Radad, M., & Mousavi Nezhad, M. R. (2026). Dictionary Learning-Based Sparse Representation for Random Noise Attenuation in Reflection Seismic Data. *Journal of the Earth and Space Physics*, 52(2), 293-311. DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.413318.1007772>

E-mail: (1) mrerad@shahroodut.ac.ir | mohammadmosavi9909@gmail.com



© Authors Retain the Copyright and Full Publishing Rights.

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.413318.1007772>

Print ISSN: 2538-371X
Online ISSN: 2538-3906

تضعیف نوفه‌های تصادفی در داده‌های لرزه‌ای بازتابی به روش بازتابی تنک داده لرزه‌ای با استفاده از یادگیری لغت‌نامه

امین روشندل کاهو^۱ | محمدرداد^۱ | محمدرضا موسوی‌نژاد^۱

۱. گروه نفت و ژئوفیزیک، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران.

رایانامه نویسنده مسئول: roshandel@shahroodut.ac.ir

(دریافت: ۱۴۰۵/۲/۹، بازنگری: ۱۴۰۵/۴/۸، پذیرش نهایی: ۱۴۰۵/۴/۲۰، انتشار آنلاین: ۱۴۰۵/۶/۱۴)

چکیده

نوفه تصادفی یکی از چالش‌های اساسی در داده‌های لرزه‌ای بازتابی است که با کاهش نسبت سیگنال به نوفه، دقت پردازش‌های بعدی و تفسیرهای زمین‌شناسی را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد. روش‌های متداول تضعیف نوفه اغلب در محیط‌های زمین‌شناسی پیچیده دچار نشت سیگنال شده یا به انتخاب دقیق پارامترها وابسته‌اند. در این پژوهش، یک چارچوب کارآمد مبتنی بر یادگیری لغت‌نامه دوبعدی برای تضعیف نوفه تصادفی ارائه و ارزیابی شده است. برخلاف رویکردهای کلاسیک یک‌بعدی که با بردارسازی پنجره‌ها، همبستگی‌های فضایی داده‌ها را مخدوش می‌کنند، روش پیشنهادی، لغت‌نامه را به صورت جداپذیر و به طور مستقیم بر روی پنجره‌های دوبعدی آموزش می‌دهد. با بهره‌گیری از الگوریتم تعقیب تطبیقی متعامد برای استخراج ضرایب تنک و الگوریتم K-SVD برای بروزرسانی اتم‌ها، این روش قادر است، ساختارهای هندسی و رویدادهای ناپیوسته لرزه‌ای را با دقت بالایی حفظ کند. نتایج حاصل از آزمایش بروی داده‌های مصنوعی و صحرایی نشان می‌دهد که رویکرد دوبعدی در مقایسه با فیلتر نقطه بیهینه زمان-فرکانس، تحلیل طیف تکیه در حوزه FX و یادگیری لغت‌نامه یک‌بعدی، افزایش قابل توجهی در نسبت سیگنال به نوفه و کاهش خطای بازتابی دارد. همچنین، تحلیل پارامترهای کلیدی الگوریتم مؤید آن است که این روش در سطوح بالای نوفه پایداری بیشتری داشته و نشت سیگنال را به حداقل می‌رساند. در نهایت، یادگیری لغت‌نامه دوبعدی به عنوان راهکاری ساختارحفظ‌کن و تطبیق‌پذیر، پتانسیل بالایی برای جایگزینی روش‌های متداول در پردازش داده‌های لرزه‌ای دارد.

واژه‌های کلیدی: یادگیری لغت‌نامه، تعقیب تطبیقی متعامد، نوفه تصادفی، تنک.

۱. مقدمه

به منظور حل چالش تضعیف نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای بازتابی، پژوهشگران روش‌های متنوعی را توسعه داده‌اند که هر کدام مزایا و چالش‌های خاص خود را دارند. روش‌های تحلیلی و مدل‌محور کلاسیک نقش مهمی در توسعه الگوریتم‌های تضعیف نوفه تصادفی ایفا کرده‌اند که در صنعت به عنوان روش‌های متداول و پرکاربرد برای تضعیف نوفه تصادفی مورد استفاده قرار می‌گیرند (ایلماز، ۲۰۰۱). این روش‌ها بر پایه فرض‌های فیزیکی و ریاضی درباره ساختار داده‌های لرزه‌ای بنا شده‌اند و از تفاوت ماهوی میان سیگنال هم‌دوس لرزه‌ای و نویز تصادفی بهره می‌برند. از جمله مهم‌ترین این رویکردها می‌توان به

در مطالعات لرزه‌نگاری بازتابی، کیفیت داده‌ها نقش اساسی در تفسیر زیرسطحی دارد، اما داده‌ها همواره به‌ویژه با نوفه تصادفی آلوده می‌شوند. این نوفه به دلیل ماهیت غیرهم‌دوس، به سختی تضعیف می‌شود و با کاهش نسبت سیگنال به نوفه (SNR)، موجب خطا در برآورد پارامترهای زیرسطحی، افت کیفیت تصویرسازی و افزایش عدم قطعیت در تفسیر می‌شود (شریف و جلدارت، ۱۹۹۵). در صورت حذف نشدن مؤثر آن، مراحل بعدی پردازش مانند مهاجرت و وارون‌سازی نیز تحت تأثیر قرار گرفته و نتایج مطالعات اکتشافی نفت، گاز و زمین‌شناسی را با چالش جدی مواجه می‌کند (چن، ۲۰۲۰).

استناد: روشندل کاهو، امین؛ رداد، محمد و موسوی‌نژاد، محمدرضا (۱۴۰۵). تضعیف نوفه‌های تصادفی در داده‌های لرزه‌ای بازتابی به روش بازتابی تنک داده لرزه‌ای با استفاده از یادگیری لغت‌نامه. *مجله فیزیک زمین و فضا*، ۵۲(۲)، ۳۱۱-۲۹۳. DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.413318.1007772>

رایانامه: (۲) mohammadmosavi9909@gmail.com | mraddad@shahroodut.ac.ir

فیلترهای پیش‌بینی در حوزه $f-x$ (چن و ساچی، ۲۰۱۷؛ باقری و همکاران، ۲۰۱۷)، روش‌های مبتنی بر تبدیل نظیر تبدیل رادون (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۱)، تبدیل موجک (گلستانی و همکاران، ۲۰۱۳)، تبدیل کمانک (ژائو و همکاران، ۲۰۲۳) و تبدیل شیرلت (لیو و همکاران، ۲۰۱۹) اشاره کرد. در روش‌های کاهش رتبه ماتریس‌های ساختاریافته هنکل در حوزه‌هایی مانند $f-x$ (چن و ساچی، ۲۰۱۵) یا حوزه زمان-فرکانس (انوری و همکاران، ۲۰۱۷؛ نظری سیاه‌سر و همکاران، ۲۰۱۶)، داده لرزه‌ای دارای همبستگی فضایی-زمانی و ساختار با بُعد پایین فرض می‌شود، در حالی که نوفه تصادفی فاقد این ویژگی‌هاست. این روش‌ها با وجود مزایایی مانند تفسیرپذیری و بی‌نیازی از داده آموزشی، به دلیل وابستگی به فرض‌های از پیش تعیین‌شده و تنظیم دشوار پارامترها، در داده‌های پیچیده و غیرایستا کارایی محدودی دارند (مهزاد و همکاران، ۲۰۲۶). آنها با تکیه بر ویژگی‌های زمانی یا فرکانسی سیگنال به جداسازی نوفه می‌پردازند، اما در شرایط زمین‌شناسی پیچیده و SNR پایین معمولاً عملکرد ضعیفی داشته و گاه موجب نشت سیگنال در روند نوفه‌زدایی می‌شوند (نظری سیاه‌سر و همکاران، ۲۰۱۷).

در مقابل روش‌های مدل‌محور، روش‌های داده‌محور با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، قادر به استخراج خودکار الگوهای سیگنال از داده‌های لرزه‌ای هستند. این رویکردها فرض می‌کنند که سیگنال لرزه‌ای دارای ویژگی‌های قابل یادگیری و نویز تصادفی فاقد همبستگی است. در میان این روش‌های نوین یادگیری عمیق شامل شبکه‌های عصبی کانولوشنی، Autoencoder، یادگیری نیمه‌نظارتی در ترکیب با خوشه‌بندی فازی و شبکه‌های بازگشتی، توانسته‌اند عملکرد بالایی در کاهش نوفه پیچیده نشان دهند (هاشمی و همکاران، ۲۰۰۸؛ یانگ و همکاران، ۲۰۲۱؛ لیانگ و همکاران، ۲۰۲۳؛ کپائو و همکاران، ۲۰۲۳). مزیت اصلی این رویکردها، تطبیق‌پذیری بالا با داده‌های غیرایستا و پیچیده است؛ اما نیاز به داده‌های آموزشی با کیفیت، محدودیت در تفسیرپذیری، ریسک بیش‌برازش و تضعیف

سیگنال‌های مفید در شرایط خاص، چالش‌های مهم آنها محسوب می‌شود. این محدودیت‌ها انگیزه تحقیقاتی برای توسعه روش‌های ترکیبی داده‌محور-مدل‌محور مانند الگوریتم‌های یادگیری لغت‌نامه (توشیچ و فروسارد، ۲۰۱۱) و شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک مسئله (کومو و همکاران، ۲۰۲۲) که تلاش می‌کنند قدرت یادگیری داده را با حفظ ساختار فیزیکی و فضایی-زمانی سیگنال تلفیق کنند، فراهم کرده‌اند. یادگیری لغت‌نامه به عنوان یک روش میان‌راه مزایای هر دو رویکرد مدل‌محور و داده‌محور را با هم ترکیب می‌کند. این روش با هدف یادگیری مجموعه‌ای از پایه‌های مشترک برای بازنمایی تُنک داده‌ها طراحی شده است، به گونه‌ای که ساختار اصلی داده‌های لرزه‌ای را حفظ کرده و در عین حال نوفه تصادفی را نادیده بگیرد (فنگ، ۲۰۲۲). این پایه‌ها که اتم نامیده می‌شوند، لغت‌نامه‌ای داده‌پایه را تشکیل می‌دهند که بازنمایی تُنک بر اساس آن قادر است، مؤلفه‌های اصلی سیگنال لرزه‌ای را بازسازی کند و قابلیت جداسازی سیگنال و نوفه را افزایش دهد. این توانمندی به‌ویژه زمانی که لغت‌نامه با داده‌های واقعی سازگار شود و ویژگی‌های سیگنال زیرسطحی را به خوبی مدل کند، تقویت می‌شود (بکوچ و ما، ۲۰۱۴؛ ژو و همکاران، ۲۰۱۵؛ فنگ، ۲۰۲۱).

بیشتر روش‌های تضعیف نوفه مبتنی بر یادگیری لغت‌نامه در داده‌های لرزه‌ای، پس از قطعه‌بندی داده‌های دو یا سه‌بعدی، آنها را به بردارهای یک‌بعدی تبدیل می‌کنند؛ فرایندی که ساختار هندسی داده را از بین برده و در بازسازی رویدادهای پیچیده مانند گسل‌ها عملکرد ضعیفی دارد (لیو و همکاران، ۲۰۱۸). برای رفع این مشکل، روش‌های یادگیری لغت‌نامه دوبعدی و سه‌بعدی معرفی شده‌اند که مستقیماً با داده‌های چندبعدی کار می‌کنند و ساختار فضایی را حفظ می‌کنند (لی و همکاران، ۲۰۲۱؛ کیان و همکاران، ۲۰۲۵). با وجود پیشرفت روش‌های تضعیف نوفه تصادفی، هنوز چالش‌هایی مانند عملکرد محدود روش‌های کلاسیک در داده‌های پیچیده و نسبت سیگنال به نوفه پایین، وابستگی روش‌های یادگیری عمیق به داده‌های آموزشی با کیفیت و از بین رفتن ساختار فضایی داده در روش‌های

بازنمایی $\mathbf{x}$ سیگنال یک بعدی $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{NM \times 1}$ را می توان به صورت ترکیب خطی از تعداد محدودی اتم یک بعدی یک لغت نامه از پیش تعریف شده مانند $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_K] \in \mathbb{R}^{NM \times K}$ که $K > NM$ است، مطابق رابطه (۱) تقریب زد:

$$\mathbf{x} \approx \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha} = \sum_{i=1}^K \alpha_i \mathbf{d}_i \quad (1)$$

که $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K] \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ بردار ضرایب بازنمایی است. مهم ترین ویژگی این مدل، $\mathbf{x}$ تنگی بردار $\boldsymbol{\alpha}$ است؛ به عبارت دیگر، تعداد درایه های غیر صفر آن بسیار کمتر از NM است:

$$\|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \leq k \ll K \quad (2)$$

که k درجه تنگی نامیده می شود (دومیترسکو و ایروفتی، ۲۰۱۸). بازنمایی $\mathbf{x}$ شامل یافتن بردار ضرایب $\mathbf{x}$ تنگی $\boldsymbol{\alpha}$ برای سیگنال یک بعدی $\mathbf{x}$ با فرض ثابت بودن لغت نامه $\mathbf{D}$ ، از طریق حل مسئله بهینه سازی با تابع هدف رابطه (۳) است (توشیچ و فروسارد، ۲۰۱۱).

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\mathbf{x} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2$$

$$\text{s.t. } \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \leq k \quad (3)$$

روش های نمایش $\mathbf{x}$ تنگی بر اساس سه رویکرد اصلی پیاده سازی می شوند: تعقیب تطبیقی (MP)، تعقیب تطبیقی متعامد (OMP) و روش لاسو. در روش MP در هر گام، اتمی با بیشترین همبستگی با باقی مانده انتخاب می شود، اما به دلیل عدم بازتنظیم ضرایب قبلی ممکن است همگرایی کند و دقت محدود باشد. روش OMP با بهینه سازی هم زمان ضرایب اتم های انتخاب شده به کمک کمترین مربعات، همگرایی سریع تر و دقت بیشتری فراهم می کند. در مقابل، لاسو یک رویکرد بهینه سازی محدب مبتنی بر منظم سازی l_1 است که نسبت به نطفه پایدارتر بوده، اما پیچیدگی محاسباتی بالاتری دارد. انتخاب میان این روش ها به سرعت پردازش، دقت مورد نیاز و میزان نطفه داده ها بستگی دارد. روش تعقیب تطبیقی متعامد به عنوان متداول ترین روش بازنمایی $\mathbf{x}$ تنگی در جدول ۱ توضیح داده شده است.

مبتنی بر بردار سازی در یادگیری لغت نامه وجود دارد. از این رو، نیاز به رویکردی احساس می شود که ضمن حفظ ساختار دوبعدی داده های لرزه ای، تضعیف مؤثر نطفه را نیز فراهم سازد. در پاسخ به این خلاها، در این مقاله از یادگیری لغت نامه دوبعدی استفاده شده است که با بهره گیری از اتم های ماتریسی و حذف مرحله بردار سازی، ضمن کاهش مصرف حافظه، توانایی بیشتری در حفظ رویدادهای لرزه ای و تضعیف مؤثر نطفه تصادفی دارد.

۲. نطفه زدایی با استفاده از یادگیری لغت نامه

یادگیری لغت نامه $\mathbf{x}$ تنگی روشی برای نمایش سیگنال است که آن را به ترکیب خطی تعداد کمی اتم از یک لغت نامه آموخته شده از داده ها بیان می کند و نسبت به لغت نامه های از پیش تعریف شده نمایش کارآمدتری ارائه می دهد. این روش با تکیه بر تفاوت آماری میان سیگنال لرزه ای ساختارمند و نطفه تصادفی، سیگنال را با تعداد کمی اتم بازنمایی کرده و نطفه را که فاقد الگوی تکرار شونده است تضعیف می کند. در نتیجه، با اعمال قید تنگی، ساختارهای اصلی سیگنال حفظ و نطفه کاهش می یابد. فرایند یادگیری لغت نامه معمولاً در دو مرحله انجام می شود: بازنمایی $\mathbf{x}$ تنگی و بروزرسانی لغت نامه (نظری سیاه سر و همکاران، ۲۰۱۷).

۲-۱. بازنمایی $\mathbf{x}$ تنگی

بازنمایی $\mathbf{x}$ تنگی به مدلی اشاره دارد که در آن داده ورودی به صورت ترکیب خطی تعداد اندکی از اتم های یک لغت نامه بیش کامل بیان می شود، به گونه ای که بردار ضرایب حاصل دارای تعداد بسیار کمی درایه غیر صفر ($\mathbf{x}$ تنگی) باشد (توشیچ و فروسارد، ۲۰۱۱). در روش های کلاسیک، ابتدا ماتریس ورودی مانند $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ به یک سیگنال یک بعدی $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{NM \times 1}$ از طریق زیر هم قرار دادن ستون های ماتریس ورودی در زیر یکدیگر به دست می آید که به آن بردار سازی می گویند. به عبارت دیگر، $\mathbf{x} = \text{vec}(\mathbf{X})$ که $\text{vec}(0)$ عملگر بردار سازی است. مدل ریاضی

جدول ۱. روش محاسبه ضرایب بردار تنک در مرحله کدگذاری تنک به روش تعقیب تطبیقی متعامد یک‌بعدی (تراپ و گیلبرت، ۲۰۰۷).

Orthogonal Matching Pursuit algorithm:	
Input:	
-	Observation signal: $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{NM \times 1}$
-	Predefined dictionary: $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_m] \in \mathbb{R}^{NM \times K}, \ \mathbf{d}_i\ _2 = 1, \forall i = 1, \dots, K$
-	Sparsity level k
Output:	
-	Sparse coefficient vector: α
-	Support set: $\Lambda \subseteq \{1, \dots, K\}$
Main core	
1.	Initialize residual $\mathbf{r}^{(0)} \leftarrow \mathbf{x}$, support $\Lambda^{(0)} \leftarrow \emptyset$, iteration $t \leftarrow 0$
2.	while stopping criterion not met (reach to sparsity level) do
2.1.	$t \leftarrow t + 1$
2.2.	Atom selection: choose column most correlated with current residual $i_t = \arg \max_{i \in \{1, \dots, K\} - \Lambda^{(t-1)}} \langle \mathbf{r}^{(t-1)}, \mathbf{d}_i \rangle $
2.3.	Update support set: $\Lambda^{(t)} \leftarrow \Lambda^{(t-1)} \cup \{i_t\}$
2.4.	Orthogonal projection: solve least-squares on active subdictionary $\mathbf{D}_{\Lambda^{(t)}} \leftarrow [\mathbf{d}_i: i \in \Lambda^{(t)}]$ $\alpha_{\Lambda^{(t)}} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{\Lambda^{(t)}}} \ \mathbf{x} - \mathbf{D}_{\Lambda^{(t)}} \mathbf{c}\ _2^2$
2.5.	Update residual: $\mathbf{r}^{(t)} \leftarrow \mathbf{x} - \mathbf{D}_{\Lambda^{(t)}} \alpha_{\Lambda^{(t)}}$
3.	end while
4.	$\alpha \leftarrow \mathbf{0}_K$
5.	$\alpha(\mathbf{D}_{\Lambda^{(t)}}) \leftarrow \alpha_{\Lambda^{(t)}}$
6.	return $\alpha, \Lambda^{(t)}$

$$\min_{\alpha} \|\mathbf{X} - \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{H}^T\|_F^2 = \min_{\alpha} \left\| \mathbf{X} - \sum_{i=1}^{K_1} \sum_{j=1}^{K_2} a_{ij} \mathbf{B}_{ij} \right\|_F^2 \quad (6)$$

به منظور بهره‌وری محاسباتی، تکرارپذیری الگوهای محلی و ایجاد پایایی محلی در یادگیری لغت‌نامه دوبعدی، ورودی به بلوک‌های کوچک‌تری تقسیم‌بندی می‌شود. با تقسیم داده ورودی به بلوک‌هایی به صورت $\{\mathbf{X}_i \in \mathbb{R}^{s_1 \times s_2}\}_{i=1}^{N_p}$ ، تابع هدف مسئله بهینه‌سازی یادگیری لغت‌نامه را می‌توان به صورت رابطه (۷) بازنویسی کرد (لی و همکاران، ۲۰۲۱):

$$\min_{\mathbf{A}_i} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{X}_i - \mathbf{V}\mathbf{A}_i\mathbf{H}^T\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{X}_i\|_1 \quad (7)$$

که $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_{K_2}] \in \mathbb{R}^{s_2 \times K_2}$ ، $\mathbf{A}_i \in \mathbb{R}^{K_1 \times K_2}$ و $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_{K_1}] \in \mathbb{R}^{s_1 \times K_1}$ است و همچنین λ ضریب لاگرانژ است که تعادل بین تنگی و خطای بازیابی بلوک‌ها را کنترل می‌کند. به منظور کارایی محاسباتی، قید تنگی در رابطه (۷) از نرم صفر به نرم یک تبدیل شده است. روش تعقیب تطبیقی متعامد دوبعدی (فانگ و همکاران، ۲۰۱۲) از متداول‌ترین الگوریتم‌های برای حل مسئله بهینه‌سازی رابطه (۷) می‌باشد که در جدول ۲ توضیح داده شده است.

لی و همکاران (۲۰۲۱) به منظور افزایش کارایی محاسباتی و امکان تعمیم بازنمایی تنک به حالت دوبعدی، فرض کردند که لغت‌نامه دارای ساختار جداشونده باشد. به عبارت دیگر، بتوان لغت‌نامه $\mathbf{D}$ را به صورت ضرب کرونیگر (Kronecker) دو ماتریس کوچک‌تر $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_{K_2}] \in \mathbb{R}^{M \times K_2}$ و $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_{K_1}] \in \mathbb{R}^{N \times K_1}$ مطابق رابطه (۴) تعریف کرد که به ترتیب لغت‌نامه‌های رویدادهای افقی و عمودی هستند.

$$\mathbf{D} = \mathbf{H} \otimes \mathbf{V} = \begin{bmatrix} h_{11}\mathbf{V} & h_{12}\mathbf{V} & \dots & h_{1K_2}\mathbf{V} \\ h_{21}\mathbf{V} & h_{22}\mathbf{V} & \dots & h_{2K_2}\mathbf{V} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N1}\mathbf{V} & h_{N2}\mathbf{V} & \dots & h_{NK_2}\mathbf{V} \end{bmatrix} \quad (4)$$

حال با در نظر گرفتن رابطه (۴) می‌توان رابطه (۳) در بازنمایی تنک را به صورت رابطه (۵) بازنویسی کرد (لی و همکاران، ۲۰۲۱):

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} \|\mathbf{x} - \mathbf{D}\alpha\|_2^2 &\equiv \min_{\alpha} \|\mathbf{x} - (\mathbf{H} \otimes \mathbf{V})\alpha\|_2^2 \\ &\equiv \min_{\alpha} \|\text{vec}(\mathbf{X}) - \text{vec}(\mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{H}^T)\|_2^2 \equiv \min_{\alpha} \|\mathbf{X} - \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{H}^T\|_F^2 \\ \text{s. t. } \|\alpha\|_0 &\leq k \end{aligned} \quad (5)$$

که $\alpha = \text{vec}(\mathbf{A} = [a_{ij}])$ با تعریف اتم‌های دوبعدی $\mathbf{B}_{ij} = \mathbf{v}_i \mathbf{h}_j^T \in \mathbb{R}^{N \times M}$ می‌توان مسئله بهینه‌سازی تنک دوبعدی رابطه (۵) را به صورت مسئله بهینه‌سازی رابطه (۶) بازنویسی کرد:

جدول ۲. روش محاسبه ضرایب بردار تنک در مرحله گذار تنک به روش تعقیب تطبیقی متعامد دوبعدی (فانگ و همکاران، ۲۰۱۲).

Orthogonal Matching Pursuit algorithm:	
Input:	- Observation matrix: $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ - Predefined dictionaries: $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_{K_1}] \in \mathbb{R}^{M \times K_1}, \mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{K_2}] \in \mathbb{R}^{N \times K_2}$ - 2D atoms: $\mathbf{B}_{ij} = \mathbf{v}_i \mathbf{h}_j^T$ - Sparsity level k
Output:	- Sparse coefficient matrix: $\mathbf{A}$ - Support set: $\Lambda \subseteq \{1, \dots, K_1\} \times \{1, \dots, K_2\}$
Main core	
1.	Initialize residual $\mathbf{R}^{(0)} \leftarrow \mathbf{X}$, support $\Lambda^{(0)} \leftarrow \emptyset$, iteration $t \leftarrow 0$
2.	while stopping criterion not met (reach to sparsity level) do
2.1.	$t \leftarrow t + 1$
2.2.	Atom selection: choose 2D atom indices (i_t, j_t) most correlated with current residual
	$(i_t, j_t) = \arg \max_{\{i \in \{1, \dots, K_1\}, j \in \{1, \dots, K_2\} - \Lambda^{(t-1)}\}} \langle \mathbf{R}^{(t-1)}, \mathbf{B}_{ij} \rangle $
2.3.	Update support set: $\Lambda^{(t)} \leftarrow \Lambda^{(t-1)} \cup \{(i_t, j_t)\}$
2.4.	Orthogonal projection: solve least-squares on active subdictionary
	$\mathcal{U} = \{(i, j) : (i, j) \in \Lambda^{(t)}\}$ $\mathbf{Q} = [\text{tr}(\mathbf{B}_{u_k} \mathbf{B}_{u_l}^T)], \mathbf{f} = [\text{tr}(\mathbf{Y} \mathbf{B}_{u_k}^T)]$ $\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{f}$
2.5.	Update residual: $\mathbf{R}^{(t)} \leftarrow \mathbf{Y} - \mathbf{V} \hat{\mathbf{A}}_t \mathbf{H}^T$
3.	end while
4.	$\mathbf{A} \leftarrow \mathbf{0}_{K_1 \times K_2}$
5.	$\mathbf{A}(\Lambda^{(t)}) \leftarrow \hat{\mathbf{A}}_t$
6.	return $\mathbf{A}, \Lambda^{(t)}$

۲-۲. بروزرسانی لغتنامه

مرحله بروزرسانی لغتنامه، شامل بروزرسانی اتم‌های لغتنامه با فرض ثابت بودن ماتریس ضرایب متناظر با استفاده از مجموعه‌ای N_p تایی از بلوک‌های حاصل از داده ورودی است به گونه‌ای که خطای بازسازی مطابق توابع هدف رابطه (۸) کاهش یابد (لی و همکاران، ۲۰۲۱):

$$\min_{\mathbf{V}} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{X}_i - \mathbf{V} \mathbf{Z}_1^i\|_F^2 \min_{\mathbf{V}} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{X}_i - \mathbf{V} \mathbf{Z}_1^i\|_F^2$$

$$\min_{\mathbf{H}} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{X}_i^T - \mathbf{H} \mathbf{Z}_2^i\|_F^2$$

$$\mathbf{Z}_1^i = \mathbf{A}_i \mathbf{H}^T, \mathbf{Z}_2^i = \mathbf{A}_i \mathbf{V}^T \quad (8)$$

برای حل مسئله به‌روزرسانی لغتنامه دو رویکرد اصلی MOD و K-SVD وجود دارد. در روش MOD همه اتم‌ها به‌طور هم‌زمان با حل یک مسئله کمترین مربعات و بدون توجه دقیق به الگوی تنکی ضرایب به‌روزرسانی می‌شوند که می‌تواند کارایی لغتنامه را کاهش دهد. در مقابل، K-SVD اتم‌ها را به‌صورت متوالی و با در نظر گرفتن نمونه‌های استفاده‌کننده از هر اتم به‌روزرسانی می‌کند و به تطبیق بهتر با ساختار داده و کاهش خطای بازسازی منجر می‌شود، هرچند پیچیدگی محاسباتی بیشتری دارد. در جدول ۳ روش کار K-SVD برای بروزرسانی لغتنامه بر اساس تابع هدفی به‌صورت $\min_{\mathbf{p}} \|\mathbf{X} - \mathbf{D} \mathbf{A}\|_F^2$ نشان داده شده است.

جدول ۳. روش بروزرسانی اتم‌های لغت‌نامه به روش K-SVD (آهارون و همکاران، ۲۰۰۶).

Dictionary update using K-SVD	
Input:	
-	Training data matrix: $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times M}$
-	Current dictionary: $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_K] \in \mathbb{R}^{NM \times K}$, $\ \mathbf{d}_i\ _2 = 1, \forall i = 1, \dots, K$
-	Sparse coefficient matrix: $\mathbf{A}$
Output:	
-	Updated dictionary: $\mathbf{D}$
Main core	
1.	for $i = 1$ to NM do
1.1.	Identify the set of blocks that use atom $\mathbf{d}_i$: $\Omega_i = \{j \mathbf{A}(i, j) \neq 0\}$
1.2.	If Ω_i is empty, then skip this atom and continue
1.3.	Compute the representation error excluding atom $\mathbf{d}_i$: $\mathbf{E}_i = \mathbf{X}(:, \Omega_i) - \sum_{j \neq i} \mathbf{d}_j \mathbf{A}(j, \Omega_i)$
1.4.	Apply Singular Value Decomposition (SVD): $[\mathbf{U}, \mathbf{S}, \mathbf{V}] = \text{svd}(\mathbf{E}_i)$
1.5.	Update dictionary atom: $\mathbf{d}_i = \mathbf{U}(:, 1)$
2.	end for

۳-۲. فرایند نوفه‌زدایی

شکل ۱ روندنمای الگوریتم مورد استفاده برای نوفه‌زدایی داده‌های لرزه‌ای دوبعدی با استفاده از یادگیری لغت‌نامه را نشان داده است. طبق روندنمای نشان داده شده، ابتدا مقطع لرزه‌ای به بلوک‌های با همپوشانی تقسیم‌بندی می‌شود و سپس با استفاده از بلوک‌های به‌دست‌آمده، یادگیری لغت‌نامه انجام می‌شود. در مرحله بعد، با استفاده از لغت‌نامه یادگرفته شده، نمایش $\mathbf{X}$ بلوک‌ها به دست می‌آید. همان‌طور که قبلاً بیان شد، الزام قید $\mathbf{X}$ در بازنمایی بلوک‌ها باعث می‌شود که نوفه تصادفی در فرایند بازنمایی تضعیف شود. در نهایت، مقطع لرزه‌ای نوفه‌زدا شده از میانگین‌گیری بخش‌های دارای همپوشانی بلوک‌های نوفه‌زدا شده به دست می‌آید.

۳. نتایج

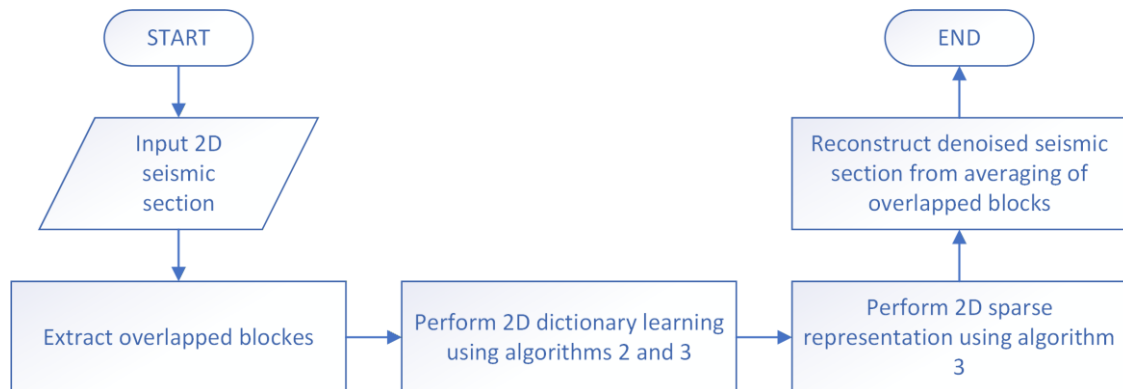
به منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، الگوریتم مذکور

در دو حالت داده مصنوعی و داده صحرایی مورد بررسی قرار می‌گیرد و نتایج آن با روش‌های کلاسیک یادگیری لغت‌نامه، فیلتر نقطه پیشینه زمان-فرکانس (لیو و همکاران، ۲۰۱۲) و تحلیل طیف تکین در حوزه FX (تیواری و ریکاپالی، ۲۰۲۰) مقایسه می‌شود. همچنین به منظور ارزیابی کمی نتایج همزمان با مقایسه کیفی، در داده مصنوعی از نسبت سیگنال به نوفه قبل و بعد از نوفه‌زدایی مطابق رابطه (۹) و خطای بازیابی مطابق رابطه (۱۰) استفاده می‌شود.

$$\text{SNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{\max(\text{Denoised Data})}{\text{MSE}(\text{Denoised Data} - \text{Noisy Data})} \right) \quad (9)$$

$$\text{Recovery Error} = \frac{\|\text{Denoised Data} - \text{Noisy Data}\|_F^2}{\|\text{Denoised Data}\|_F^2} \quad (10)$$

برای مقایسه کمی نتایج در داده صحرایی از محاسبه ضریب همبستگی محلی میان داده ورودی و نوفه تضعیف شده به منظور محاسبه کمی میزان نشت سیگنال استفاده می‌شود (پگاه و همکاران، ۲۰۲۵).



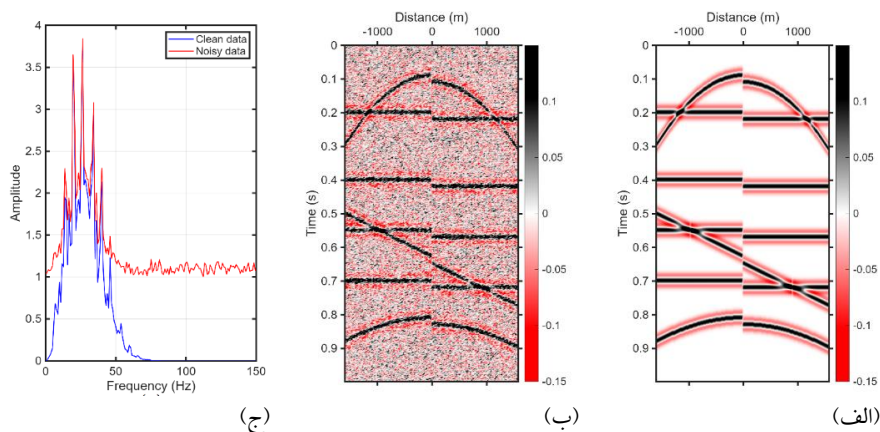
شکل ۱. روندنمای نوفه‌زدایی مقطع لرزه‌ای دوبعدی با استفاده از یادگیری لغت‌نامه (با تغییر از لی و همکاران (۲۰۲۱)).

۳-۱. نتایج داده مصنوعی

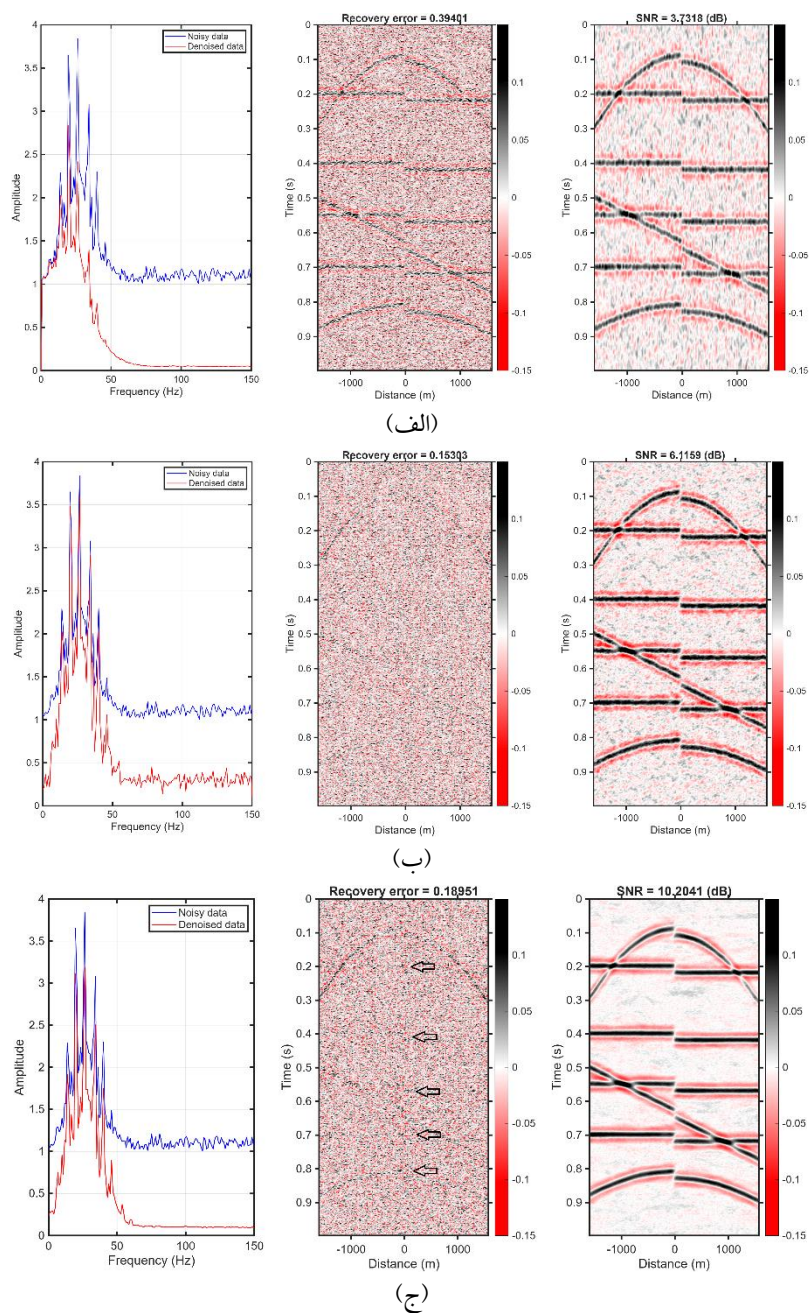
داده مصنوعی مورد استفاده برای ارزیابی روش پیشنهادی، یک مقطع لرزه‌ای متشکل از چهار رویداد افقی، یک رویداد شیب‌دار و دو رویداد منحنی در نظر گرفته شده است. مقطع دارای ۱۲۸ ردلرزه و ۵۰۰ نمونه زمانی در هر ردلرزه با گام نمونه‌برداری ۰/۰۰۲ ثانیه می‌باشد. در تولید مقطع لرزه‌ای مورد نظر از موجک ریکر با فرکانس غالب ۲۵ هرتز استفاده شده است. همچنین با جابجایی ۱۰ نمونه زمانی میان دو ردلرزه شماره ۶۴ و ۶۵، یک گسل در مقطع ایجاد شده است. در شکل ۲-الف مقطع لرزه‌ای حاصل در حالت بدون نوفه و در شکل ۲-ب مقطع لرزه‌ای آغشته به نوفه تصادفی با نسبت سیگنال به نوفه ۴-دسی‌بل نشان داده شده است. طیف دامنه میانگین مقطع مصنوعی قبل و بعد از آغشته شده به نوفه تصادفی در شکل ۲-ج نشان داده شده است.

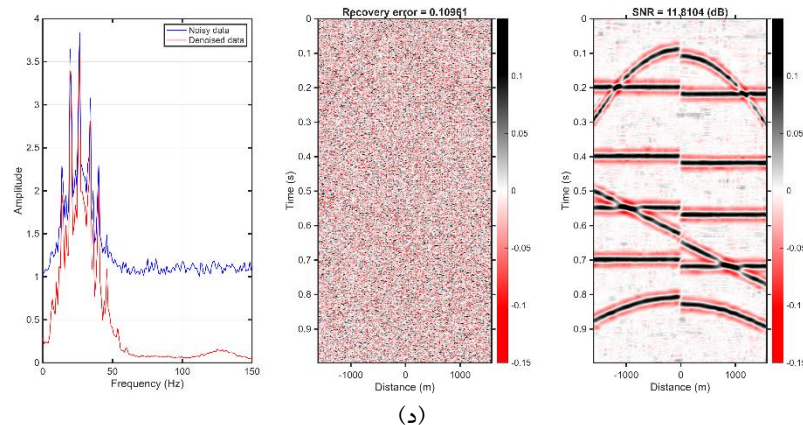
شکل ۳ نتایج نوفه‌زدایی چهار روش نقطه پیشینه زمان-فرکانس، تحلیل طیف تکین در حوزه FX، یادگیری لغت‌نامه یک‌بعدی و دوبعدی را بر روی مقطع مصنوعی نشان می‌دهد؛ در کنار خروجی‌ها، مقطع تفاضل برای ارزیابی نشت سیگنال و طیف دامنه میانگین برای مقایسه محتوای فرکانسی قبل و بعد از نوفه‌زدایی ترسیم شده است. در روش نقطه پیشینه زمان-فرکانس با پنجره ۹ نمونه‌ای،

نسبت سیگنال به نوفه از ۴-دسی‌بل به ۳/۷۳ دسی‌بل افزایش یافته و خطای بازیابی ۰/۳۹۴ بیانگر نوفه‌زدایی ضعیف و نشت سیگنال قابل توجه است که در تغییر طیف دامنه نیز مشهود است. روش تحلیل طیف تکین در FX با پنجره ۲۳ نمونه و رتبه ۸، SNR را به ۶/۱۲ دسی‌بل رسانده و با خطای ۰/۱۵۳ ضمن تضعیف بیشتر نوفه، نشت کمتری نسبت به روش قبلی داشته و محتوای فرکانسی سیگنال را عمدتاً حفظ کرده است. در رویکرد یادگیری لغت‌نامه یک‌بعدی (پنجره ۱۶×۱۶، اندازه لغت‌نامه ۱۰۲۴، تُنکی ۲، ۱۰۰ تکرار، ۵۰۰۰ پنجره) SNR به ۱۰/۲ دسی‌بل و خطای بازسازی به ۰/۱۸۹۵ رسیده است؛ هرچند نشت جزئی در محل ناپیوستگی‌ها دیده می‌شود. در مقابل، رویکرد دوبعدی (پنجره ۲۲×۲۲، لغت‌نامه ۴۴×۴۴، تُنکی ۴، ۱۰۰ تکرار، ۵۰۰۰ پنجره) با SNR برابر ۱۱/۸۱ دسی‌بل و خطای ۰/۱۰۹۶ بهترین حفظ سیگنال و کمترین نشت را نشان می‌دهد؛ ضمن آن‌که محتوای فرکانسی در بازه ۰ تا ۵۰ هرتز تقریباً ثابت مانده و افت شدید خارج از باند سیگنال مشاهده می‌شود. در مجموع، هر دو رویکرد یادگیری لغت‌نامه، به‌ویژه نسخه دوبعدی، در تضعیف نوفه تصادفی و حفظ محتوای سیگنال نسبت به دو روش دیگر برتری دارند؛ مقادیر دقیق SNR و خطای بازیابی در جدول ۱ خلاصه شده است.



شکل ۲. مقطع لرزه‌ای مصنوعی در حالت (الف) بدون نوفه و (ب) آغشته به نوفه تصادفی با نسبت سیگنال به نوفه ۴-دسی‌بل. (ج) طیف دامنه میانگین مقطع مصنوعی قبل (آبی) و بعد از آغشته شده به نوفه تصادفی (قرمز).





شکل ۳. تضعیف نوفه تصادفی در مقطع لرزه‌ای مصنوعی شکل ۱ به روش (الف) نقطه بیشینه زمان-فرکانس، (ب) تحلیل طیف تکین در حوزه FX، (ج) یادگیری لغت‌نامه کلاسیک با رویکرد یک‌بعدی و (د) یادگیری لغت‌نامه پیشنهادی با رویکرد دوبعدی. در هر ردیف از راست به چپ: مقطع لرزه‌ای پس از نوفه‌زدایی، تفاضل مقطع لرزه‌ای نوفه‌ای و نتیجه نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین مقطع لرزه‌ای نوفه‌ای و نتیجه نوفه‌زدایی.

جدول ۱. مقایسه مقادیر نسبت سیگنال به نوفه و خطای بازیابی در چهار روش مورد استفاده برای نوفه‌زدایی.

روش یادگیری لغت‌نامه	روش یادگیری لغت‌نامه	روش تحلیل طیف	روش نقطه بیشینه	داده	
پیشنهادی با رویکرد دوبعدی	کلاسیک با رویکرد یک‌بعدی	تکین در حوزه FX	زمان - فرکانس	ورودی	
۱۱/۸۱	۱۰/۲۰	۶/۱۲	۳/۷۳	-۴	نسبت سیگنال به نوفه
۰/۱۰۹۶	۰/۱۸۹۵	۰/۱۵۳۰	۰/۳۹۴۰	-	خطای بازیابی

کوچک منجر به یادگیری ناقص الگوها و خطای بازیابی (باقی‌ماندن نوفه یا نشت سیگنال) می‌شود، درحالی‌که پنجره بسیار بزرگ نیازمند لغت‌نامه حجیم‌تر و افزایش هزینه محاسباتی است. شکل ۴، روند تغییرات معیارهای SNR، خطای بازیابی و زمان محاسبات را نسبت به ابعاد پنجره در دو رویکرد یک و دوبعدی نشان می‌دهد. مقدار ابعاد پنجره از 4×4 تا 30×30 با گام ۲ افزایش داده شده است. پارامتر ابعاد لغت‌نامه برای رویکرد یک‌بعدی به صورت $K = 4n_1n_2$ در نظر گرفته شده است که n_1 و n_2 ابعاد پنجره مورد استفاده است. در رویکرد دوبعدی، ابعاد لغت‌نامه $(K_1 \times K_2)$ به گونه‌ای در نظر گرفته شده است که $K_1K_2 = 4n_1n_2$ برقرار باشد. پارامتر n_1 و n_2 در رویکرد یک‌بعدی برابر با ۲ و در رویکرد دوبعدی برابر با ۴ در نظر گرفته شده است. تعداد تکرارها در هر دو رویکرد برابر ۱۰۰ و تعداد پنجره‌های مورد استفاده در آموزش لغت‌نامه نیز برابر ۵۰۰۰ در هر دو رویکرد در نظر گرفته شده است. با

۲-۳. پارامترهای مؤثر بر عملکرد روش یادگیری لغت‌نامه

کارایی یادگیری لغت‌نامه به ابعاد پنجره، تعداد اتم‌ها، پارامتر n ، تعداد تکرارها و قطعه‌های آموزشی وابسته است. در رویکرد دوبعدی، اتم‌ها جداگانه در دو جهت افقی و عمودی یادگیری و ترکیب می‌شوند؛ بنابراین با اتم‌های کمتر، تنوع الگویی بیشتری را پوشش داده و نیاز به لغت‌نامه حجیم (مانند رویکرد یک‌بعدی) را حذف می‌کند. به دلیل فضای بیانگری گسترده‌تر، مقدار n در این رویکرد بزرگ‌تر انتخاب می‌شود. همچنین برای بازنمایی n بهینه، لغت‌نامه باید بیش کامل باشد که معمولاً با نسبت ۴:۱ (تعداد اتم‌ها به نمونه‌های هر پنجره) تأمین می‌شود.

ابعاد پنجره، پارامتر کلیدی در یادگیری لغت‌نامه برای نوفه‌زدایی لرزه‌ای است؛ پنجره‌های کوچک هم‌پوشان، یادگیری و بازنمایی n الگوهای محلی را تسهیل کرده و جدایش سیگنال از نوفه را بهبود می‌بخشند. پنجره بسیار

حفظ الگوهای ساختاری و استفاده از دو لغت‌نامه جداگانه (افقی و قائم)، حتی در پنجره‌های بزرگ با تعداد اتم محدود، عملکرد بهتری ارائه می‌دهد. با توجه به معیارهای SNR، خطای بازتابی و زمان، ابعاد بهینه پنجره برای رویکرد یک‌بعدی 16×16 (لغت‌نامه ۱۰۲۴) و برای دوبعدی 22×22 (لغت‌نامه 44×44) انتخاب شد.

پارامتر تنگی نیز از عوامل مؤثر بر عملکرد یادگیری لغت‌نامه است. با ثابت‌سازی سایر پارامترها (ابعاد پنجره، ابعاد لغت‌نامه، تعداد تکرار مرحله یادگیری و تعداد پنجره‌های مورد استفاده در آموزش به ترتیب 16×16 ، 1024 ، 100 و 5000 در رویکرد یک‌بعدی و 22×22 ، 44×44 ، 100 و 5000 در رویکرد دوبعدی) و تغییر تنگی از ۱ تا ۶، عملکرد دو رویکرد از منظر SNR خروجی، خطای بازتابی و زمان محاسبات ارزیابی شد که در شکل ۵ نشان داده شده است. در رویکرد یک‌بعدی، SNR تا مقدار تنگی برابر با ۲ افزایش و سپس کاهش می‌شود، خطای بازتابی تا مقدار تنگی برابر با ۴ کاهش و پس از آن افزایش می‌یابد و زمان محاسبات همواره صعودی است. در رویکرد دوبعدی، SNR تا مقدار تنگی ۴ و خطای بازتابی تا مقدار تنگی برابر ۵ بهینه می‌شوند، درحالی‌که زمان محاسبات همچنان با افزایش تنگی رشد می‌کند. این نتایج نشان می‌دهد رویکرد دوبعدی به دلیل حفظ ساختار فضایی، به مقادیر تنگی بزرگ‌تری برای بازتابی بهینه نیاز دارد.

بررسی و تحلیل نمودارها می‌توان نتایج زیر را به دست آورد:

* در رویکرد یک‌بعدی:

- نسبت سیگنال به نوفه ابتدا با افزایش ابعاد پنجره، افزایش می‌یابد؛ اما پس از ابعاد پنجره 16×16 روند تغییرات نسبت سیگنال به نوفه کاهش می‌شود.

- خطای بازتابی ابتدا با افزایش ابعاد پنجره، کاهش می‌یابد؛ اما پس از ابعاد پنجره 10×10 روند تغییرات خطای بازتابی افزایشی می‌شود.

- زمان محاسبات همواره با افزایش ابعاد پنجره، به صورت نمایی افزایش می‌یابد.

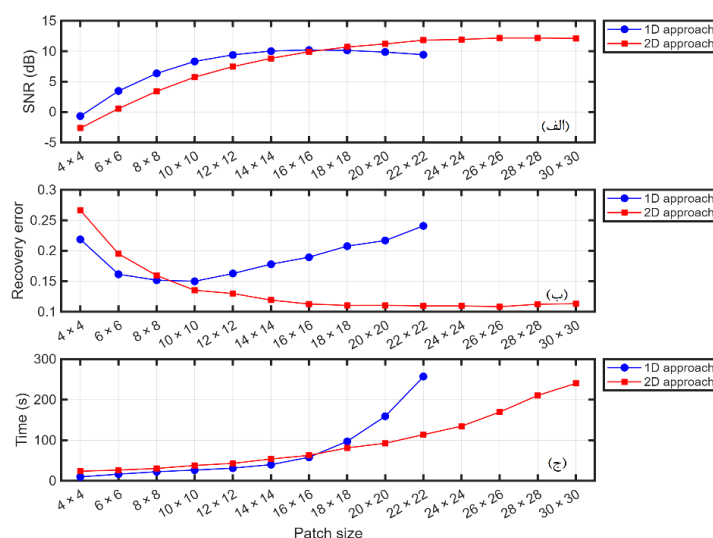
* در رویکرد دوبعدی:

- نسبت سیگنال به نوفه همواره با افزایش ابعاد پنجره، روند افزایشی دارد.

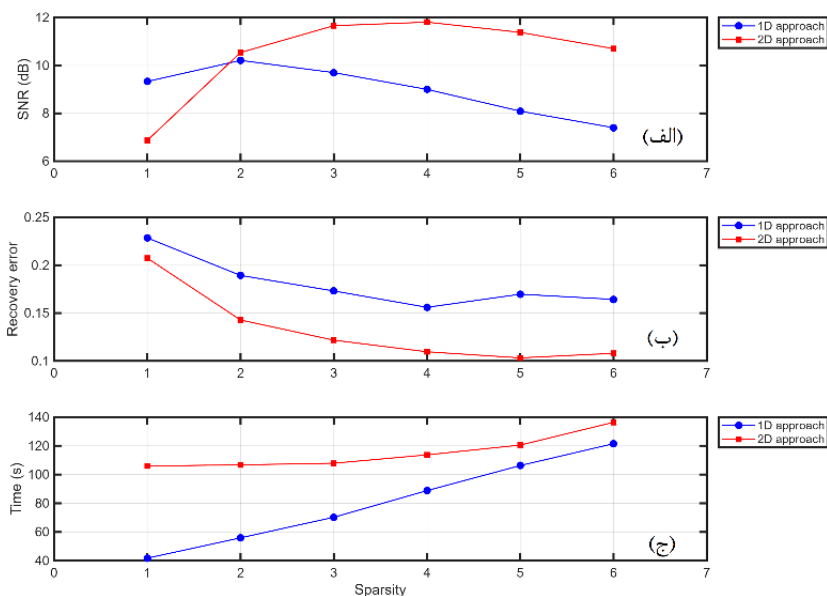
- خطای بازتابی همواره با افزایش ابعاد پنجره، روند کاهش دارد.

- زمان محاسبات همواره با افزایش ابعاد پنجره، به صورت نمایی افزایش می‌یابد.

تفاوت رفتار دو رویکرد ناشی از اثر برداری‌سازی در روش یک‌بعدی است که با افزایش ابعاد پنجره، ساختار فضایی داده را مخدوش و بُعد مسئله را به سرعت افزایش می‌دهد؛ از این رو نیاز به لغت‌نامه‌های بزرگ‌تر و زمان محاسباتی بیشتر (با شیب نمایی) دارد. در مقابل، رویکرد دوبعدی با



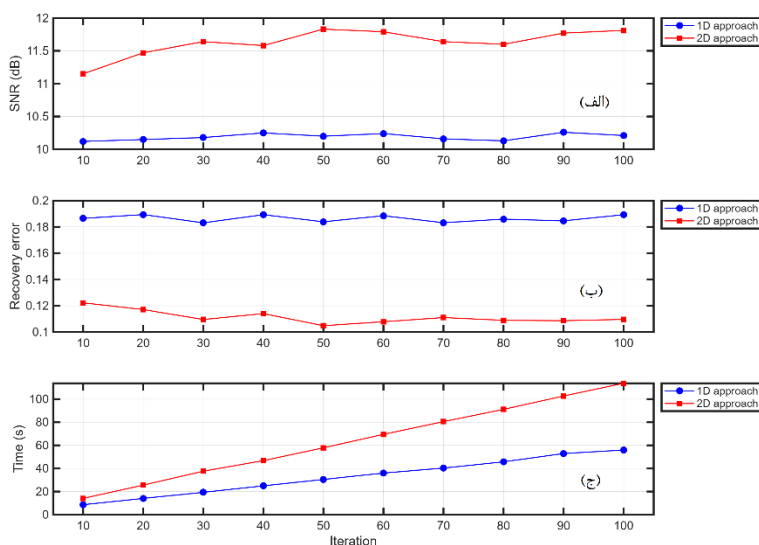
شکل ۴. نحوه تغییر (الف) نسبت سیگنال به نوفه خروجی، (ب) خطای بازتابی و (ج) زمان محاسبات با تغییر ابعاد پنجره برای دو رویکرد (آبی) یک‌بعدی و (قرمز) دوبعدی روش یادگیری لغت‌نامه برای نوفه‌زدایی مقطع لرزه‌ای شکل ۲.



شکل ۵. نحوه تغییر (الف) نسبت سیگنال به نوفه خروجی، (ب) خطای بازیابی و (ج) زمان محاسبات با تغییر پارامتر κ برای دو رویکرد (آبی) یکبعدی و (قرمز) دوبعدی روش یادگیری لغت‌نامه برای نوفه‌زدایی مقطع لرزه‌ای شکل ۲.

مقطع لرزه‌ای مصنوعی شکل ۲ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، افزایش تعداد تکرار در هر دو رویکرد تأثیر چشمگیری در بهبود نسبت سیگنال به نوفه و کاهش خطای بازیابی ندارد و فقط زمان محاسبات را به‌صورت خطی افزایش می‌دهد. لذا می‌توان گفت که الگوریتم یادگیری لغت‌نامه به‌خصوص در رویکرد یکبعدی در مقابل تعداد تکرار پایدار است و نیازی به انتخاب یک مقدار بزرگ برای تعداد تکرار نیست.

پارامتر تأثیرگذار دیگر، تعداد تکرارهای الگوریتم یادگیری و به‌روزرسانی لغت‌نامه است. در شکل ۶، با در نظر گرفتن مقادیر ابعاد پنجره، ابعاد لغت‌نامه، پارامتر κ و تعداد پنجره‌های مورد استفاده در آموزش به‌ترتیب 16×16 ، 1024 ، 2 و 5000 در رویکرد یکبعدی و به‌ترتیب 22×22 ، 44×44 ، 4 و 5000 در رویکرد دوبعدی و تغییر تعداد تکرارها از 10 تا 100 با گام 10 ، تغییرات نسبت سیگنال به نوفه خروجی، خطای بازیابی و زمان محاسبات با تعداد تکرار برای نوفه‌زدایی



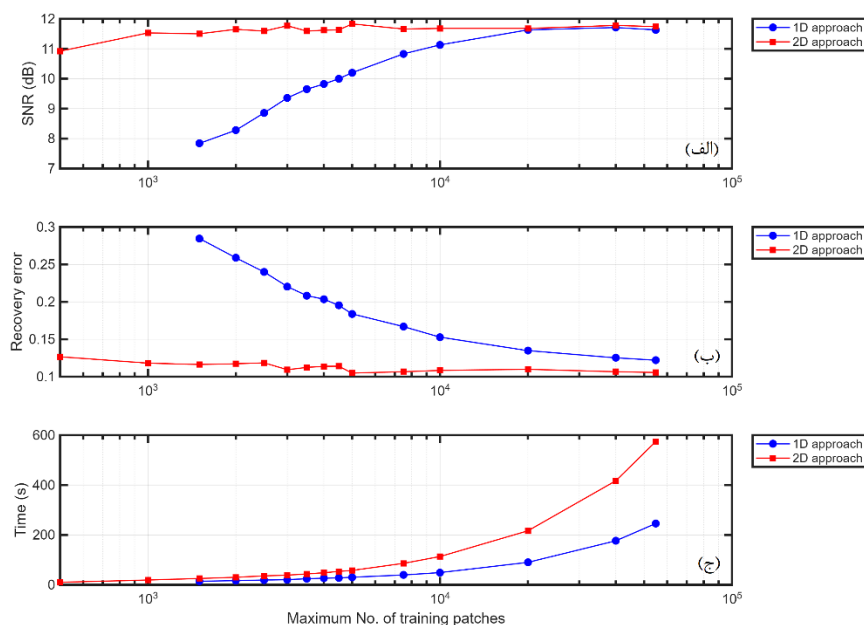
شکل ۶. نحوه تغییر (الف) نسبت سیگنال به نوفه خروجی، (ب) خطای بازیابی و (ج) زمان محاسبات با تغییر تعداد تکرار الگوریتم به‌روزرسانی لغت‌نامه برای دو رویکرد (آبی) یکبعدی و (قرمز) دوبعدی روش یادگیری لغت‌نامه برای نوفه‌زدایی مقطع لرزه‌ای شکل ۲.

تأکید خطای بازیابی بیشتر بر روی میزان نشت سیگنال است. به همین دلیل رفتار این دو پارمتر با یکدیگر همگام نیست.

در این بخش، کارایی دو رویکرد یک‌بعدی و دوبعدی یادگیری لغت‌نامه در نوفه‌زدایی داده لرزه‌ای شکل ۲ برای سطوح مختلف نوفه از ۸- تا ۸+ دسی‌بل ارزیابی شده است. در آزمایش‌ها، پارامترهای مربوط به ابعاد پنجره، ابعاد لغت‌نامه، تعداد تکرار آموزش و تعداد پنجره‌های آموزشی در رویکرد یک‌بعدی به ترتیب 16×16 ، ۱۰۲۴، ۱۰۰ و ۵۰۰۰ و در رویکرد دوبعدی 22×22 ، 44×44 ، ۱۰۰ و ۵۰۰۰ تنظیم شده‌اند. مقدار پارامتر تنگی نیز متناسب با سطح نوفه برای دستیابی به بهترین بازنمایی انتخاب شده است؛ زیرا با افزایش نسبت سیگنال به نوفه، جزئیات ساختاری پنجره‌ها واضح‌تر شده و برای جلوگیری از بیش‌هموارسازی خروجی، مشارکت اتم‌های بیشتری در بازنمایی لازم است. نتایج شکل ۸ نشان می‌دهد که در سطوح بالای نوفه، رویکرد دوبعدی به دلیل توانایی بهتر در حفظ ساختارهای فضایی، عملکرد دقیق‌تری در جداسازی سیگنال از نوفه دارد؛ اما با کاهش نوفه و ساده‌تر شدن بازنمایی داده، تفاوت عملکرد دو رویکرد کاهش یافته و کارایی آنها به یکدیگر نزدیک می‌شود.

در این بخش، تأثیر تعداد پنجره‌های مورد استفاده در یادگیری و به‌روزرسانی لغت‌نامه بر عملکرد نوفه‌زدایی در رویکردهای یک‌بعدی و دوبعدی بررسی شده است. با در نظر گرفتن حداکثر همپوشانی، تعداد کل پنجره‌های استخراج شده از داده لرزه‌ای مصنوعی برابر با ۵۴۸۰۵ است، اما استفاده از همه آنها زمان محاسبات را به شدت افزایش می‌دهد؛ بنابراین بخشی از پنجره‌ها به صورت تصادفی برای آموزش انتخاب می‌شوند. نتایج نشان می‌دهد در رویکرد یک‌بعدی با افزایش تعداد پنجره‌ها نسبت سیگنال به نوفه خروجی افزایش و خطای بازیابی کاهش می‌یابد، در حالی که در رویکرد دوبعدی تغییرات این شاخص‌ها اندک و نسبتاً پایدار است. همچنین در رویکرد یک‌بعدی از حدود ۱۰۰۰۰ پنجره به بعد بهبود محسوسی مشاهده نمی‌شود، در حالی که زمان محاسبات با افزایش تعداد پنجره‌ها به صورت نمایی افزایش می‌یابد و این افزایش در رویکرد دوبعدی بیشتر است. بر این اساس، برای حفظ تعادل بین کیفیت نوفه‌زدایی و هزینه محاسباتی، تعداد ۵۰۰۰ پنجره به صورت تصادفی برای آموزش انتخاب شد.

عدم تغییرات همگام نسبت سیگنال به نوفه با خطای بازیابی در این است که تأکید نسبت سیگنال به نوفه بر تضعیف حداکثری نوفه تصادفی است در حالی که

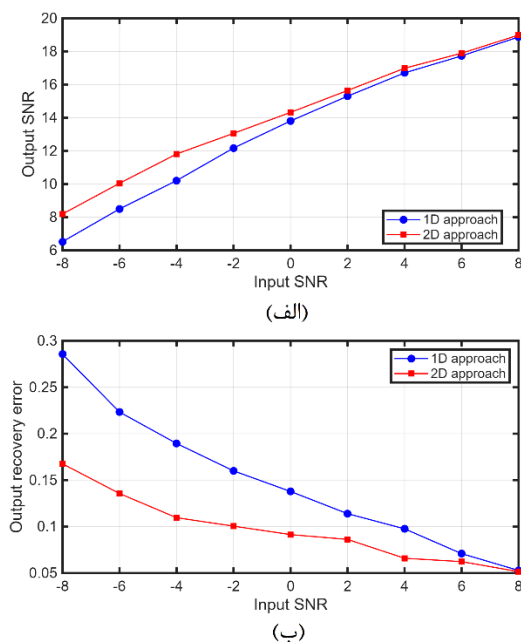


شکل ۷. نحوه تغییر (الف) نسبت سیگنال به نوفه خروجی، (ب) خطای بازیابی و (ج) زمان محاسبات با تغییر تعداد پنجره‌های مورد استفاده در آموزش لغت‌نامه برای دو رویکرد (آبی) یک‌بعدی و (قرمز) دوبعدی روش یادگیری لغت‌نامه برای نوفه‌زدایی مقطع لرزه‌ای شکل ۲.

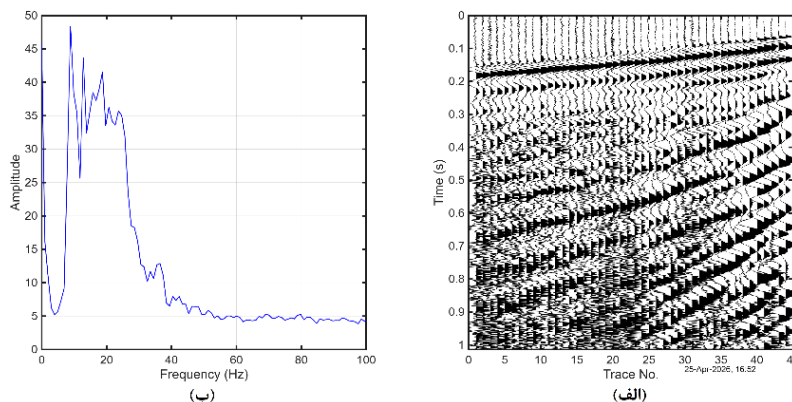
۳-۳. نتایج داده صحرایی

واقعی با رکورد نوفه‌زدا شده به‌منظور تعیین کیفی میزان نشت سیگنال در فرایند نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین جهت مقایسه محتوای فرکانسی رکورد قبل و بعد از فرایند نوفه‌زدایی ترسیم شده است. در شکل ۱۰-الف به ترتیب از راست به چپ نتیجه نوفه‌زدایی رکورد لرزه‌ای با روش نقطه پیشینه زمان-فرکانس، تفاضل رکورد صحرایی قبل و بعد از نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین رکورد لرزه‌ای واقعی و نوفه‌زدا شده نشان داده شده است. طول پنجره محاسبه نمایش زمان-فرکانس در این روش، آنقدر کوچک (۹ نمونه) در نظر گرفته شده است تا کمترین میزان نشت سیگنال در آن اتفاق نیافتد.

داده صحرایی مورد استفاده برای ارزیابی روش پیشنهادی، یک بخشی از یک رکورد لرزه‌ای دوبعدی دارای ۴۴ ردلرزه و ۱۰۱۵ نمونه زمانی در هر ردلرزه با گام نمونه‌برداری ۰/۰۰۱ ثانیه می‌باشد. در شکل ۹-الف رکورد لرزه‌ای صحرایی و در شکل ۹-ب طیف دامنه میانگین آن نشان داده شده است. در شکل ۱۰ نتیجه نوفه‌زدایی با استفاده از روش‌های یادگیری لغت‌نامه دوبعدی، یادگیری لغت‌نامه کلاسیک، فیلتر نقطه پیشینه زمان-فرکانس (لیو و همکاران، ۲۰۱۲) و تحلیل طیف تکین در حوزه FX (تیواری و ریکاپالی، ۲۰۲۰) برای رکورد لرزه‌ای واقعی نشان داده شده است. در شکل ۱۰، تفاضل رکورد لرزه‌ای



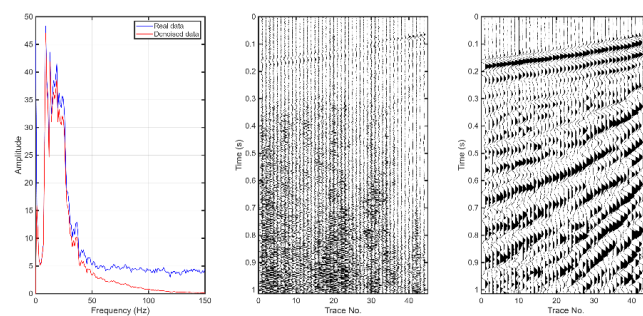
شکل ۸. نحوه تغییر (بالا) نسبت سیگنال به نوفه خروجی و (پایین) خطای بازیابی روش یادگیری لغت‌نامه با نسبت سیگنال به نوفه ورودی مدل مصنوعی شکل ۲ برای دو رویکرد (آبی) یک‌بعدی و (قرمز) دوبعدی.



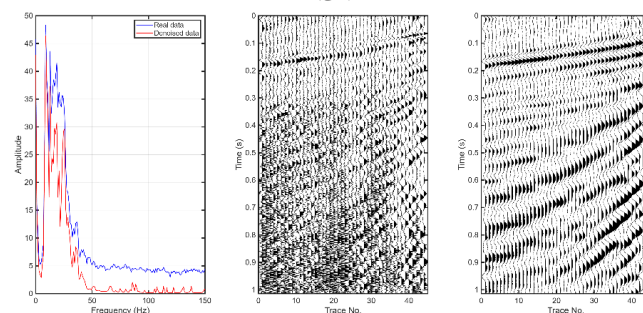
شکل ۹. (الف) بخشی از رکورد لرزه‌ای صحرایی دوبعدی و (ب) طیف دامنه میانگین آن.

در فرایند یادگیری لغت‌نامه و تعداد پنجره‌های مورد استفاده در فرایند یادگیری در رویکرد یک‌بعدی به‌ترتیب برابر با 16×16 ، 1024 ، 2 ، 100 و 5000 و در رویکرد دوبعدی به‌ترتیب برابر با 22×22 ، 44×44 ، 4 ، 100 و 5000 در نظر گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نسبت سیگنال به نوفه در رویکرد یک‌بعدی به مقدار $10/2$ دسی‌بل و در رویکرد دوبعدی به $11/81$ افزایش یافته است که نشان از موفقیت بیشتر روش یادگیری لغت‌نامه در هر دو رویکرد یک و دوبعدی نسبت به دو روش دیگر در تضعیف نوفه تصادفی است. همچنین خطای بازیابی $0/1895$ و $0/1096$ به‌ترتیب برای رویکرد یک و دوبعدی یادگیری لغت‌نامه حاکی از حفظ سیگنال به‌خصوص در رویکرد دوبعدی در فرایند نوفه‌زدایی است. عدم تغییر زیاد در محتوای فرکانسی سیگنال در بازه صفر تا 50 هرتز و افت شدید در خارج از محدوده فرکانسی سیگنال نیز برتری روش یادگیری لغت‌نامه در نوفه‌زدایی را نسبت به دو روش دیگر نشان می‌دهد. همچنین، می‌توان دید که نشت سیگنال جزئی در موقعیت ناپیوستگی‌ها در رویکرد یک‌بعدی که در شکل مربوطه با پیکان‌هایی روی مقطع تفاضل مشخص شده است، در رویکرد دوبعدی دیگر وجود ندارد. در جدول ۱ مقادیر نسبت سیگنال به نوفه هر روش و خطای بازیابی به‌منظور مقایسه راحت‌تر آورده شده است.

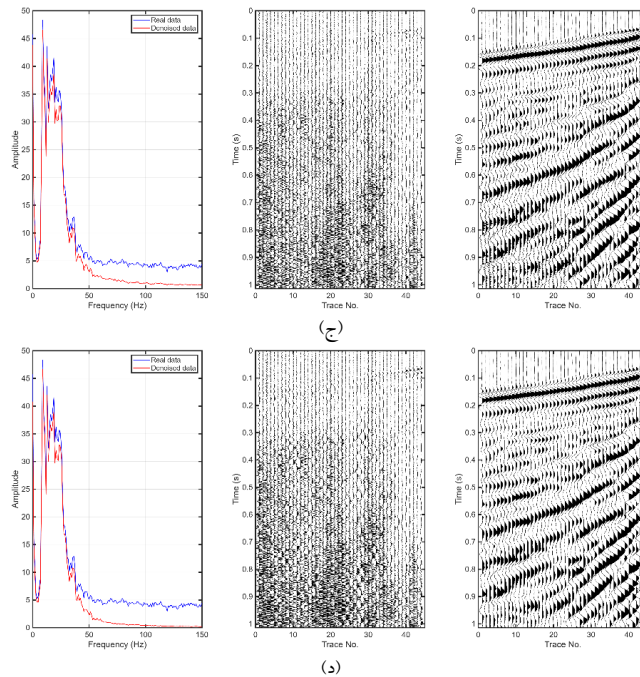
با این وجود، می‌توان میزان قابل‌توجهی از نشت سیگنال به‌خصوص در رویداد خطی شیب‌دار در ابتدای رکورد که دارای فرکانس بالایی است، مشاهده کرد. در شکل ۳-ب به‌ترتیب از راست به چپ نتیجه نوفه‌زدایی رکورد لرزه‌ای صحرایی با روش تحلیل طیف تکین در حوزه FX، رکورد تفاضل داده واقعی و خروجی روش بعد از نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین رکورد صحرایی و نوفه‌زدا شده نشان داده شده است. در این روش طول پنجره برابر با 23 نمونه و رتبه نیز برابر با 7 در نظر گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نسبت سیگنال به نوفه در این روش از $4-$ دسی‌بل به $6/12$ دسی‌بل افزایش یافته است و خطای بازیابی $0/153$ به دست آمده است. نتایج نشان می‌دهد که نسبت به روش نقطه بیشینه زمان-فرکانس، روش تحلیل طیف تکین ضمن تضعیف نوفه تصادفی بیشتر، میزان نشت سیگنال کمتری را هم در پی داشته است و محتوای فرکانسی سیگنال تا حد زیادی بدون تغییر باقی مانده است. در شکل‌های ۳-ج و ۳-د به‌ترتیب از راست به چپ نتیجه نوفه‌زدایی مقطع مصنوعی لرزه‌ای با روش یادگیری لغت‌نامه با رویکرد یک و دوبعدی، تفاضل مقطع نوفه‌ای قبل و بعد از نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین مقطع لرزه‌ای آغشته به نوفه و نوفه‌زدا شده نشان داده شده است. پارامترهای ابعاد پنجره، ابعاد لغت‌نامه، تنگی، تعداد تکرار



(الف)



(ب)



شکل ۱۰. نتیجه تضعیف نوفه تصادفی در رکورد لرزه‌ای واقعی شکل ۹ به‌روش (الف) نقطه بیشینه زمان-فرکانس، (ب) تحلیل طیف تکین در حوزه FX، (ج) یادگیری لغت‌نامه کلاسیک با رویکرد یک‌بعدی و (د) یادگیری لغت‌نامه پیشنهادی با رویکرد دوبعدی. در هر ردیف از راست به چپ: رکورد لرزه‌ای مصنوعی پس از نوفه‌زدایی، تفاضل رکورد لرزه‌ای صحرایی و نتیجه نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین رکورد لرزه‌ای قبل و بعد از نوفه‌زدایی.

برابر با ۸ در نظر گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، این روش نشت سیگنال زیادی را به همراه داشته است و آسیب جدی به سیگنال و محتوای فرکانسی آن وارد کرده است که به خوبی در طیف دامنه میانگین قابل مشاهده است. در شکل‌های ۱۰-ج و ۱۰-د به‌ترتیب نتایج نوفه‌زدایی رکورد لرزه‌ای صحرایی با روش یادگیری لغت‌نامه با رویکردهای یک و دوبعدی نشان داده شده است. در هر روش به‌ترتیب از راست به چپ نتیجه نوفه زدایی، تفاضل رکورد لرزه‌ای قبل و بعد از نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین رکورد لرزه‌ای قبل و بعد از نوفه‌زدایی نشان داده شده است. پارامترهای ابعاد پنجره، ابعاد لغت‌نامه، تئکی، تعداد تکرار در فرایند یادگیری لغت‌نامه و تعداد پنجره‌های مورد استفاده در فرایند یادگیری در رویکرد یک‌بعدی به‌ترتیب برابر با 16×16 ، 1024 ، 4 و 5000 و در رویکرد دوبعدی به‌ترتیب برابر با 22×22 ، 44×44 ، 8 و 5000 در نظر گرفته شده است. به‌منظور مقایسه بهتر، بخش مشترکی از رکورد لرزه‌ای بعد از نوفه‌زدایی با چهار روش به‌صورت بزرگ‌نمایی شده در شکل ۱۱ نشان داده

در شکل ۳-الف به‌ترتیب از راست به چپ نتیجه نوفه‌زدایی مقطع مصنوعی لرزه‌ای با روش نقطه بیشینه زمان-فرکانس، تفاضل مقطع نوفه‌ای قبل و بعد از نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین مقطع لرزه‌ای آغشته به نوفه و نوفه‌زدا شده نشان داده شده است. طول پنجره محاسبه نمایش زمان-فرکانس در این روش، آنقدر کوچک (۹ نمونه) در نظر گرفته شده است تا کمترین میزان نشت سیگنال در آن اتفاق بیفتد. در این روش، نسبت سیگنال به نوفه از ۴- دسی‌بل به $3/73$ دسی‌بل افزایش یافته است که تضعیف نوفه چندانی را نشان نمی‌دهد و خطای بازایی $0/394$ بیانگر نشت سیگنال قابل توجهی در فرایند نوفه زدایی است. به راحتی می‌توان تأثیر نشت سیگنال را در تغییر محتوای فرکانسی در طیف دامنه مشاهده کرد. در شکل ۳-ب به‌ترتیب از راست به چپ نتیجه نوفه‌زدایی مقطع مصنوعی لرزه‌ای با روش تحلیل طیف تکین در حوزه FX، مقطع تفاضل داده آغشته به نوفه و خروجی روش بعد از نوفه‌زدایی و طیف دامنه میانگین مقطع لرزه‌ای حاوی نوفه و نوفه‌زدا شده نشان داده شده است. در این روش طول پنجره برابر با ۲۳ نمونه و رتبه نیز

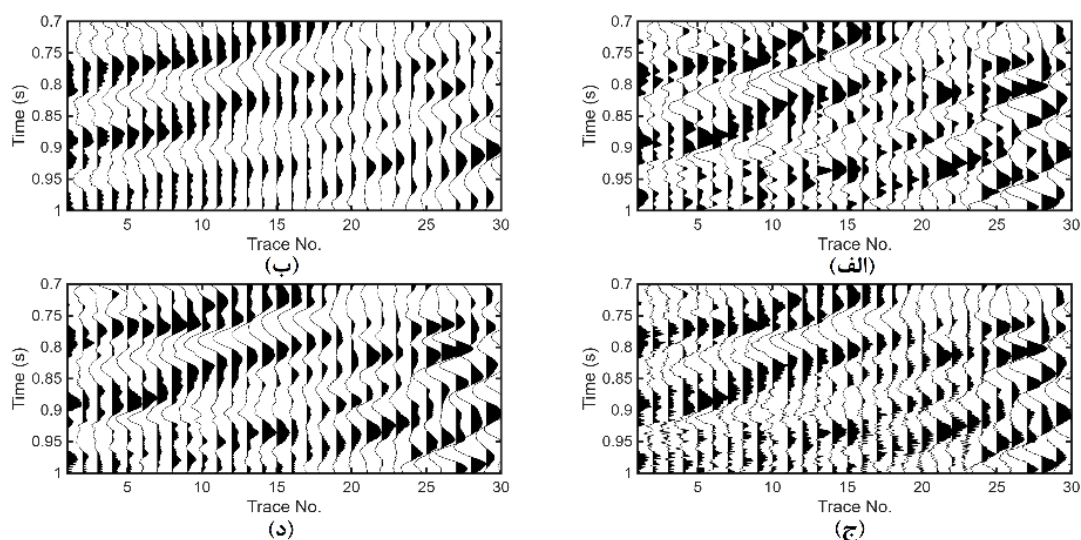
کارایی در بازسازی رویدادهای لرزه‌ای، به‌ویژه در حضور ساختارهای پیچیده شود. در مقابل، رویکرد یادگیری لغت‌نامه دوبعدی با حفظ ساختار فضایی داده‌ها قادر است الگوهای هندسی موجود در داده‌های لرزه‌ای را به‌طور مؤثرتری مدل‌سازی کند.

مقایسه نتایج کمی نشان داد که روش پیشنهادی مبتنی بر یادگیری لغت‌نامه دوبعدی نسبت به روش‌های مقایسه‌شده، از جمله یادگیری لغت‌نامه یک‌بعدی و برخی روش‌های متداول تضعیف نوفه، عملکرد بهتری در افزایش نسبت سیگنال به نوفه و کاهش خطای بازسازی ارائه می‌دهد و در عین حال موجب حفظ بهتر پیوستگی و هندسه رویدادهای لرزه‌ای می‌شود. بررسی اثر پارامترهای کلیدی الگوریتم نیز نشان داد که عملکرد روش به انتخاب مناسب پارامترهایی نظیر اندازه پنجره، اندازه لغت‌نامه، میزان تنگی و تعداد تکرارهای یادگیری لغت‌نامه وابسته است. افزایش اندازه پنجره می‌تواند اطلاعات ساختاری گسترده‌تری از داده را در اختیار الگوریتم قرار دهد و در نتیجه به بهبود بازسازی سیگنال و افزایش نسبت سیگنال به نوفه منجر شود؛ با این حال، افزایش بیش از حد آن می‌تواند موجب افزایش هزینه محاسباتی و کاهش کارایی در برخی شرایط شود.

شده است که برتری روش یادگیری لغت‌نامه به‌خصوص رویکرد دوبعدی را تأیید می‌کند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، به نظر می‌رسد که روش یادگیری لغت‌نامه در رویکرد یک‌بعدی نسبت به دو روش نقطه بیشینه زمان-فرکانس و تحلیل طیف تکین در حوزه FX نوفه کمتری را تضعیف کرده است. البته میزان نشت سیگنال نیز نسبت به این دو روش در رویکرد یک‌بعدی یادگیری لغت‌نامه کمتر است. اما رویکرد دوبعدی یادگیری لغت‌نامه هم در بحث تضعیف نوفه تصادفی و هم در زمینه آسیب حداقلی به سیگنال نسبت به سه روش دیگر عملکرد بسیار بهتری دارد.

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، کارایی رویکرد یادگیری لغت‌نامه در تضعیف نوفه تصادفی داده‌های لرزه‌ای بازتابی مورد بررسی قرار گرفت و عملکرد دو چارچوب یک‌بعدی و دوبعدی با یکدیگر و با برخی روش‌های متداول پردازش داده‌های لرزه‌ای مقایسه شد. نتایج حاصل از آزمایش‌ها بر روی داده مصنوعی و واقعی نشان داد که بردارسازی پنجره‌های دوبعدی در رویکرد یک‌بعدی موجب از بین رفتن بخشی از ساختار فضایی داده‌ها شده و می‌تواند منجر به کاهش



شکل ۱۱. بخش بزرگ‌نمایی شده از رکورد نوفه‌زدا شده به روش (الف) نقطه بیشینه زمان-فرکانس، (ب) تحلیل طیف تکین در حوزه FX، (ج) یادگیری لغت‌نامه کلاسیک با رویکرد یک‌بعدی و (د) یادگیری لغت‌نامه پیشنهادی با رویکرد دوبعدی.

کیفیت نتایج می‌شود، اگرچه پس از چند تکرار اولیه میزان بهبود کاهش یافته و افزایش بیشتر تکرارها عمدتاً به افزایش هزینه محاسباتی منجر خواهد شد.

در مجموع، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که رویکرد یادگیری لغت‌نامه دوبعدی، به دلیل توانایی در حفظ ساختار فضایی داده‌ها و مدل‌سازی مؤثر الگوهای محلی، چارچوبی کارآمد و قابل‌اتکا برای تضعیف نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای محسوب می‌شود و می‌تواند به عنوان جایگزینی مناسب برای رویکردهای یک‌بعدی در پردازش داده‌های لرزه‌ای مورد استفاده قرار گیرد.

مراجع

- Aharon, M., Elad, M., & Bruckstein, A. (2006). K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation. *IEEE Transactions on signal processing*, 54(11), 4311-4322. <https://doi.org/10.1109/TSP.2006.881199>
- Anvari, R., Nazari Siahshar, M. A., Gholtashi, S., Roshandel Kahoo, A., & Mohammadi, M. (2017). Seismic random noise attenuation using synchrosqueezed wavelet transform and low-rank signal matrix approximation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(11), 6574-6581. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2730228>
- Bagheri, M., Riahi, M. A., & Hashemi, H. (2017). Denoising and improving the quality of seismic data using combination of DBM filter and FX deconvolution. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(19), 440. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-3224-5>
- Beckouche, S., & Ma, J. (2014). Simultaneous dictionary learning and denoising for seismic data. *Geophysics*, 79(3), A27-A31. <https://doi.org/10.1190/geo2013-0382.1>
- Chen, K., & Sacchi, M. D. (2015). Robust reduced-rank filtering for erratic seismic noise attenuation. *Geophysics*, 80(1), V1-V11. <https://doi.org/10.1190/geo20140116.1>
- Chen, K., & Sacchi, M. D. (2017). Robust f-x projection filtering for simultaneous random and erratic seismic noise attenuation. *Geophysical Prospecting*, 65(3), 650-668. <https://doi.org/10.1111/1365-2478.12429>
- Chen, Y. (2020). Fast dictionary learning for noise attenuation of multidimensional seismic data. *Geophysical Journal International*, 222(3), 1717-1727. <https://doi.org/10.1093/gji/ggw492>

همچنین اندازه لغت‌نامه، تعیین‌کننده ظرفیت نمایش الگوهای موجود در داده است؛ لغت‌نامه‌های بزرگ‌تر توانایی بیشتری در مدل‌سازی ساختارهای پیچیده دارند، اما در مقابل به زمان محاسباتی بیشتری نیاز دارند. پارامتر تنگی نیز نقش مهمی در ایجاد تعادل میان حفظ سیگنال و حذف نوفه ایفا می‌کند. مقادیر کوچک‌تر تنگی منجر به نمایش فشرده‌تر سیگنال شده و معمولاً تضعیف نوفه قوی‌تری ایجاد می‌کنند، در حالی که مقادیر بزرگ‌تر امکان بازسازی دقیق‌تر جزئیات سیگنال را فراهم می‌سازند. علاوه بر این، تعداد تکرارهای فرایند یادگیری لغت‌نامه نیز بر میزان همگرایی الگوریتم و کیفیت نهایی بازسازی تأثیرگذار است؛ افزایش تعداد تکرارها معمولاً موجب بهبود تدریجی

- Cuomo, S., Di Cola, V. S., Giampaolo, F., Rozza, G., Raissi, M., & Piccialli, F. (2022). Scientific machine learning through physics-informed neural networks: Where we are and what's next. *Journal of Scientific Computing*, 92(3), 88. <https://doi.org/10.1007/s10915-022-01939-z>
- Dumitrescu, B., & Irofti, P. (2018). *Dictionary learning algorithms and applications*. Springer.
- Fang, Y., Wu, J., & Huang, B. (2012). 2D sparse signal recovery via 2D orthogonal matching pursuit. *Science China Information Sciences*, 55(4), 889-897. <https://doi.org/10.1007/s11432-012-4551-5>
- Feng, Z. (2021). Seismic random noise attenuation using effective and efficient dictionary learning. *Journal of Applied Geophysics*, 186, 104258. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2021.104258>
- Feng, Z. (2022). Robust fast dictionary learning for seismic noise attenuation. *Geophysical Prospecting*, 70(7), 1143-1162. <https://doi.org/10.1111/1365-2478.13217>
- Golestani, A., Kolbadi, S. M. S., & Heshmati, A. A. (2013). Localization and de-noising seismic signals on SASW measurement by wavelet transform. *Journal of Applied Geophysics*, 98, 124-133. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2013.08.010>
- Hashemi, H., Javaherian, A., & Babuska, R. (2008). A semi-supervised method to detect seismic random noise with fuzzy GK clustering. *Journal of Geophysics and Engineering*, 5(4), 457-468. <https://doi.org/10.1088/1742-2132/5/4/009>
- Li, K., Liu, Z., She, B., Cai, H., Wang, Y., & Hu,

- G. (2021). Two-dimensional dictionary learning for suppressing random seismic noise. *Geophysical Prospecting*, 69(1), 85-100. <https://doi.org/10.1111/1365-2478.13029>
- Liang, C., Lin, H., & Ma, H. (2023). Reinforcement learning-based denoising model for seismic random noise attenuation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61, 1-17. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3224598>
- Liu, J., Gu, Y., Chou, Y., & Gu, J. (2019). Seismic random noise reduction using adaptive threshold combined scale and directional characteristics of shearlet transform. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(9), 1637-1641. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2949806>
- Liu, L., Ma, J., & Plonka, G. (2018). Sparse graph-regularized dictionary learning for suppressing random seismic noise. *Geophysics*, 83(3), V215-V231. <https://doi.org/10.1190/geo2017-0310.1>
- Liu, Y., Li, Y., Nie, P., & Zeng, Q. (2012). Spatiotemporal time-frequency peak filtering method for seismic random noise reduction. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(4), 756-760. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2012.2221676>
- Mahzad, M., Mehrabi, A., & Bagheri, M. (2026). Self-Supervised Denoising of Seismic Data Using a True 3D Global Attention Convolutional Network. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 1-25. <https://doi.org/10.1007/s13369-025-10974-5>
- Nazari Siahsar, M. A., Gholtashi, S., Roshandel Kahoo, A., Chen, W., & Chen, Y. (2017). Data-driven multitask sparse dictionary learning for noise attenuation of 3D seismic data. *Geophysics*, 82(6), V385-V396. <https://doi.org/10.1190/geo20170084.1>
- Nazari Siahsar, M. A., Gholtashi, S., Roshandel Kahoo, A., Marvi, H., & Ahmadifard, A. (2016). Sparse time-frequency representation for seismic noise reduction using low-rank and sparse decomposition. *Geophysics*, 81(2), V117-V124. <https://doi.org/10.1190/geo2015-0341.1>
- Pegah, A., Feng, B., Kahoo, A. R., & Wang, H. (2025). Time-Reassigned Modular High-Resolution Time-Frequency Analysis for Seismic Data and Its Application to Enhanced Denoising Performance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2025.3606971>
- Qian, F., Pan, S., & Zhang, G. (2025). Tensor Dictionary Learning for Seismic Data Super-Resolution. In *Tensor Computation for Seismic Data Processing: Linking Theory and Practice* (pp. 213-224). Springer.
- Qiao, Z., Wang, D., Zhang, L., & Liu, N. (2023). Random noise attenuation of seismic data via self-supervised Bayesian deep learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61, 1-14. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3296653>
- Sheriff, R. E., & Geldart, L. P. (1995). *Exploration seismology*. Cambridge university press.
- Tiwari, R., & Rekapalli, R. (2020). Frequency and time domain SSA for 2D seismic data denoising. In *Modern singular spectral-based denoising and filtering techniques for 2D and 3D reflection seismic data* (pp. 33-41). Springer.
- Tošić, I., & Frossard, P. (2011). Dictionary learning. *IEEE Signal Processing Magazine*, 28(2), 27-38. <https://doi.org/10.1109/MSP.2010.939537>
- Tropp, J. A., & Gilbert, A. C. (2007). Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on information theory*, 53(12), 4655-4666. <https://doi.org/10.1109/TIT.2007.909108>
- Yang, L., Chen, W., Wang, H., & Chen, Y. (2021). Deep learning seismic random noise attenuation via improved residual convolutional neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(9), 7968-7981. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3053399>
- Yilmaz, Ö. (2001). *Seismic data analysis: Processing, inversion, and interpretation of seismic data*. Society of exploration geophysicists.
- Zhang, Q., Wang, H., Chen, W., & Huang, G. (2021). A local radon transform for seismic random noise attenuation. *Journal of Applied Geophysics*, 186, 104264. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2021.104264>
- Zhao, S., Zhen, D., Yin, X., Chen, F., Iqbal, I., Zhang, T., Jia, M., Liu, S., Zhu, J., & Li, P. (2023). Noise reduction method based on curvelet theory of seismic data. *Petroleum Science and Technology*, 41(24), 2344-2361. <https://doi.org/10.1080/10916466.2022.2118771>
- Zhu, L., Liu, E., & McClellan, J. H. (2015). Seismic data denoising through multiscale and sparsity-promoting dictionary learning. *Geophysics*, 80(6), WD45-WD57. <https://doi.org/10.1190/geo2015-0047.1>