



Research Article

OPEN ACCESS

Kharazmi Journal of Earth Sciences

Journal homepage <https://gnf.khu.ac.ir>

## Automatic first-arrival picking via combined seismic attributes

Meysam Kourki<sup>1\*</sup>

1. Department of Sciences and Modern Technologies, Faculty of Earth Sciences, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

### Article info

#### Article history

Received: 24 October 2025

Accepted: 24 December 2025

#### Keywords:

Seismic Trace, First Arrival Time Picking, Energy Ratio Attribute, Entropy Attribute, Fractal Dimension Attribute, Edge-Preserving Smoothing Attribute (EPS).



### Abstract

The refraction method is a highly efficient and accurate tool for determining the condition of subsurface layers and is therefore of great importance. The more accurately the first-arrival times are picked in data acquired by this method, the more complete the interpretation will be, and consequently, better information can be obtained. In general, the quality of first arrivals depends on near-surface structure, source type, and the signal-to-noise ratio. Therefore, if the near-surface layering is complex or the signal-to-noise ratio is low, automatic picking of first-arrival times becomes a challenging task. In this study, automatic algorithms and techniques are used to pick first-arrival times in both minimum-phase and zero-phase data. The algorithms developed for minimum-phase data are based on the fact that the transition between noise and signal-contaminated noise can be automatically detected by identifying sudden changes in any of the proposed attributes, including energy ratio, entropy, or fractal dimension. These techniques perform calculations using moving windows along the seismic trace. In addition, the use of a suitable edge-preserving smoothing (EPS) indicator enhances the clarity of these sudden changes, leading to more accurate detection of the onset of first-arrival times. The techniques applied to zero-phase data (considering the difference in the onset of first arrivals compared to minimum-phase data) are based on the application of three attributes: trace energy, entropy, and fractal dimension. If the noise level in the data is very high such that the algorithm fails to detect the first-arrival time, an incorrect pick may occur. In such cases, the picked times are corrected using interpolation from the neighboring preceding and following traces. It should be noted that these attributes were applied to both synthetic and real data, yielding accurate and reliable results for both minimum-phase and zero-phase datasets.

### Introduction

Accurate first-arrival picking is one of the most fundamental and time-consuming steps in seismic data processing and plays a critical role in near-surface velocity modeling, static corrections, refraction analysis, and seismic tomography. First arrivals are generally associated with direct or refracted waves propagating through shallow subsurface layers, and their accurate identification directly affects the reliability of subsequent processing stages.

In practice, automatic first-arrival picking is strongly influenced by near-surface heterogeneities, acquisition geometry, source type, wavelet phase, and low signal-to-

noise ratios. In complex geological settings, the transition from noise to signal is often gradual or obscured, making reliable picking difficult. These challenges are particularly pronounced when dealing with different source types. Dynamite sources typically generate minimum-phase wavelets, whereas vibratory sources produce zero-phase signals, which require fundamentally different picking strategies.

Conventional first-arrival picking methods are commonly based on energy thresholds, amplitude criteria, correlation techniques, or statistical hypothesis testing. Although these approaches may perform adequately under favorable conditions, their robustness

DOI <http://doi.org/10.22034/KJES.2025.11.2.103161>

\*Corresponding author: Meysam Kourki; E-mail: [mkourki@gmail.com](mailto:mkourki@gmail.com)

How to cite this article: Kourki, M., 2025. Automatic first-arrival picking via combined seismic attributes. Kharazmi Journal of Earth Sciences 11(2), 572- 595. <http://doi.org/10.22034/KJES.2025.11.2.103161>



deteriorates significantly in noisy environments or when seismic signals exhibit complex phase characteristics. Moreover, many traditional methods are primarily designed for minimum-phase data and fail or produce unreliable results when applied to zero-phase records. As a result, extensive manual intervention is still required in practical workflows, increasing processing time and reducing consistency.

The objective of this study is to develop a unified and reliable framework for automatic first-arrival picking that is applicable to both minimum-phase and zero-phase seismic data. By integrating multiple complementary attributes and incorporating stabilization and correction strategies, the proposed approach aims to improve picking accuracy, reduce manual effort, and enhance the overall efficiency of seismic data processing.

## Materials and Methods

The proposed methodology is based on an attribute-driven framework that evaluates seismic traces using three complementary attributes: energy ratio, entropy, and fractal dimension. Each attribute captures a different aspect of seismic signal behavior and is computed along individual traces using moving time windows.

The energy ratio attribute compares the energy content of nested time windows to emphasize the contrast between background noise and signal-dominated regions. This attribute is effective in highlighting the onset of seismic energy; however, its output may exhibit rapid fluctuations due to noise. To address this issue, an EPS smoothing operator is applied to stabilize the attribute while preserving meaningful transitions.

Entropy is employed to quantify changes in the statistical structure of seismic traces. A sudden change in entropy indicates a transition from random noise to coherent seismic signal. Entropy is computed within moving windows whose length is selected based on the dominant period of the seismic signal to balance noise sensitivity and temporal resolution. EPS smoothing further enhances the reliability of entropy-based picking.

The fractal dimension attribute exploits the difference in complexity between random noise and coherent

seismic signals. Noise typically exhibits higher fractal dimensions, while seismic arrivals show lower values due to their correlated structure. In this study, the fractal dimension is estimated using a variogram-based approach that relates signal variance to time lag through a power-law relationship. The transition from noise to signal is marked by a decrease in the estimated fractal dimension, which is clarified through EPS smoothing.

To address phase-dependent behavior, different picking strategies are adopted. For minimum-phase data, the first arrival is identified by locating the maximum derivative of the smoothed attribute curves. For zero-phase data, derivative-based approaches are ineffective because the first arrival coincides with the signal peak. To overcome this limitation, attribute values are assigned to the center of the moving window rather than its endpoint, allowing the first arrival to be detected through the maximum value of the modified attribute.

To ensure physical consistency and correct erroneous picks, a multi-stage correction procedure based on least-squares regression is implemented. This procedure fits linear models to the picked arrivals, removes outliers exceeding statistical thresholds, and re-evaluates rejected traces within tolerance windows. The final output is a coherent and physically consistent set of first-arrival picks.

## Results and Discussion

The proposed framework is evaluated using both synthetic and real seismic data. Synthetic datasets are generated by convolving reflectivity models with Ricker wavelets exhibiting minimum-phase and zero-phase characteristics and contaminating them with band-limited random noise. These datasets allow controlled assessment of picking accuracy under different phase conditions.

The results show that all three attributes successfully identify the transition from noise to signal. However, raw attribute outputs often exhibit fluctuations that can lead to ambiguous picks. The application of the EPS operator significantly improves stability by suppressing spurious oscillations and enhancing physically meaningful

changes. In minimum-phase data, the maximum derivative of the smoothed attributes aligns closely with the true first-arrival time. In zero-phase data, the modified attribute strategy reliably identifies the first arrival through attribute maxima.

Application to real seismic data acquired with dynamite sources further demonstrates the robustness of the method under realistic noise conditions. Although individual attributes may occasionally produce uncertain picks, their combined use within the proposed framework yields more stable and consistent results. The correction procedure effectively removes outliers, compensates for missing or ambiguous picks, and enforces physically meaningful trends across traces.

The results indicate that integrating multiple attributes and incorporating phase-aware picking strategies significantly enhances the reliability of automatic first-arrival detection, particularly in noisy and complex environments.

## Conclusions

This study presents a unified and robust framework for automatic first-arrival picking in seismic data that is applicable to both minimum-phase and zero-phase records. By integrating energy ratio, entropy, and fractal dimension attributes with EPS smoothing and a multi-stage correction strategy, the proposed method significantly improves picking accuracy and stability.

The framework reduces reliance on manual intervention, enforces physical consistency across seismic sections, and performs reliably under challenging noise conditions. These characteristics make the approach well suited for large-scale seismic surveys and near-surface investigations. The results demonstrate strong potential for improving seismic data processing workflows and provide a solid foundation for future developments in automated seismic analysis.

### CRediT authorship contribution statement



Meysam Kourki

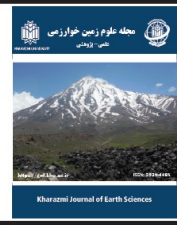
Conceptualization, Methodology, Software Validation, Formal analysis, Investigation Resources, Data Curation, Writing - Original Draft Writing - Review & Editing, Supervision Project administration, Funding acquisition



مقاله پژوهشی

دسترسی آزاد

مجله علوم زمین خوارزمی

Journal homepage <https://gnf.khu.ac.ir>

## انتخاب خودکار زمان اولین رسیده‌ها با استفاده از ترکیب چند نشانگر لرزه‌ای

میثم کورکی\*

۱. گروه علوم زمین، دانشکده علوم و فن‌آوری‌های نوین، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فن‌آوری پیشرفته، کرمان، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
<b>تاریخچه مقاله</b>	روش شکست مرزی به عنوان ابزاری کارآمد و دقیق برای تعیین وضعیت لایه‌های زیر سطحی، اهمیت بسیاری دارد. هر چه انتخاب زمان اولین رسیده‌ها در داده‌های این روش دقیق‌تر باشد، تفسیر کامل‌تر، و در نتیجه اطلاعات بهتری به دست می‌آید. معمولاً کیفیت اولین رسیده‌ها وابسته به ساختار سطحی، نوع چشمه و نسبت سیگنال به نوفه می‌باشد. بنابراین اگر وضعیت لایه‌های نزدیک سطح پیچیده یا نسبت سیگنال به نوفه کم باشد، تعیین خودکار زمان اولین رسیده‌ها کار دشواری خواهد بود. در این تحقیق برای انتخاب زمان اولین رسیده‌ها در داده‌های با فاز کمینه و فاز صفر از الگوریتم‌ها و تکنیک‌های خودکار استفاده شده است. الگوریتم‌ها برای داده با فاز کمینه، بر اساس این واقعیت بنا شده که تبادل بین نوفه و نوفه همراه با سیگنال به طور خودکار می‌تواند با شناسایی تغییر ناگهانی در هر یک از نشانگرهای پیشنهادی نسبت انرژی، آنتروپی یا بُعد فراکتال تشخیص داده شود؛ این تکنیک‌ها با استفاده از پنجره‌هایی که در طول ردلرزه متحرک‌اند، محاسبات را انجام می‌دهد. همچنین استفاده از نشانگر هموارکننده‌ی حافظ لبه (EPS) مناسب، موجب افزایش وضوح این تغییر ناگهانی شده، که به تشخیص دقیق شروع زمان اولین رسیده‌ها می‌انجامد. تکنیک‌های مربوط به داده دارای فاز صفر (با توجه به تفاوت لحظه شروع زمان اولین رسید روی منحنی با داده‌های دارای فاز کمینه و فاز صفر) با اعمال سه نشانگر انرژی ردلرزه، آنتروپی و بُعد فراکتال صورت می‌گیرد. اگر در داده‌ها سطح نوفه خیلی بالا باشد، به گونه‌ای که الگوریتم موفق به تشخیص زمان اولین رسید نباشد، انتخابی اشتباه صورت می‌گیرد. به کمک درون‌یابی ردلرزه‌های قبل و بعد از آن، انتخاب زمان این نوع رسیده‌ها، تصحیح می‌گردد. لازم به ذکر است این نشانگرها روی داده مصنوعی و واقعی اعمال شد و نتایج دقیق و کاملی برای داده با فاز کمینه و فاز صفر حاصل گردید.
<b>واژه‌های کلیدی</b>	
ردلرزه، انتخاب زمان اولین رسید، نشانگر نسبت انرژی، نشانگر آنتروپی، نشانگر هموارکننده حافظ لبه (EPS).	



همچنین کاربردهای آن مانند توموگرافی تصحیح استاتیک نزدیک سطحی نیازمند تشخیص خودکار سریع از اولین رسیده‌ها می‌باشد. معمولاً کیفیت اولین رسیده‌ها وابسته به ساختار سطحی، نوع چشمه و نسبت سیگنال به نوفه است (Yilmaz, 2001).

به عنوان نتیجه می‌توان این‌گونه بیان کرد که، اگر داده‌ها در ناحیه پیچیده نزدیک سطح بوده یا نسبت سیگنال به نوفه کم باشد، تعیین خودکار اولین رسیده‌ها کار بسیار مشکلی می‌شود (Spagnolini, 1991). امروزه رایج‌ترین روش، استفاده از یک انتخاب کننده خودکار/نیمه خودکار به عنوان قدم اول، و تصحیح نتایج تعاملی از طریق

## مقدمه

در اکتشافات لرزه‌ای هدف از انتخاب اولین رسیده‌ها، تعیین مجموعه‌ای از داده‌های لرزه‌ای معلوم است، که سیگنال‌های دریافتی را تا حد امکان تصحیح کند. معمولاً این رسیده‌ها به انرژی امواج شکسته شده در لایه هوازده یا امواج مستقیم (که مستقیماً از چشمه به گیرنده می‌رسند) بستگی دارند (Yilmaz, 2001).

صحت تعیین شروع اولین رسیده‌ها نیازمند تصحیحات استاتیک است که یک مرحله اساسی از پردازش داده‌های لرزه‌ای می‌باشد.

DOI <http://doi.org/10.22034/KJES.2025.11.2.103161>\*نویسنده مسئول: میثم کورکی [mkourki@gmail.com](mailto:mkourki@gmail.com)استناد به این مقاله: کورکی، م. (۱۴۰۴). انتخاب خودکار زمان اولین رسیده‌ها با استفاده از ترکیب چند نشانگر لرزه‌ای. مجله علوم زمین خوارزمی. جلد ۱۱، شماره ۲، صفحه ۵۷۲ تا ۵۹۵. <http://doi.org/10.22034/KJES.2025.11.2.103161>

با استفاده از هوش مصنوعی برای تفسیر و پردازش بهتر داده‌های لرزه‌ای پژوهش‌های زیادی انجام شده است. برای پردازش و تفسیر بهتر، تعیین اولین رسیده‌ها بسیار مهم است و می‌تواند نتایج بهتری از مطالعه لرزه‌شناسی به دست آورد (Zhao and Mendel, 1988; Veezhinathan and Wagner, 1990; Röth and Tarantola, 1994; Lim, 2005; Leite and Vidal, 2011; Mardan et al 2017; Fabien-Ouellet and Sarkar, 2020; Alali et al., 2022).

با تمرکز بر تعیین خودکار اولین رسیده‌ها پژوهشگران از شبکه‌های عصبی استفاده‌های زیادی کرده‌اند. برای اولین بار با توسعه‌های بعدی در قدرت محاسباتی و تکنیک‌های NN، شبکه عصبی هم‌میخت (CNN) برای بهبود دقت انتخاب خودکار با در نظر گرفتن همبستگی مکانی داده‌ها به کار گرفته شد (Veezhinathan and Wagner, 1990) و CNN را برای خوشه‌بندی داده‌های لرزه‌ای و توانایی آن را برای تعیین اولین رسیده‌ها نشان دادند (Yuan et al., 2018).

هو و همکاران (Hu et al., 2019) یک شبکه عصبی برای تعیین خودکار اولین رسیده‌ها بر پایه بخش‌بندی یک مقطع لرزه‌ای به FB و non-FB طراحی کردند.

روش SegNet را بر روی مقاطع لرزه‌ای آموزش دادند تا زمان اولین رسیده‌ها را دقیق مشخص کنند (Wu et al., 2019).

### مواد و روش‌ها

کل فرآیند شامل دو مرحله می‌باشد؛ مرحله اول یک فرآیند ردلرزه به ردلرزه با هدف شناسایی تغییرات ناگهانی در یک نشانگر ردلرزه‌ای خاص می‌باشد. این عمل برای داده‌ها با فاز کمینه، شامل سه روش نسبت انرژی، آنتروپی و بُعد فراکتال است که به صورت تابعی از زمان محاسبه می‌شود. برای داده دارای فاز صفر نیز از سه روش انرژی ردلرزه، آنتروپی و بُعد فراکتال برای انتخاب زمان اولین رسید استفاده می‌شود. در این تحقیق نتیجه اعمال الگوریتم‌های معرفی شده بر روی ردلرزه‌ها با موجک دارای فاز کمینه و ردلرزه‌ها با موجک دارای فاز صفر بررسی گردیده و مزایا و معایب هر الگوریتم ارائه شده است.

بازدید بصری بعد از آن می‌باشد. اغلب این فرآیند نیاز به چندین بار تکرار در مناطق خاص و دشوار دارد. در نتیجه، برای داده‌هایی با حجم زیاد و یا کیفیت پایین، روش انتخاب اولین رسید می‌تواند ۲۰-۳۰٪ زمان پردازش کل را بگیرد. همچنین اغلب روش‌ها بر روی داده‌های با فاز صفر کاربرد ندارند. (Sabbione and Velis, 2010).

اولین تلاش‌ها توسط پرالدی و کلمنت (Peraldi and Clement, 1972) برای پیدا کردن زمان تأخیر بین اولین شکست‌ها بر اساس همبستگی ردلرزه‌های مجاور بود. هتِرتلی (Hatherly, 1982) پیشنهاد چندین آزمون آماری پیچیده را داد که بتوان زمان اولین رسیده‌ها را مشخص کرد. جلچینسکی و اشتیولمن (Gelchinsky and Shtivelman, 1983) تکنیکی بر اساس ترکیب خواص همبستگی سیگنال و معیاری آماری ارائه دادند و اروین (Ervin et al., 1983) نیز با استفاده از عملگر هم‌میخت، زمان اولین رسید را به دست آورد.

اولین شکست‌ها برای تخمین تصحیحات استاتیک (Coppens, 1993; Marsden, 1985) تخمین سرعت لایه‌های نزدیک سطح (Azwin et al., 2013; Fabien-Ouellet and Fortier, 2014)، تعیین پارامترهای تضعیف کردن برای پردازش داده‌های بازتابی و موقعیت‌یابی رویدادهای ریز لرزه‌ای انتخاب می‌شوند (Dip et al., 2021; Nasr et al., 2022). در مطالعات دریایی، اولین شکست‌ها همچنین می‌توانند برای تخمین موقعیت هیدروفون‌ها (Walia and Hannay, 1999) و مدل‌سازی تغییرات سرعت آب که برای مطالعات لرزه‌ای بسیار مهم است (Mardan et al., 2023).

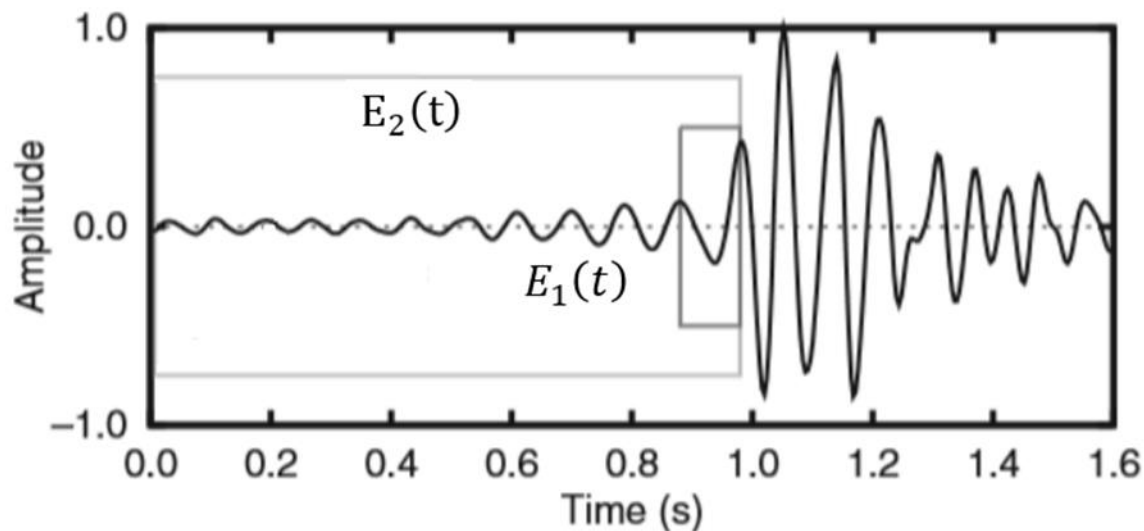
انتخاب خودکار اولین رسیده‌ها با استفاده از ترکیب نشاگرهای لرزه‌ای در داده‌های لرزه شکسته مرزی باعث دقت بیشتر و نتایج دقیق‌تری در مطالعه می‌شود و در مطالعات لرزه بازتابی چون حجم داده‌ها زیاد است هم زمان تعیین اولین رسیده‌ها برای تعیین وضعیت لایه‌های سطحی را بالا می‌برد و هم نتیجه پردازش و تفسیر داده‌های لرزه‌ای را دقیق می‌کند (Mansouri and Riahi, 2020; Sharifi et al., 2020; Rahimi and Riahi, 2021).

تشخیص می‌دهد. برای این منظور انرژی ردلرزه  $s(t)$  که داخل دو پنجره‌ی تودرتو است محاسبه می‌شود:

$$E_1(t) = \sum_{i=t-n_l+1}^t S_i^2 \quad (1)$$

$$E_2(t) = \sum_{i=1}^t S_i^2 \quad (2)$$

در شکل (۱) موقعیت  $E_1(t)$  و  $E_2(t)$  به صورت شماتیک در یک ردلرزه مصنوعی نشان داده شده است، که در آن  $E_2(t)$  انرژی نمونه‌های ردلرزه از اول ردلرزه می‌باشد و  $E_1(t)$  انرژی نمونه‌های ردلرزه از نمونه  $t - n_l + 1$  می‌باشد.



شکل ۱- موقعیت  $E_1(t)$  و  $E_2(t)$  در یک ردلرزه مصنوعی

Fig. 1. Position of  $E_1(t)$  And  $E_2(t)$  in a synthetic seismic trace واقعی در زمان رسید سیگنال) و ممکن است منجر به برآورد غلط نخستین رسید شود. ایده‌ی اساسی این راهکار بسیار ساده است و روش کوپنز را دنبال می‌کند. نشانگر نسبت انرژی یک گذار بین نوفه و سیگنال حاوی نوفه را نشان می‌دهد. اما به دلیل تغییرپذیری نشانگر و اینکه اغلب محل گذار بسیار ناگهانی نیست تعیین زمان رسیدن سیگنال کار مشکلی است. برای کاسته شدن از این مسئله  $ER(t)$  با اعمال یک عملگر EPS فیلتر می‌شود.

مرحله دوم شامل استفاده از تمام مجموعه انتخاب‌ها می‌باشد که از مرحله اول برای هر ردلرزه در برداشت چشمه مشترک به دست آمده، به طوری که می‌تواند انتخاب‌های نادرست را تصحیح و یا حذف نماید.

### روش نسبت انرژی

یکی از روش‌های انتخاب خودکار اولین رسید روش کوپنز است (Coppens, 1985) که با استفاده از نسبت مقادیر انرژی نمونه‌ها، زمان نخستین رسید را انتخاب می‌کند. مزیت روش کوپنز آنست که سیگنال را از نوفه‌ی زمینه‌ی هم‌دوس یا ناهم‌دوس با مقادیر اختلاف انرژی آن‌ها

که  $n_l$  طول نخستین پنجره (پیش‌تاز)، متغیری ثابت است که قبلاً تعیین شده است. برعکس، طول پنجره‌ی دومی (بلندتر) با زمان افزایش می‌یابد. پس نسبت انرژی بدین ترتیب محاسبه می‌شود:

$$ER(t) = \frac{E_1(t)}{(E_2(t) + \beta)} \quad (3)$$

$\beta$  ثابت پایایی است که کمک می‌کند تغییرات سریع و کوتاه مدت مقادیر  $ER$  کاهش یابد (تغییرات کوتاه‌مدت و سریع مقادیر  $ER(t)$  که ناشی از نویز تصادفی یا فرکانس‌های کوچک سیگنال می‌باشد، نه تغییر

نخستین زمان رسید استفاده می‌شود؛ چراکه در مشخصات آماری ردلرزه، انتظار می‌رود نخستین رسید دارای تغییری سریع باشد. دنیس و کرموس آنتروپی سری‌های زمانی را به‌عنوان تابعی از زمان (یا فضا) و بدین صورت محاسبه می‌کنند (Denis and Crémoux, 2002).

$$H(t) = \log\left(\frac{L(t)}{t}\right) \quad (5)$$

که  $L(t)$  مجموع قدر مطلق مشتق اول سری زمانی از ابتدا تا زمان  $t$  می‌باشد. برای محاسبه‌ی آنتروپی به‌عنوان یک نشانگر لرزه‌ای ردلرزه  $s(t)$ ،  $H(t)$  داخل یک پنجره‌ی متحرک با طول ثابت  $n_h$  تخمین زده می‌شود که مقدار آن به آخرین نمونه پنجره تعلق می‌گیرد. بنابراین

$$H(t) = \log\left(\frac{1}{n_h} \sum_{i=t-n_h+1}^{t-1} |s_{i+1} - s_i|\right) \quad (6)$$

به‌طور کلی وقتی که پنجره، نوفه یا سیگنال حاوی نوفه را احاطه کرده باشد آنتروپی به‌طور مشخص تغییر می‌کند و بنابراین با شناسایی تغییرات سریع در این نشانگر می‌توان نخستین زمان رسید را شناسایی کرد. شایان توجه است که اگر پنجره‌ی متحرک بسیار کوتاه باشد تغییرپذیری آنتروپی بسیار بزرگ خواهد بود و اگر بسیار بلند باشد تفکیک‌پذیری زمانی کاهش می‌یابد. علاوه بر آن برای دستیابی به همه‌ی مشخصات آماری اولین رسید، منطقی است که یک  $n_h$  به‌عنوان مضربی از دوره‌ی تناوب رسید اول انتخاب شود. در همه‌ی آزمایش‌های ردلرزه‌ها با در نظر گرفتن  $n_h$  به اندازه دو برابر دوره‌ی تناوب اصلی سیگنال، نتایج قابل قبولی حاصل شد (Sabbione and Velis, 2010).

### روش بعد فراکتال

در دهه ۱۹۸۰، پژوهشگران زیادی مانند فدر (Feder, 1988) و پیچن و همکاران (Peitgen et al., 1992) به تحلیل و توضیح نظریه فراکتال‌ها پرداختند. در واقع، فراکتال‌ها مجموعه‌های هندسی هستند که ویژگی‌های خودشابهتی دارند؛ به این معنا که بخش‌های کوچک‌تر یک فراکتال شبیه به ساختار کلی آن هستند.

فیلتر EPS (Exponential Moving Average Filter) یا فیلتر میانگین متحرک نمایی یک نوع فیلتر دیجیتال است که برای هموارسازی داده‌ها و کاهش نویز در سیگنال‌های سری زمانی استفاده می‌شود. این فیلتر از یک وزن‌دهی نمایی برای مقادیر داده استفاده می‌کند، به این صورت که مقادیر جدیدتر در داده‌ها وزن بیشتری دارند و اثر بیشتری بر نتایج می‌گذارند.

در فیلتر میانگین متحرک نمایی، هر مقدار جدید سیگنال با استفاده از مقدار قبلی و یک ضریب نمایی ( $\alpha$ ) ترکیب می‌شود. فرمول کلی فیلتر به صورت زیر است:

$$S(t) = S(t-1) * (\alpha - 1) + X(t) * \alpha \quad (4)$$

که در رابطه (۴)

$S(t)$ : سیگنال هموار شده در زمان  $t$

$X(t)$ : مقدار سیگنال اصلی در زمان  $t$

$\alpha$ : ضریب نمایی، که معمولاً مقداری بین ۰ و ۱ دارد.

$S(t-1)$ : سیگنال هموار شده در زمان قبلی  $t-1$  می‌تواند به‌عنوان یک تغییر کوچک در روش هموارکننده‌ی میانگین‌گیر تقریب زده شده و سبب کاهش نوفه گردد؛ در حالی که بسیاری از تغییرات قابل ملاحظه‌ی داده را حفظ می‌کند. در نهایت زمان نخستین رسید به نمونه‌ای که مشتق نشانگر در آن بیشینه باشد نسبت داده می‌شود (Sabbione and Velis, 2010).

### روش آنتروپی

روش آنتروپی یک روش برآورد جدید بر اساس آنتروپی منحنی‌هاست که مفهوم آن توسط دنیس و کرموس در زمینه قطعه‌بندی سری‌های زمانی استفاده شد (Denis and Crémoux, 2002). که در این پژوهش، منحنی آنتروپی به‌عنوان یک اندازه از متغیر و ساختار همبستگی یک سری زمانی در نظر گرفته می‌شود. این روش اجازه می‌دهد مشخصات آماری سیگنال و تقسیم آن به بخش‌های پایای محلی نمایان‌تر شود. از این تئوری با مفهوم یکسان برای برآورد

### خود متشابه و خود وابسته بودن

طبق نظریه‌های مختلف، فراکتال‌ها می‌توانند خود متشابه یا خود وابسته باشند:

**فراکتال خود متشابه:** در این نوع فراکتال‌ها، بخش‌های کوچک‌تر ساختار مشابه با ساختار کلی را دارند. به عنوان مثال، در بسیاری از مجموعه‌های فراکتالی مانند مجموعه مندلیبروت، هر بار که سطح بزرگ‌تر مشاهده شود، می‌توان بخش‌های کوچکی را پیدا کرد که همانند ساختار کلی هستند.

**فراکتال خود وابسته (Self-affine):** در این نوع فراکتال‌ها، مقیاس‌ها و اندازه‌ها در ابعاد مختلف تغییر می‌کنند، ولی ویژگی‌های آماری آن‌ها در مقیاس‌های مختلف مشابه است. در واقع، برای چنین فراکتال‌هایی، وقتی که فاکتور مقیاس ( $r$ ) تغییر کند، ویژگی‌های آماری به همان صورت باقی می‌مانند.

عدد فراکتالی، یک عدد است که به طور خاص برای توصیف پیچیدگی هندسی یک منحنی یا سطح استفاده می‌شود. در حالی که ابعاد هندسی کلاسیک (مثل طول، مساحت یا حجم) به راحتی می‌توانند ویژگی‌های اشکال هندسی منظم را توصیف کنند، بعد فراکتالی برای اشکال پیچیده‌تر و نامنظم، مانند منحنی‌های غیرخطی و ساختارهای خود شباهت (مثل لرزه‌نگاری‌های سطح زمین)، مناسب است. این بعد، نشان‌دهنده میزان پیچیدگی یا خود شباهت اشکال در مقیاس‌های مختلف است.

برای یک منحنی روی صفحه، جایی که تک بعدی است، می‌توان گفت ابعاد فراکتال آن برابر با  $D$  و همچنین این ابعاد در بازه  $1 < D < 2$  قرار می‌گیرند. در واقع می‌توان گفت ابعاد فراکتال میزان پیچیدگی منحنی فراکتال را کم می‌کند (Mandelbort, 1983). همچنین توضیحات بیشتر از تئوری فراکتال توسط فدر (Feder, 1988) و پیِتچن و همکاران (Peitgen et al., 1992) بیان شده است.

منحنی‌های فراکتال را می‌توان به عنوان خود متشابه یا خود وابسته طبقه‌بندی کرد (Turcotte, 1997). طبق نظریه ترکات (Turcotte, 1997)، تعریفی رسمی از یک فراکتال خود متشابه به این صورت است

که در فضایی دوبعدی اگر  $r$  یک فاکتور مقیاس‌گذاری باشد  $f(rx, ry)$  از لحاظ آماری مشابه با  $f(x, y)$  می‌باشد. تعریفی دیگر از فراکتال خود وابسته: جایی که  $H_a$  به عنوان اندازه هوسدورف شناخته شود،  $f(rx, r^{H_a}y)$  با  $f(x, y)$  از لحاظ آماری مشابه خواهد بود (Turcotte, 1997).

تعریف ابعاد یک فراکتال خود وابسته به صورت رابطه (۶) به دست می‌آید:

$$H_a = 2 - D \quad (۷)$$

رابطه (۷) برای سری زمانی، تعریفی از فراکتال خود وابسته است که نیازمند واریوگرام (واریوگرام معمولاً به صورت تفاوت مربعات مقادیر دو نقطه از داده‌ها که با فاصله  $h$  از یکدیگر قرار دارند، تعریف می‌شود. این تفاوت مربعی اندازه‌گیری می‌شود تا مشخص کند که چقدر مقادیر داده‌ها در فاصله‌های زمانی مختلف از هم متفاوت هستند.) (نیمه واریوگرام)  $V(h)$  می‌باشد، بنابراین:

$$V(h) \sim h^{2H_a} \quad (۸)$$

$V(h)$  به عنوان مقدار پیش‌بینی شده از تفاوت مربعات نمونه‌های سری زمانی  $s(t)$  تعریف شده که با فاصله تأخیر  $h$  از هم جدا شده‌اند (Turcotte, 1997).

روش واریوگرام (Korvin, 1992) یکی از روش‌های کارآمد و مناسب برای محاسبه ابعاد فراکتال منحنی‌های خود وابسته می‌باشد. این روش بر اساس رابطه توان بین واریوگرام و فاصله تأخیر  $h$  که به نوعی ترکیب دو رابطه (۶) و (۷) می‌باشد، به دست می‌آید:

$$V(h) \sim h^{4-2D} \quad (۹)$$

در عمل  $V(h)$  برای فاصله‌های مختلف  $h$  محاسبه شده و سپس روی نمودار مندلیبرت-ریچاردسون ترسیم می‌گردد. معادله (۹) بیانگر بعد فراکتال  $D$  حاصل از خطی راست با شیب  $b$  در نمودار مندلیبرت (Mandelbort, 1983) می‌باشد.

$$D = 2 - \frac{b}{2} \quad (۱۰)$$

۰/۰۰۰۲ تشکیل می‌شود. نوفه اتفاقی که به داده‌ها اضافه شده است اول یک نوفه سفید انتخاب شده است و بعد یک فیلتر پایین گذر (۰-۲۰۰) هرتر بر روی آن اعمال شد که نوفه رنگی مانند نوفه واقعی با نسبت سیگنال به نوفه ۱۶ dB- باشد، یک بار این سیگنال لرزه‌ای از موجک دارای فاز کمینه، و بار دیگر از موجک با فاز صفر تولید می‌شود. سپس با استفاده از روش‌های مختلف پیشنهادی و اعمال الگوریتم EPS، انتخاب زمان اولین رسیده‌ها انجام می‌گردد. در داده‌های لرزه‌ای شکسته مرزی معمولاً فرکانس غالب کمتر از ۸۰ هرتر می‌باشد ولی در داده‌های درون چاهی یا در محاسبه سرعت نمونه‌های سنگ در آزمایشگاه و یا در جایی که فاصله دو گیرنده کم باشد نیاز به فرکانس بالا و فاصله نمونه‌برداری کم می‌باشد. در این پژوهش فرکانس بالا انتخاب شده است و فاصله نمونه‌برداری کم در نظر گرفته شده است که بررسی شود به کمک این روش دقت الگوریتم در حد چند نمونه است و این روش بجز داده‌های شکسته مرزی در تحقیقات بالا نیز پاسخگو می‌باشد.

اعمال نشانگر نسبت انرژی روی داده با فاز کمینه: نسبت انرژی برای داده مصنوعی به ازای طول پنجره  $n_l = 130$  و مقدار ثابت  $\beta = 20$  مطابق قسمت (b) شکل ۲، که با رنگ آبی نشان داده شده، حاصل می‌گردد. منحنی با رنگ قرمز در همان نمودار شکل ۲ قسمت (b) حاصل از اعمال نشانگر EPS با طول پنجره  $n_m = 200$  روی خروجی نشانگر نسبت انرژی می‌باشد که به وضوح نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.

همچنین با مشتق‌گیری از خروجی نشانگر نسبت انرژی و EPS به ترتیب شکل‌های (c) و (d) حاصل می‌گردد که نمایانگر انتخاب زمان اولین رسید می‌باشد؛ البته با این تفاوت که مشتق‌گیری از EPS پاسخ بهتر و دقیق‌تری در مقایسه با مشتق‌گیری از نشانگر نسبت انرژی دارد (شکل ۲).

روش بعد فراکتال (FDM) برای انتخاب اولین رسیده‌ها به این صورت است که نوفه تصادفی ابعاد فراکتال را بیشتر از سیگنال نشان می‌دهد (Sabbione and Velis, 2010). بعد فراکتال نوفه سفید ۲ دارد، در صورتی که بعد فراکتال یک سیگنال نظری همبسته شده ۱ است. بنابراین شروع اولین رسیده‌ها می‌تواند با شناسایی انتقال بعد فراکتال بین نوفه و نوفه همراه با سیگنال محاسبه گردد.

روش بعد فرکتال به صورت فرمول زیر خلاصه می‌گردد (Sabbione and Velis, 2010):

$$V(h, t) = \frac{1}{n_f - h} \sum_{i=t-n_2+1}^{t-k} (S_{i+k} - S_i)^2 \quad (11)$$

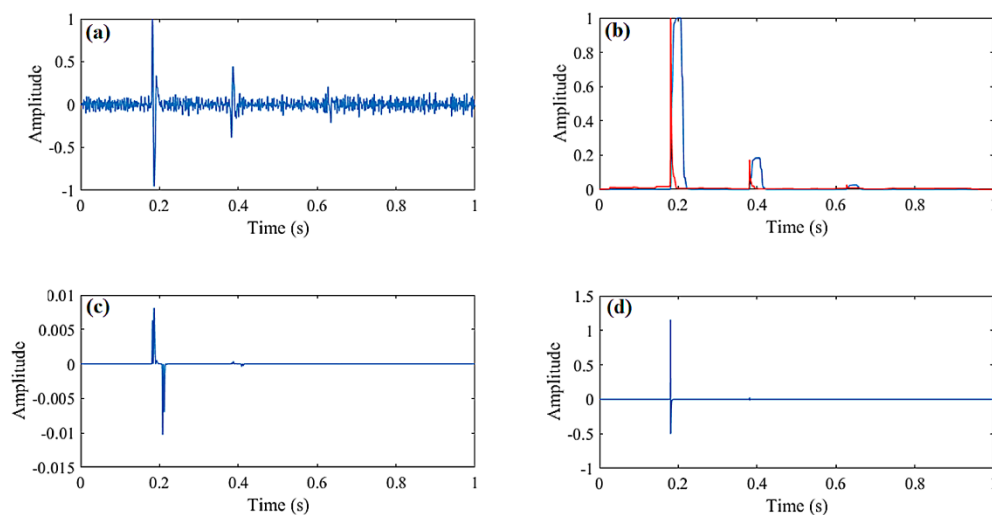
### اعمال الگوریتم‌ها روی داده‌های لرزه‌ای

همان‌طور که در مقدمه اشاره شد انتخاب اولین رسیده‌ها با روش‌های خودکار، به دلیل سرعت بخشیدن به پردازش داده‌ها و همچنین دقت بالا، از اهمیت فراوانی در لرزه‌شناسی برخوردار می‌باشد. در فصل گذشته روش‌های کلی برای انتخاب زمان اولین رسیده‌ها معرفی شد. در این بخش با رویکردی عملی، نحوه تشخیص زمان اولین رسیده‌ها در داده‌های شکسته مرزی با استفاده از نشانگرهای پیشنهادی، که شامل نسبت انرژی، آنتروپی و بعد فراکتال می‌باشند، به طور کامل شرح داده خواهد شد؛ به صورتی که هر کدام از نشانگرها به تفکیک برای دو حالت ردلرزه با فاز کمینه و فاز صفر اعمال می‌شوند.

### اعمال الگوریتم‌ها روی داده مصنوعی

نخست داده مصنوعی، برای دو حالت با فاز کمینه و فاز صفر در فضای نرم افزار متلب، تولید و مراحل آن شرح داده می‌شود. سپس انتخاب زمان اولین رسید در هر کدام از این ردلرزه‌ها به ترتیب با استفاده از نشانگرهای نسبت انرژی، آنتروپی و بعد فراکتال انجام می‌شود.

داده‌های مصنوعی مورد استفاده دارای موجک ورودی ریکر (Ricker) فرکانس غالب ۸۰ (Hz) می‌باشد. داده‌های مصنوعی از همامیخت موجک ریکر در سه لایه بازتابنده و فاصله نمونه‌برداری (S)

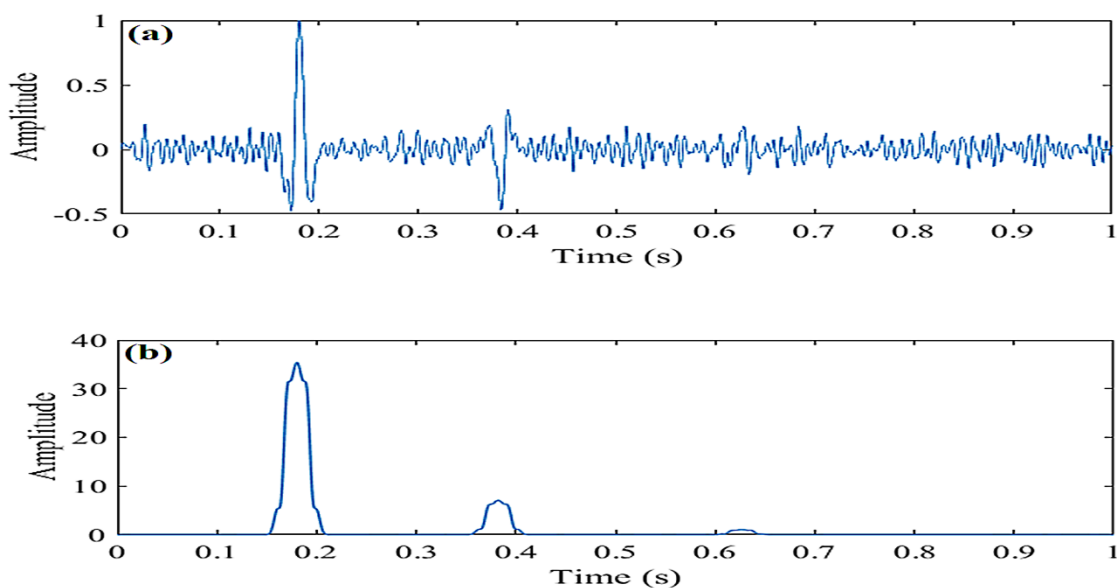


شکل ۲- a) ردلرزه مصنوعی حاصل از موجک ریکر با فاز کمینه. b) اعمال نشانگر نسبت انرژی (منحنی آبی) روی ردلرزه مصنوعی و EPS (منحنی قرمز) روی خروجی منحنی نشانگر نسبت انرژی. c) مشتق‌گیری از نشانگر نسبت انرژی. d) مشتق‌گیری از EPS.

Fig. 1 a) Synthetic trace generated from a minimum-phase Ricker wavelet. b) Application of the energy ratio attribute (blue curve) to the synthetic seismogram and EPS (red curve) to the output of the energy ratio attribute. c) Differentiation of the energy ratio attribute. d) Differentiation of EPS.

می‌باشد. روش پیشنهادی برای انتخاب زمان اولین رسید در این نوع داده‌ها استفاده از انرژی ردلرزه می‌باشد؛ طبق رابطه ۱، پس از هر بار محاسبه در یک پنجره، مقدار به دست آمده به جای قرارگیری در آخر پنجره، به مقدار میانی آن اختصاص می‌یابد. در نتیجه نموداری مطابق شکل ۳- a حاصل می‌گردد که مقدار بیشینه این نمودار بیانگر زمان اولین رسید می‌باشد که دقت آن بالا می‌باشد.

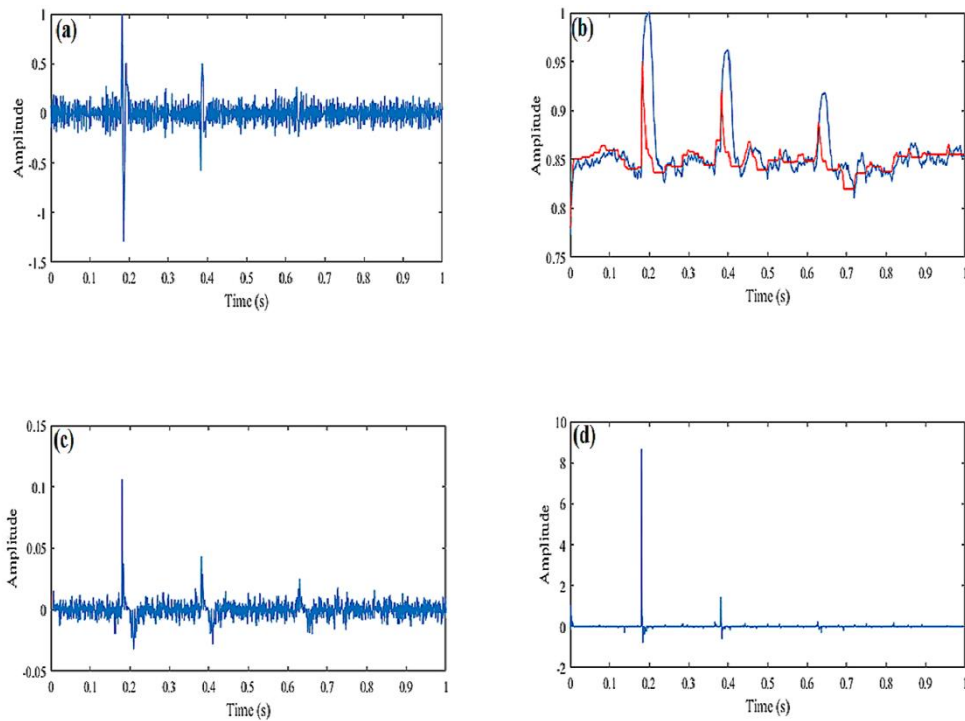
اعمال نشانگر انرژی روی داده با فاز صفر: زمان اولین رسید در داده‌های با فاز کمینه در ابتدای منحنی شکل ۱- a و در داده‌های با فاز صفر روی قله منحنی شکل ۲- a قرار می‌گیرد؛ با توجه به اینکه شیب یا به عبارتی مشتق در قله صفر است، اعمال مراحل ذکر شده روی داده مصنوعی که از موجک با فاز صفر تشکیل شده است، کاری بی‌نتیجه



شکل ۳- (a) ردلرزه مصنوعی حاصل از موجک با فاز صفر. (b) اعمال نشانگر انرژی روی داده مصنوعی حاصل از موجک با فاز صفر.  
 Fig. 3. a) Synthetic trace generated from a zero-phase wavelet. b) Application of the energy attribute to the synthetic data generated from the zero-phase wavelet.

داده مصنوعی با رنگ آبی قسمت b از شکل ۴ نمایش داده شده است. سپس نشانگر EPS با طول پنجره  $n_m = 130$  روی خروجی نشانگر آنتروپی اعمال می‌شود که نتیجه این فرآیند در قسمت b از شکل ۴ با رنگ قرمز نشان داده شده است.

اعمال نشانگر آنتروپی روی داده با فاز کمینه: طبق رابطه (۶) برای ردلرزه مصنوعی حاصل از موجک با فاز کمینه، پنجره‌ای متحرک با طول ثابت  $n_h = 100$  در نظر گرفته شده است. حاصل این نشانگر روی

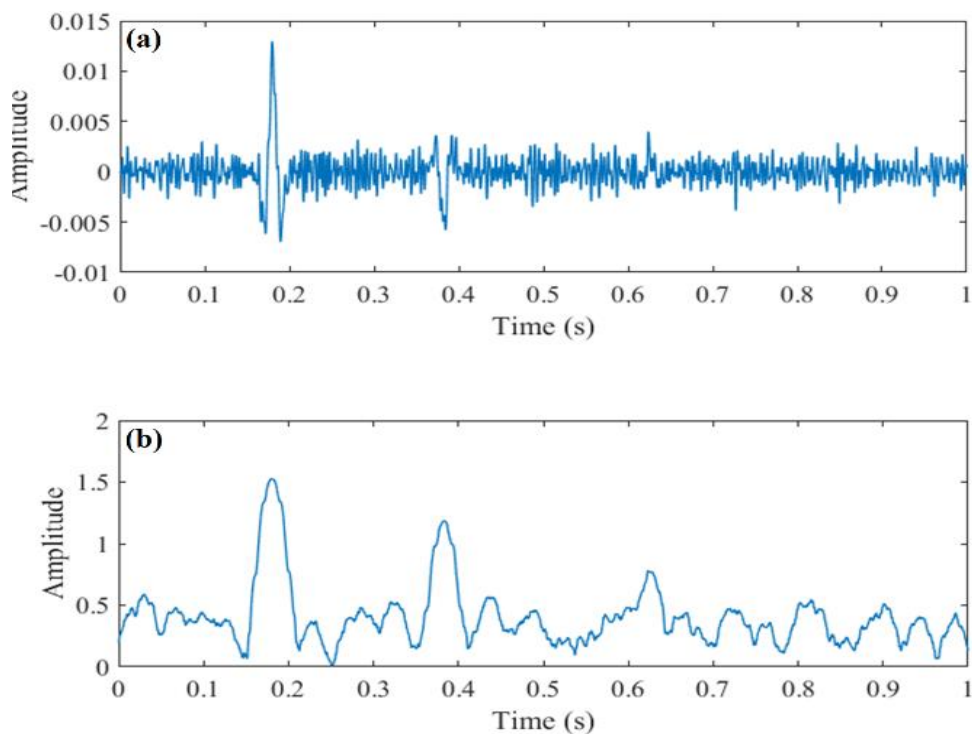


شکل ۴- (a) ردلرزه مصنوعی حاصل از موجک با فاز کمینه. (b) اعمال نشانگر آنتروپی (منحنی آبی) روی ردلرزه مصنوعی و EPS (منحنی قرمز) روی خروجی منحنی نشانگر آنتروپی. (c) مشتق‌گیری از نشانگر آنتروپی. (d) مشتق‌گیری از EPS.

Fig. 4. a) Synthetic trace generated from a minimum-phase wavelet. b) Application of the entropy attribute (blue curve) to the synthetic trace and EPS (red curve) to the output of the entropy attribute curve. c) Differentiation of the entropy attribute. d) Differentiation of EPS.

با استفاده از رابطه (۶) و تغییراتی مطابق با بخش قبل که برای پنجره انرژی ردلرزه ذکر شد، در این بخش نیز با اعمال همان تغییرات ذکر شده و در نظر گرفتن طول پنجره ثابت  $n_h = 100$ ، نمودار b از شکل ۵ حاصل می‌شود. مقدار بیشینه این نمودار بیانگر زمان اولین رسید می‌باشد.

برای اعمال نشانگر آنتروپی و EPS روی داده‌های با فاز صفر، همانند بخش قبل چالش‌هایی وجود دارد که طبق توضیحات بیان شده و اینکه مشتق‌گیری از قله بی‌نتیجه می‌باشد، در این بخش نیز از روشی پیشنهادی برای انتخاب زمان اولین رسید استفاده می‌شود.



شکل ۵ - (a) ردلرزه مصنوعی حاصل از موجک با فاز صفر. (b) اعمال نشانگر آنتروپی روی داده مصنوعی حاصل از موجک با فاز صفر.  
 Fig. 5. a) Synthetic trace generated from a zero-phase wavelet. b) Application of the entropy attribute to the synthetic data generated from the zero-phase wavelet.

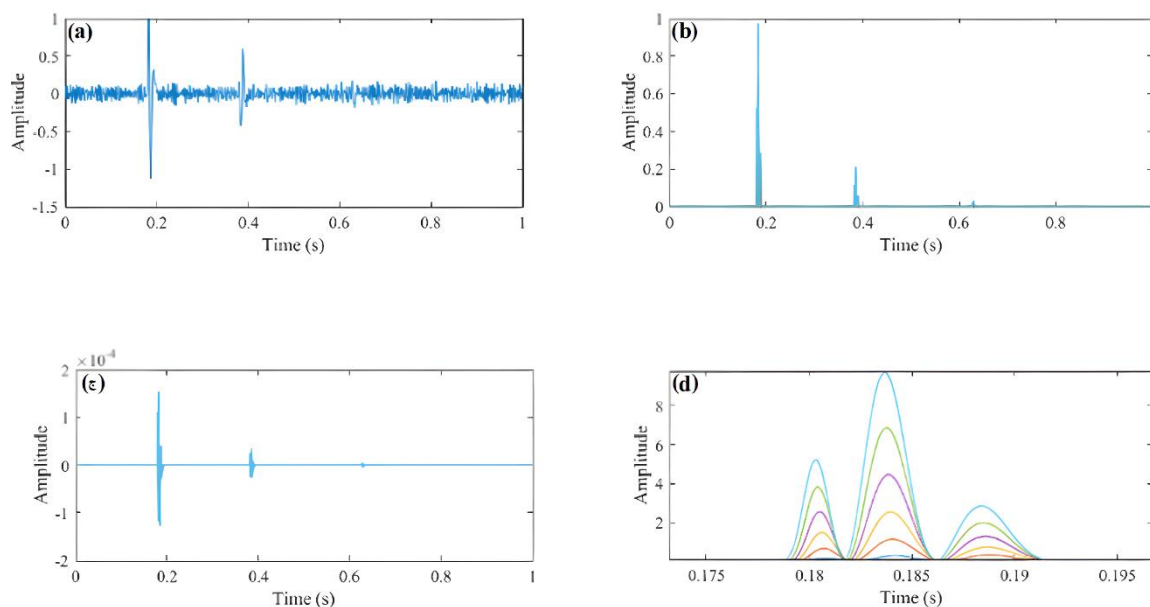
مقدار واریوگرام  $V(h)$  مطابق شکل ۶ به دست

می‌آید. لازم به ذکر است به منظور وضوح بیشتر ابعاد فراکتال، با بزرگنمایی نمودار b ابعاد فراکتال به طور کامل در نمودار d نمایان می‌شود.

#### اعمال نشانگر بعد فراکتال روی داده مصنوعی:

طبق توضیحات روش FDM، توضیح داده شده است و با استفاده

از رابطه (۱۱) برای ردلرزه دارای فاز کمینه، به ازای  $n_f = 800$  و

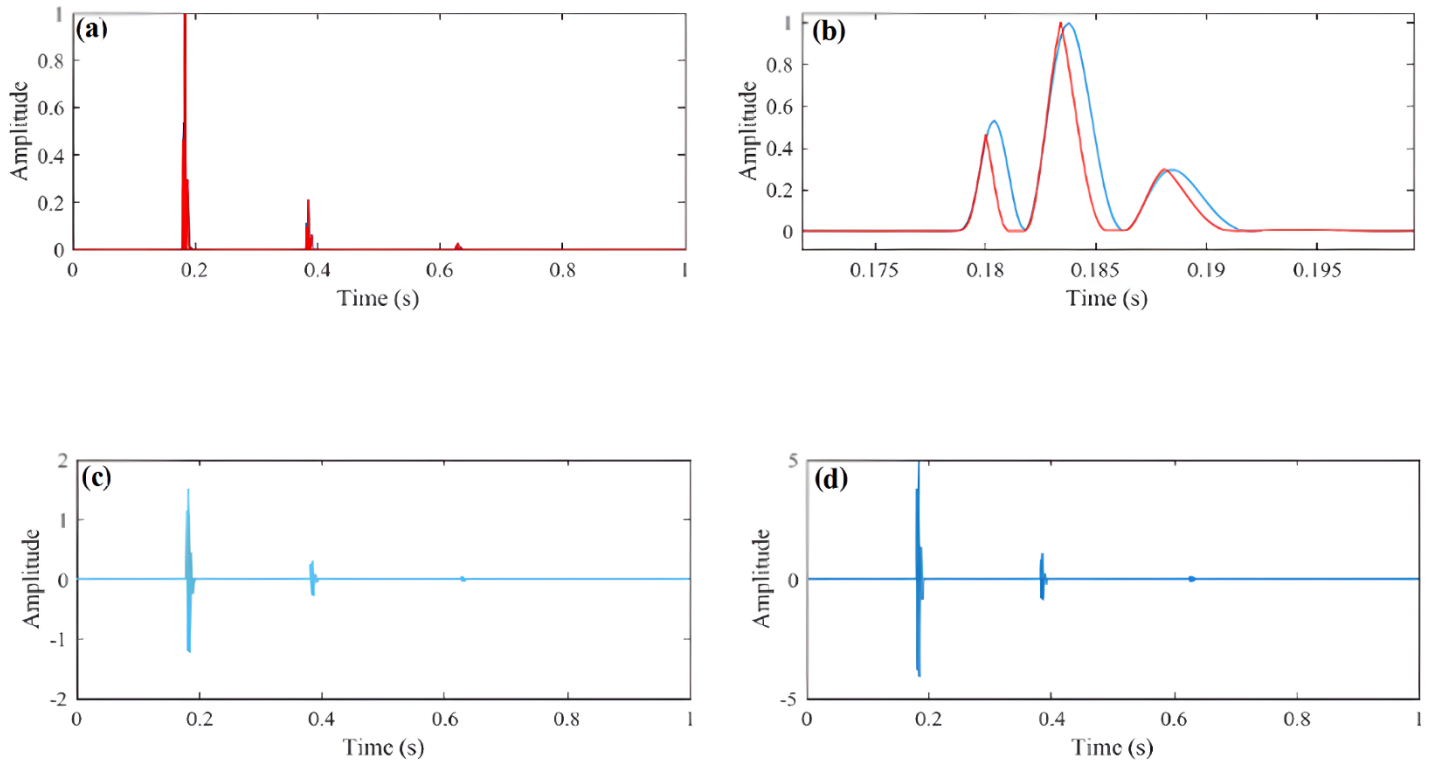


شکل ۶- (a) ردلرزه مصنوعی حاصل از موجک با فاز کمینه. (b) اعمال نشانگر بعد فراکتال روی داده مصنوعی حاصل از موجک با فاز کمینه. (c) مشتق‌گیری روی نشانگر بعد فراکتال. (d) بزرگنمایی قله اول شکل (b) به منظور وضوح بیشتر مقادیر فراکتال.

Fig. 6. a) Synthetic trace generated from a minimum-phase wavelet. b) Application of the fractal dimension attribute to the synthetic data generated from the minimum-phase wavelet. c) Differentiation of the fractal dimension attribute. d) Magnification of the first peak of panel (b) to provide clearer visualization of the fractal values.

که این خود دقیق بودن خروجی نشانگر EPS نسبت به نشانگر بعد فراکتال را نشان داده و در انتها با مشتق‌گیری می‌توان به وضوح این نتیجه‌گیری را تأیید کرد.

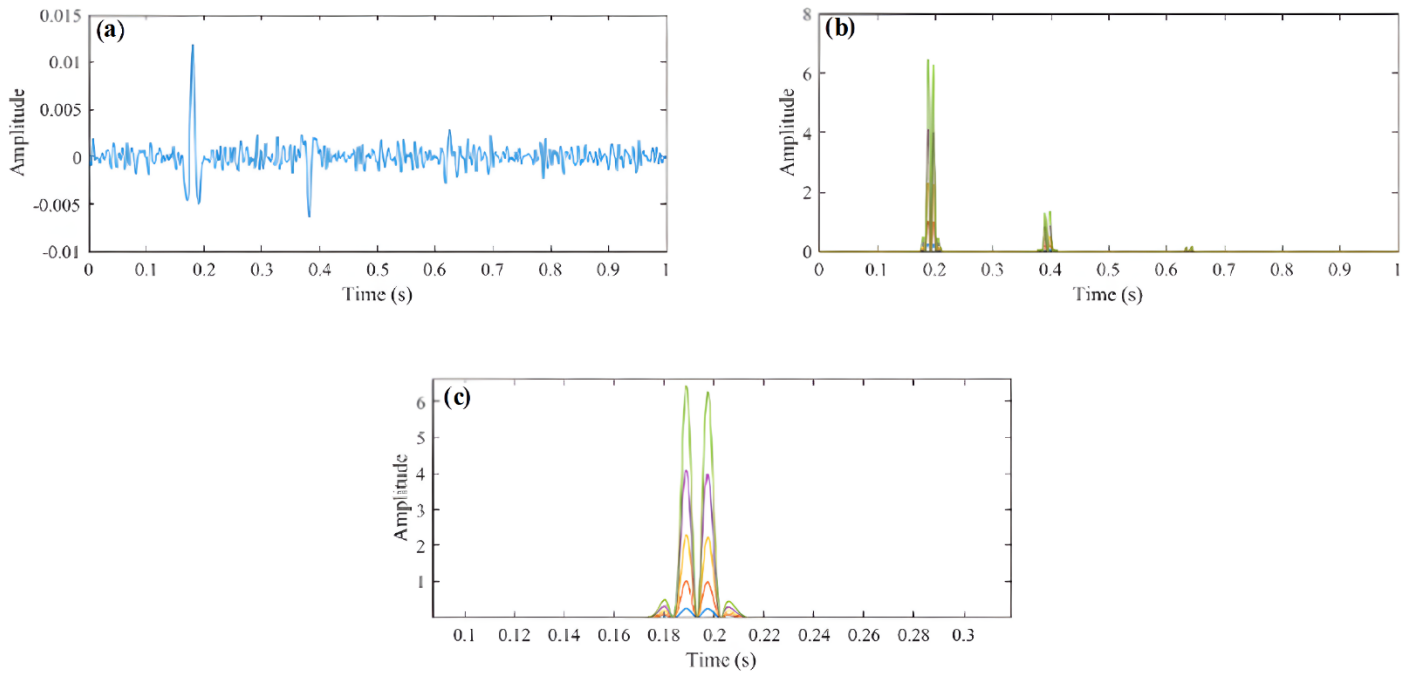
پس از اعمال نشانگر بعد فراکتال، نشانگر EPS به صورت جداگانه روی یکی از منحنی‌های نمودار شکل ۶- a اعمال می‌شود که مطابق شکل ۶ نمودار EPS به مراتب فشرده‌تر از نمودار بعد فراکتال است،



شکل ۷- (a) اعمال نشانگر بعد فراکتال به ازای  $h=5$  که با منحنی آبی نشان داده شده، و اعمال نشانگر EPS روی خروجی نمودار بعد فراکتال که با منحنی قرمز رنگ نشان داده شده است. (b) بزرگنمایی نمودار (a) به منظور وضوح بیشتر. (c) مشتق‌گیری روی نشانگر بعد فراکتال. (d) مشتق‌گیری روی نشانگر EPS. Fig. 7. a) Application of the fractal dimension attribute for  $h=5$  (blue curve) and the application of the EPS attribute on the fractal dimension output (red curve). b) Zoomed-in view of panel (a) for better clarity. c) Derivative of the fractal dimension attribute. d) Derivative of the EPS attribute.

محاسبه پنجره از نمونه آخر به نمونه میانی، این چالش مطابق شکل ۸ برطرف می‌گردد.

همانند دو بخش قبل برای ردلرزه با فاز صفر چالش‌های مطرح شده وجود دارد که با استفاده از رابطه (11) و با تغییر جایگزینی نتیجه



شکل ۸- (a) ردلرزه مصنوعی دارای فاز صفر. (b) اعمال نشانگر بعد فراکتال روی ردلرزه مصنوعی. (c) بزرگنمایی نمودار (b) برای وضوح بیشتر.  
 Fig. 8. a) Artificial tremor with zero phase. b) Application of the fractal dimension attribute on the artificial tremor. c) Zoomed-in view of panel (b) for better clarity.

### اعمال نشانگر نسبت انرژی روی داده واقعی

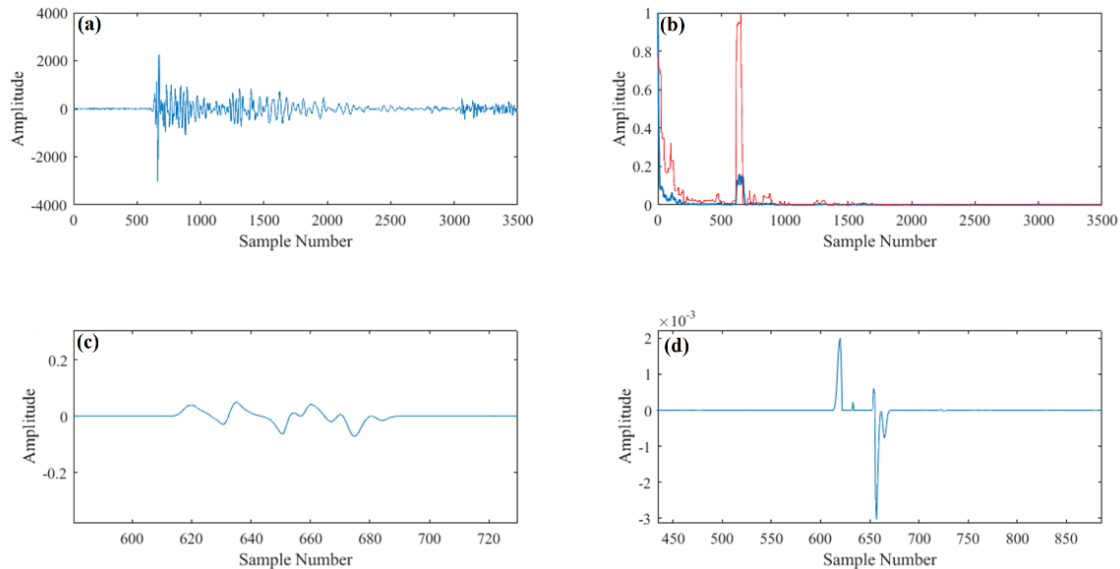
نخست برای نمایش جزئیات کار به دلخواه یک ردلرزه را از داده واقعی انتخاب کرده، و طبق بخش اول مربوط به داده مصنوعی، نشانگر نسبت انرژی به ازای مقادیر  $n_l = 13$ ،  $\beta = 20$  و سپس EPS به ازای مقدار  $n_m = 20$  مطابق شکل ۸ روی این ردلرزه پیاده‌سازی می‌شود. محور عمودی این نمودارها دامنه و محور افقی شماره ردلرزه را نشان می‌دهد. با مشتق‌گیری و بزرگنمایی نمودار حاصل شده، بهبود انتخاب اولین در دو حالت اعمال شده و اعمال نشده نشانگر EPS قابل ملاحظه می‌باشد.

مطابق شکل ۸، مقدار بیشینه اولین قله نمودار b و c (که نمودار c حالت بزرگنمایی شده از نمودار b می‌باشد)، زمان اولین رسید را مشخص می‌نماید.

### اعمال الگوریتم‌ها روی داده واقعی

داده واقعی مربوط به برداشت دینامیتی از نوع چشمه مشترک که فازی کمینه دارد، و فاصله هر ایستگاه آن به اندازه ۵۰ متر، و همچنین فاصله زمانی ۲ میلی‌ثانیه دارند، هر یک از روش‌های نسبت انرژی، آنتروپی و بعد فراکتال با اعمال نهایی نشانگر EPS مورد بررسی قرار می‌گیرند، تا زمان اولین رسید به درستی انتخاب گردد.

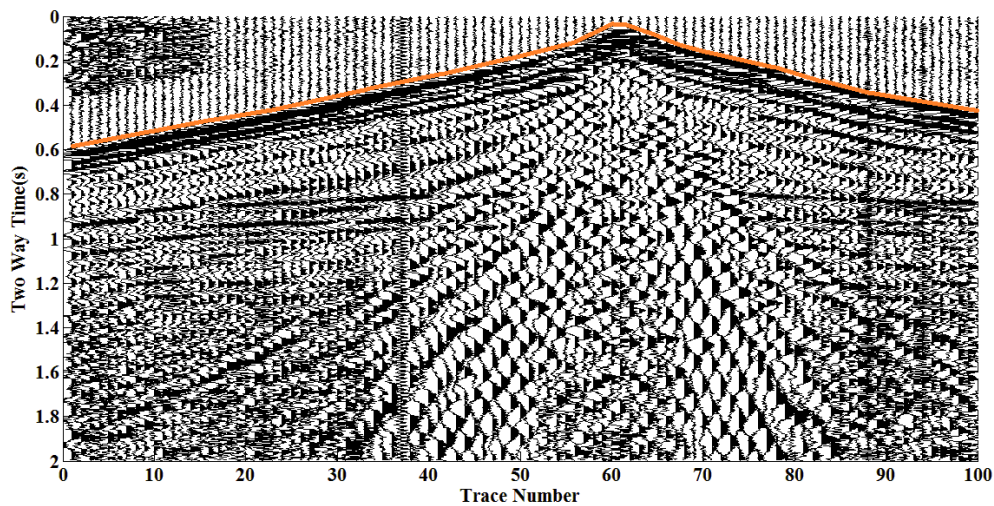
برای ساده‌سازی محاسبات و همچنین وضوح بیشتر، تعداد صد ردلرزه از داده واقعی، برای اعمال نشانگرها در نظر گرفته شده است که نتیجه اعمال هر نشانگر، جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرد.



شکل ۹- (a) ردلرزه‌ای تصادفی از داده واقعی. (b) اعمال نشانگر نسبت انرژی روی ردلرزه تصادفی داده واقعی (رنگ آبی) و اعمال نشانگر EPS روی خروجی نشانگر نسبت انرژی (رنگ آبی). (c) مشتق‌گیری از نشانگر نسبت انرژی. (d) مشتق‌گیری از نشانگر EPS. Fig. 9. a) A random tremor from real data. b) Application of the energy ratio attribute on the random tremor from real data (blue curve) and application of the EPS attribute on the output of the energy ratio attribute (red curve). c) Derivative of the energy ratio attribute. d) Derivative of the EPS attribute

انجام مراحل فوق برای مشخص کردن تمام جزئیات کار روی داده واقعی ذکر شد. حال با در نظر گرفتن ۱۰۰ عدد ردلرزه از داده واقعی و اعمال نشانگر نسبت انرژی و همچنین اعمال نشانگر EPS روی خروجی نشانگر نسبت انرژی، شکل ۱۰ حاصل می‌گردد.

علاوه بر موارد ذکر شده می‌توان به وضوح اختلاف دو منحنی نشانگر نسبت انرژی و EPS را در قسمت b از شکل ۹ ملاحظه کرد، که این خود انتخاب دقیق‌تری برای زمان اولین رسید حاصل می‌آورد.

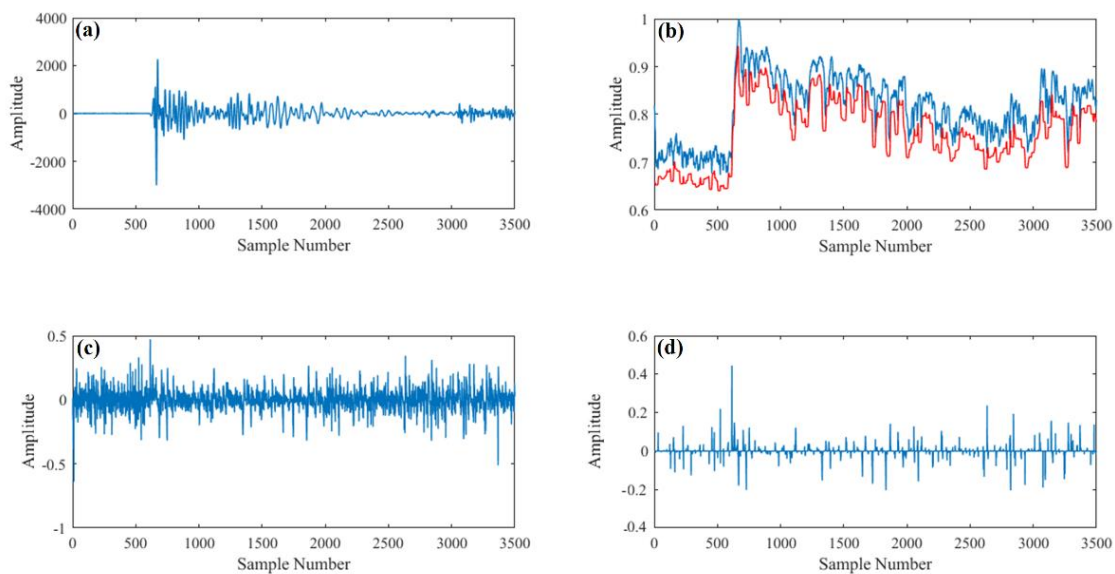


شکل ۱۰- انتخاب زمان اولین رسیده‌ها با اعمال الگوریتم نسبت انرژی روی قسمتی از برداشت چشمه مشترک. Fig.10. Selection of the first arrival times by applying the energy ratio algorithm on a portion of the common source record.

### اعمال نشانگر آنتروپی روی داده واقعی

نشانگر آنتروپی اعمال می‌شود که با رنگ قرمز نشان داده شده است. مطابق نمودار b از شکل ۱۱ خروجی حاصل از اعمال نشانگر EPS برای انتخاب زمان اولین رسید دارای اعوجاج کمتری نسبت به خروجی نشانگر آنتروپی می‌باشد، این موضوع به انتخاب زمان دقیق‌تر برای اولین رسید می‌انجامد که با مشتق‌گیری از هردو نشانگر در قسمت c و d از شکل ۱۱ کاملاً نمایان می‌شود.

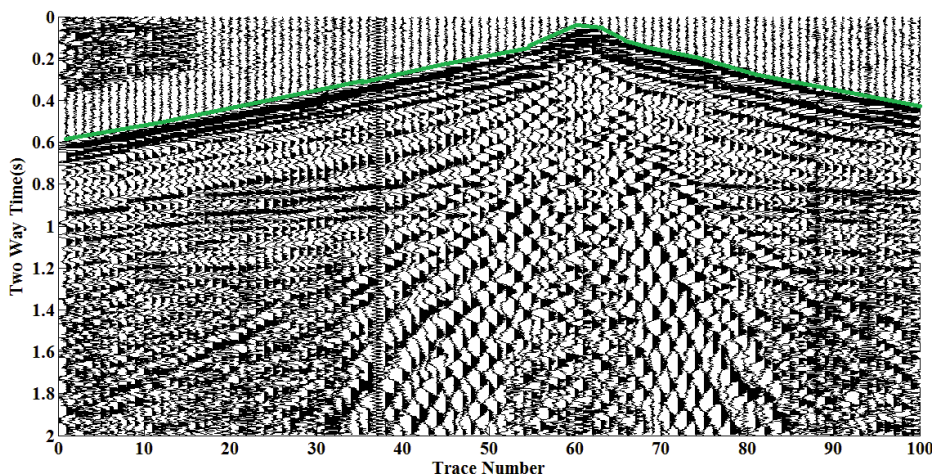
مطابق بخش قبل ردلرزه‌ای از برداشت واقعی انتخاب کرده، سپس نشانگر آنتروپی با طول پنجره  $n_h = 13$  روی آن اعمال شد که با رنگ آبی نشان داده شده است. طبق تمام مراحل مربوط به داده‌های با فاز کمینه که در بخش‌های قبل به بررسی آن‌ها پرداخته شد، در این قسمت نیز نشانگر EPS با مقدار  $n_m = 20$  روی خروجی نمودار



شکل ۱۱- (a) ردلرزه‌ای انتخابی از داده واقعی با فاز کمینه. (b) اعمال نشانگر آنتروپی روی داده واقعی نمودار a که با رنگ آبی نشان داده شده و اعمال نشانگر EPS روی خروجی نمودار آنتروپی که با رنگ قرمز نشان داده شده است. (c) مشتق‌گیری از نمودار نشانگر آنتروپی. (d) مشتق‌گیری از خروجی نشانگر EPS. Fig. 11. a) Selected tremor from real data with minimum phase. b) Application of the entropy attribute on the real data in panel (a) (blue curve) and application of the EPS attribute on the output of the entropy attribute (red curve). c) Derivative of the entropy attribute plot. d) Derivative of the EPS attribute output.

نشانگر آنتروپی و همچنین اعمال نشانگر EPS روی خروجی نشانگر آنتروپی، شکل ۱۲ حاصل می‌گردد.

انجام مراحل فوق برای مشخص کردن تمام جزئیات کار روی داده واقعی ذکر شد. حال با در نظر گرفتن صد ردلرزه از داده واقعی و اعمال



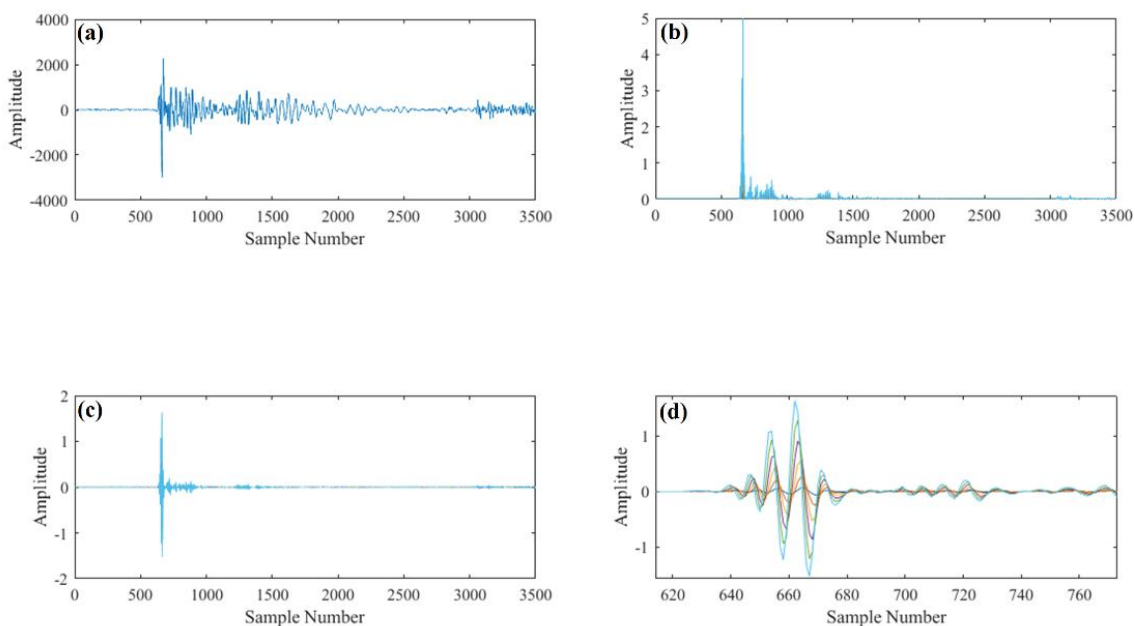
شکل ۱۲- انتخاب زمان اولین رسیده‌ها با اعمال الگوریتم آنتروپی روی قسمتی از برداشت چشمه مشترک.

Fig.12. Selection of the first arrival times by applying the entropy algorithm on a portion of the common source record.

می‌شود. نمودار b از شکل 13، سپس با مشتق‌گیری از خروجی نشانگر بعد فراکتال شکل c حاصل گردیده و در قسمت آخر برای بهتر دیده شدن ابعاد فراکتال، نمودار b به حالت بزرگنمایی شده، به تصویر کشیده شده است.

### اعمال نشانگر بعد فراکتال روی داده واقعی

همانند بخش مربوط به داده مصنوعی بعد فراکتال، برای داده واقعی نیز همان مقادیر با انجام همان مراحل، شکل ۱۳ را تولید می‌نماید. در این شکل ابتدا نشانگر بعد فراکتال روی داده واقعی اعمال

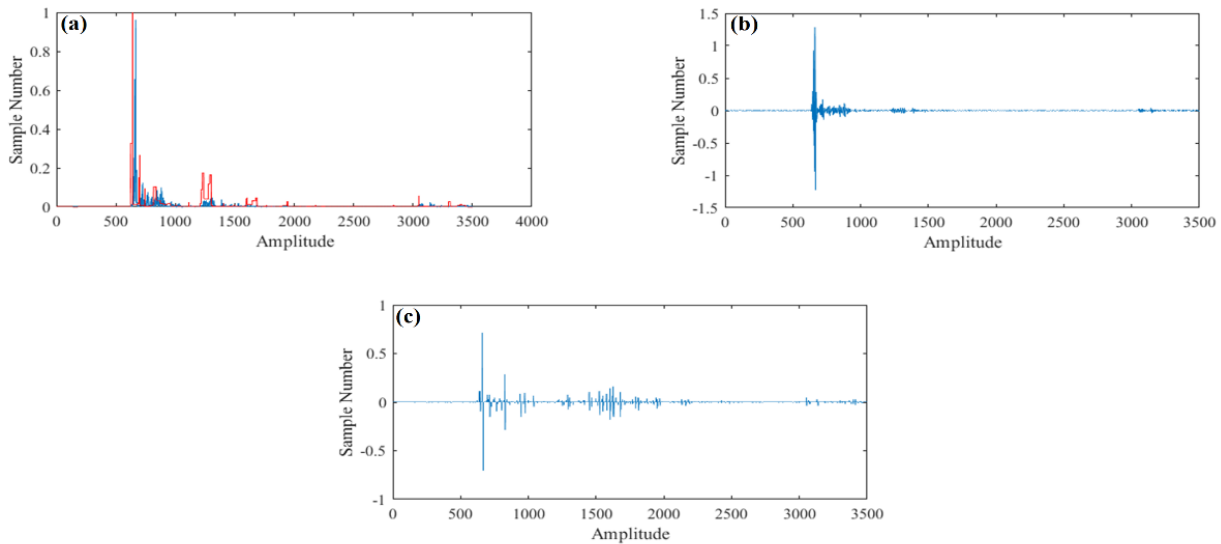


شکل ۱۳- (a) ردلرزه‌ای انتخابی از داده واقعی با فاز کمینه. (b) اعمال نشانگر بعد فراکتال روی ردلرزه انتخابی از داده واقعی. (c) مشتق‌گیری از خروجی نشانگر بعد فراکتال. (d) بزرگنمایی نمودار (b) برای وضوح بهتر ابعاد فراکتال.

Fig.13. a) Selected tremor from real data with minimum phase. b) Application of the fractal dimension attribute on the selected tremor from real data. c) Derivative of the fractal dimension attribute output. d) Zoomed-in view of panel (b) for better clarity of the fractal dimensions

این نمودار و مشتق‌گیری از خروجی هردو نشانگر اعمال شده، شکل ۱۴ حاصل می‌گردد.

حال برای انتخاب دقیق‌تر زمان اولین رسید، نشانگر EPS روی یکی از ابعاد خروجی نشانگر بعد فراکتال اعمال می‌شود که برای مقایسه بهتر، هردو روی نمودار a از شکل ۱۴ نشان داده شده‌اند. با مشاهده

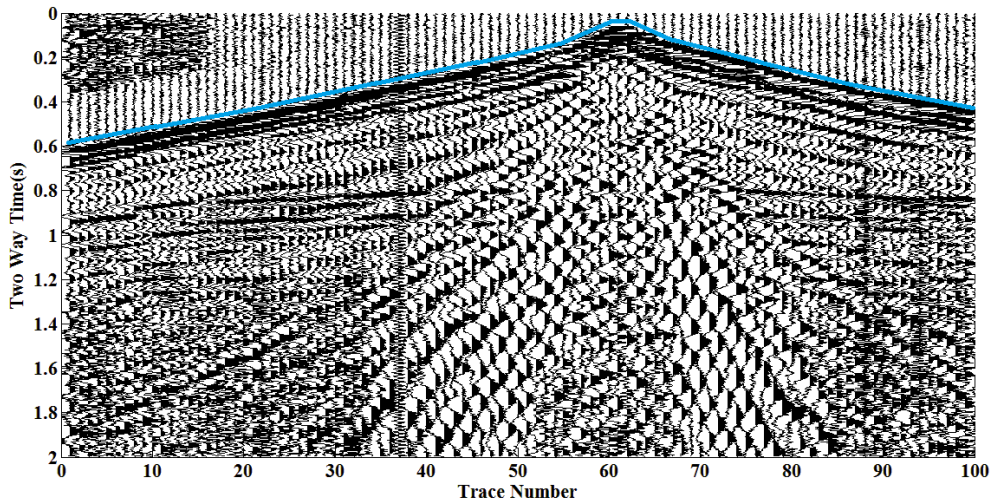


شکل ۱۴- a) نمودار رنگ آبی یکی از ابعاد فراکتال حاصل شده از نمودار b از شکل ۱۳ می‌باشد، و رنگ قرمز حاصل از اعمال نشانگر EPS روی خروجی آن بعد. b) مشتق‌گیری از خروجی نمودار بعد فراکتال ذکر شده در قسمت a. c) مشتق‌گیری از نشانگر EPS.

Fig.14. a) The blue curve represents one of the fractal dimensions obtained from panel b of Figure 13, and the red curve shows the result of applying the EPS attribute on the output of that fractal dimension. b) Derivative of the fractal dimension output mentioned in panel (a). c) Derivative of the EPS attribute.

نشانگر بعد فراکتال و همچنین اعمال نشانگر EPS روز خروجی نشانگر آنتروپی، شکل ۱۵ حاصل می‌گردد.

انجام مراحل فوق برای مشخص کردن تمام جزئیات کار روی داده واقعی ذکر شد. حال با در نظر گرفتن صد ردلرزه از داده واقعی و اعمال



شکل ۱۵- انتخاب زمان اولین رسیده‌ها با اعمال الگوریتم بعد فراکتال روی قسمتی از برداشت چشمه مشترک.

Fig.15. Selection of the first arrival times by applying the fractal dimension algorithm on a portion of the common source record.

از انتخاب آن‌ها صرف نظر می‌شود. برای جلوگیری از این مشکلات به‌طور خودکار، با استفاده از رگرسیون حداقل مربعات، همه‌ی مدل‌های ممکن از دو خط مستقیم بر لرزه نگاشت، به‌گزینه‌های انجام شده برازش می‌شوند. این مدل برای تطبیق رسیده‌های شکست مرزی و رسیده‌های مستقیم در نظر گرفته شده است. پس برای هر مدل،  $X^2$  بهینه‌ی برازش ارزیابی می‌شود. یک مدل با کمترین  $X^2$  به عنوان محتمل‌ترین گزینه انتخاب می‌شود. سپس اگر یک خطای تجربی از هر گزینه‌ی برازش شده از روش حداقل مربعات بزرگ‌تر از  $\sigma^3$  باشد،  $\sigma$  انحراف معیار برازش است)، از گزینه‌ی صرف نظر شده و خطوط مستقیم دوباره محاسبه می‌شوند. این فرآیند تا زمانی که هیچ انتخابی با خطاهای بزرگ‌تر از  $\sigma^3$  وجود نداشته باشد تکرار می‌گردد (در حالت کلی یک تا دو تکرار کافی است و فقط از تعدادی از گزینه‌های مرحله اول به‌طور موقت صرف نظر می‌شود). نتیجه‌ی نهایی مرحله‌ی دوم، یک مدل شکست مرزی شامل دو خط مستقیم کنار لرزه نگاشت است.

در مرحله سوم، فرآیند گزینه‌ی تکرار می‌شود اما تحلیل به یک پنجره‌ی بازه با اندازه‌ی  $n_{tol}$  متمرکز در خطوط مستقیم مدل شکست مرزی اولیه حاصل از مرحله‌ی دوم محدود می‌گردد. هدف این بازه‌ی گزینه‌ی محلی، ارزیابی مجدد ردلرزه‌هایی است که ممکن است در طول مرحله‌ی دوم به‌طور موقت کنار گذاشته شده باشند (به دلیل آزمایش

### تصحیح انتخاب‌های نادرست

برای انتخاب زمان اولین رسید برای حالتی که فقط یک ردلرزه برای اعمال نشانگر وجود دارد، چالش انتخاب نادرست وجود نخواهد داشت. اما همواره برای انتخاب این زمان رسیده‌ها، یک مقطع در نظر گرفته می‌شود. می‌توان این‌گونه بیان کرد که هر انتخابی بدون در نظر گرفتن معیارهایی از جمله؛ تأخیرهای زمانی ثابت بین ردلرزه‌های مجاور، افزایش زمان با فاصله‌ی دورافت و ... نیازمند ارزیابی مجددی خواهد بود. برای برطرف این چالش‌ها روشی به نام تصحیح انتخاب‌های نادرست در نظر گرفته شده است.

این روش بر پایه حداقل مربعات برای انتخاب هر ردلرزه بنا شده است. که در نتیجه آن می‌توان انتخاب‌های نادرست را با استفاده از معیارهایی ساده تصحیح کرد یا در مورد ردلرزه‌های بد (یا به اصطلاح مرده) حتی می‌توان آن‌ها را در نظر نگرفت.

تصحیح انتخاب‌های نادرست طی فرآیندی پنج مرحله‌ای اجرا می‌شود. مرحله‌ی اول شامل انتخاب هر ردلرزه به یکی از روش‌های گفته شده در بخش‌های قبیل یا هر روش دیگر است. بسته به کیفیت داده‌ها ممکن است بعضی از گزینه‌های خودکار مرحله‌ی اول غلط باشند. از سوی دیگر ممکن است بعضی ردلرزه‌ها خوش‌رفتار نباشند که

چهارم را دنبال می‌کنند، یک بازه پنجره جدید با طول نصف بازه پنجره قبلی متمرکز در خطوط مستقیم مدل نهایی تعریف می‌شود. سپس بیشینه محلی داخل این بازه پنجره باریک‌تر، گزینش می‌شود. توجه شود که حتی اگر اولین رسید واضح نباشد، گزینش انجام می‌شود. بنابراین با پیروی از مدل شکست مرزی احتمالی، خطوطی مستقیم شبیه‌سازی می‌شوند. از سوی دیگر اگر نشانگر فیلتر شده برای بعضی ردلرزه‌ها ثابت باشد یا تغییرات نشانگر داخل پنجره تلورانس خیلی ناگهانی نباشد به طوری که بیشینه محلی در آن مشخص گردد، از آن ردلرزه‌ها صرف نظر می‌شود. به عبارت دیگر نخستین رسیده‌های نهایی در بازه‌ی زیر، انتخاب می‌شوند:

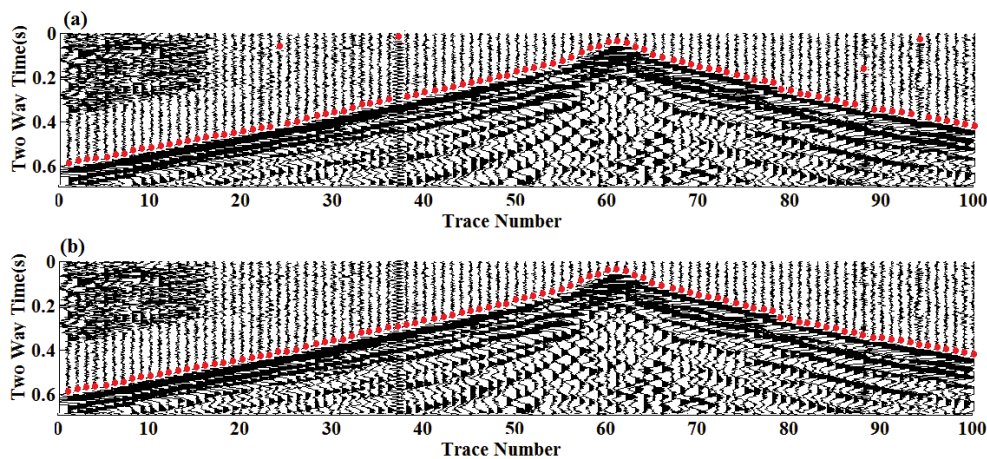
$$|t - t_r| < n_{tol} / 4 \quad (12)$$

که  $t_r$  زمان مربوط به خطوط مستقیم مدل شکست مرزی نهایی حاصل از مرحله چهارم است. بنابراین  $n_{tol}$  باید طوری انتخاب شود که تضمین کند  $n_{tol} / 4$  از بیشترین مقدار تصحیح استاتیک مورد انتظار داده، بزرگ‌تر است.

$\sigma^2$ ) یا آن دسته از نخستین رسیده‌های واقعی که ربطی به بیشینه‌ی مشتق نشانگر فیلتر شده ندارند اما به بیشینه‌ی محلی داخل پنجره‌ی  $n_{tol}$  مربوط می‌شوند. بنابراین بسیاری از گزینش‌هایی که ممکن است در مرحله‌ی دوم به عنوان انتخاب نادرست تفسیر شوند دوباره ارزیابی شده، در طول مرحله‌ی سوم تصحیح می‌شوند و مجموعه جدید انتخاب‌ها حاصل می‌گردد.

مرحله چهارم شامل روبه‌های یکسان در مرحله‌ی دوم با استفاده از مجموعه جدید حاصل از مرحله سوم می‌باشد. در نتیجه یک مدل نهایی شکست مرزی به دست می‌آید. شکل ۱۶ نتایج را بعد از مراحل ۳ و ۴ نمایش می‌دهد.

در نهایت در مرحله‌ی پنجم (مرحله آخر) انتخاب‌های هر ردلرزه بررسی شده و تصمیم گرفته می‌شود که کدام گزینش دوباره در مدل نهایی تطبیق یابد یا از آن صرف نظر شود. گزینش‌های صرف نظر شده مربوط به ردلرزه‌های بد یا مرده یا آن‌هایی می‌باشند که زمان رسید واقعی آن‌ها در روش مورد نظر، قابل شناسایی نیست. در این حالت با فرض اینکه نخستین رسیده‌ها تقریباً خطوط مستقیم حاصل از مرحله



شکل ۱۶- (a) نتایج مربوط به نشانگر نسبت انرژی می‌باشد که زمان اولین رسید با علامت دایره قرمز مشخص شده است. (b) انتخاب‌های نادرست تصحیح شده‌اند. Fig.16. a) Results of the energy ratio attribute, where the first arrival time is marked with a red. b) Incorrect selections have been corrected.

## نتیجه‌گیری

در این تحقیق با توجه به توضیحات قبل، ابتدا نتایج به دست آمده ارائه گردیده و سپس پیشنهادهای برای تحقیقات بیشتر مطرح شده است. در داده‌های لرزه‌ای شکست مرزی و بازتابی با توجه به نوع چشمه دینامیتی و ویبراتوری که هر کدام از چشمه‌ها به ترتیب دارای فاز کمینه و صفر می‌باشند، جداگانه از نشانگرهای مناسب استفاده شد.

برای داده دارای فاز کمینه با نوفه زیاد پس از اعمال نشانگرهای نسبت انرژی، آنتروپی و بُعد فراکتال سه نمودار حاصل شد که برای بهبود انتخاب زمان اولین رسید روی هر کدام، نشانگر EPS اعمال شد. با مشتق‌گیری از این نمودارها دقت این انتخاب به حد چشم‌گیری افزایش می‌یابد.

برای داده دارای فاز صفر با نوفه زیاد، نشانگرها با تغییراتی همراه شد. این تغییرات به صورتی است که پس از هر بار محاسبه در یک پنجره، مقدار به دست آمده به جای قرارگیری در آخر پنجره، به مقدار میانی آن اختصاص می‌یابد. مقدار بیشینه نمودارهای حاصل شده زمان اولین رسید را با دقت بالا مشخص می‌کند.

مزیت این روش این است که برای داده‌هایی با موجک فاز کمینه و هم موجک با فاز صفر کارایی خوبی دارد و نتیجه حاصل شده دارای Ervin, C.P., Mc Ginnis, I.D., Otis, R.M., Hall, M.L., 1983. Automated analysis of marine refraction data: A computer algorithm. *Geophysics* 48, 582–589. Fabien-Ouellet, G., Fortier, R., 2014. Using all seismic arrivals in shallow seismic investigations. *Journal of Applied Geophysics* 103, 31–42. Fabien-Ouellet, G., Sarkar, R., 2020. Seismic velocity estimation: A deep recurrent neural-network approach. *Geophysics* 85, 21–29. Feder, J., 1988. *Fractals*. Plenum Press. Gelchinsky, B., Shtivelman, V., 1983. Automatic picking of first arrivals and parameterization of traveltimes curves. *Geophysical Prospecting* 31, 915–928. Hatherly, P.J., 1982. A computer method for determining seismic first arrival times. *Geophysics* 47, 1431–1436. Hu, L., Zheng, X., Duan, Y., Yan, X., Hu, Y., Zhang, X., 2019. First-arrival picking with a U-net convolutional network. *Geophysics* 84(5), 45–57.

دقت نسبتاً قابل قبولی می‌باشد. از معایب این روش این است که اگر دامنه نوفه نسبت به داده خیلی بالا باشد این روش در مرحله اول توانایی تشخیص دقیق زمان اولین رسیده‌ها را ندارد. در زمانی که الگوریتم‌های ارائه شده زمان دقیق را نتوانند تشخیص دهند و فاصله زمانی تشخیص داده شده از خط تقریبی که به چند ردلرزه قبل و بعد از ردلرزه مورد نظر برازش شود زیاد باشد الگوریتم آن ردلرزه را حذف کرده و نقطه‌ای بر روی خط برازش شده در ردلرزه موردنظر را زمان اولین رسید در نظر می‌گیرد.

برای برطرف کردن چالش انتخاب نادرست زمان اولین رسید، روشی به نام تصحیح انتخاب‌های نادرست در نظر گرفته شده است. که طی فرآیندی پنج مرحله‌ای، این انتخاب‌های نادرست، تصحیح یا حذف می‌شوند.

## قدردانی

این مقاله با حمایت مالی و معنوی معاونت آموزشی و پژوهشی دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته انجام شده لذا بدین وسیله از همکاری آن‌ها قدردانی می‌شود.

## References

- Alali, A., Kazei, V., Kalita, M., Alkhalifah, T., 2022. Deep learning unfloding for robust subsalt waveform inversion. *Geophysical Prospecting*. <https://doi.org/10.1111/1365-2478.13193>.
- Azwin, I., Saad, R., Nordiana, M., 2013. Applying the seismic refraction tomography for site characterization. *APCBEE Procedia* 5, 227–231.
- Coppens, F., 1985. First arrival picking on common-offset trace collections for automatic estimation of static corrections. *Geophysical Prospecting* 33(8), 1212–1231.
- Denis, A., Crémoux, F., 2002. Using the entropy of curves to segment a time or spatial series. *Mathematical Geology* 34, 899–914.
- Dip, A.C., Giroux, B., Gloaguen, E., 2021. Microseismic monitoring of rockbursts with the ensemble Kalman filter. *Near Surface Geophysics* 19, 429–445.

- Korvin, G., 1992. Fractal models in the earth sciences. Elsevier.
- Leite, E.P., Vidal, A.C., 2011. 3D porosity prediction from seismic inversion and neural networks. *Computers & Geosciences* 37(9), 1174–1180.
- Lim, J.-S., 2005. Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 49(3), 182–192.
- Mandelbort, B., 1983. The fractal geometry of nature: W. H. Freeman and company. *Science* 156, 636–638.
- Mardan, A., Javaherian, A., Mirzakhani, M., 2017. Channel characterization using support vector machine. In 79th EAGE Conference and Exhibition Workshops, (cp-519).
- Mardan, A., Giroux, B., Fabien-Ouellet, G., (2023). Weighted-average time-lapse seismic full-waveform inversion. *Geophysics* 88, 25–38.
- Mansouri Siah Goli, H., Riahi, M., 2020. Determination of geochemical parameters of Savak formation using seismic and Well-Log data. *Kharazmi Journal of Earth Sciences* 6(2), 425-444. (in Persian)
- Marsden, D., 1993. Static corrections—a review *The Leading Edge* 12, 115–120. doi: 10.1190/1.1436912.
- Nasr, M., Giroux, B., Dupuis, J.C., 2022. Python package for 3D joint hypocenter-velocity inversion on tetrahedral meshes: Parallel implementation and practical considerations. *Computational Geosciences*, 1–25.
- Peitgen, H.O., Jürgens, H., Saupe, D., 1992. Fractals for the classroom: Introduction to fractals and chaos. Springer.
- Peraldi, R., Clément, A., 1972. Digital processing of refraction data: Study of first arrivals. *Geophysical Prospecting* 20, 529–548.
- Rahimi, M., Riahi, M., 2021. Integration of permeability estimation methods using geostatistics and artificial neural network. *Kharazmi Journal of Earth Sciences* 7(2), 251-269. (in Persian)
- Röth, G., Tarantola, A., 1994. Neural networks and inversion of seismic data. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth* 99(10), 6753–6768.
- Sabbione, J.I., Velis, D.R., 2010. Automatic first-breaks picking: New strategies and algorithms. *Geophysics* 75, 67–76.
- Sharifi, N., Sheikh zakaria, J., Heydari, R., Mirzakhani, M., J., 2020. Porosity estimation using post-stack seismic inversion method in part of Qom Formation in the Aran Anticline Central Iran *Kharazmi Journal of Earth Sciences* 6(2), 359-374. (in Persian)
- Spagnolini, U., 1991. Adaptive picking of refracted first arrivals. *Geophysical Prospecting* 39, 293–312.
- Turcotte, D.L., 1997. Fractals and chaos in geology and geophysics. Cambridge University Press.
- Veezhinathan, J., Wagner, D., 1990. A neural network approach to first break picking. In International Joint Conference on Neural Networks, pp. 235–240.
- Walia, R., Hannay, D., 1999. Source and receiver geometry corrections for deep towed multichannel seismic data. *Geophysical Research Letters* 26(14), 1993–1996.
- Wu, H., Zhang, B., Li, F., Liu, N., 2019. Semi automatic first-arrival picking of microseismic events using pixel-wise convolutional image segmentation. *Geophysics* 84(6), 143–155.
- Yilmaz, O., 2001. Seismic data analysis: Processing, inversion, and interpretation of seismic data. SEG.
- Yuan, S., Liu, J., Wang, S., Wang, T., Shi, P., 2018. Seismic waveform classification and first-break picking using convolution neural networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 15(2), 272–276.
- Zhao, X., Mendel, J.M., 1988. Minimum-variance deconvolution using artificial neural networks. In SEG Technical Program Expanded Abstracts 1988, pp. 738–741.