

تضعیف نوفه‌های اتفاقی در داده‌های لرزه‌ای با استفاده از تجزیه مُد تجربی

امین روشندل کاهو^{۱*} و علی نجاتی کلاته^۱

^۱ استادیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۸۹/۸/۲۴، تاریخ پذیرش: ۱۳۸۹/۱۲/۲۴، دسترسی برخط: ۱۳۹۰/۳/۲۵

چکیده

تصویرسازی لرزه‌ای به شدت به کیفیت داده‌های لرزه‌ای وابسته است. تفسیر ساختاری و چینه‌ای داده‌های لرزه‌ای که حاوی کمترین میزان نوفه اتفاقی و هم‌دوس باشند، به مراتب راحت‌تر است. نوفه‌های متعددی در داده‌های لرزه‌ای دیده می‌شود که دسته مهمی از آنها، نوفه‌های اتفاقی‌اند. تضعیف این دسته از نوفه‌ها، به‌خصوص زمانی که نسبت سیگنال به نوفه کم باشد، بسیار دشوار است. در این مقاله از روش تجزیه مُد تجربی برای تضعیف نوفه استفاده شده است. در این روش سیگنال نوفه‌ای به مولفه‌های نوسانی که تابع مُد ذاتی نامیده می‌شوند، تجزیه می‌شود. فرایند تضعیف نوفه شامل فیلتر کردن هر تابع مُد ذاتی و بازسازی سیگنال اصلی با توابع مُد ذاتی فیلتر شده است. نتایج به‌دست آمده از اعمال روش روی داده‌های لرزه‌ای مصنوعی و واقعی، کارایی مطلوب روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: تضعیف نوفه اتفاقی، تجزیه مُد تجربی، تابع مُد ذاتی، آستانه‌گذاری بازه‌ای

Random noise suppression in seismic data by empirical mode decomposition

Amin Roshandel Kahoo^{1*}, and Ali Najati Kalateh¹

¹School of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

(Received: 15 November 2010, accepted: 15 March 2011, available online: 15 June 2011)

Summary

The quality of seismic data varies tremendously, from areas where excellent reflections (or refractions) are obtained to areas in which the most modern equipment, complex field techniques, and sophisticated data processing do not yield usable data. Between these extremes, lie most areas in which useful results can be obtained. Seismic records are generally affected by various types of noise, such as ground rolls, multiples, random noise, and reflection and reflected refraction from near surface structures. Random noise resulting from random oscillation during data acquisition is one of the most important and harmful noises that exists in seismic data over all times and frequencies. Many efforts have been made to remove this type of noise from seismic data. The predictive filter is an ordinary method commonly used for random noise attenuation from seismic data. This filter can be used in various domains, such as the f-x domain (Haris and White, 1997) and the discrete Cosine domain (Lu and Liu, 2007). Jones and Levy (1987) removed events

*Corresponding author:

roshandel@shahroodut.ac.ir

*نگارنده رابط:

which were not coherent trace-to-trace events by means of the Karhunen-Loeve transform.

The empirical mode decomposition (EMD) method is an algorithm for the analysis of multicomponent signals that breaks them down into a number of amplitude and frequency modulated zero-mean signals, termed intrinsic mode functions (IMFs). An IMF must fulfill two requirements: (1) the number of extrema and the number of zero crossings are either equal or differ at most by one; (2) at any point, the mean value of the envelope defined by the local maxima and the envelope defined by the local minima is zero.

In contrast to conventional decomposition methods such as wavelets, which perform the analysis by projecting the signal under consideration onto a number of predefined basis vectors, EMD expresses the signal as an expansion of basic functions that are signal-dependent and estimated via an iterative procedure called sifting. Apart from the specific applications of EMD, a more generalized task in which EMD can prove useful is signal denoising (Kopsinis and McLaughlin, 2009). When EMD is used for denoising, the problem is to identify properly which IMFs contain noise characteristics. Certain modes will consist mainly of noise, whereas other modes will contain both signal and noise characteristics. In the case of white Gaussian noise, the noise-only energy of the modes decreases logarithmically. The first mode, carrying the highest amount of noise energy, will consist mainly of noise, and the effect of noise should gradually weaken with higher modes.

In this paper, a new signal denoising method based on the empirical mode decomposition framework is used to suppress random noises in seismic data. A Noisy signal is decomposed into oscillatory components (IMFs). The empirical mode decomposition denoising method involves filtering each intrinsic mode function and reconstructing the estimated signal using the processed intrinsic mode functions. The direct application of wavelet-like thresholding to the decomposition modes is, in principle, wrong and can have catastrophic consequences regarding the continuity of the reconstructed signal. This arises as a result of the special attributes of IMFs; namely, they resemble an AM/FM modulated sinusoid with zero mean. Consequently, we used the interval thresholding method instead of direct thresholding method to denoise seismic signal.

the efficiency of the proposed method was tested on both synthetic and real seismic data. In every case, results show that the denoising algorithm can suppress random noise significantly.

Key words: Random noise suppression, empirical mode decomposition, intrinsic mode function, interval thresholding

۱ مقدمه

همانند همه روش‌های برداشت داده، در روش بازتابی

نیز نوفه عامل مهمی در تخریب ردلرزه و در پی آن اطلاعات همراه ردلرزه از داخل زمین است. نوفه‌های متعددی در داده‌های لرزه‌ای دیده می‌شود که دسته مهمی از آنها، نوفه‌های اتفاقی‌اند که به صورت نوسان‌های اتفاقی در همه زمان‌ها و بسامدها مشاهده می‌شوند. تضعیف این دسته از نوفه‌ها، به خصوص زمانی که نسبت سیگنال به نوفه

روش‌های لرزه‌ای بازتابی، یکی از شیوه‌های بررسی ساختار زیرسطحی به منظور اکتشافات هیدروکربور است. سیگنال‌های لرزه‌ای که از داخل زمین بازتاب می‌شوند، حاوی اطلاعات مهمی از لایه‌های زمین‌اند، بنابراین کیفیت بالای داده‌ها می‌تواند به استخراج این اطلاعات از ردلرزه کمک شایانی بکند (شریف و جلدارت، ۱۹۹۵).

تابع مُد ذاتی می‌توان الگوریتم زیر را برای به‌دست آوردن توابع مُد ذاتی یک سری زمانی مانند $x(t)$ معرفی کرد (هوانگ و همکاران، ۱۹۹۸؛ هوانگ و شن، ۲۰۰۵):

۱- تعیین نقاط بیشینه و کمینه محلی سری زمانی (ξ).

۲- به‌دست آوردن پوش بالایی و پایینی سری زمانی با استفاده از برازش نقاط بیشینه و کمینه محلی به روش کویک اسپلاین (cubic spline).

۳- محاسبه میانگین پوش بالا و پایین داده با نام $m_1(t)$
 ۴- محاسبه اختلاف میان داده و میانگین پوش بالا و پایین مطابق رابطه (۱). چنانچه $h_1(t)$ شرایط مربوط به یک تابع مُد ذاتی را داشته باشد، به‌منزله اولین تابع مُد ذاتی، $imf_1(t)$ ، در نظر گرفته و محاسبات به مرحله بعدی الگوریتم منتقل می‌شود. درغیراین‌صورت مراحل ۱ تا ۴ دوباره تکرار می‌شود، با این تفاوت که الگوریتم به جای سری زمانی اولیه $x(t)$ روی $h_1(t)$ اعمال می‌شود.

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (1)$$

۵- محاسبه باقی‌مانده مطابق رابطه (۲)

$$r_1(t) = x(t) - imf_1(t) \quad (2)$$

۶- چنانچه باقی‌مانده دارای حداقل دو اکسترمم باشد، مراحل ۱ تا ۵ تکرار می‌شود و درغیراین‌صورت الگوریتم متوقف می‌شود و آخرین باقی‌مانده درحکم باقی‌مانده سری زمانی اولیه در نظر گرفته می‌شود. البته گاهی اوقات براساس هدف، کاربر می‌تواند تعداد مُدهای تجربی را تعیین کند.

بنابراین یک سیگنال مانند $x(t)$ را می‌توان پس از تجزیه به مُدهای تجربی به‌صورت رابطه (۳) نمایش داد. در شکل ۱ نمودار گردشی تجزیه یک سیگنال به مُدهای تجربی آن نشان داده شده است.

$$x(t) = \sum_{i=1}^n imf_i(t) + r_n(t) \quad (3)$$

کم باشد، بسیار دشوار است. روش‌های گوناگونی برای تضعیف این دسته از نوفه‌ها عرضه شده است که از این میان می‌توان به روش‌های فیلتر $f-x$ ، برازش چندجمله‌ای، فیلتر میانه و تجزیه مقادیر تکین اشاره کرد (هریس و وایت، ۱۹۹۷؛ ژونگ و همکاران، ۲۰۰۶؛ جونز و لوی، ۱۹۸۷).

در این مقاله سعی شده است تا با استفاده از نظریه تجزیه یک سیگنال به مُدهای تجربی، نوفه‌های اتفاقی که در داده‌های لرزه‌ای وجود دارند و باعث ایجاد ابهام در پردازش و تفسیر داده‌ها می‌شوند، تا حد ممکن تضعیف شود.

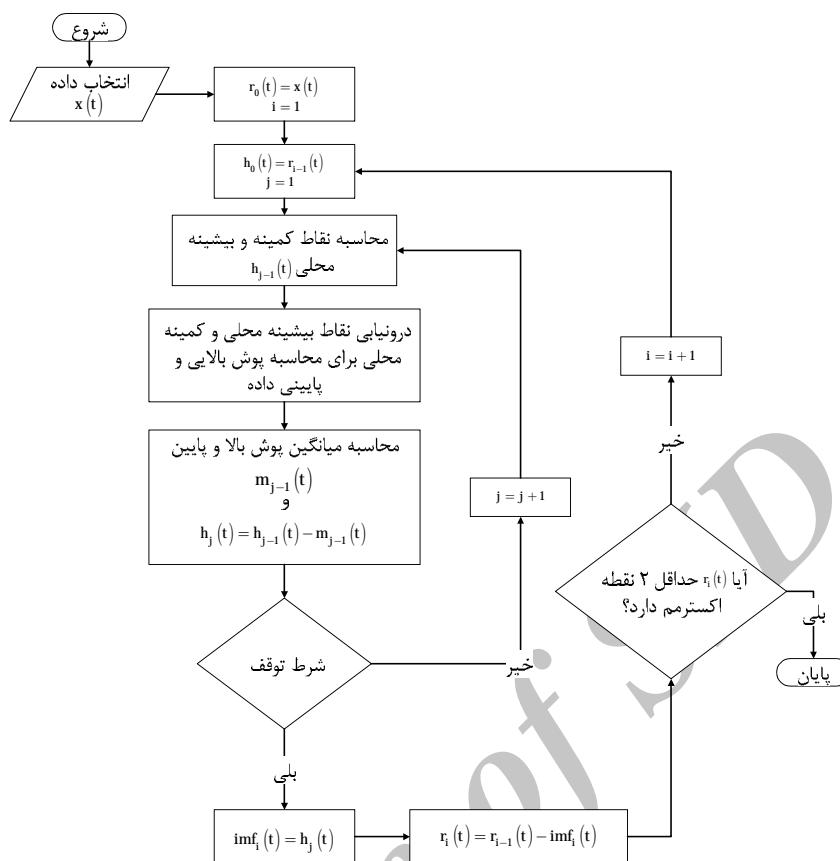
۲ تجزیه مُد تجربی

اساس نظریه تجزیه مُد تجربی را یک فرضیه ساده تشکیل می‌دهد. مطابق این فرضیه هر داده‌ای، شامل مُدهای ذاتی نوسانی ساده متفاوتی است. هر مُد ذاتی (خطی یا غیرخطی) یک نوسان ساده است که تعداد نقاط اکسترمما (extrema) و نقاط صفر (zero-cross) آنها برابر است (هوانگ و شن، ۲۰۰۵). به‌عبارت‌دیگر، نوسانات حول میانگین محلی، متقارن است. یک داده ممکن است در یک زمان دارای چندین مُد ذاتی باشد. این مُدهای نوسانی را با توابع مُد ذاتی (IMF) نشان می‌دهند که به صورت زیر تعریف می‌شوند:

۱- در کل داده، تعداد نقاط اکسترمم و نقاط صفر با هم برابر و یا حداکثر در یکی تفاوت داشته باشند.

۲- در هر نقطه میانگین پوش برازش داده شده بر نقاط بیشینه محلی و پوش برازش داده شده بر نقاط کمینه محلی باید صفر باشد.

در واقع یک تابع مُد ذاتی مشابه یک هماهنگ (هارمونیک) است، با این تفاوت که مانند یک هماهنگ دارای دامنه و بسامد ثابت نیست بلکه بسامدهای گوناگونی با دامنه‌های متفاوت دارد. با توجه به تعریف



شکل ۱. نمودار گردش تجزیه یک سیگنال به مدهای تجربی (تعمیم یافته از هوانگ و همکاران، ۱۹۹۸).

که در آن، T_i حد آستانه است و مقدار آن برای هر تابع مُد ذاتی ممکن است متفاوت باشد.

کوپسینیس و مک لاولین (۲۰۰۸ و ۲۰۰۹) روشن ساخته‌اند که با توجه به خواص توابع مُد ذاتی نمی‌توان سیگنال و نوفه را براساس دامنه مطلق از یکدیگر جدا کرد. لذا، آنان روشی دیگر برای اعمال حد آستانه معرفی کردند. در این روش جدید، اعمال حد آستانه به صورت بازه‌ای (EMD-IT) روی تابع مُد ذاتی صورت می‌گیرد. آستانه‌گذاری به صورت نرم اعمال شده است. حفظ نرمی داده‌ها و جلوگیری از ایجاد ناپوستگی کاذب در آنها، دلیل استفاده از این نوع آستانه‌گذاری است. در این روش، بازه‌ای از تابع مُد ذاتی که دارای یک اکستریم باشد، K_j^i ، در نظر گرفته می‌شود. مطابق رابطه (۵) چنانچه فقط

۳ تضعیف نوفه اتفاقی با استفاده از تجزیه مُد تجربی

ایده اولیه برای تضعیف نوفه با استفاده از روش تجزیه مُدهای تجربی از روش تضعیف نوفه با استفاده از تبدیل موجک گسسته گرفته شده است. البته می‌توان با تغییراتی در نحوه اعمال حد آستانه کارایی روش تضعیف نوفه با استفاده تجزیه مُدهای تجربی را افزایش داد. در روش آستانه‌گذاری مستقیم که ساده‌ترین حالت (EMD-DT) است، حد آستانه نرم را می‌توان مطابق رابطه (۴) اعمال کرد (کوپسینیس و مک لاولین، ۲۰۰۸).

$$\overline{\text{imf}}_i(t) = \begin{cases} \text{sgn}[\text{imf}_i(t)](|\text{imf}_i(t)| - T_i) & |\text{imf}_i(t)| > T_i \\ 0 & |\text{imf}_i(t)| \leq T_i \end{cases} \quad (4)$$

۴ اعمال الگوریتم بر روی داده‌های لرزه‌ای مصنوعی

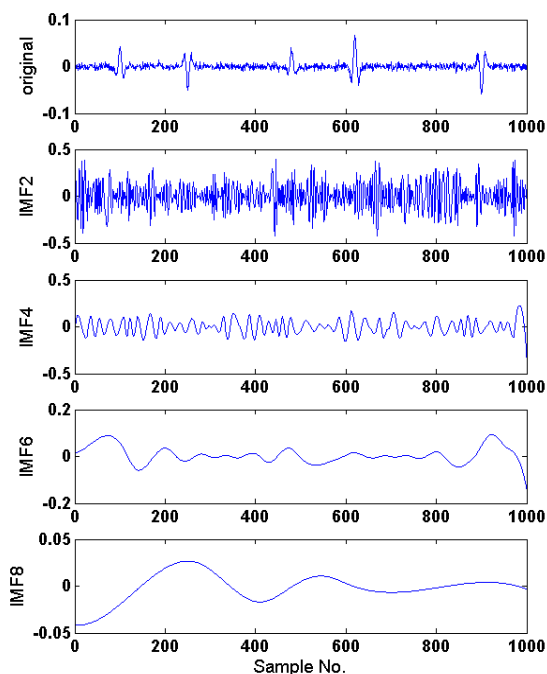
و واقعی و بررسی نتایج

به منظور بررسی کارایی الگوریتم معرفی شده برای تضعیف نوفه‌های اتفاقی، روش روی داده‌های لرزه‌ای مصنوعی و واقعی اعمال شده است. در شکل ۲ ردلرزه مصنوعی با درصد نوفه ۲۵٪ به همراه ۸ تابع مُد ذاتی و باقی مانده آن نشان داده شده است.

به منظور بررسی میزان پایداری روش در برابر نوفه، میزان نوفه در داده مصنوعی از ۱٪ تا ۱۰٪ تغییر داده شده است. رابطه (۶) برای محاسبه سیگنال به نوفه مورد استفاده قرار گرفته است (وارد و یانگ، ۱۹۸۰).

$$SNR = \left[\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n\sigma^2} \right]^{1/2} \quad (6)$$

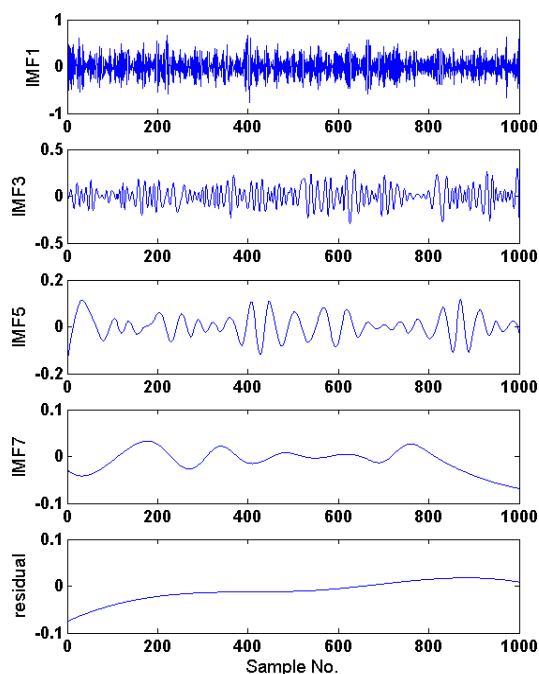
که در آن، σ واریانس نوفه و n تعداد نمونه‌ها است.



اکسترمم این بازه، ξ_j^i ، از حد آستانه بیشتر باشد، بازه شامل سیگنال است و در غیر این صورت بازه حاوی نوفه است.

$$\overline{\text{imf}}_i(K_j^i) = \begin{cases} \text{sgn}[\text{imf}_i(K_j^i)] (|\text{imf}_i(K_j^i)| - T_i) & |\text{imf}_i(\xi_j^i)| > T_i \\ 0 & |\text{imf}_i(\xi_j^i)| \leq T \end{cases} \quad (5)$$

از دیدگاه نظری، روش EMD-IT به روش تضعیف نوفه با استفاده از تبدیل موجک گسسته نزدیک‌تر است. زیرا در تبدیل موجک گسسته، هر نمونه تحت تاثیر نمونه‌هایی از سیگنال است که با مقیاس افزایش می‌یابد و با طول موجک تنظیم می‌شود. به طور مشابه در روش EMD-IT نیز طول بازه برای ترازهای متفاوت توابع مُد ذاتی تغییر می‌کند.



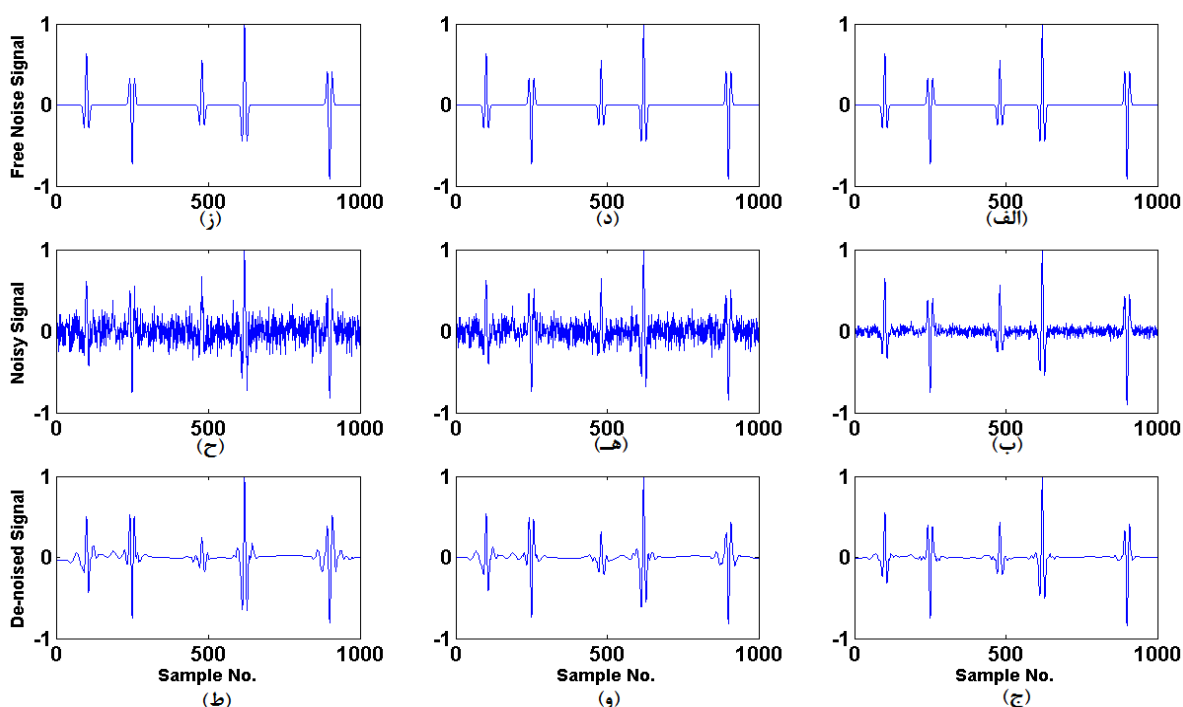
شکل ۲. ردلرزه مصنوعی با درصد نوفه ۲۵٪ به همراه توابع مُد ذاتی و باقی مانده. توابع مُد ذاتی تا مولفه هشتم محاسبه شده است. پس از کسر تابع مُد ذاتی هشتم، آنچه از سیگنال باقی می‌ماند در حکم باقی مانده در نظر گرفته می‌شود.

مشاهده می‌شود، براساس نتایج کوپسینیس و مک‌لاولین (۲۰۰۹) تضعیف نوفه با استفاده از EMD-IT حتی در سطوح نوفه زیاد، همبستگی مطلوبی با ردلرزه بدون نوفه نشان می‌دهد.

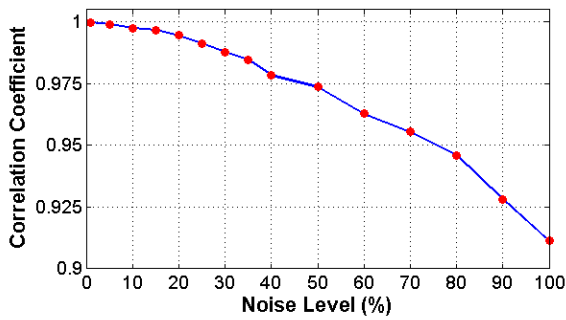
داده لرزه‌ای واقعی مورد استفاده در این روش، قسمتی از یک رکورد چشمه مشترک شامل ۲۹۸ ردلرزه با فاصله نمونه‌برداری زمانی ۴ میلی‌ثانیه است که از یک خط برداشت دو بُعدی به صورت نمونه انتخاب شده است. این داده‌ها مربوط به منطقه فوتهیلز (Foothills) آلبرتا واقع در مرکز کانادا است. در شکل ۵ نتایج مربوط به تضعیف نوفه با استفاده از الگوریتم EMD-IT از روی داده لرزه‌ای واقعی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در داده‌های لرزه‌ای واقعی نیز الگوریتم با موفقیت نوفه‌های اتفاقی را از داده‌های لرزه‌ای تضعیف کرده است.

الگوریتم روی داده مصنوعی با سطوح متفاوت نوفه اعمال شده است. در شکل ۳ نتیجه تضعیف نوفه سفید گاوسی با استفاده از الگوریتم پیش‌گفته برای سه مقدار نسبت سیگنال به نوفه ۳۰ درصد، ۸۰ درصد و ۱۰۰ درصد نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، در حضور نوفه با نسبت سیگنال به نوفه ۸۰ و ۱۰۰ درصد پس از اعمال الگوریتم، دامنه نسبی بازتاب‌ها و محل آنها به صورت مطلوب حفظ شده است. حتی زمانی که نسبت سیگنال به نوفه برابر ۳۰ درصد است نیز تغییر در دامنه‌های نسبی بازتاب‌ها قابل قبول است و درعین حال محل بازتاب‌ها کاملاً بدون تغییر حفظ شده است.

در شکل ۴ نمودار ضریب همبستگی میان ردلرزه بدون نوفه و ردلرزه حاصل از اعمال الگوریتم برحسب سطوح متفاوت نوفه نشان داده شده است. همان‌طور که

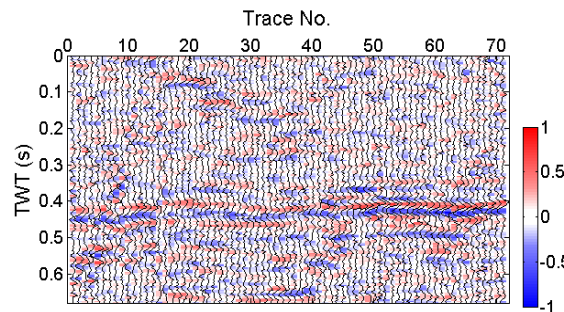


شکل ۳. تضعیف نوفه با استفاده از الگوریتم تجزیه مُد تجربی برای داده لرزه‌ای مصنوعی با نسبت سیگنال به نوفه ۳۰ درصد (الف - ج)، ۸۰ درصد (د - و) و ۱۰۰ درصد (ز - ط). (ردیف بالا) ردلرزه بدون نوفه، (ردیف وسط) ردلرزه حاوی نوفه و (ردیف پایین) نیز نتیجه اعمال الگوریتم روی ردلرزه حاوی نوفه را نشان می‌دهد.

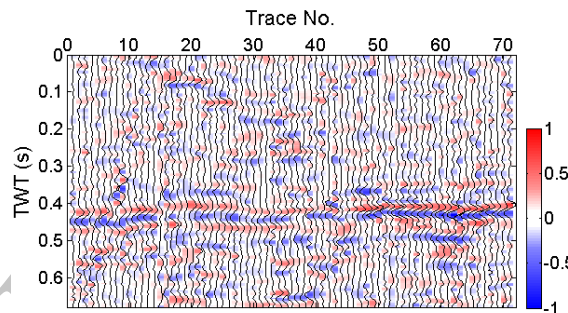


شکل ۴. ضریب همبستگی بین ردلرزه بدون نوفه و ردلرزه حاصل از اعمال الگوریتم برحسب سطوح متفاوت نوفه.

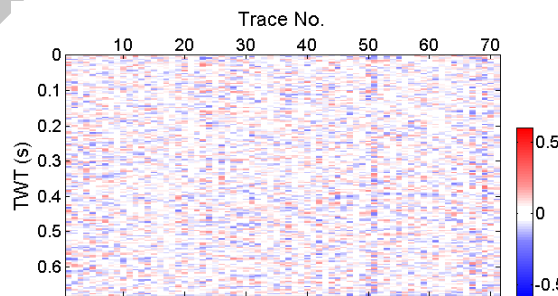
در شکل ۶ داده‌های مربوط به برداشت نقطه میانی مشترک یک بررسی لرزه‌ای بازتابی کم‌عمق به منظور اهداف مهندسی (بررسی لایه‌بندی و ناپیوستگی‌ها) برداشت شده در یکی از مناطق جنوب غربی، نشان داده شده است. فاصله نمونه‌برداری در این داده‌ها برابر ۴ میلی‌ثانیه است. نتیجه حاصل از تضعیف نوفه و تفاضل داده‌ها قبل و بعد از اعمال الگوریتم نیز در شکل ۶ نشان داده شده است.



(الف)

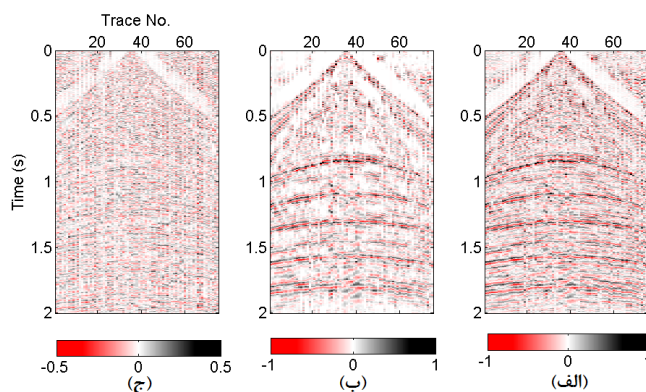


(ب)



(ج)

شکل ۵. تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای واقعی، (الف) داده لرزه‌ای قبل از اعمال الگوریتم، (ب) داده لرزه‌ای بعد از اعمال الگوریتم و (ج) نوفه تضعیف شده حاصل از اختلاف بین داده واقعی قبل و بعد از تضعیف نوفه.



شکل ۶. تضعیف نوفه در برداشت نقطه میانی مشترک واقعی، (الف) داده لرزه‌ای قبل از اعمال الگوریتم، (ب) داده لرزه‌ای بعد از اعمال الگوریتم و (ج) نوفه تضعیف شده حاصل از اختلاف بین داده واقعی قبل و بعد از تضعیف نوفه.

۵ نتیجه‌گیری

در این مقاله از ابزار تجزیه مُد تجربی برای تضعیف نوفه در داده‌های لرزه‌ای استفاده شده است. در این روش با استفاده از آستانه‌گذاری بازه‌ای روی هر تابع مُد ذاتی، میزان نوفه در ردلرزه تضعیف شده است. کارایی این روش نیز روی داده‌های مصنوعی و واقعی مورد بررسی قرار گرفت. مقادیر متفاوتی برای سطح نوفه (از ۱٪ تا ۱۰۰٪) در داده‌های لرزه‌ای مصنوعی در نظر گرفته و نتایج حاصل با داده بدون نوفه مقایسه شد. در موارد ذکر شده تضعیف نوفه از ردلرزه مصنوعی به صورت مطلوب صورت پذیرفته است و همبستگی قابل‌قبولی بین ردلرزه بدون نوفه و ردلرزه بعد از اعمال الگوریتم وجود دارد. کارایی این روش معرفی شده در تضعیف نوفه از داده‌های لرزه‌ای واقعی نیز مورد بررسی قرار گرفت که نتایج به دست آمده موفقیت این روش در تضعیف نوفه را نشان می‌دهد.

منابع

- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. L., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N. C., Tung C. C., and Liu, H. H., 1998, The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis: Proc. Roy. Soc. London A, **454**, 903-995.
- Jones, I. F., and Levy, S., 1987, Signal-to-noise ratio enhancement in multichannel seismic data via the Karhunen-Loeve transform: Geophysical Prospecting, **35**, 12-32.
- Kopsinis, Y., and McLaughlin, S., 2008, Empirical mode decomposition based soft-thresholding: 16th Eur. Signal Process. Conf. (EUSIPCO), 42-47.
- Kopsinis, Y., and McLaughlin, S., 2009, Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding: IEEE Trans. Signal Processing, **57**, 1351-1362.
- Lu, w., and Liu, J. L., 2007, Random noise suppression based on discrete cosine transform: 77th SEG meeting, San Antonio, Expanded Abstracts, 2668-2672.
- Sheriff, R. E., and Geldart, L. P., 1995, Exploration seismology: Cambridge University Press.
- Ward, R. W., and Young, C. Y., 1980, Mapping seismic attenuation within geothermal systems using teleseisms with application to Geysers-Clear lake region: J. Geophys. Res., **85**, 5227-5236.
- Zhong, W., Yang, B., and Zhang, Z., 2006, Research on application of polynomial fitting technology in highly noisy seismic data: Progress in Geophysics, **21**, 184-189.
- Haris, P. E., and White, R. E., 1997, Improving the performance f-x prediction filtering at low signal-to-noise ratio: Geophysical Prospecting, **45**, 269-302.
- Huang, N. E., and Shen, S. S. P., 2005, Hilbert-Huang transform and its applications: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.