

## نمایش کانال‌های مدفون با استفاده از روش تحلیل مولفه‌های اصلی

مهدی صادقی<sup>۱</sup>، امین روشنده کاهو<sup>۲\*</sup>، حمیدرضا سیاه‌کوهی<sup>۳</sup> و علیرضا حیدریان<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup>دانشجوی کارشناسی ارشد زئوفیزیک (لرزه‌شناسی)، دانشگاه صنعتی شهرورد، ایران

<sup>۲</sup>استادیار، دانشکده معدن، نفت و زئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شهرورد، ایران

<sup>۳</sup>استاد، گروه فیزیک زمین، موسسه زئوفیزیک دانشگاه تهران، ایران

<sup>۴</sup>دانشجوی دکتری زئوفیزیک، موسسه زئوفیزیک، دانشگاه تهران، ایران

(دریافت: ۹۱/۵/۱۵، پذیرش نهایی: ۹۲/۱۱/۱۵)

### چکیده

امروزه تحلیل سری‌های زمانی در مطالعات لرزه‌ای دارای کاربردهای فراوانی هستند. با توجه به اینکه زمین در مقابل انتشار امواج لرزه‌ای مانند یک فیلتر پایین‌گذر عمل می‌کند، موجب تغییر محتوای بسامدی امواج لرزه‌ای با زمان می‌شود. نمایش زمان – فرکانس یکی از ابزارهای مناسب تحلیل سیگنال‌های لرزه‌ای با محتوای فکانسی متغیر با زمان می‌باشد. تجزیه طیفی یک داده سه‌بعدی لرزه‌ای، بهارای هر بسامد مکعبی هم‌بعد با خود داده لرزه‌ای ایجاد می‌کند. استفاده هم‌زمان از این حجم زیاد داده، هم از نظر محاسباتی و هم از نظر تفسیری بسیار مشکل است. روش‌های گوناگونی برای کاهش حجم داده‌ها و در عین حال استفاده از تمامی اطلاعات موجود در هر مکعب‌های تک بسامد وجود دارد. در روش برآنبارش رنگی، تصاویر RGB با استفاده از سه مقطع تک‌بسامد مجزا تهییه و اطلاعات مورد استفاده در نمایش، نسبت به روش تک‌بسامد سه برابر می‌شود. با این وجود، حجم زیادی از اطلاعات هنوز نادیده گرفته شده است. به منظور حل این مشکل روش آنالیز مولفه‌های اصلی برای کاهش حجم داده‌ها و استفاده از تمام اطلاعات موجود، پیشنهاد گردید. در این مقاله به منظور شناسایی کانال‌های مدفون در داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی ابتدا با تولید تصاویر تک‌بسامد و برآنبارش رنگی آنها وابستگی کیفیت تصاویر تولیدی آنها به مولفه‌های بسامدی انتخابی نشان داده می‌شود و در ادامه با اعمال روش تحلیل مولفه‌های اصلی روی تصاویر تک‌بسامد فقط با تولید یک تصویر که شامل همه مولفه‌های بسامدی است، این وابستگی برطرف می‌شود. نتایج به دست آمده نشان داد که تصاویر حاصل از تحلیل مولفه‌های اصلی، جزئیات بیشتری دارند و شاخه‌های کanal را دقیق‌تر از سایر روش‌ها نشان می‌دهند.

واژه‌های کلیدی: کانال‌های مدفون، تجزیه طیفی، تبدیل فوریه زمان کوتاه، تبدیل S، روش تحلیل مولفه‌های اصلی، برآنبارش رنگی

### Demonstrating buried channels using principal component analysis

Sadeghi, M.<sup>1</sup>, Roshandel Kahoo, A.<sup>2</sup>, Siahkoohi, H. R.<sup>3</sup> and Heydarian, A. R.<sup>4</sup>

<sup>1</sup>M.Sc. Student, School of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Iran

<sup>2</sup>Assistant Professor, School of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Iran

<sup>3</sup>Professor, Earth Physics Department, Institute of Geophysics, University of Tehran, Iran

<sup>4</sup>Ph.D. Student, Institute of Geophysics, University of Tehran, Iran

(Received: 05 Aug 2012, Accepted: 04 Feb 2014)

### Summary

Spectral decomposition of time series has a significant role in seismic data processing and interpretation. Since the earth acts as a low-pass filter, it changes frequency content of passing seismic waves. Conventional representing methods of signals in time domain and frequency domain cannot show time and frequency information simultaneously. Time-

frequency transforms upgraded spectral decomposition to a new level and can show time and frequency information simultaneously.

Time-frequency transforms generate high volume of spectral components, which contain useful information about the reservoir and can be decomposed into single frequency volumes. These single frequency volumes can overload the limited space of computer hard disk and are not easy for an interpreter to investigate them individually; therefore, it is important to use methods to decrease volume with no information lost, so frequency slices are separated from these volumes and used for interpretation. An expert interpreter can achieve some information about channel content and lateral variation is of thickness. Since different frequencies contain different types of information (low frequencies are sensible to channel content and high frequencies are sensible to channel boundaries), these slices cannot show this information simultaneously. Therefore RGB images can be produced by plotting three different frequency slices against red, green and blue components. An RGB image, sometimes referred to as a true color image, it is an image that defines red, green, and blue color components for each individual pixel and has intensity between 0 and 1. Although this method obviates some drawbacks of single frequency plots, but it uses only three slices and practically ignores a big part of information and the frequency choice is not clear, so different choices will result to different images.

Principal component is a statistical method for identifying patterns in data and expressing them in a way to highlight their similarities and differences. In order to find major patterns in data this technique reduces the number of dimensions of data without the loss of information. Principal component analysis introduces new set of orthogonal axes through data set called “eigenvectors” which data variance along them is maximized and have the importance proportional to their corresponding eigenvalues. The projection of single frequency slices onto eigenvectors is called “principal component (PC) bands”. The amount of total variance that each PC band represents is proportional to its eigenvalue, thus after normalizing the total sum of all eigenvalues, each eigenvalue represents the percentage of total spectral variance that its corresponding principal component can represent. So the first PC band (having largest eigenvalue) best represents the spectral variance in data, the second PC band (having the second largest eigenvalue) best represents the spectral variance in data which is not represented by the first PC and so on. Therefore PC bands with the smallest eigenvalues will represent a small portion of variance and can be deduced as random noise. So choosing the PC bands with the largest eigenvalues can be an effective way for data denoising, image processing and in our case determining the major trends in data set. We can represent more than 80 percent of spectral variation by plotting three largest principal components against red, green and blue components in a RGB image. In this paper, we applied spectral decomposition on land seismic data of an oil field in south-west of Iran using short time Fourier transform (STFT) and S transform. Then we constructed single frequency slices and investigated them. We produced RGB images by color stacking method and improved interpretation. Finally we used principal component analysis to use all the frequency bandwidth. Our results showed that PCA based images showed channel and its branches in a more precise manner than the other methods.

**Keywords:** Buried channels, Spectral decomposition, Short time Fourier transform, S transform, Principal component analysis, Color stacking method

## ۱ مقدمه

حجم زیاد داده را کاهش دهنده و در عین حال به اطلاعات موجود آسیبی وارد نسازنده، بسیار حائز اهمیت هستند. از این میان می‌توان به بررسی جدگانه تصاویر تک‌بسامد، برانبارش رنگی تصاویر تک‌بسامد برای نمایش داده‌ها اشاره کرد (اونستوت و همکاران، ۱۹۸۴؛ تفانیس و کوئین، ۲۰۰۰؛ لیو و مارفورت، ۲۰۰۷a). در روش بررسی مقاطع تک‌بسامد، این مقاطع بازاری بسامدهای گوناگون مورد بررسی قرار می‌گیرد و می‌توان تغییرات تدریجی در محتويات و عرض رخساره‌های (صادقی، ۱۳۹۱؛ زارعی، ۱۳۹۱؛ نیکو، ۱۳۹۱؛ میرزا خانیان، ۱۳۸۶؛ ثابتی، ۱۳۸۶) موجود را تا حدودی مشاهده کرد (فahمی و همکاران، ۲۰۰۵؛ محیان، ۱۳۹۱). از آنجا که بسامدهای گوناگون حاوی اطلاعات متفاوتی هستند، برای مثال بسامدهای زیاد مرزها را به خوبی نمایش می‌دهند و بسامدهای کمتر، حساسیت بیشتری به محتوای درون کانال دارند، بنابراین نمی‌توانند به تنها‌ی اطلاعات جامعی نشان‌دهند و بررسی و مقایسه تک‌تک آنها امری وقت‌گیر و طاقت‌فرسا است. همچنین بخش اعظمی از اطلاعات بسامدهای گوناگون نادیده گرفته می‌شود. لذا نمایش هم‌زمان این اطلاعات در یک تصویر می‌تواند کمک شایانی به مفسر کند که این مهم با استفاده از روش برانبارش رنگی صورت می‌پذیرد. در این روش تصاویر RGB با استفاده از سه مقطع تک‌بسامد مجزا (بسامد کم بهمنزله مولفه سرخ، بسامد میانی بهمنزله مولفه سبز و بسامد زیاد در حکم مولفه آبی) تهیه و اطلاعات مورد استفاده در نمایش، نسبت به روش تک‌بسامد سه برابر می‌شود. با وجود استفاده از تعداد بیشتری از مقاطع تک‌بسامد نسبت به روش قبل، حجم زیادی از اطلاعات هنوز نادیده گرفته می‌شود. همچنین کیفیت تصاویر حاصل از روش پیش‌گفته به انتخاب بسامدهای مورد استفاده حساس است و یافتن بسامدهایی که بهترین کیفیت ممکن را نتیجه دهنده، امری وقت‌گیر

امروزه تحلیل سری‌های زمانی دارای کاربرد فراوانی در پردازش و تفسیر داده‌های لرزه‌ای هستند. با توجه به اینکه زمین به هنگام انتشار امواج لرزه‌ای، رفتاری چون فیلتر پایین‌گذر دارد، موجب تغییر محتوای بسامدی امواج لرزه‌ای با زمان می‌شود. شیوه‌های مرسوم نمایش سیگنال‌ها در حوزه زمان و حوزه فوریه، علی‌رغم کاربردهای گسترده‌ای که دارند، نمی‌توانند به طور هم‌زمان اطلاعات زمانی و بسامدی را به صورت متمرکز نمایش دهند. با معروفی تبدیل‌های زمان – بسامد و نمایش سیگنال‌ها در حوزه‌ای که هم‌زمان اطلاعات زمانی و بسامدی به صورت متمرکز در اختیار است، پردازش سیگنال‌ها وارد مرحله جدیدی شد که کارایی آن را تا حد زیادی افزایش داد. تبدیل‌هایی نظیر تبدیل فوریه زمان کوتاه (گابور، ۱۹۴۶؛ توزیع ویگنر – وایل (ویگنر، ۱۹۳۲؛ وایل، ۱۹۴۸)، تبدیل موجک (مالات، ۱۹۹۹) و تبدیل S (استاکول و همکاران، ۱۹۹۶) در چند دهه اخیر در زمینه‌های گوناگون از علوم، به خصوص لرزه‌شناسی، که با سیگنال‌ها و پردازش آنها سر و کار داشته‌اند، به صورت گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند (ماتوس و همکاران، ۲۰۰۵؛ کستگنا و همکاران، ۲۰۰۳؛ سینها و همکاران، ۲۰۰۵؛ لیته و همکاران، ۲۰۰۸؛ عسکری و سیاه‌کوهی، ۲۰۰۸؛ فدی و کوارتا، ۱۹۹۸؛ مارتلت و همکاران، ۲۰۰۱؛ دی او لیویرا لیریو و تنوریو، ۲۰۰۴؛ کوپر، ۲۰۰۶، روشن‌دل کاهو و سیاه‌کوهی، ۲۰۰۹؛ محیان، ۱۳۹۱؛ محیان و همکاران، ۲۰۱۱؛ محیان و قناتی، ۲۰۱۲؛ روشن‌دل کاهو، ۱۳۸۸).

داده‌های تجزیه طیفی با تبدیل‌های زمان – بسامد را می‌توان به روش‌های گوناگونی نمایش داد. تجزیه طیفی مکعب سه‌بعدی داده‌های لرزه‌ای، به‌ازای هر بسامد مکعبی هم‌بعد با خود داده لرزه‌ای ایجاد می‌کند. استفاده هم‌زمان از این حجم زیاد داده، هم از نظر محاسباتی و هم از نظر تفسیری بسیار مشکل است. لذا روش‌هایی که بتوانند این

فضای برداری جدیدی که بردارهای ویژه پایه‌های آن فضا را تشکیل می‌دهند و واریانس داده‌ها در راستای این بردارها بیشینه هستند، بررسی می‌کنند. از آنجا که چند مولفه اول از مولفه‌های اساسی قسمت عمده‌ای از ماتریس واریانس طیفی مقطع لرزه‌ای را شامل می‌شوند (شکل ۱-ب)، بنابراین می‌توان نوفه‌های تصادفی را با حذف مولفه‌های اساسی آخر تضعیف کرد و با بازسازی مقطع ورودی با استفاده از چند مولفه اصلی اول، نسبت سیگنال به نوفه را در مقطع لرزه‌ای اولیه بهبود داد. همچنین می‌توان هر روند ناخواسته زمین‌شناسی با دامنه زیاد را با حذف مولفه اساسی مربوط به آن، تضعیف کرد و با بازسازی تصویر با استفاده از چند مولفه اصلی اول تصاویر با قدرت تفکیک بالاتر از تصویر اولیه به دست آورد. در این روش می‌توانیم با تصویر مولفه اصلی اول و دوم و سوم به ترتیب با عنوان سرخ، سبز و آبی به علت تغییرات نسبتاً کم بردارهای ویژه آنها (شکل ۱-الف) تصاویر برآبازش رنگی مولفه‌های اصلی را تهیه کنیم و بدون از دست دادن اطلاعات زیادی بیش از ۸۰ درصد واریانس موجود در داده‌های تجزیه طیفی را بدون وابستگی به انتخاب بسادم خاصی به نمایش درآوریم.

رابطه ماتریس کواریانس به صورت رابطه (۱) است (گوا و همکاران، ۲۰۰۶).

$$C_{ij} = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M d_{mn}^{(i)} d_{mn}^{(j)} \quad (1)$$

که در آن،  $C_{ij}$  مقدار ماتریس کواریانس در سطر  $\Lambda^m$  و ستون  $\Lambda^n$ ،  $M$  و  $N$  به ترتیب تعداد خطوط گیرنده و خطوط چشمۀ لرزه‌ای و  $d_{mn}^{(i)}$  و  $d_{mn}^{(j)}$  مقاطع تک بسادم برای بسامدهای  $\Lambda^m$  و  $\Lambda^n$  هستند (شکل ۲). پس از محاسبه ماتریس کواریانس، بردارهای ویژه آن محاسبه و برآسانس بزرگی مقادیر ویژه آنها، مرتب‌سازی می‌شوند. رابطه ماتریس کواریانس، بردارهای ویژه و مقادیر ویژه آن به صورت رابطه (۲) است.

$$Cv_p = \lambda_p v_p \quad (2)$$

است. به منظور حل این مشکل استفاده روش آنالیز مولفه‌های اصلی (رودارمل و شان، ۲۰۰۲؛ کولنو و همکاران، ۲۰۰۳؛ گوا و همکاران، ۲۰۰۶) پیشنهاد می‌شود. در این روش مولفه‌های اصلی با استفاده از نگاشت تصاویر تک‌بسادم روی بردارهای ویژه تهیه می‌شوند. از آنجا که چند مولفه اصلی اول درصد زیادی از واریانس موجود در داده‌های تجزیه طیفی را تشکیل می‌دهند، بنابراین می‌توان با برآبازش رنگی سه مولفه اصلی اول قسمت اعظمی از اطلاعات موجود در داده‌های لرزه‌ای را فقط با استفاده از یک تصویر نمایش داد. روش تجزیه طیفی مورد استفاده در این مقاله، تبدیل فوریه زمان‌کوتاه و تبدیل S است که در این مقاله نتایج حاصل از آنها با روش‌های ذکر شده تهیه و با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

## ۲ روش تحلیل مولفه‌های اصلی

روش تحلیل مولفه‌های اصلی ابزاری برای تحلیل داده‌ها است. این روش در کاهش ابعاد داده‌هایی با تعداد زیادی متغیر مرتبط به هم، بدون از دست دادن اطلاعات و در عین حال حفظ بیشینه تغییرات موجود در داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. این مهم با تبدیل مجموعه داده‌ها به مجموعه جدیدی از متغیرهای غیر همبسته و دو به دو متعامد (مولفه‌های اصلی) که تعداد اندکی از آنها بیشترین تغییرات موجود در متغیرهای اصلی را حفظ می‌کند، صورت می‌پذیرد. این روش که یکی از ارزشمندترین و مهم‌ترین نتایج جر خطي کاربردی است، در به دست آوردن روندهای موجود در داده‌ها، حذف اطلاعات تکراری موجود در یک مجموعه داده و نیز حذف نوفه و اطلاعات غیر مرتبط با اطلاعات غالب موجود در مجموعه داده‌ها استفاده می‌شود. در این روش پس از نرم‌افزاری مقاطع تک‌بسادم در حکم داده‌های اولیه، ماتریس کواریانس آنها تولید می‌شود و سپس با تصویر داده‌ها روی بردارهای ویژه که دو به دو متعامد هستند، آنها را در

رنگ‌های دیگر با هم ترکیب می‌شوند. از این مدل در رایانه‌ها و نمایشگرهای تلویزیونی نیز استفاده می‌شود. روش برآنبارش رنگی در ژئوفیزیک را اولین بار اونستوت و همکاران (۱۹۸۴) با در نظر گرفتن زوایای برآنبارش دورافت‌های نزدیک، میانه و دور به متزله مولفه سرخ، سبز و آبی مورد استفاده قرار دادند. باهوریچ و همکاران (۲۰۰۲) روش برآنبارش رنگی را روی داده‌های تجزیه طفی اعمال کردند. از جمله افراد دیگری که از روش نمایش برآنبارش رنگی استفاده کردند، می‌توان به استارک (۲۰۰۵) و لیو و مارفورت (۲۰۰۷a,b) اشاره کرد.

تصاویر RGB که گاهی اوقات در حکم تصاویر با رنگ حقیقی نیز شناخته می‌شوند به صورت یک آرایه  $M \times N \times 3$  هستند که R بیان‌کننده مولفه سرخ، G مولفه سبز و B مولفه آبی هر پیکسل است و شدت هر مولفه بین صفر و یک است. بنابراین (۰،۰،۰)، بیان‌گر رنگ سیاه و (۱،۱،۱)، بیان‌گر رنگ سفید برای یک پیکسل مشخص خواهد بود. مطابق شکل ۳ هنگامی که شدت یکی از مولفه‌ها از دو مولفه دیگر بیشتر باشد، رنگ نهایی آن پیکسل به آن مولفه متمایل می‌شود و هنگامی که دو مولفه دارای شدت یکسانی باشند، رنگ نهایی به سمت رنگ‌های فرعی متمایل می‌شود.

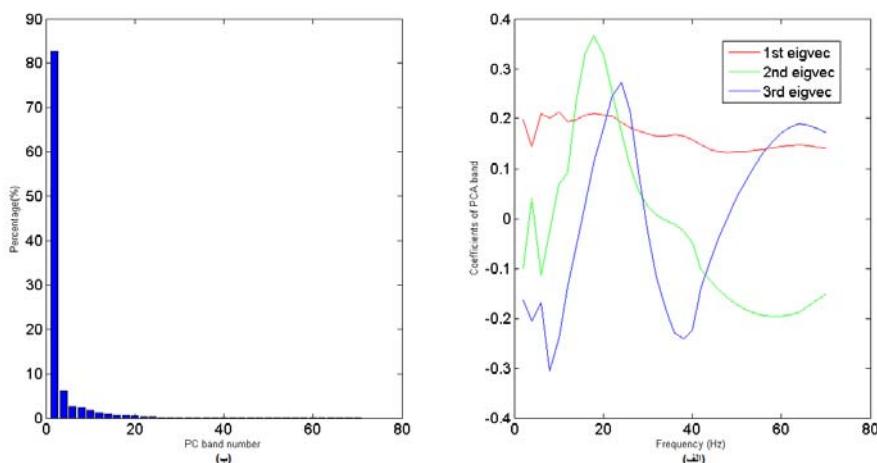
که در آن،  $v_p$  بردارهای ویژه و  $\lambda_p$  مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس  $C$  است. مولفه‌های اصلی را می‌توان با تصویر مقاطع تک‌بسامد روی بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس مطابق رابطه (۳) بدست آورد (گوا و همکاران، ۲۰۰۶):

$$a_{mn}^{(p)} = \sum_{j=1}^J v_p^{(j)} d_{mn}^{(j)} \quad (3)$$

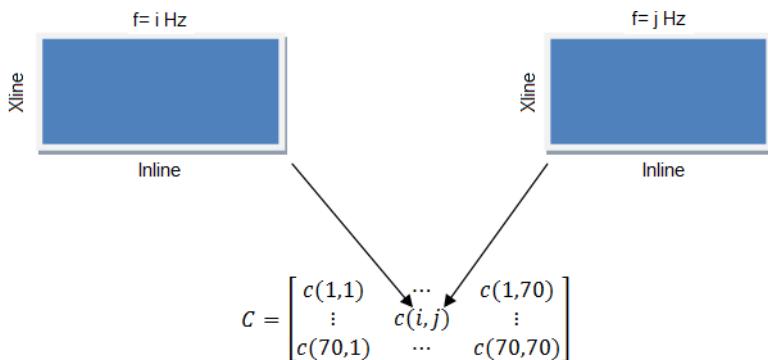
از آنجا که بردارهای ویژه اول بیشترین مقدار واریانس ماتریس تجزیه طیفی را دربر دارند، بنابراین می‌توان با تصویر سه بردار ویژه اول بر رنگ‌های اصلی، تصاویر برآنبارش رنگی آنها را بدست آورد.

### ۳ برآنبارش رنگی

اولین تصویر چندشانگری در دهه ۱۹۶۰ با برهمنهی تصاویر لرزه‌ای و سرعت بازه‌ای پدید آمد (چوپرا و مارفورت، ۲۰۰۵). پس از آن تصاویر برآنبارشی به سرعت توسعه و از مقاطع برآنبارشی دو بعدی قائم یا افقی به بلوک‌های حجمی ارتقا یافتد. هم‌زمان با پیشرفت این تصاویر، رنگ‌ها نیز توسعه پیدا کردند و از تصاویر یک بیت (دو رنگی) به تصاویر هشت بیت (تصاویر ۲۵۶ رنگی) ارتقا یافتد. مدل رنگی RGB مدلی برآنبارشی است که در آن رنگ‌های سرخ، سبز و آبی به منظور تولید



شکل ۱. (الف) نمودار میله‌ای درصد واریانس به ازای هر مولفه اصلی و (ب) نمودار تغییرات سه بردار ویژه اول (سرخ اولین، سبز دومین و آبی سومین بردار ویژه) بر حسب بسامد.

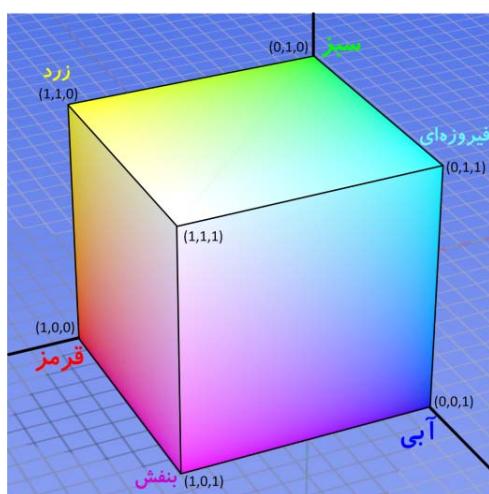


شکل ۲. شکل طرحوار نحوه تشکیل ماتریس کوواریانس با استفاده از همیستگی متقارع دو بعدی مقاطع تکبسامد.

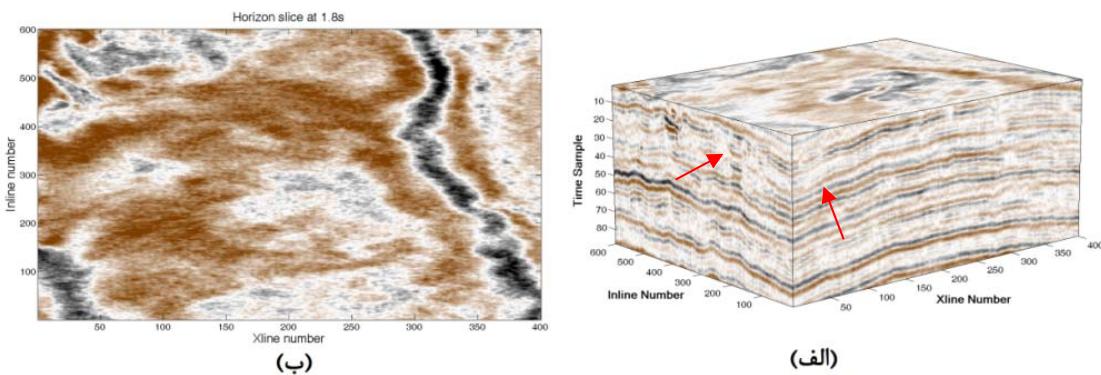
بدیهی است که رسوبات کanal از نواحی اطراف کanal جوانترند و تحکیم یافته‌گی کمتری نسبت به اطراف دارند. در شکل ۴-ب برش زمانی در زمان  $1/8$  ثانیه نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در داده لرزه‌ای کanal به‌وضوح قابل مشاهده نیست. برای نمایش بهتر کanal از تجزیه طیفی با استفاده از تبدیل فوریه زمان کوتاه و تبدیل S بهره گرفته شده است. در شکل‌های ۵ و ۶ برش‌های زمانی در زمان  $1/8$  ثانیه برای سامدهای  $1, 10, 20, 30, 40, 50$  هرتز به‌ترتیب برای تبدیل فوریه زمان کوتاه و تبدیل S نشان داده شده است. در این شکل‌ها نسبت به داده لرزه‌ای خام، کanal با وضوح بیشتری قابل مشاهده است.

#### ۴ اعمال روی داده‌های واقعی

در این مقاله از روش نمایش برآنبارش رنگی مولفه‌های اصلی برای شناسایی بسیار بهتر کanal‌های مدفون که می‌توانند محل مناسبی برای تجمع هیدروکربن باشند، استفاده می‌شود. در شکل ۴-الف بلوك لرزه‌ای واقعی مورد استفاده در این مقاله را نشان می‌دهد که دارای  $400 \times 400$  خط چشم و  $600$  خط گیرنده است و مربوط به یکی از میادین جنوب غربی ایران است. در این منطقه یک کanal مدفون در زمان  $1/8$  ثانیه وجود دارد (که شاخه‌های آن با پیکان‌های سرخ‌رنگ نشان داده شده است). یکی از نشانه‌های کanal در مقاطع لرزه‌ای افتادگی بازتابنده‌ها در خطوط لرزه‌ای که از محل کanal عبور کرده‌اند است.



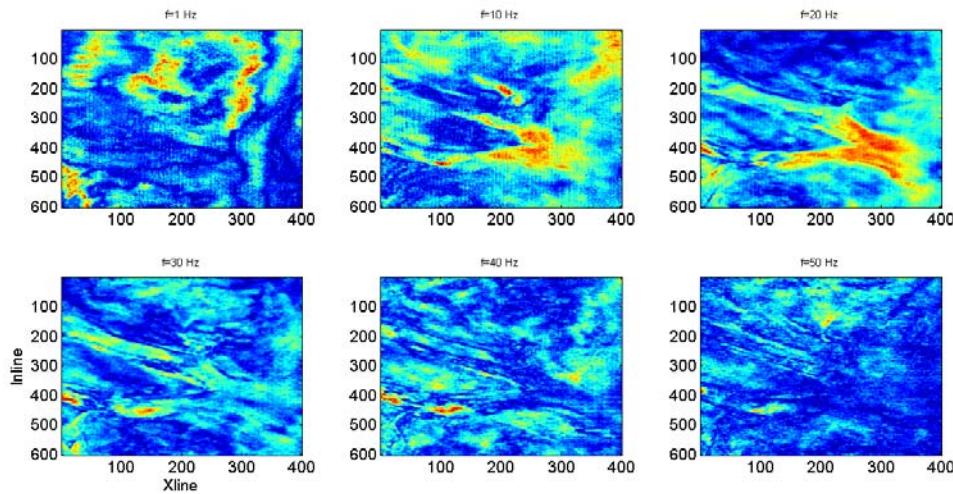
شکل ۳. نمایش رنگ‌های اصلی براساس شدت مولفه‌های موجود.



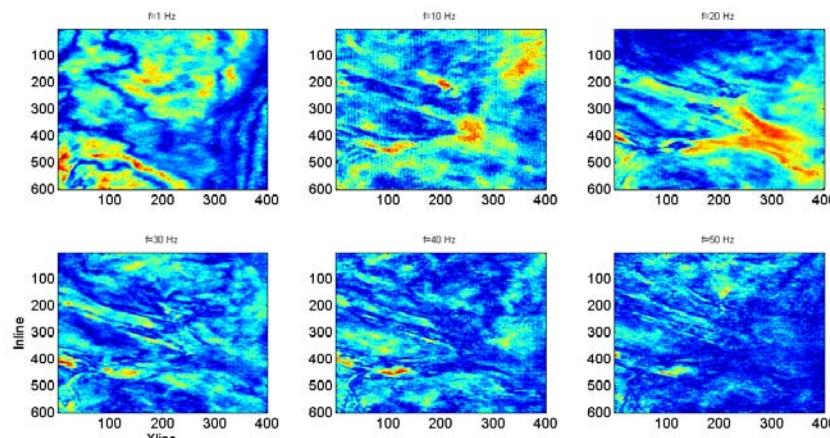
شکل ۴. (الف) بلوک لرزه‌ای داده‌ها (پیکان‌های سرخ شاخه‌های کانال را نشان می‌دهند) و (ب) برش زمانی از بلوک لرزه‌ای در زمان ۱/۸ ثانیه.

بسامدی کم قابل مشاهده نبودند، نمایان می‌شوند (که با پیکان‌های سرخ‌رنگ نمایش داده شده‌اند). مقایسه نتایج دو روش تجزیه طیفی تفاوت چشمگیری را نشان نمی‌دهد و تقریباً نتایج برای هر دو روش یکسان است. شکل ۱۱ مولفه‌های اصلی اول تا چهارم مربوط به تبدیل S (سطر اول) و تبدیل فوریه زمان‌کوتاه (سطر دوم) را نشان می‌دهد. از آنجاکه این مولفه‌ها ناهمبسته هستند، اطلاعات آنها مستقل از یکدیگر است و با برآنبارش رنگی این مولفه‌ها می‌توان بیش از ۸۰ درصد واریانس طیفی موجود در داده‌ها را نمایش داد.

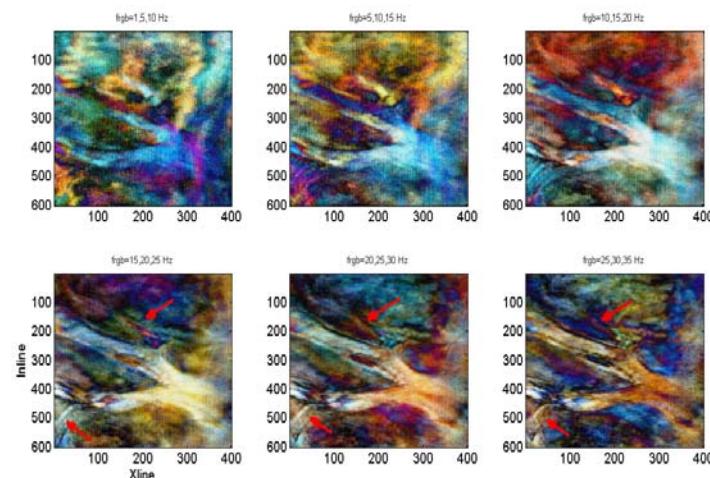
مقاطع حاصل از روش نمایش RGB مقاطع تک بسامد بهازای بسامدها و فواصل بسامدی گوناگون برای دو روش تبدیل فوریه زمان کوتاه و تبدیل S در شکل‌های ۷ و ۸ (تبدیل فوریه کوتاه) و ۹ و ۱۰ (تبدیل S) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در ترکیب بسامدی کم، کانال بهخوبی مشخص شده است ولی از قدرت تفکیک مناسبی برای شناسایی مرزها ندارد. به محض استفاده از بسامدهای بیشتر نه فقط لبه‌های کانال بهخوبی مشخص شده‌اند، بلکه شاخه‌هایی کم‌ضخامت که احتمال می‌رود شاخه‌های ریز کانال باشند و در ترکیب



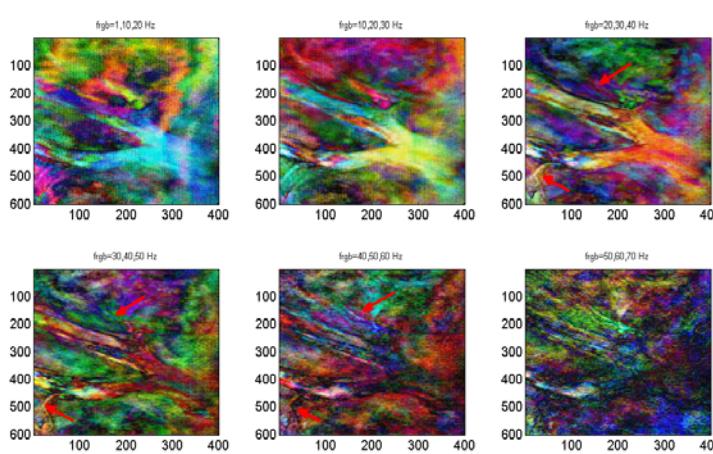
شکل ۵. برش زمانی از بلوک‌های تک‌بسامد ۱، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰، ۵۰ هرتز با استفاده از تبدیل فوریه زمان کوتاه.



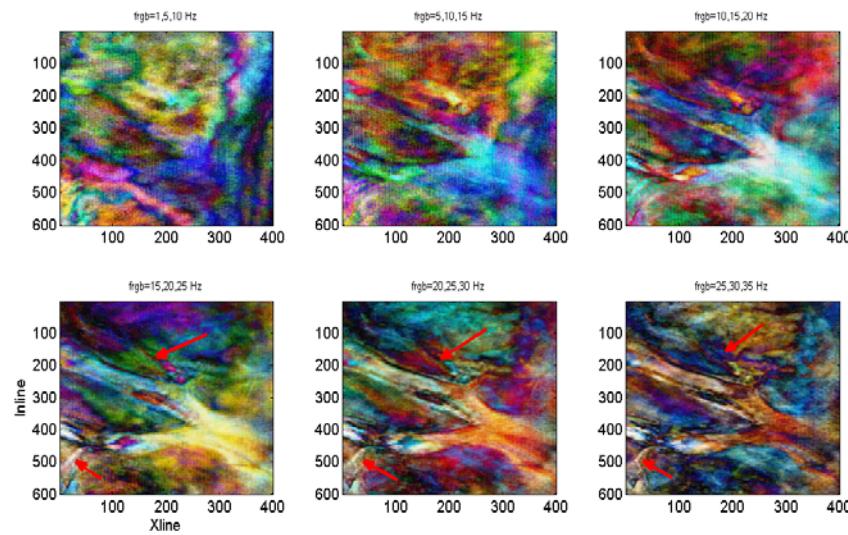
شکل ۶. برش زمانی از بلوک‌های تکبسامد ۱، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰، ۵۰ هرتز با استفاده از تبدیل S.



شکل ۷. تصاویر RGB با استفاده از مقاطع تکبسامد حاصل از تبدیل فوریه زمان کوتاه با فاصله بسامدی ۵ هرتز (پیکان‌های سرخ در این شکل و شکل‌های بعد ویژگی‌هایی را نشان می‌دهند که احتمال می‌رود شاخه‌های ریزتر کاتال باشند).



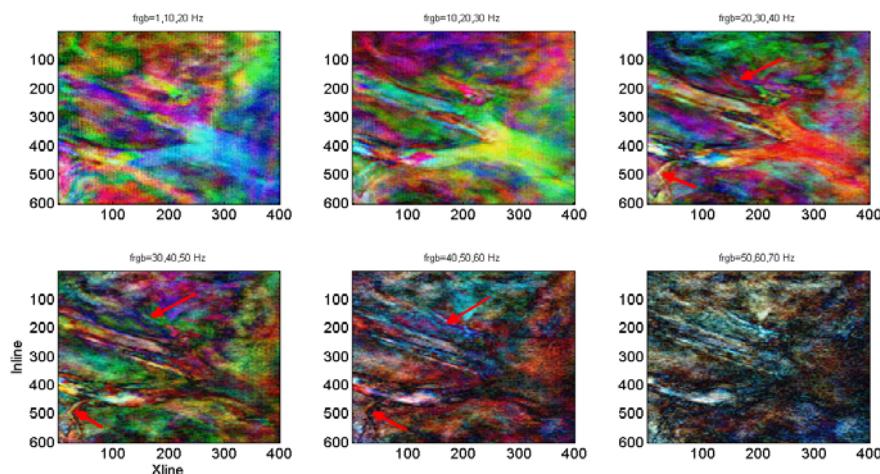
شکل ۸. تصاویر RGB با استفاده از مقاطع تکبسامد حاصل از تبدیل فوریه زمان کوتاه با فاصله بسامدی ۱۰ هرتز.



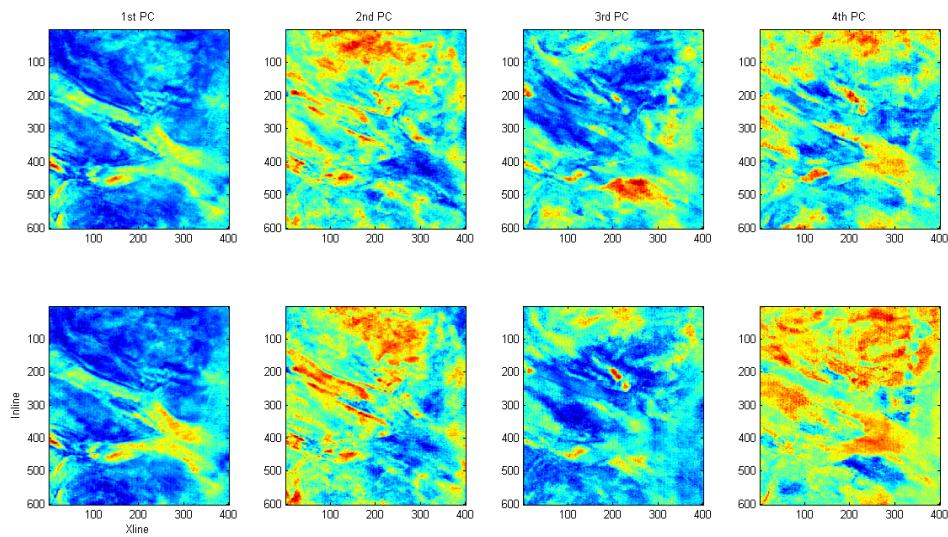
شکل ۹. تصاویر RGB با استفاده از مقاطع تکبسامد حاصل از تبدیل S با فاصله بسامدی ۵ هرتز.

باشد، استفاده می‌کند. بنابراین اطلاعاتی که کمترین همبستگی (ژولیفه، ۲۰۰۲؛ اسمیت، ۲۰۰۲) را با اطلاعات موجود داشته باشند (مانند نویه تصادفی) (گوا و همکاران، ۲۰۰۶)، خود به خود نادیده گرفته می‌شوند. همان‌طور که دیده می‌شود این شکل‌ها به راحتی کانال و حتی ویژگی‌های بسیار ریز را (که با پیکان‌های سرخ مشخص شده‌اند) با کیفیت رنگی مناسب و صرفاً در یک تصویر، نمایش داده‌اند.

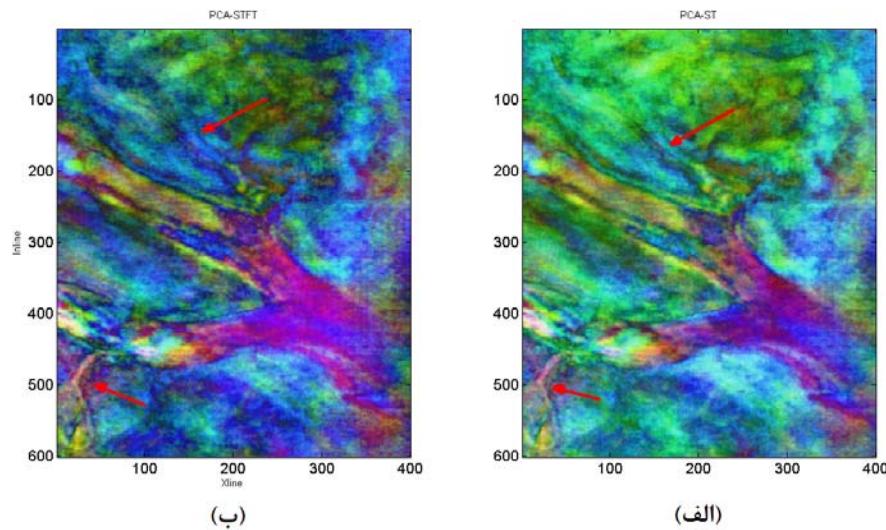
شکل‌های ۱۲-الف و ۱۲-ب به ترتیب نتایج نمایش RGB مولفه‌های اصلی اول و دوم و سوم تبدیل S و تبدیل فوریه زمان کوتاه را نمایش می‌دهد. با استفاده از این روش می‌توان قسمت اعظمی از اطلاعات موجود در داده‌های لرزه‌ای را فقط با استفاده از یک تصویر نمایش داد. این روش به نحوه انتخاب مقاطع تکبسامد وابسته نیست و از اطلاعات موجود در همه مقاطع تکبسامد که بیشترین واریانس را در جهت مولفه‌های اصلی داشته



شکل ۱۰. تصاویر RGB با استفاده از مقاطع تکبسامد حاصل از تبدیل S با فاصله بسامدی ۱۰ هرتز.



شکل ۱۱. مولفه‌های اصلی اول تا چهارم (سطر اول مولفه‌های اصلی مربوط به تبدیل S و سطر دوم مولفه‌های اصلی مربوط به STFT).



شکل ۱۲. تصویر برانبارش رنگی با استفاده از روش مولفه‌های اصلی، (الف) با استفاده از تبدیل Fوریه زمان‌کوتاه، (ب) با استفاده از تبدیل S.

بسیار بهتر از داده‌های خام لرزه‌ای توانسته است کانال مدفون را آشکار سازد. اما همچنان تشخیص کانال چندان راحت نیست. همچنین تفسیر همه برش‌های تک‌بسامد بسیار دشوار است. بنابراین از روش برانبارش رنگی برای نمایش کانال استفاده شد که اطلاعات بیشتری نسبت به برش‌های تک‌بسامد دارد. نظریه روش و نتایج نشان داد که جزئیات نمایش داده شده در تصاویر حاصل از روش

## ۵ نتیجه‌گیری

در این مقاله، سه روش برای نمایش داده‌های تجزیه طیفی به منظور اکتشاف کانال‌های مدفون مورد استفاده قرار گرفته است. نمایش برش‌های تک‌بسامد، نمایش RGB مقاطع تک‌بسامد و نمایش RGB با استفاده از برانبارش رنگی مولفه‌های اصلی، سه شیوه مطرح شده است. در روش اول، نمایش تک‌بسامدهای حاصل از تجزیه طیفی

- کاهاش یافته در مطالعه داده‌های لرزه‌ای، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهروд.
- Askari, R. and Siahkoohi, H. R., 2008, Ground roll attenuation using the S and x-f-k transforms, *Geophysical Prospecting*, **56**, 105-114.
- Bahorich, M., Motsch, A., Laughlin, K. and Partyka, G., 2002, Amplitude responses image reservoir, accessed February, **20**, 2008.
- Castagna, J. P., Sun, S. and Siegfried, R. W., 2003, Instantaneous spectral analysis: Detection of low-frequency shadows associated with hydrocarbons, *The Leading Edge*, **22**, 120-127.
- Chopra, S. and Marfurt, K. J., 2005, Seismic attributes —a historical perspective, *Geophysics*, **70**, 3-28.
- Coléou, T., Poupon, M. and Azbel, K., 2003, Interpreter's corner—unsupervised seismic facies classification: a review and comparison of techniques and implementation, *The Leading Edge*, **22**, 942-953.
- Cooper, G. R. J., 2006, Interpreting potential field data using continuous wavelet transforms of their horizontal derivatives, *Computers & Geosciences*, **32**, 984-992.
- De Oliveira Lyrio, J. C. S. and Tenorio, L., Li, Y., 2004, Efficient automatic denoising of gravity gradiometry data, *Geophysics*, **69**, 772-782.
- Fahmy, W. A., Matteucci, G., Butters, D., Zhang, J. and Castagna, J., 2005, Successful application of spectral decomposition technology toward drilling of a key offshore development well: 75<sup>th</sup> Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 262-264.
- Fedi, M. and Quarta, T., 1998, Wavelet analysis for the regional residual and local separation of potential field anomalies, *Geophysical Prospecting*, **46**, 507-525.
- Gabor, D., 1946, Theory of communication, *Journal of the Institution of Electrical Engineering*, **93**, 429-457.
- Guo, H., Marfurt, K. J., Liu, J. and Dou, Q., 2006, Principal components analysis of spectral components, 76<sup>th</sup> Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 988-992.
- Jolliffe, I. T., 2002, Principal component analysis (Second ed.), Springer.
- Leite, F. E. A., Montagne, R., Corso, G., Vasconcelos, G. L. and Lucena, L. S., 2008, Optimal wavelet filter for suppression of coherent noise with an application to seismic data, *Physica A*, **387**, 1439-1445.
- Liu, J. and Marfurt, K. J., 2007a, Instantaneous

برانبارش رنگی RGB بیشتر از روش نمایش تک‌بسامد است. میزان اطلاعات موجود در شیوه نمایش RGB با استفاده از مولفه‌های اصلی بیشتر از نمایش RGB مقاطع تک‌بسامد است و از همه مقاطع تک‌بسامد استفاده می‌کند. بنابراین استفاده از روش برانبارش رنگی مولفه‌های اصلی در نمایش داده‌های تجزیه طیفی، کمک شایانی در تفسیر داده‌های لرزه‌ای، به خصوص در شناسایی بهتر کانال‌های مدفون می‌کند. مقایسه نتایج حاصل از دو روش تجزیه طیفی تبدیل فوریه زمان کوتاه و تبدیل S تفاوت چشمگیری نسبت به یکدیگر نشان نداد.

#### مراجع

- روشندل کاهو، ا.، ۱۳۸۸، بهبود تبدیل‌های زمان-فرکانس در مطالعه داده‌های لرزه‌ای، پایان‌نامه دکتری، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران.
- ثابتی، ح.، ۱۳۸۶، تحلیل رخساره لرزه‌ای براساس طبقه بندي نشانگرهای لرزه‌ای دو و سه‌بعدی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران.
- زارعی، م.، ۱۳۹۱، شناسایی مخازن هیدروکربنی با استفاده از تبدیل‌های زمان-فرکانس، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.
- صادقی، م.، ۱۳۹۱، بهبود تفسیر داده‌های لرزه‌ای با استفاده از تلفیق روش‌های آنالیز مولفه اصلی و تجزیه طیفی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.
- محیان، ر.، ۱۳۹۱، مقایسه روش‌های تجزیه طیفی برای شناسایی کانال‌ها در یکی از مخازن جنوب غرب ایران، م. ژئوفیزیک ایران: **(۱)**(۱)، ۹۴-۹۴.
- میرزاخانیان، م.، ۱۳۸۶، بررسی امکان تفکیک سیالات مخزنی و سنجش‌نامی در مخزن میدان ابذر با نشانگرهای AVA. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران.
- نیکو، آ.، ۱۳۹۱، کاربرد توزیع زمان-فرکانس با تداخل

- Rodarmel, C. and Shan, J., 2002, Principal component analysis for hyperspectral image classification, Surveying and Land Information Science, **62**, 115-122.
- Roshandel Kahoo, A. and Siahkoohi, H. R., 2009, Random noise suppression from seismic data using time-frequency peak filtering, 71<sup>st</sup> EAGE Conference & Exhibition, Amsterdam, Netherlands.
- Sinha, S., Routh, P. S., Anno, P. D. and Castagna, J. P., 2005, Spectral decomposition of seismic data with continuous-wavelet transform, Geophysics, **70**, P19-P25.
- Smith, L. I., 2002, A tutorial on principle component analysis by Lindsay, Cornell University, [http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student\\_tutorials/principal\\_components.pdf](http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf).
- Stark, T. J., 2005, Anomaly detection and visualization using color-stack, cross-plot, and anomalousness volumes, 75<sup>th</sup> Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 763-766.
- Theophanis, S. and Queen, J., 2000, Color display of the localized spectrum, Geophysics, **65**, 1330-1340.
- Ville, J., 1948, Theorie et applications de la notion de signal analytique, Cables et Transm, **2A**(1), 61-74.
- Wigner, E. P., 1932, On the quantum correlation for thermodynamic equilibrium, Phys. Rev., **40**, 749-759.
- spectral attributes to detect channels, Geophysics, **72**, 23-31.
- Liu, J., and Marfurt, K. J., 2007b, Multicolor display of spectral attributes, The Leading Edge, **26**, 268-271.
- Mallat, S., 1999, A wavelet tour of signal processing, 2nd edition, Elsevier, USA.
- Martelet, G., Sailhac, P., Moreau, F. and Diament, M., 2001, Characterization of geological boundaries using 1-D wavelet transform on gravity data: theory and applications to the Himalayas, Geophysics, **66**, 1116-1129.
- Matos, M. C., Osorio, P., Mundim, E. C. and Moraces, M., 2005, Characterization of thin beds through joint time-frequency analysis applied to a turbidite reservoir in Campos Basin, Brazil: 75<sup>th</sup> Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 1429-1432.
- Mohebian, R., Yari, M. and Riahi, M. A., 2011, Seismic time-frequency spectral decomposition by matching pursuit to detect channels, Vienna, Austria: 73<sup>rd</sup> EAGE conference and Exhibition incorporating SPE EUROPE.
- Mohebian, R. and Ghanati, R., 2012, Application of instantaneous spectral attributes to detect oil-filled channels, Copenhagen, Denmark, 74<sup>rd</sup> EAGE conference and Exhibition incorporating SPE EUROPE.
- Onstott Gregory, E., Backus Milo, M., Wilson Clark, R. and Phillips. J. D, 1984, Color display of offset dependent reflectivity in seismic data, SEG Expanded Abstracts, 674-675.