

کاربرد تبدیل آدامار در جداسازی رخساره‌های مخزن

محمد رضا ابراهیمی^۱ و محمد علی ریاحی^{*۱}

^۱موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۰/۷/۴، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۶/۲۸)

چکیده

برخلاف تبدیل فوری که داده‌ها را روی دسته موج‌های سینوسی تصویر می‌کند، تبدیل آدامار داده‌ها را روی یک سری تابع‌های مربعی به نام تابع‌های والش تصویر می‌کند. در این مقاله از نشانگر جابه‌جایی نامتغیر یا طیف توان تبدیل آدامار، برای طبقه‌بندی رخساره‌های مخزن استفاده می‌شود. تبدیل موردنظر نسبت به تغییرات دیادیک حساس نیست و بنا به این خاصیت، تصادفی بودن رخساره‌های مخزن را به خوبی تشخیص می‌دهد. برای بررسی توانایی این نوع نشانگر، آن را روی داده‌های لرزه‌ای سه‌بندی سازند سروک از یکی از میداین جنوب غربی ایران اعمال کرده‌ایم. رخساره‌های مخزن برای این میدان، براساس تخلخل دسته‌بندی شده‌اند. تعداد رخساره‌های تخلخل به کمک نگارهای تخلخل به دست آمده از چهار چاه موجود در منطقه، به چهار دسته تخلخل تقسیم شدند. در نهایت با استفاده از شبکه عصبی، کل مکعب لرزه‌ای با ضریب همبستگی ۸۱ درصد به این چهار رخساره تخلخل تبدیل شده است.

واژه‌های کلیدی: تبدیل آدامار، تابع‌های والش، رخساره مخزن، تخلخل، سازند سروک، شبکه عصبی

Application of Hadamard Transform for reservoir lithofacies discrimination

Mohammad Reza Ebrahimi¹ and Mohammad Ali Riahi^{*1}

¹Institute of Geophysics, University of Tehran, Iran

(Received: 26 September 2011, accepted: 18 September 2012)

Summary

This study applies the translation invariant attribute (TIA) using the Hadamard transform of the seismic data to discriminate lithofacies. The Hadamard transform (also known as the Walsh–Hadamard transform, Hadamard–Rademacher–Walsh transform, Walsh transform, or Walsh–Fourier transform) is an example of a generalized class of Fourier transforms. It performs an orthogonal, symmetric operation on 2^n real numbers (or complex numbers, although the Hadamard matrices themselves are purely real). The Hadamard transform can be regarded as being built out of size-2 Discrete Fourier Transforms (DFTs), and is in fact equivalent to a multidimensional DFT of a $2 * 2 * 2 \dots * 2$ size. It decomposes an arbitrary input vector into a superposition of Walsh functions.

In mathematical analysis, the set of Walsh functions form an orthogonal basis of the square functions on the unit interval. The functions take the values -1 and +1 only, on sub-intervals defined by dyadic fractions. The orthogonal Walsh functions are used to perform the Hadamard transform, which is very similar to the way the orthogonal sinusoids are used to perform the Fourier transform. The Walsh functions are related to

*Corresponding author:

mariahi@ut.ac.ir

*نگارنده رابط:

the Rademacher functions; They both form a complete orthogonal system.

The Hadamard transform is particularly good at finding repeating, stacked vertical sequences. The dyadic shifts represent the invariant properties of the Hadamard transforms. The output of a translation invariant transform is insensitive to the dyadic shifts so that in geologic applications, the objective of using these transforms is to find a geologic pattern which have been analyzed anywhere in the time series, irrespective of their vertical position.

If z is the output of a dyadic shift invariant transform, such as the Hadamard transform, of a sequence x , then the dyadic shift invariant power spectrum ($\sum z^2$), is termed as the translation invariant attribute. The translation invariant attribute computation requires 2^n input samples. If an input sequence does not have 2^n samples, then either zero padding or quite a large time window can be used to make 2^n samples.

This attribute is applied in 3D seismic data of Sarvak Formation of one of the oil fields in the south-west of Iran. The Sarvak Formation for this oilfield is a carbonate unit gradually overlying the Kazhdumi Formation. The thickness of Sarvak Formation increases towards the west and varies between 582 m and about 700 m. The reservoir facies for this field are classified based on their porosities. Four porosity facies were selected by using porosity logs of four vertical wells drilled in this oil field. All the seismic data are converted to those categories by Artificial Neural Network (ANN). The neural network used here was a Two-layer Feed-forward network with Error Back Propagation (EBP) for learning algorithms. The transfer function of the hidden neurons was hyperbolic tangent and the transfer function of the output neurons was linear. Three different time slices of Hadamard transform, translation invariant attribute were presented. The correlation between the real porosity and the predicted porosity using ANN was estimated to be about 81%. Finally, all the seismic data were converted to porosity facies by using ANN and three time slices of the porosity facies were calculated and shown.

Key words: Hadamard transform, Walsh function, reservoir facies, porosity, Sarvak Formation, neural network

۱ مقدمه

جداسازی رخساره‌های مخزن یکی از مراحل مهم در بررسی مخزن است. هرچند که نگارهای چاه خواص پتروفیزیکی یک‌بعدی با تفکیک‌پذیری عمودی خوبی را به دست می‌دهد، ولی به علت تعداد کم و پراکنده بودن چاه‌ها نسبت به یکدیگر، تفکیک‌پذیری افقی محدود است. بنابراین تلفیق داده‌های چاه‌پیمایی و داده‌های لرزه‌ای کلیدی برای رسیدن به خصوصیات مخزن است.

از دهه ۱۹۸۰، نشانگرهایی مانند شیب، امتداد، پیوستگی و دامنه به وفور به کار رفته است (راتلیف و واتکینز، ۱۹۸۹). نشانگرهای بسامد و دامنه نیز برای تعیین ضخامت و سنگ‌شناسی مخزن و برآورد وجود

هیدروکربن مورد استفاده قرار گرفته است (براون، ۲۰۰۱).
المحمد (۱۹۸۸) و ونگوپال (۱۹۹۹) چندین تبدیل جابه‌جایی نامتغیر و کاربرد آنها را در تشخیص الگو (Pattern recognition) توضیح دادند و سینگ (۲۰۰۷) کاربرد این تبدیل‌ها را در ژئوفیزیک و تعیین خواص مخزن روشن ساخت.

نشانگر جابه‌جایی نامتغیر به نشانگری گفته می‌شود که نسبت به تغییرات دیادیک (Dyadic) حساس نباشد. بنابراین خاصیت، نشانگر یادشده می‌تواند تصادفی بودن یک پدیده را به خوبی مشخص کند. از آنجا که رسوبات در حوزه رسوبی در اغلب مواقع به صورت تصادفی روی هم انباشته شده‌اند، رفتار تناوبی (Cyclic) نمی‌تواند

$$\psi(n,t) = \prod_{i=0}^N [RAD(i+1,t)]^{n_i}, \quad n_i \in \{0,1\}, \quad (3)$$

$$n = \sum_{i=0}^N 2^i n_i, \quad (4)$$

سیگنال $x(t)$ به طول N را می‌توان به صورت سری والش نوشت:

$$x(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} A_n \psi(n,t), \quad (5)$$

که ضریب والش A_n به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$A_n = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \psi(n,t), \quad (6)$$

طبق تعریف فوق تابع‌های والش، تابع‌های مربعی شکلی هستند که فقط مقادیر $+1$ و -1 را به خود می‌گیرند (ذوالفقار و همکاران، ۲۰۱۱).

۳ تبدیل جابجایی نامتغیر

به تبدیلی گفته می‌شود که ضمن مستقل بودن نسبت به تغییر مکان‌های دیادیک، نسبت به این تغییرات حساس نباشد.

۱-۳ خاصیت دیادیک

در حیطه مبنای دو، برای یک بردار یک‌بُعدی به طول n که n توانی از دو باشد یعنی $n = 2^r$ ، برای هر عدد صحیح i که $i \in \{0,1,\dots,2^r\}$ است، خاصیت دیادیک به صورت زیر تعریف می‌شود (راجان و لی، ۲۰۰۲):

$$[i_r] = [i_{r-1}, i_{r-2}, \dots, i_1, i_0], \quad (7)$$

که علامت نشان داده شده در رابطه بالا $([\])$ بیانگر نمایش در مبنای دو است و:

$$\begin{aligned} i_r &= i_{r-1}2^{r-1} + i_{r-2}2^{r-2} + \dots + i_12 + i_0, \\ i_r &= i_{r-1}2^{r-1} + i_{r-2}2^{r-2} + \dots + i_12 + i_0, \end{aligned} \quad (8)$$

که $i_j = 0,1$ برای $j=0, 1, \dots, r-1$.

بیانگر الگوی درستی از این ذخایر رسوبی باشد. بسیاری از تبدیل‌های ریاضی مانند تبدیل فوریه و همبستگی متقابل (Cross correlation)، تبدیل‌های مستقل از تغییر مکان تناوبی هستند، ولی تنها تعداد محدودی از تبدیل‌ها، مانند تبدیل آدامار مستقل از تغییر مکان دیادیک هستند. برخلاف تبدیل فوریه که داده‌ها را به صورت یک سری امواج سینوسی تصویر می‌کند، تبدیل آدامار، داده‌ها را به صورت یک سری از امواج مربعی به نام تابع‌های والش تصویر می‌کند.

در این تحقیق به دلیل اینکه رسوبات حوزه‌های رسوبی به صورت تصادفی درون زمین قرار گرفته‌اند، از تبدیل آدامار استفاده شده است. با استفاده از اعمال تبدیل آدامار روی داده‌های لرزه‌ای، نشانگر جابجایی نامتغیر به دست می‌آید؛ و در نهایت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، این نشانگر به رخساره‌های مخزن تبدیل می‌شود.

۲ تابع‌های والش

برای معرفی تابع‌های والش، ابتدا باید تابع‌های رادمچر (Rademacher) را تعریف کرد.

تابع‌های رادمچر دارای دو آرگومان r و t هستند که $RAD(r,t)$ دارای 2^{r-1} دوره (Period) از موج‌های مستطیلی شکل در زمان نرمال شده t ($0 \leq t \leq 1$) است. دامنه این تابع‌های بر پایه مقادیر t ، $+1$ و -1 هستند. رابطه زیر تابع‌های رادمچر را نشان می‌دهد (آونگ و همکاران، ۲۰۰۸):

$$RAD(r,t) = \text{sgn}(\sin 2^r \pi t); r = 0,1,2,\dots; t \in [0,1] \quad (1)$$

که، تابع علامت $\text{sgn}(x)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} +1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

حال تابع‌های والش از ضرب تابع‌های رادمچر به صورت رابطه زیر به دست می‌آیند:

۲-۳ تغییر مکان دیادیک (Dyadic shift)

برای بردار $x = (x_0, x_1, \dots, x_{n-1})$ تغییر مکان به اندازه t به صورت دیادیک، $t = 0, 1, \dots, n-1$ به صورت بردار زیر حاصل می شود (راجان و لی، ۲۰۰۲):

$$x_t = (x_{0 \oplus t}, x_{1 \oplus t}, \dots, x_{(n-1) \oplus t}), \quad (9)$$

که علامت \oplus به معنی جمع در مبنای دو می باشد. فرض کنیم $x = (-1, 2, -3, -2, -1, 0, 0, 1)$ باشد. X_{1d} تغییر مکان دیادیک به اندازه یک واحد) به صورت $x_{1d} = (2, -1, -2, -3, 0, -1, -1, 0)$ بدست می آید: جدول ۱ نحوه بدست آمدن X_{1d} را نشان می دهد.

در این مثال نشان داده شد که X_{1d} به صورت توالی شبه تصادفی نسبت به x است. یعنی اینکه توالی نسبتاً منظم x در حوزه زمان، به توالی تصادفی X_{1d} در حیطه تغییر مکان دیادیکی تبدیل شده است. این وضعیت پیش آمده با پدیده های زمین شناسی سازگار است، زیرا پدیده های زمین شناسی تصادفی هستند. پس تبدیل هایی که نسبت به تغییرات دیادیک حساس نباشند، بهتر می توانند ویژگی های زمین شناسی را نشان دهند.

۳-۳ تبدیل آدامار

تبدیل آدامار تابع های سینوسی را با تابع های والش جایگزین می کند. هر سطر یا ستون ماتریس آدامار، یک تابع والش است و عناصر آن $+1$ و -1 هستند. این خاصیت ماتریس آدامار، استفاده از آن را در تحلیل داده ها با رایانه های امروزی آسان کرده است.

ماتریس آدامار یک ماتریس متقارن مربعی است. ماتریس پایه آدامار به صورت $H_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ تعریف شده است.

اگر یک بردار $X = [X_0 X_1 \dots X_n]$ داشته باشیم، تبدیل آدامار آن به صورت زیر بدست می آید:

$$HTX = H_N \cdot X^T, \quad (10)$$

که H_N ماتریس مرتبه N ام ماتریس آدامار و X^T ماتریس ستونی از X (ترانپوز ماتریس X) است.

بردار X را می توان به کمک تبدیل وارون به دست آورد (ساندراجن و احمد، ۱۹۹۸):

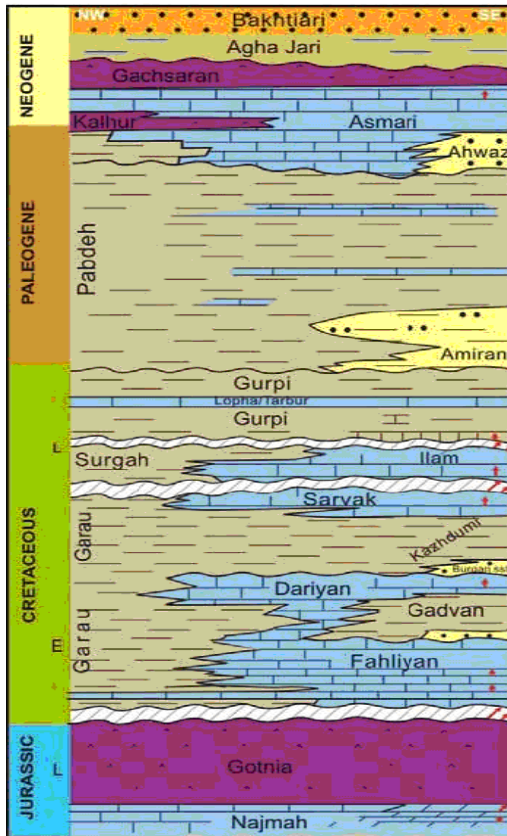
$$X = \frac{1}{N} H_N \cdot HTX, \quad (11)$$

لیو (۱۹۹۳) اثبات کرد که تبدیل آدامار، یک تبدیل مستقل از تغییر مکان دیادیکی است.

جدول ۱. مثالی از یک نمونه تغییر مکان دیادیک برای توالی $x = (-1, 2, -3, -2, -1, 0, 0, 1)$

Input sequence	Example	Binary code of sample position of input sequence	One sample shift in binary domain	Binary addition rule $0 + 0 = 1 + 1 = 0$ $0 + 1 = 1 + 0 = 1$	Output sequence after dyadic shift	Example after dyadic shift of one sample
X_0	-1	0 0 0	0 0 1	0 1 0	X_1	2
X_1	2	0 0 1	0 0 1	0 1 1	X_0	-1
X_2	-3	0 1 0	0 0 1	0 0 0	X_3	-2
X_3	-2	0 1 1	0 0 1	0 0 1	X_2	-3
X_4	-1	1 0 0	0 0 1	1 1 0	X_5	0
X_5	0	1 0 1	0 0 1	1 1 1	X_4	-1
X_6	0	1 1 0	0 0 1	1 0 0	X_7	-1
X_7	1	1 1 1	0 0 1	1 0 1	X_6	0

میدان از ۵۸۲ متر تا ۷۰۰ متر تغییر می‌کند (گزارشات فنی شرکت مهندسی توسعه نفت).



شکل ۱. ستون چینه‌شناسی میدان مورد بررسی (گزارش‌های فنی شرکت مهندسی توسعه نفت).

جدول ۲. دسته‌بندی رخساره‌های تخلخل میدان مورد بررسی از روی نگاره‌های تخلخل چهار چاه موجود در منطقه.

بازه تخلخل (%)	دسته‌ها
$\Phi \leq 5$	دسته اول (رخساره تخلخل کم)
$5 < \Phi \leq 10$	دسته دوم (رخساره تخلخل متوسط)
$10 < \Phi \leq 20$	دسته سوم (رخساره تخلخل زیاد)
$\Phi > 20$	دسته چهارم (رخساره تخلخل خیلی زیاد)

۳-۴ نشانگر جابجایی نامتغیر

این نشانگر، به گونه‌ای به وجود می‌آید که مستقل از تغییر مکان تناوبی و دپادیک باشد.

به عبارت دیگر اگر خروجی یک تبدیل جابه‌جایی نامتغیر (مانند تبدیل آدامار) را داشته باشیم، طیف توان آن، به صورت نشانگر جابه‌جایی نامتغیر معرفی می‌شود (رائو و همکاران، ۱۹۷۶).

محاسبه نشانگر جابه‌جایی نامتغیر نیازمند ۲^ن نمونه ورودی است. اگر ۲^ن نمونه وجود نداشته باشد، از دو روش زیر استفاده می‌شود:

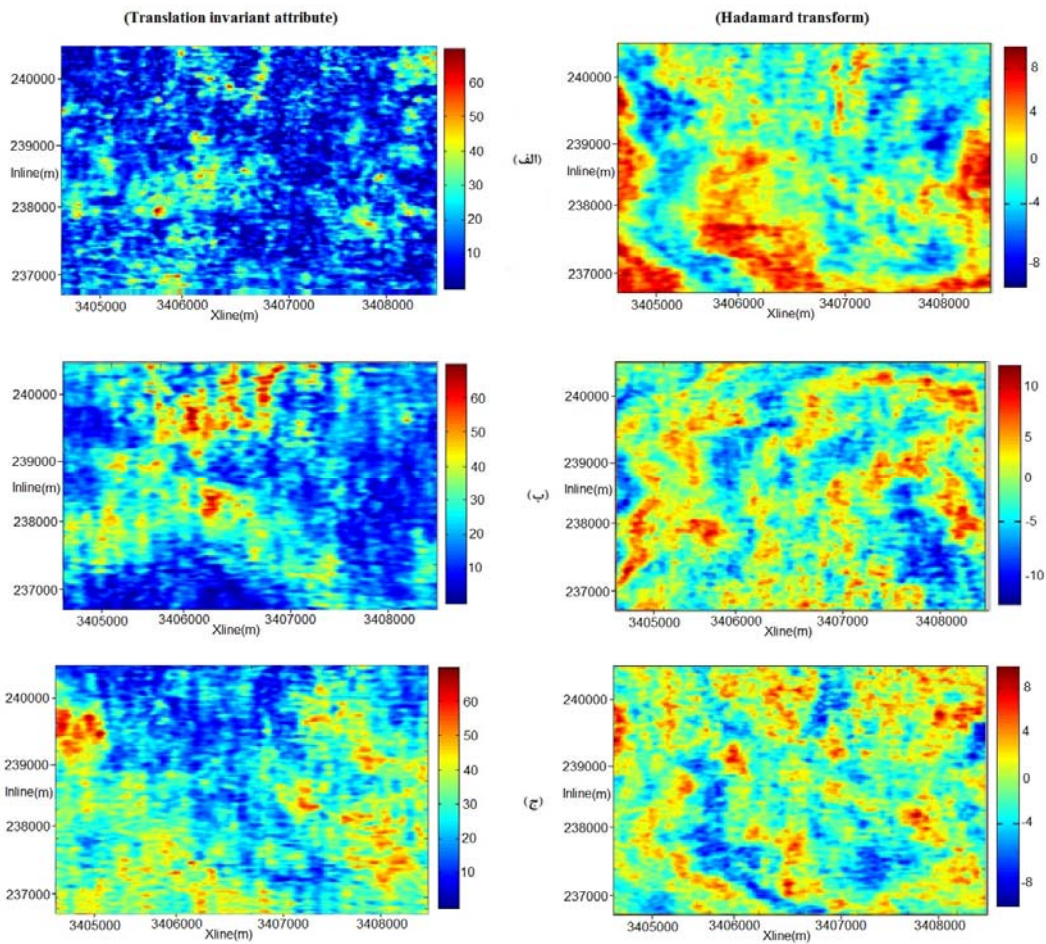
۱) اضافه کردن صفرهای اضافی: به اندازه‌ای صفر اضافه می‌کنیم که اندازه توالی ورودی ۲^ن نمونه شود. این مرحله نتیجه نهایی را تحت تأثیر قرار نمی‌دهد.

۲) در نظر گرفتن پنجره زمانی بسیار بزرگ‌تری از محدوده مورد بررسی، که تعداد نمونه‌های موجود در تحقیق ۲^ن شود. در این مرحله ممکن است مخزن تحت تأثیر رخساره‌های بالا یا پایین قرار گیرد و برای جلوگیری از تداخل، روش اول مناسب‌تر است.

۴ اعمال نشانگر روی داده‌های واقعی

منطقه مورد بررسی قسمت سروکی از یکی از میداین جنوب غربی ایران است و ستون چینه‌شناسی آن در شکل ۱ مشخص است.

سازند سروک یک واحد کربناتی است که روی سازند کژدمی قرار گرفته است. کربنات‌های توده‌ای موجود در این سازند متعلق به دوره سنومانین تا تورونین هستند و از آهک‌های رُسی دانه ریز خاکستری و آهک‌های نازک لایه مارنی خاکستری تیره تشکیل شده است. هرچه به اعماق پایین‌تر سازند پیش می‌رویم، کیفیت مخزنی از لحاظ تخلخل بهتر می‌شود. سازند سروک به سمت غرب ضخیم‌تر می‌شود. در کل ضخامت این سازند در این



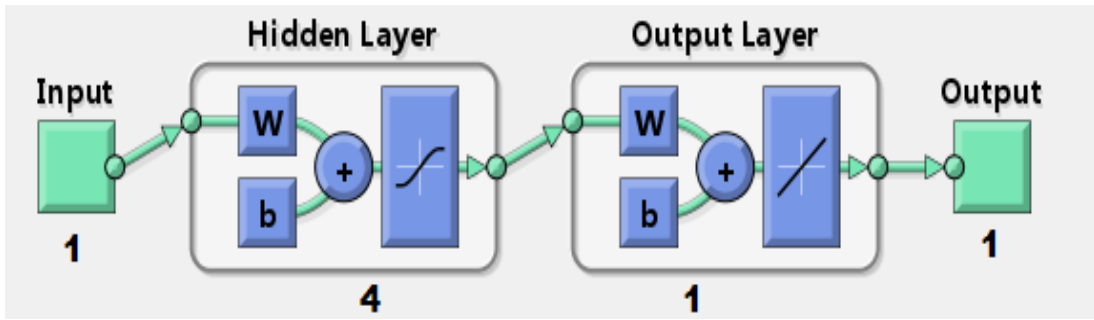
شکل ۲. اعمال تبدیل آدامار روی داده‌های لرزه‌ای منطقه (شکل سمت راست) و نشانگر جابه‌جایی نامتغیر حاصل از طیف توان تبدیل آدامار (شکل سمت چپ) در سه زمان دوسویه (TWT) الف) ۱۸۲۰ (ب) ۱۹۰۰ (ج) ۱۹۸۰ میلی‌ثانیه، نشان داده شده است.

۵ کاربرد تبدیل آدامار

تبدیل آدامار روی داده‌های لرزه‌ای میدان مورد بررسی اعمال شد و نشانگر جابه‌جایی نامتغیر به دست آمد. در شکل ۲ اعمال تبدیل آدامار و نشانگر جابه‌جایی نامتغیر روی داده‌های سه‌بعدی لرزه‌ای، در سه زمان دو طرفه (TWT) دلخواه ۱۸۲۰ و ۱۹۰۰ و ۱۹۸۰ میلی‌ثانیه نشان داده شده است.

۶ شبکه عصبی مورد استفاده

برای تبدیل نشانگر به دست آمده به رخساره‌های مخزن از شبکه عصبی استفاده می‌شود. شبکه عصبی مورد استفاده در این مقاله، شبکه با تغذیه پیش‌خور دو لایه، با الگوریتم آموزش شبکه‌ای پس‌انتشار خطا و تابع انتقال نرون‌های لایه پنهان تانژانت هایپربولیک و تابع انتقال نرون‌های خروجی خطی است. پس از سعی و



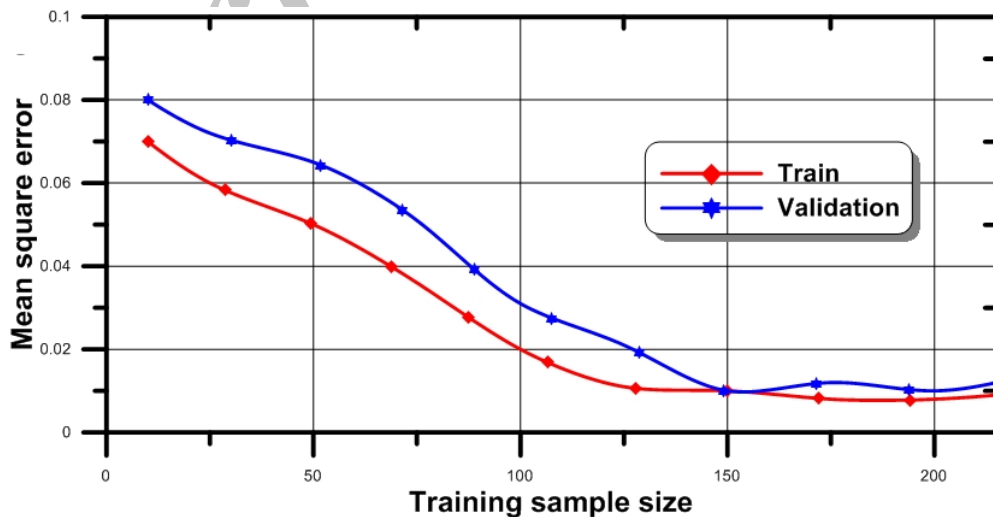
شکل ۳. معماری شبکه عصبی به کار گرفته شده (تعداد نرون‌های لایه پنهان چهار نرون).

که a_j^1 خروجی نرون j ام از لایه اول، $W_{j,i}^1$ وزن به دست آمده از نرون i ام لایه اول و ورودی a_m^1 (در اینجا همان نشانگر جابه‌جایی نامتغیر است)، b_j^1 آریبی حاصله از نرون j ام لایه اول، a_1^2 پارامتر خروجی یا همان تخلخل، $W_{1,j}^2$ وزن به دست آمده از نرون j ام لایه دوم و b_1^2 آریبی حاصل از لایه دوم هستند. همان‌طور که مشخص است از تابع تانژانت هایپربولیک در حکم تابع انتقال نرون‌های لایه مخفی استفاده شده است (منهاج، ۱۳۸۴).

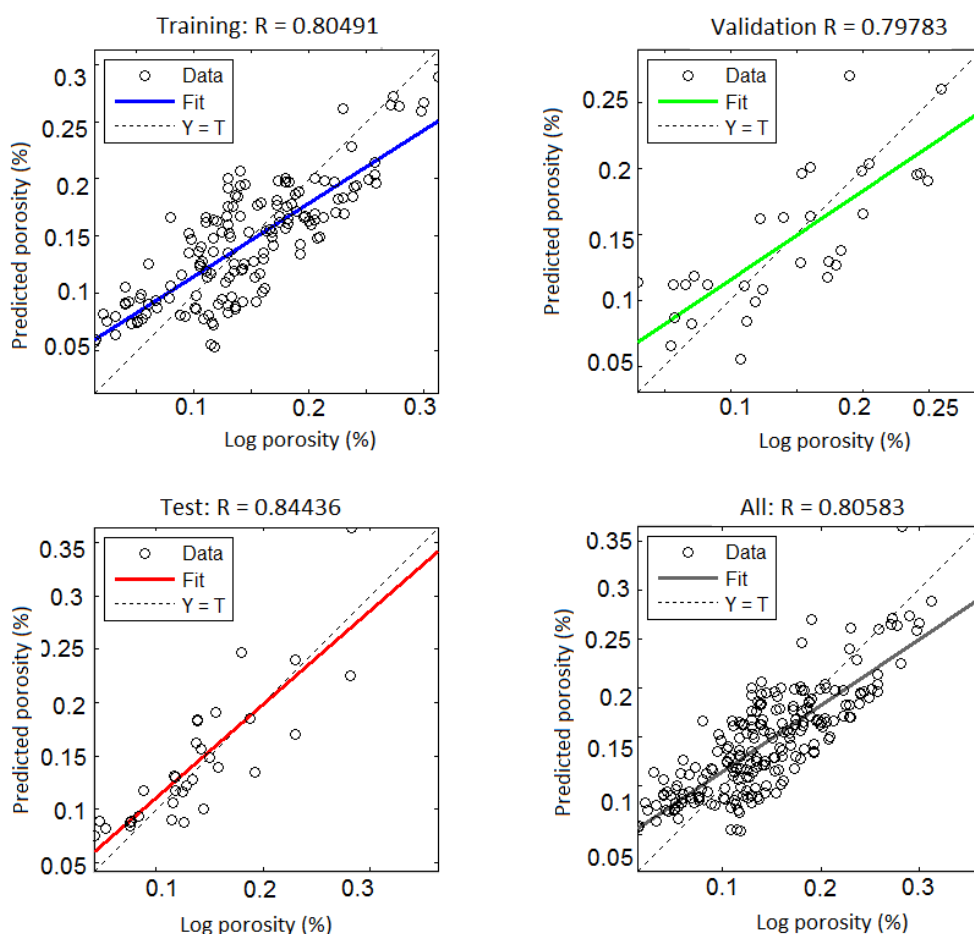
خطا، تعداد چهار نرون برای لایه پنهان استفاده شد. معماری شبکه مورد نظر در شکل ۳ نشان داده شده است. پارامتر ورودی به شبکه، مقدار نشانگر جابه‌جایی نامتغیر و پارامتر خروجی میزان تخلخل حاصل از نگار تخلخل است. رابطه (۱۲) و (۱۳)، رابطه‌ای است که از شبکه عصبی طراحی شده حاصل شده است:

$$a_j^1 = \tanh\left(\sum_{i=1}^4 W_{j,i}^1 x_i + b_j^1\right), j = 1, 2, 3, 4, \quad (12)$$

$$a_1^2 = \Phi = \sum_{j=1}^4 W_{1,j}^2 a_j^1 + b_1^2, \quad (13)$$



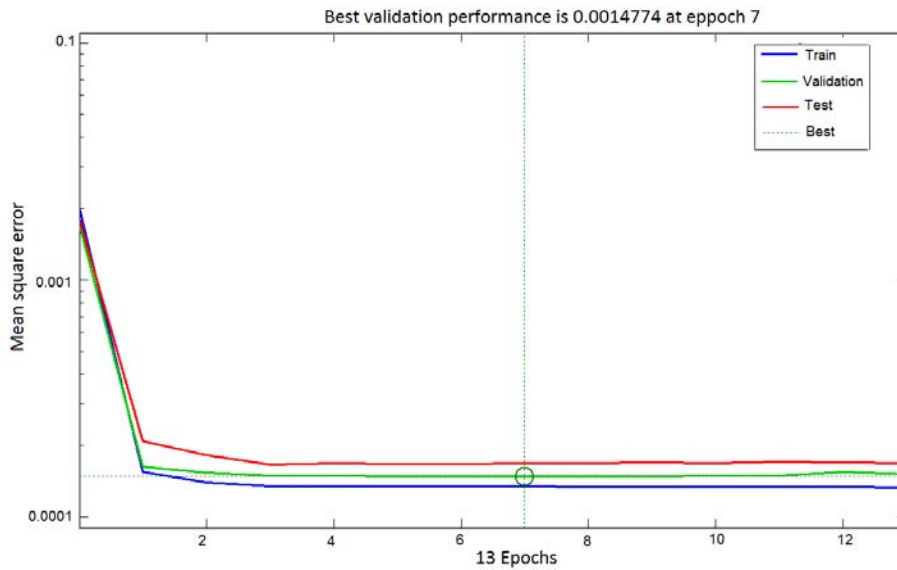
شکل ۴. نمودار اعتبارسنجی متقابل برای شبکه مورد استفاده. محور افقی تعداد نمونه‌های آموزشی و محور عمودی خطای میانگین مربعات است.



شکل ۵. نتایج ضریب همبستگی به دست آمده حاصل از آموزش شبکه عصبی طراحی شده (R ضریب همبستگی بین تخلخل حاصل از نگار تخلخل و تخلخل پیش‌بینی شده با شبکه عصبی).

تعداد کل نمونه‌های مورد استفاده در شبکه، ۲۱۶ نمونه است. برای اینکه تعداد بهینه نمونه‌های آموزشی را انتخاب کنیم از نمودار اعتبارسنجی متقابل (Cross validation) استفاده می‌کنیم. این نمودار، نموداری است که محور افقی آن تعداد نمونه‌های آموزشی در هر مرحله و محور عمودی آن خطای میانگین مربعی است. این نمودار با افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی، ابتدا روندی کاهشی در خطا را نشان می‌دهد و سپس به روندی تقریباً ثابت می‌رسد. در جایی که این روند تقریباً ثابت شده است، تعداد بهینه نمونه‌های آموزشی به دست می‌آید. با

تبدیل نشانگر به دست آمده به رخساره‌های مخزن در این مقاله سعی شده است تا رخساره‌های مخزن براساس تخلخل مرتب شوند. به همین منظور منظور رخساره‌های میدان مورد نظر با بررسی نگارهای تخلخل در چاه‌های موجود، به چهار دسته به شرح جدول ۲، تقسیم شدند. در نهایت رابطه شبکه عصبی طراحی شده (رابطه (۱۲) و (۱۳)، روی کل مکعب لرزه‌ای اعمال شد و تخلخل در نقاطی که در بین چاه‌های منطقه قرار گرفته‌اند، به دست آمد و طبق جدول ۲ رخساره‌های تخلخل برچسب گذاری شدند.



شکل ۶: منحنی خطای آموزشی (آبی)، خطای آزمایشی (سرخ) و خطای اعتبارسنجی (سبز) حاصل از آموزش شبکه عصبی طراحی شده. محور قائم خطای میانگین مربعی و محور افقی تعداد دفعات عرضه نمونه‌های آموزشی به شبکه عصبی در مرحله آموزشی را نشان می‌دهد.

۸ نتیجه‌گیری

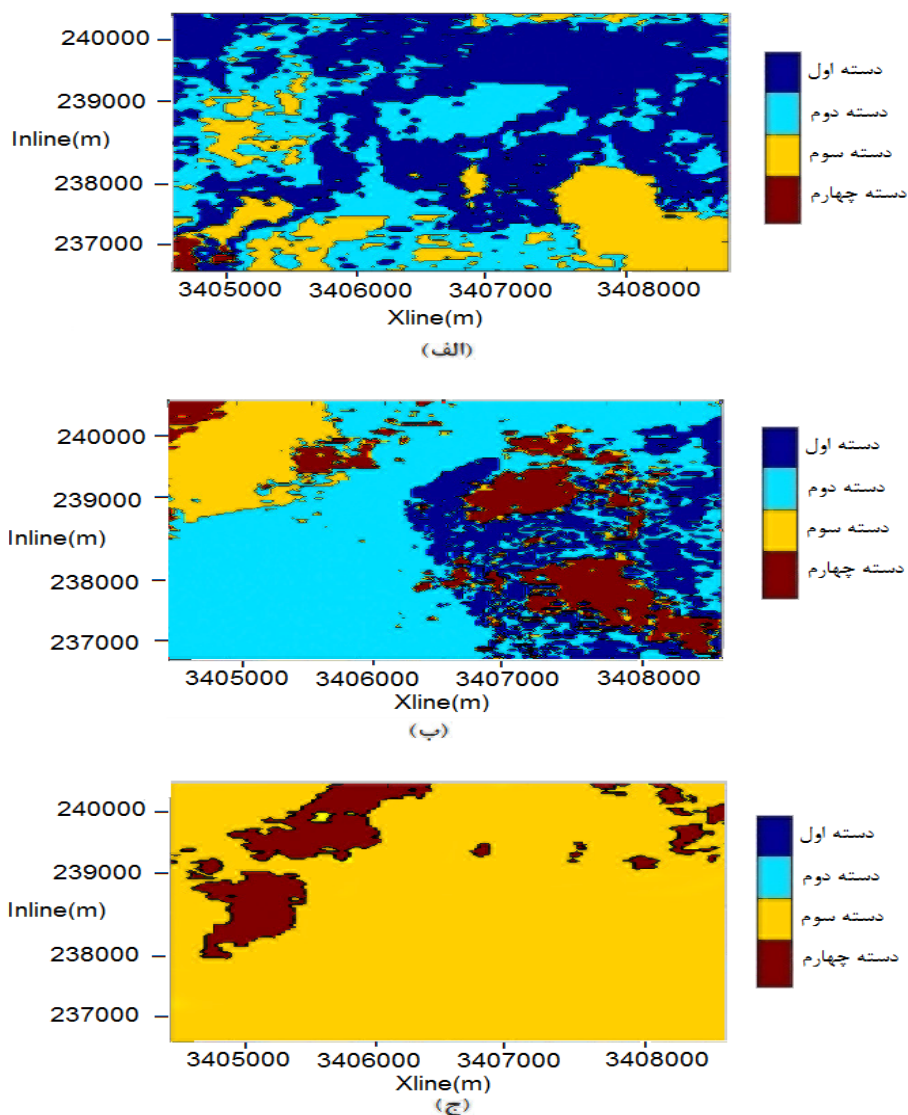
در این مقاله از نشانگر جابه‌جایی نامتغیر برای طبقه‌بندی رخساره‌های مخزن براساس تخلخل استفاده شد. این نشانگر از طیف توان تبدیل آدامار به دست می‌آید، که خصوصیت بارز آن این است که نسبت به تغییرات دیادیک مستقل است و این ویژگی باعث می‌شود که این نشانگر بتواند تصادفی بودن رخساره‌های مخزن درون زمین را در نظر بگیرد. در نهایت این نشانگر وی داده‌های واقعی یکی از میادین جنوب غربی ایران اعمال شد و نتایج آن با استفاده از شبکه عصبی تغذیه پیش‌خور دو لایه، با الگوریتم آموزش شبکه‌ای پسانتشار خطا با درصد ضریب همبستگی تقریباً ۸۱ درصد به رخساره‌های تخلخل تبدیل شدند. رخساره‌های به دست آمده از یافته‌های قبلی مبنی بر اینکه کیفیت مخزن از لحاظ تخلخل در اعماق بیشتر، بهتر می‌شود را تایید می‌کند.

تعداد ۲۵ نمونه آموزشی شروع می‌کنیم و با افزایش ۲۵ تایی در تعداد آن ادامه می‌دهیم. همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده شده است، منحنی به دست آمده در تعداد ۱۵۰ نمونه آموزشی به روند تقریباً ثابتی رسیده است، و از این رو این تعداد نمونه برای آموزش شبکه استفاده شد. از بقیه نمونه‌ها، ۳۳ نمونه برای اعتبارسنجی و ۳۳ نمونه هم برای آزمایش شبکه به کار رفت.

شکل ۵ بیانگر نتایج آموزش شبکه براساس روش پسانتشار خطا است که R بیانگر ضریب همبستگی بین تخلخل پیش‌بینی شده توسط شبکه و تخلخل به دست آمده از نگار تخلخل است.

شکل ۶ نشان‌دهنده خطای میانگین مربعی منحنی‌های آموزشی، آزمایشی و اعتبارسنجی برای شبکه عصبی ایجاد شده است.

شکل ۷ نتایج حاصل اعمال رابطه شبکه عصبی بر مکعب لرزه‌ای که رخساره‌های تخلخل پیش‌بینی شده هستند را در سه زمان دو طرفه (TWT) دلخواه ۱۸۲۰، ۱۹۰۰ و ۱۹۸۰ میلی‌ثانیه نشان می‌دهد.



شکل ۷. رخساره‌های تخلخل حاصل از اعمال نشانگر جابه‌جایی نامتغیر با استفاده از شبکه عصبی. سه مقطع زمانی از این رخساره‌ها در سه زمان دوسویه (TWT) (الف) ۱۸۲۰، (ب) ۱۹۰۰، (ج) ۱۹۸۰ میلی‌ثانیه نشان داده شده است.

منهاج، م. ب. ، ۱۳۸۴، مبانی شبکه‌های عصبی، نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱، چاپ سوم، تهران.

Almohamad, H. A., 1988, A pattern recognition algorithm based on the Rapid transform: 4th Proceedings of the Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 445-449.

Aung, A., Ng, B. P., and Raharjda, S., 2008, Sequency-ordered complex Hadamard transform: Properties, computational complexity and applications: IEEE Transactions on Acoustic Speech and Signal

تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله از معاونت پژوهشی دانشگاه تهران و همچنین از شرکت مهندسی توسعه نفت به‌خاطر در اختیار قرار دادن داده‌های موردنیاز قدردانی می‌کنند.

منابع

گزارش‌های فنی شرکت مهندسی و توسعه نفت، جلد پنجم، ۱۳۸۹.

- Abstracts, 745–746.
- Sundarajan, D., and Ahmad, M. O., 1998, Fast computation of discrete Walsh and Hadamard transforms: IEEE Transactions on Image Processing, **7**, 899-904.
- Singh, Y. P., 2007, Translation invariant attributes for effective lithofacies discrimination: Geophysics, **72**, 57-66.
- Venugopal, S., 1999, Pattern Recognition for Intelligent Manufacturing Systems Using Rajan Transform: M.S. thesis, Jawaharlal Nehru Technological University.
- Zulfikar, M. Y., Abbasi, S. A. and Alamoud, A. R. M., 2011, A novel complete set of Walsh and inverse Walsh transforms for signal processing: The First International Conference on Communication Systems and Network Technologies, 504-509.
- Processing, **56**, 3562-3571.
- Brown, A. R., 2001, Understanding seismic attributes: Geophysics, **69**, 47-48.
- Liu, K. R., 1993, A simple and unified proof of dyadic shift invariance and the extension to cyclic shift invariance: IEEE Transactions on Education, **36**, 362-379.
- Rajan, B. S., Lee, M. H., 2002, Quasi-cyclic dyadic codes in the Walsh-Hadamard transform domain: IEEE Transactions of Informal Theory, **48**, 2012-2046.
- Rao, K. R., Revuluri, K., Narasimhan, M. A. and Ahmed, N., 1976, Complex Haar transform: IEEE Transactions on Acoustic Speech and Signal Processing, **24**, 102–104.
- Ratliff, T. L., Watkins, J. S., 1989, Characterization of the L-1 sand using well logs and amplitude attribute analysis: 8th Annual International Meeting, SEG, Expanded

Archive of SID