

## برآورد سری بازتاب زمین با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد

امین روشندل کاهو\*، عبدالرحیم جواهریان\* و بابک نجار اعرابی\*\*

\* مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، صندوق پستی ۶۴۶۶-۱۴۱۵۵

\*\* پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران، دانشکده برق و کامپیوتر، صندوق پستی ۵۱۵-۱۴۳۹۵

(دریافت: ۱۴۳۳، پذیرش نهایی: ۱۳۸۴، ۱۳۸۵)

### چکیده

خاصیت پردازش موازی شبکه‌های عصبی مصنوعی، آنها را برای پیاده‌سازی سخت‌افزاری مناسب ساخته است، بنابراین استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پردازش سیگنال‌های لرزه‌ای دارای این پتانسیل است که عملیات پردازش داده‌های لرزه‌ای را به میزان زیادی تسریع می‌کند. در این مقاله، یکی از رایج‌ترین شبکه‌های عصبی، شبکه عصبی هاپفیلد، به منظور عملی ساختن واهمامیخت مورد استفاده قرار گرفته است. فرایند واهمامیخت به دو زیرفرایند تقسیم می‌شود: یافتن محل بازتاب‌ها و برآورد دامنه بازتاب‌ها. برای به انجام رساندن هر یک از این دو مرحله یک شبکه هاپفیلد طراحی شده است. اولین شبکه عصبی برای پیدا کردن محل بازتاب‌ها و دومین شبکه عصبی به منظور برآورد دامنه بازتاب‌های پیدا شده ایجاد شده است. این دو شبکه برای مویک مدل‌سازی شده‌اند و نتایج حاصل با نتایج حاصل از واهمامیخت تابع ضربه مورد مقایسه قرار گرفته است.

با مقایسه نتایج با یکدیگر می‌توان نوشت: (۱) روش واهمامیخت داده‌های لرزه‌ای با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد بر خلاف روش واهمامیخت تابع ضربه، به نوبه حساس نیست؛ (۲) روش واهمامیخت با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد برای یک ردلرزه به همراه نوبه از روش واهمامیخت تابع ضربه پاسخ بهتری می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی مصنوعی، پردازش داده‌های لرزه‌ای، واهمامیخت، شبکه عصبی هاپفیلد، پردازش موازی

### ۱ مقدمه

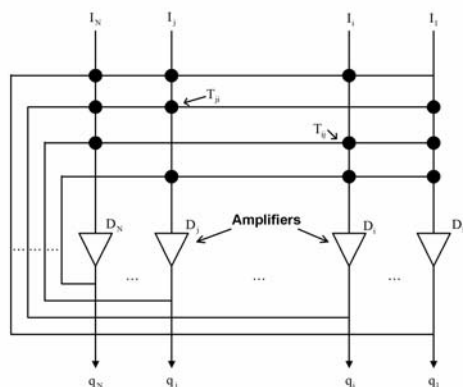
نظر گرفته شده است، نسبت به روش‌های قبلی انطباق بیشتری با واقعیت دارد و از فرضیات کم‌تری برای واهمامیخت استفاده می‌کند. در واهمامیخت با کمک شبکه هاپفیلد فرض می‌شود که مویک، پایا و معلوم باشد و همچنین تکراری‌ها وجود نداشته باشند.

در این مقاله سعی شده است با استفاده از واهمامیخت به برآورد سری زمانی بازتاب زمین به کمک شبکه عصبی هاپفیلد پرداخته شود. برای این منظور بعد از تولید ردلرزه مصنوعی، الگوریتم روش واهمامیخت به کمک شبکه هاپفیلد روی آنها اعمال شده و نتایج با واهمامیخت تابع ضربه مورد مقایسه قرار گرفته است. سپس الگوریتم یادشده روی داده‌های واقعی اعمال و نتایج حاصل با نتیجه واهمامیخت تابع ضربه مقایسه شده است.

واهمامیخت فرایندی است که به منظور معکوس ساختن اثر همایخت روی داده‌های ثبت شده به کار می‌رود. مفهوم واهمامیخت به‌طور گسترده‌ای در پردازش سیگنال و پردازش تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرد.

خاصیت پردازش موازی و قابلیت پیاده‌سازی به صورت سخت‌افزاری شبکه‌های عصبی از ویژگی مهم این شبکه‌ها است که اهمیت استفاده از آنها را بیشتر آشکار می‌سازد. یکی از مهم‌ترین شبکه‌های عصبی، شبکه هاپفیلد (هاپفیلد، ۱۹۸۲ و ۱۹۸۴) است. ونگ و مندل (۱۹۹۱ و ۱۹۹۲) و کالدرون-ماسیاس و همکاران (۱۹۹۷) با استفاده از خاصیت بهینه‌سازی شبکه هاپفیلد، از آن در عملی ساختن واهمامیخت داده‌های لرزه‌ای استفاده کردند. مدل همایختی که در روش واهمامیخت شبکه عصبی در

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N T_{ij} q_i q_j - \sum_{i=1}^N I_i q_i \quad (3)$$



شکل ۱. شبکه عصبی هاپفیلد گسسته (ونگ و مندل، ۱۹۹۱).

اگر تغییرات انرژی هنگام تغییر  $q_i$  از  $q_i(t-1)$  به

$q_i(t)$  با  $\Delta E_i(t)$  نشان داده شود، می توان نوشت:

$$\Delta E_i(t) = - \left( \sum_{j=1}^N T_{ij} q_j - I_i \right) \Delta q_i(t) \quad (4)$$

که در آن،

$$\Delta q_i(t) = q_i(t) - q_i(t-1) \quad (5)$$

بنابراین با توجه به رابطه (۲) می توان تغییر انرژی را به صورت رابطه (۶) نوشت:

$$\Delta E_i(t) = -D_i(t) \cdot \Delta q_i(t) \quad (6)$$

از آنجا که تابع فعالیت شبکه هاپفیلد، تابع پله است، بنابراین خروجی هر نرون آن صفر یا یک است. اکنون اگر  $\Delta q_i(t) \leq 0$  باشد، این نکته بیانگر آن است که  $q_i(t) = 0$  و  $q_i(t-1) = 1$  و می توان نتیجه گرفت که  $D_i(t) \leq 0$ . بنابراین  $\Delta E_i(t) \leq 0$  است. اگر  $\Delta q_i(t) \geq 0$  باشد، یعنی  $q_i(t) = 1$  و  $q_i(t-1) = 0$  و می توان نوشت که  $D_i(t) \geq 0$  و در نتیجه با توجه به رابطه (۶)،  $\Delta E_i(t) \leq 0$ . همان طور که مشاهده شد

## ۲ شبکه عصبی هاپفیلد

شبکه عصبی هاپفیلد (هاپفیلد، ۱۹۸۲ و ۱۹۸۴) شبکه ای پویا، بازگشتی و شامل چندین نرون با واحدهای تأخیری است که سامانه پس خور چند حلقه ای را تشکیل می دهند، یعنی خروجی تک تک نرون ها به همه نرون ها پس خور دارد (لیپمن، ۱۹۸۷). این شبکه را می توان به دو دسته پیوسته و گسسته تقسیم کرد.

خروجی نرون  $i$ ام در شبکه هاپفیلد گسسته به صورت شکل ۱ از رابطه (۱) تعیین می شود:

$$q_i(t+1) = \begin{cases} 1 & \text{if } D_i(t) > 0 \\ 0 & \text{if } D_i(t) \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

که در آن،  $t = 0, 1, 2, \dots$ ،  $i = 1, 2, \dots, N$  و  $N$  تعداد نرون ها است. در رابطه (۱)،  $D_i(t)$  به صورت رابطه (۲) تعریف می شود:

$$D_i(t) = \sum_{j=1}^N T_{ij} q_j(t) + I_i \quad (2)$$

که در آن،  $T_{ij}$  ماتریس وزن ها،  $q_j$  خروجی نرون  $j$ ام و  $I_i$  ورودی خارجی (external input) نرون  $i$ ام است (ونگ و مندل، ۱۹۹۱ و ۱۹۹۲).

ناپایداری یکی از مشکلات شبکه های بازگشتی، مخصوصاً شبکه هاپفیلد است. شروط کافی برای پایداری شبکه های بازگشتی عبارت اند از (کوهن و گراسبرگ، ۱۹۸۳): (۱) ماتریس وزن ها متقارن باشد، یعنی:  $T_{ij} = T_{ji} \forall i, j$  و (۲) عناصر قطر اصلی ماتریس وزن ها صفر باشد، یعنی:  $T_{ii} = 0 \forall i$ . اگر دو شرط بیان شده در بالا رعایت شود به راحتی می توان نشان داد که انرژی شبکه در هنگام اجرا شدن هیچ گاه افزایش پیدا نمی کند و شبکه در نهایت به حالتی پایدار می رسد. برای هر شبکه هاپفیلد مثل شکل ۱، هاپفیلد (۱۹۸۴) نشان داد که می توان تابع انرژی را به صورت رابطه (۳) نوشت:

### ۳ واهمامیخت با شبکه عصبی هاپفیلد

یکی از کاربردهای شبکه عصبی هاپفیلد بهینه‌سازی است (هاپفیلد و تانک ۱۹۸۵؛ تانک و هاپفیلد، ۱۹۸۶). مرحله کلیدی در این کاربرد ارتباط دادن تابع ارزش مسئله بهینه‌سازی به تابع انرژی شبکه هاپفیلد است. به این ترتیب می‌توان ماتریس وزنها و ورودی خارجی شبکه را تعیین کرد. می‌توان مدل همایختی به صورت رابطه (۸) را برای یک ردلرزه ثبت شده در نظر گرفت:

$$z_k = \sum_{i=1}^N V_{k-i} \mu_i + n_k \quad k=1,2,\dots,N \quad (8)$$

که در آن،  $V_k$  موجک چشمه لرزه‌ای،  $\mu_i$  سری بازتاب زمین،  $n_k$  نوفه،  $z_k$  ردلرزه ثبت شده و  $N$  تعداد نمونه‌های ردلرزه است. با استفاده از این مدل همایختی می‌توان تابع ارزش را برای مسئله بهینه‌سازی واهمامیخت به صورت رابطه (۹) نوشت (ونگ و مندل، ۱۹۹۲):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left[ z_k - \sum_{i=1}^N V_{k-i} \mu_i \right]^2 \quad (9)$$

هدف به‌دست آوردن سری بازتاب زمین است تا مقدار تابع ارزش به ازای آن کمینه شود. از این‌رو واهمامیخت نیز یک مسئله بهینه‌سازی است. به انجام رساندن واهمامیخت با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد را می‌توان به دو مرحله تقسیم کرد: (۱) برآورد محل بازتاب‌ها و (۲) برآورد دامنه بازتاب‌ها.

به منظور برآورد سری بازتاب زمین  $\mu_i$ ، می‌توان آن‌را به صورت حاصل ضرب دو سری  $q_i$  و  $r_i$  به شکل رابطه (۱۰) در نظر گرفت:

$$\mu_i = q_i r_i \quad (10)$$

که در آن،  $q_i$  "سری صفر و یک" معین یا اتفاقی است که محل بازتاب‌ها را مشخص می‌کند و  $r_i$  سری اتفاقی یا معینی است که دامنه بازتاب‌ها را مشخص می‌کند. همان‌طور که مشاهده می‌شود هیچ‌گونه فرضی در مورد

چنانچه دو شرط پایداری شبکه رعایت شده باشد، انرژی شبکه هیچ‌گاه افزایش نمی‌یابد (ونگ و مندل، ۱۹۹۱ و ۱۹۹۲). بنابراین زمانی که شبکه هاپفیلد به حالت پایداری رسید، تابع انرژی آن به نقطه کمینه محلی رسیده است.

مشکل دیگری که در اکثر شبکه‌های عصبی وجود دارد، متوقف شدن شبکه در کمینه‌ای محلی است. این کمینه ممکن است پاسخ مناسبی برای مسئله نباشد. یکی از روش‌هایی که برای حل این مشکل وجود دارد استفاده از روش شبیه‌سازی شده بازپخت است. این روش که در واقع فرایند جستجو است و اساس آن بر پایه علم مواد و فیزیک بنا نهاده شده است، نخستین بار متروپلیس و همکاران (۱۹۵۳) برای شبیه‌سازی تعادل گرمایی جامدات ارائه کردند و کرک پاتریک و همکاران (۱۹۸۳) از الگوریتم پیشنهادی ایشان در حل بعضی از مسائل بهینه‌سازی استفاده کردند و روش شبیه‌سازی شده بازپخت را بنا نهادند. یکی از روش‌های بازپخت فیزیکی، روش میدان میانگین است. ایده اصلی این روش استفاده از نرون‌های پیوسته است، به عبارت دیگر به جای اینکه نرون‌ها فقط مجاز باشند تا مقادیر  $\pm 1$  را شامل شوند، بتوانند مقادیر بین  $-1$  و  $+1$  را نیز اختیار کنند. رابطه روز آمد کردن شبکه هاپفیلد با استفاده از روش میدان میانگین به صورت رابطه (۷) است.

$$q_i(t+1) = \tanh \left[ \frac{\sum_{j=1}^N T_{ij} q_j + I_i}{T} \right] \quad (7)$$

که در آن،  $T$  دما است. در این حالت به جای تابع پله برای روز آمد کردن نرون‌ها از تابع تانژانت هذلولوی استفاده می‌شود. اگر  $T=0$  در نظر گرفته شود، رابطه (۷) به رابطه (۱) تبدیل می‌شود. مشابه روش متروپلیس در این روش نیز دما به تدریج کاهش می‌یابد (کالدرون-ماسیاس و همکاران، ۱۹۹۷).

از این رو می‌توان دامنه بازتابها را به صورت رابطه (۱۶) بیان کرد و یا در واقع تقریب زد:

$$r_i = \left( \sum_{j=1}^M \frac{1}{2^{j-1}} P_{ij} \right) - 1 \quad i \in I_\alpha \quad (16)$$

که در آن،  $P_{ij}$  برابر صفر یا یک و  $M$  تعیین کننده دقت تقریب است. اکنون می‌توان با در نظر گرفتن  $P_{ij}$  در حکم خروجی شبکه هاپفیلد، به طراحی این شبکه پرداخت. با قرار دادن رابطه (۱۷) در تابع ارزش می‌توان دومین شبکه هاپفیلد را برای یافتن دامنه بازتاب‌های برآورد شده به دست آورد. ماتریس وزن‌ها،  $T_{i_1 j_1, i_2 j_2}$ ، و ورودی،  $I_{ij}$ ، این شبکه از رابطه‌های (۱۷) و (۱۸) تعیین می‌شوند.

$$T_{i_1 j_1, i_2 j_2} = - \sum_{k=1}^N \frac{1}{2^{j_1-1}} \frac{1}{2^{j_2-1}} V_{k-i_1} V_{k-i_2} \quad (17)$$

$$I_{ij} = \sum_{k=1}^N \left[ \frac{1}{2^{j-1}} V_{k-i} \left( z_k + \sum_{i \in I_\alpha} V_{k-i} \right) - \frac{1}{2} \frac{1}{4^{j-1}} V_{k-i}^2 \right] \quad (18)$$

که در آنها  $i, i_1, i_2 \in I_\alpha$ ،  $1 \leq j, j_1, j_2 \leq M$  و به ازای مقدار  $j=1, 2, \dots, M$  و  $i \in I_\alpha$  مقدار  $T_{ij, ij} = 0$  است.

به منظور تسهیل در محاسبات و روز آمد کردن نرون‌ها می‌توان تعداد اندیس‌ها را در رابطه‌های (۱۷) و (۱۸) به نصف کاهش داد. برای این منظور می‌توان هر دو اندیس را به یک اندیس تبدیل کرد. به عبارت دیگر می‌توان به جای  $P_{ij}$ ،  $I_{ij}$  و  $T_{i_1 j_1, i_2 j_2}$  از  $P_s$ ،  $I_s$  و  $T_{s_1 s_2}$  استفاده کرد، که در آنها،

$$s = (i-1)M + j \quad (19)$$

$$s_1 = (i_1-1)M + j_1 \quad (20)$$

$$s_2 = (i_2-1)M + j_2 \quad (21)$$

با توجه به اینکه  $i, i_1, i_2 \in I_\alpha$  و  $1 \leq j, j_1, j_2 \leq M$  می‌توان رابطه (۲۲) را به دست آورد:

سری بازتاب در نظر گرفته نشده است. با توجه به مطالب فوق برای برآورد سری بازتاب زمین، بایستی دو سری یادشده، برآورد شوند. برآورد هر کدام از این دو سری با شبکه عصبی مجزایی صورت می‌گیرد. نحوه کار به این صورت است که ابتدا در معادله (۱۰) به جای  $r_i$  مقدار ثابت  $\alpha$  در نظر گرفته می‌شود و رابطه (۱۱) به دست می‌آید:

$$\mu_i = q_i \alpha \quad (11)$$

با قرار دادن این رابطه در تابع ارزش، می‌توان یک شبکه هاپفیلد طراحی کرد که محل بازتاب‌هایی که دامنه آنها با مقدار  $\alpha$  مرتبط است را برآورد کند. ماتریس وزن‌ها،  $T_{ij}$ ، و ورودی،  $I_i$ ، این شبکه از رابطه‌های (۱۲) و (۱۳) تعیین می‌شوند.

$$T_{ij} = - \sum_{k=1}^N V_{k-i} V_{k-j} \quad (12)$$

$$I_i = \sum_{k=1}^N V_{k-i} z_k / \alpha - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N V_{k-i}^2 \quad (13)$$

که در آنها،  $1 \leq i, j \leq N$  و به ازای  $i=1, 2, \dots, N$  مقدار  $T_{ii} \equiv 0$  است. خروجی شبکه اول هاپفیلد را می‌توان به صورت سری  $[q_i, i \in I_\alpha]$  با  $K_\alpha$  نمونه در نظر گرفت، که در آن، سری اندیس‌های  $K_\alpha$  بازتابی است که با شبکه اول هاپفیلد برآورد شده‌اند. البته ممکن است  $K_\alpha = 0$  باشد، یعنی به ازای آن  $\alpha$  هیچ‌گونه بازتابی در ردلرزه وجود نداشته است. حال در رابطه (۱۰) به جای  $q_i$  مقدار به دست آمده از شبکه قبلی قرار داده می‌شود و رابطه (۱۴) به دست می‌آید:

$$\mu_i = q_i r_i \quad (14)$$

با توجه به طبیعت سری بازتاب زمین، می‌توان در مورد دامنه سری‌های بازتاب، رابطه (۱۵) را نوشت:

$$|r_i| \leq 1 \quad (15)$$

کوچک و  $\varepsilon_0$  به صورت یک مقدار منفی بزرگ و عملی ساختن مراحل اول تا چهارم برای برآورد سری های بازتاب با دامنه منفی.

روش معمول در برآورد سری بازتاب زمین به کمک شبکه هاپفیلد با روش بالا کمی متفاوت است. در این روش بعد از برآورد کردن بازتاب به ازای مقدار مثبت  $\alpha$ ، برآورد به ازای مقدار منفی آن نیز صورت می گیرد و سپس  $\alpha$  روز آمد می شود. به دلیل اینکه در مرحله سوم تابع ارزش یا به عبارت دیگر تابع برآورد خطا تغییر می کند، این روش را روش کمینه خطای پیش بینی انطباقی می نامند (ونگ و مندل، ۱۹۹۱ و ۱۹۹۲).

در شکل ۲ نمودار گردش مربوط به هر یک از دو شبکه هاپفیلد نشان داده شده است.

#### ۴ شبکه هاپفیلد و داده های مصنوعی

در این مقاله سری بازتاب مورد استفاده برای تولید ردلرزه مصنوعی به صورت شکل ۳-الف در نظر گرفته شد. در شکل ۳-ب طیف دامنه آن نشان داده شده است. موجک چشمه لرزه ای مورد استفاده برای ایجاد ردلرزه مصنوعی در حوزه  $Z$  دارای تابع تبدیل به صورت رابطه (۲۳) است (چی و مندل، ۱۹۸۴) و در شکل ۴-الف نشان داده شده است. شکل ۴-ب طیف دامنه موجک را نشان می دهد.

$$V(z) = \frac{0.378417z^4 - 0.0306517z^2}{z^4 - 3.4016497z^3 + 4.5113732z^2 - 2.7553363z + 0.6561} \quad (23)$$

ردلرزه های حاصل از هممیخت موجک و سری بازتاب شکل ۳ در شکل ۵ نشان داده شده است. ردلرزه به همراه نوفه پشیا با نسبت سیگنال به نوفه ۴ که از رابطه (۲۴) محاسبه شده، به صورت شکل ۶-الف است.

$$SNR = \sqrt{\frac{E \cdot v_r}{v_n}} \quad (24)$$

$$I \leq s, s_1, s_2 \leq K_\alpha M \quad (22)$$

برای اجرای شبکه های عصبی فوق در هر مورد نیاز به یک حالت اولیه برای نرون ها است. حالت های اولیه در این دو شبکه به گونه ای در نظر گرفته شده است که مقادیر اولیه  $Q_i$  و  $I_i$  صفر شوند. بنابراین در شبکه اول هاپفیلد برای برآورد محل بازتاب ها، حالت اولیه همه نرون ها صفر در نظر گرفته شد. در مورد شبکه دوم هاپفیلد به منظور برآورد دامنه بازتاب های شناسایی شده با شبکه اول، مقادیر  $P_{ij}$  اولیه به گونه ای تعیین شد که  $I_i$  مربوطه صفر شوند. به عبارت دیگر حالت اولیه نرون ها به صورت  $P_{i1} = 1$  و به ازای  $j = 2, 3, \dots, M$  مقدار  $P_{ij}$  صفر در نظر گرفته شد.

روند برآورد سری بازتاب زمین با استفاده از شبکه هاپفیلد با فرض معلوم بودن موجک لرزه ای را می توان به صورت زیر خلاصه کرد:

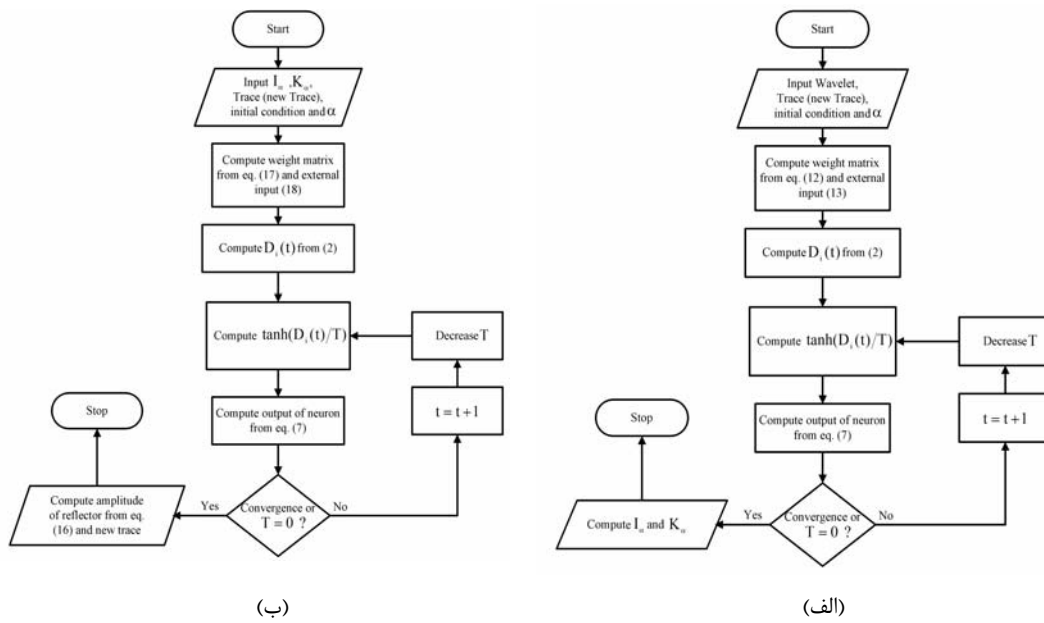
مرحله اول: انتخاب مقدار  $\alpha$  به اندازه مقدار بزرگ مثبت و اجرای شبکه اول هاپفیلد با ماتریس وزن های رابطه (۱۲) و ورودی رابطه (۱۳) به منظور به دست آوردن سری بازتاب با  $K_\alpha$  بازتاب برای مقدار مذکور  $\alpha$ . معمولاً  $\alpha$  مقادیر  $[-2 \ 2]$  را اختیار می کند.

مرحله دوم: اجرای شبکه دوم هاپفیلد با ماتریس وزن های رابطه (۱۷) و ورودی خارجی (۱۸) برای تعیین دامنه بازتاب های شناسایی شده در مرحله اول.

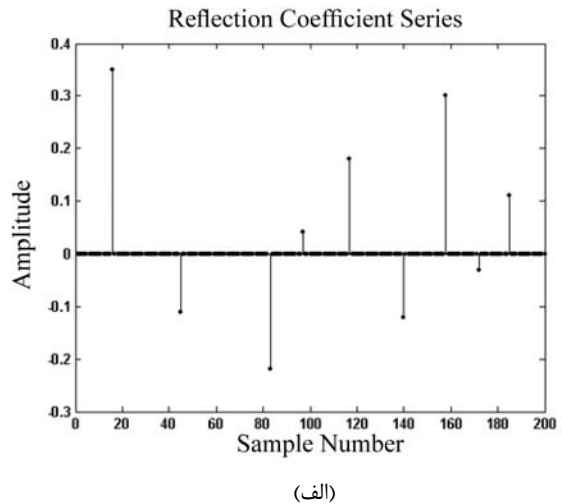
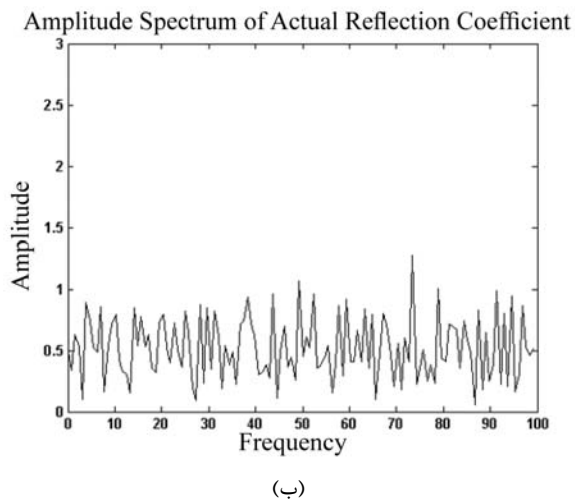
مرحله سوم: هممیخت موجک لرزه ای با سری بازتاب به دست آمده در دو مرحله قبل برای  $\alpha$  یاد شده و حذف کردن حاصل هممیخت از ردلرزه و به دست آوردن ردلرزه روز آمد شده.

مرحله چهارم: روز آمد کردن مقدار  $\alpha$  با استفاده از رابطه  $\alpha = \alpha - \varepsilon_0$  که در آن،  $\varepsilon_0$  مقدار مثبت کوچک است، و اجرای سه مرحله قبل برای  $\alpha$  جدید تا زمانی که مقدار  $\alpha$  به کمینه مورد نظر برسد.

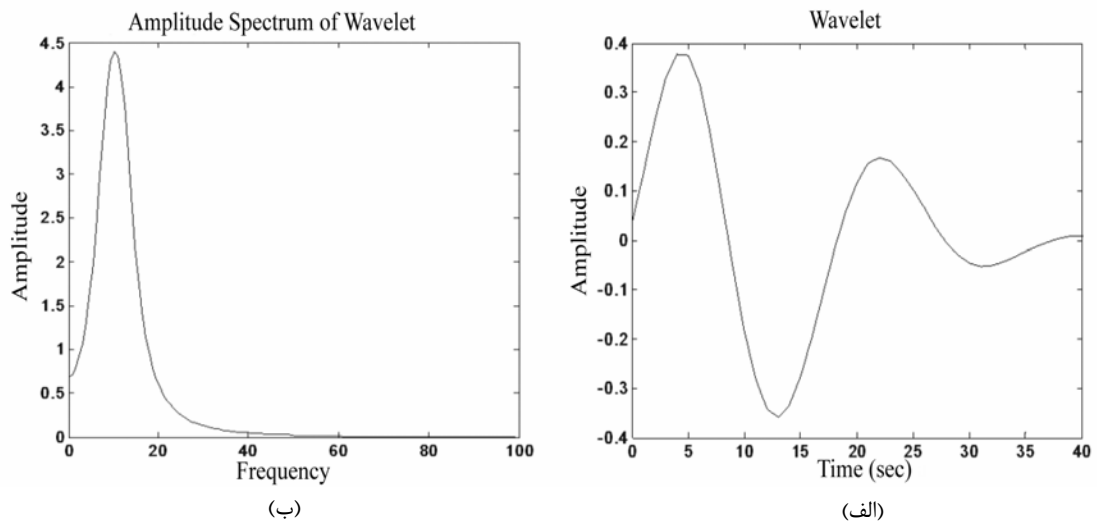
مرحله پنجم: انتخاب مقدار  $\alpha$  به اندازه مقدار منفی



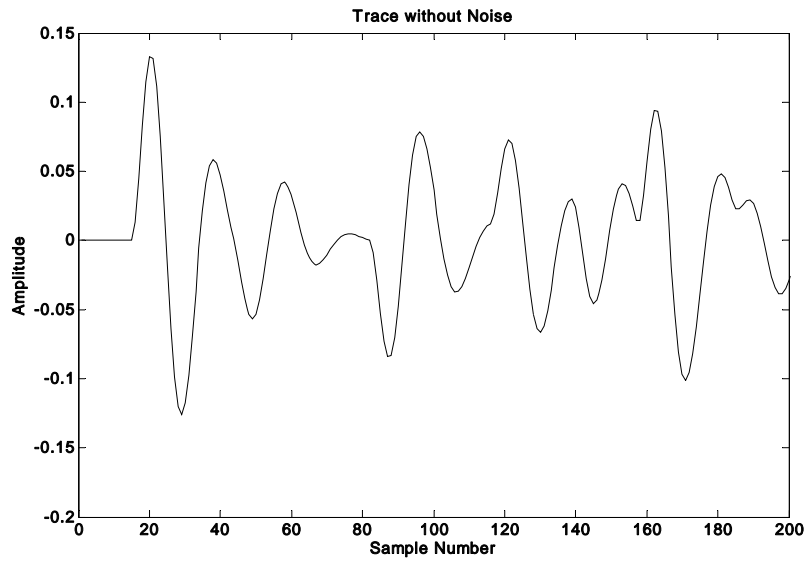
شکل ۲. (الف) نمودار گردشی شبکه هاپفیلد برای برآورد محل سری بازتاب به ازای مقادیر مختلف  $\alpha$ . (ب) شبکه هاپفیلد برای برآورد دامنه بازتاب‌های برآورد شده به کمک شبکه اول هاپفیلد (روشندل کاهو، ۱۳۸۴).



شکل ۳. (الف) سری بازتاب مصنوعی و (ب) طیف دامنه سری بازتاب.



شکل ۴. الف) موجک چشمه لرزه‌ای مورد استفاده برای ایجاد ردلرزه مصنوعی و ب) طیف دامنه آن.



شکل ۵. ردلرزه حاصل از هم‌میخت موجک شکل ۴ با سری بازتاب شکل ۳ بدون نوفه.

شده با نقطه چین نشان داده شده است. به منظور مقایسه بهتر، در دو حالت: (۱) میزان شباهت بین سری بازتاب برآورد شده و سری بازتاب اصلی و (۲) میزان شباهت میان ردلرزه برآورد شده و ردلرزه اصلی بدون نوفه، محاسبه شده و در نمودارهای شکل ۱۰ نشان داده شده است. در نمودار شکل ۱۰-الف میزان شباهت بین سری بازتاب برآورد شده و سری بازتاب واقعی نشان داده شده است. در نمودار شکل ۱۰-ب میزان شباهت بین ردلرزه برآورد زده شده و ردلرزه بدون نوفه نشان داده شده است. نرم بودن نمودار شکل ۱۰-ب به خاطر این است که نتایج برآورد سری بازتاب در یک موجک همایخت شده و نتایج با ردلرزه واقعی بدون نوفه مورد مقایسه قرار گرفته است. به همین دلیل میزان شباهت‌ها نسبت به حالتی که میزان شباهت از روی سری بازتاب محاسبه می‌شود، نرم‌تر است.

#### ۶ حساسیت به پهنای باند بسامدی موجک چشمه

برای بررسی حساسیت روش برآورد سری بازتاب با کمک شبکه عصبی هاپفیلد به پهنای باند بسامدی موجک چشمه لرزه‌ای، روش یادشده روی یک سری ردلرزه که فقط موجک لرزه‌ای آنها با پهنای باند بسامدی متفاوت با یکدیگر تفاوت دارند، اعمال شد. در همه ردلرزه‌ها، سری بازتاب یکسان و نسبت سیگنال به نوفه برابر ۴ در نظر گرفته شده است. موجک مورد استفاده، موجک برلاگ (آلدريج، ۱۹۹۰) است. معیار پهنای باند بسامدی، بسامد غالب است که پهنای باند بسامدی را نیز کنترل می‌کند. در این قسمت نیز میزان شباهت‌ها مانند قسمت قبل محاسبه شد که نتایج آن در جدول ۱ آورده شده است.

#### ۷ شبکه هاپفیلد و داده‌های واقعی

به منظور بررسی نحوه عملکرد روش برآورد سری بازتاب با کمک شبکه هاپفیلد روی داده‌های واقعی، این روش

که در آن،  $E = \sum_{k=1}^N V_k^2$  انرژی سیگنال موجک،  $V_k$  موجک چشمه لرزه‌ای،  $V_r$  واریانس سری بازتاب و  $V_n$  واریانس نوفه است. برای ایجاد نوفه با نسبت سیگنال به نوفه مشخص، می‌توان با محاسبه واریانس نوفه از رابطه (۲۴) که در آن واریانس سری بازتاب و انرژی موجک معلوم است و ضرب آن در یک سری پیشا، نوفه موردنظر را تولید کرد. در شکل ۶-ب طیف دامنه ردلرزه حاصل نشان داده شده است. در شکل ۷-الف و ۷-ب به ترتیب نتایج واهمامیخت تابع ضربه و واهمامیخت هاپفیلد برای ردلرزه حاصل از همایخت موجک و سری بازتاب بدون نوفه نشان داده شده است. در شکل ۷-ج و ۷-د نیز به ترتیب نتایج واهمامیخت تابع ضربه و واهمامیخت هاپفیلد برای ردلرزه شکل ۶ که نوفه دارد، نشان داده شده است. در ادامه طیف دامنه ردلرزه حاصل از واهمامیخت با کمک تابع ضربه (شکل ۸-الف) و واهمامیخت با کمک شبکه هاپفیلد (شکل ۸-ب) با یکدیگر مقایسه می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود بعد از به انجام رسیدن واهمامیخت هاپفیلد، طیف دامنه پاسخ هموارتر و به طیف دامنه سری بازتاب نزدیک‌تر است.

#### ۵ حساسیت به نوفه

به منظور بررسی میزان حساسیت روش شبکه عصبی هاپفیلد برای برآورد سری بازتاب زمین به میزان نوفه موجود در ردلرزه، این روش روی یک سری ردلرزه مصنوعی که فقط در نسبت سیگنال به نوفه با یکدیگر متفاوت‌اند، اعمال شد. نسبت سیگنال به نوفه از حالتی که نوفه‌ای در ردلرزه وجود نداشته باشد تا نسبت سیگنال به نوفه برابر ۰/۱ در نظر گرفته شده است. در شکل ۹ فقط برای چهار حالت نشان داده شده است. در شکل ۹ سری بازتاب اصلی با نقاط، سری بازتاب برآورد شده با خط ممتد، ردلرزه اصلی با خط ممتد و ردلرزه برآورد



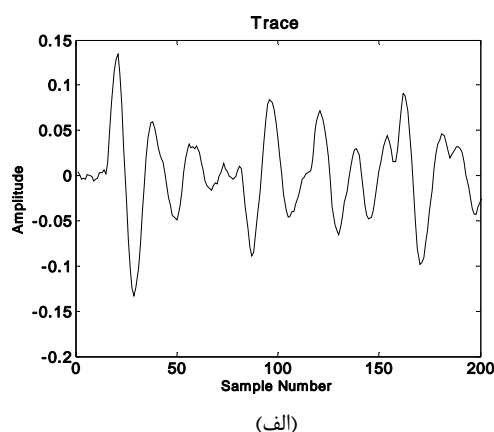
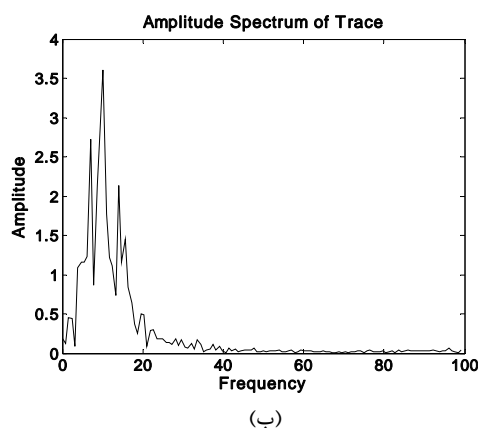
شبکه‌ها برای برآورد محل بازتاب‌ها و دیگری برای برآورد دامنه بازتاب‌های برآورد شده به کار رفت. با توجه به نتایج حاصل از شبیه‌سازی روش روی ردلرزه‌های مصنوعی و واقعی می‌توان بیان کرد که:

۱. برآورد کردن سری بازتاب زمین با استفاده از روش واهمامیخت شبکه هاپفیلد نسبت به روش واهمامیخت تابع ضربه در مورد داده‌های مصنوعی و داده‌های واقعی عملکرد و دقت بهتری دارد.
۲. از آنجا که دقت برآورد محل بازتاب‌ها در روش واهمامیخت با استفاده از شبکه هاپفیلد نسبتاً بالا است، می‌توان ادعا کرد که این روش، قدرت تفکیک زمانی را تا حد زیادی بهبود می‌بخشد.
۳. واهمامیخت با کمک شبکه هاپفیلد به نوبه حساس نیست.
۴. روش واهمامیخت با استفاده از شبکه هاپفیلد به پهنای باند بسامدی موجک لرزه‌ای حساس نیست.

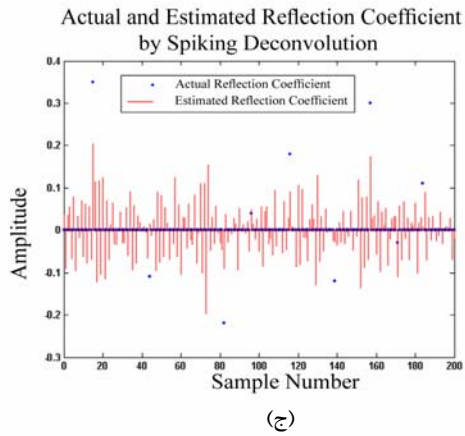
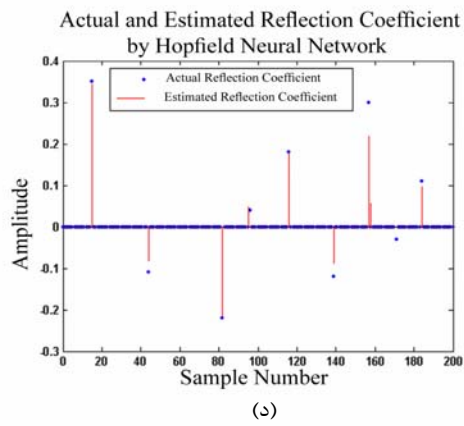
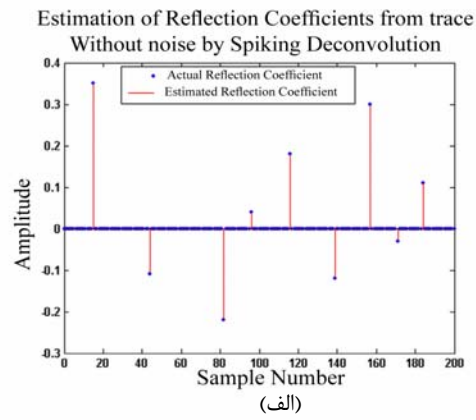
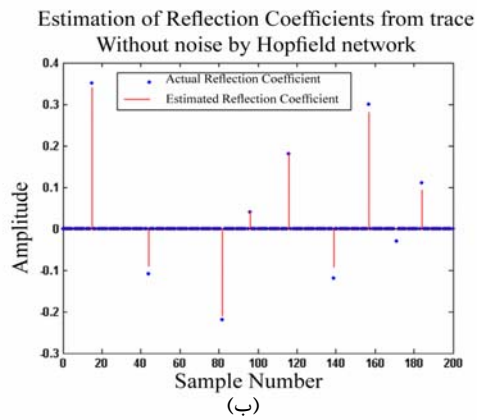
روی تعدادی از ردلرزه‌های یک مقطع برانبارش اعمال شد. موجک مربوط به هر ردلرزه از روش واهمامیخت وینر چند پنجره‌ای (دونگ، ۲۰۰۴) برآورد شده است. نمونه‌ای از موجک برآورد شده برای ردلرزه دهم در شکل ۱۱ نشان داده شده است (ردلرزه دهم در شکل ۱۲-الف با رنگ سرخ مشخص شده است). در شکل ۱۲-الف و ۱۲-ب، مقطع برانبارش را به دو صورت نمایش می‌دهد. شکل ۱۲-ج و ۱۲-د مقطع بعد از واهمامیخت را به دو روش هاپفیلد و تابع ضربه نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود بازتاب‌های برآورد شده کاملاً با مقطع اصلی همخوانی دارند و علاوه بر آن قدرت تفکیک تا حد زیادی در روش هاپفیلد نسبت به روش تابع ضربه افزایش پیدا کرده است.

## ۸ نتیجه‌گیری

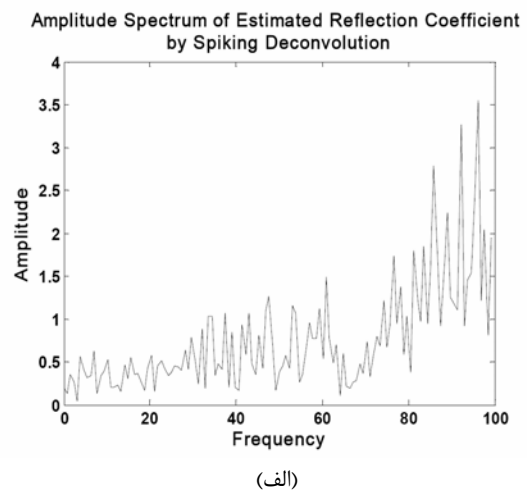
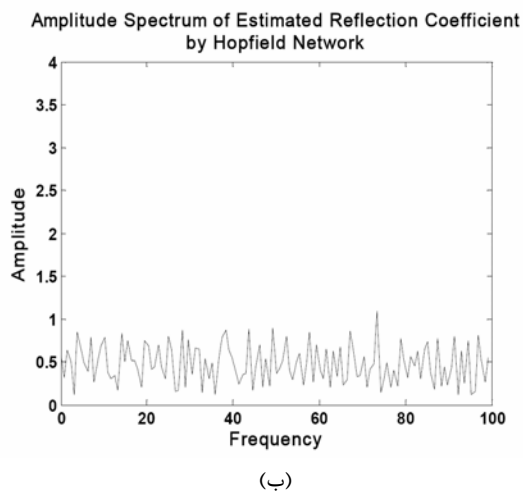
در این مقاله دو شبکه عصبی هاپفیلد برای به انجام رساندن واهمامیخت به کار گرفته شدند که یکی از این



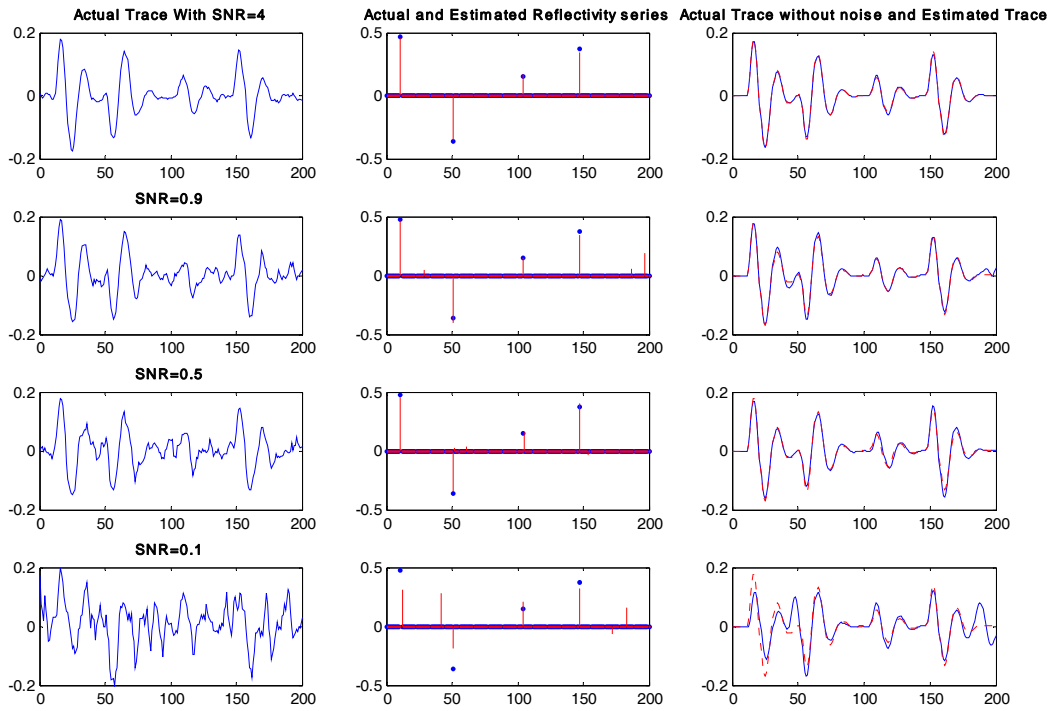
شکل ۶. (الف) ردلرزه حاصل از همامیخت موجک شکل ۴ با سری بازتاب شکل ۳ در حضور نوفه پیشا با نسبت سیگنال به نوفه ۴ و (ب) طیف دامنه آن.



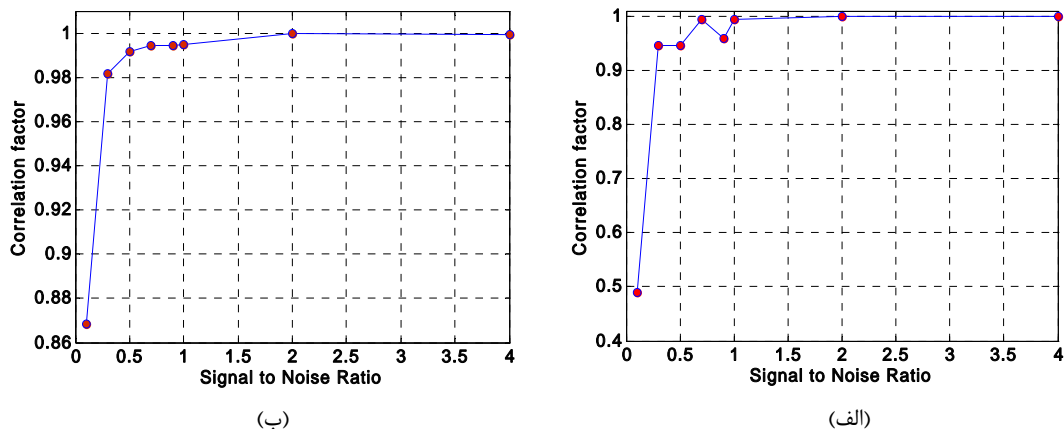
شکل ۷. نتیجه واهمامیخت ردلرزه بدون نوفه حاصل از همامیخت موجک شکل ۴ و سری بازتاب شکل ۳ بدون نوفه (الف) با روش واهمامیخت تابع ضربه و (ب) با کمک شبکه هایفیلد. نتیجه واهمامیخت ردلرزه همراه با نوفه پیشا با نسبت سیگنال به نوفه برابر ۴ (شکل ۶) (ج) با استفاده از روش واهمامیخت تابع ضربه و (د) با کمک شبکه هایفیلد.



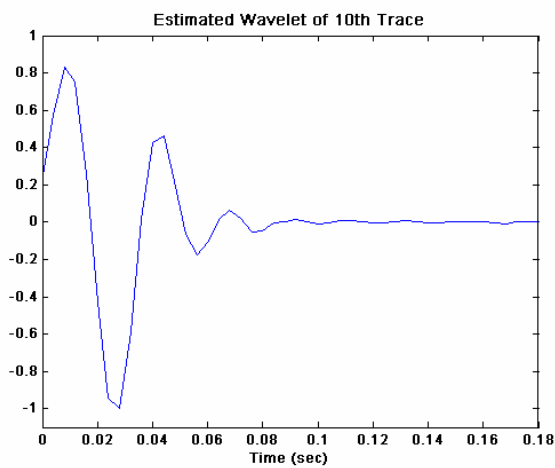
شکل ۸. طیف دامنه ردلرزه حاصل از واهمامیخت ردلرزه شکل ۶ با روش (الف) تابع ضربه و (ب) شبکه هایفیلد.



شکل ۹. نتایج برآورد سری بازتاب با کمک شبکه هاپیلد برای چهار نسبت سیگنال به نوفه ۴، ۰/۹، ۰/۵ و ۰/۱. سری بازتاب اصلی با نقاط، سری بازتاب برآورد شده با خط ممتد، ردلرزه اصلی با خط ممتد و ردلرزه برآورد شده با نقطه چین نشان داده شده است. سری بازتاب برآورد شده با خط ممتد، ردلرزه اصلی با خط ممتد و ردلرزه برآورد شده با نقطه چین نشان داده شده است.



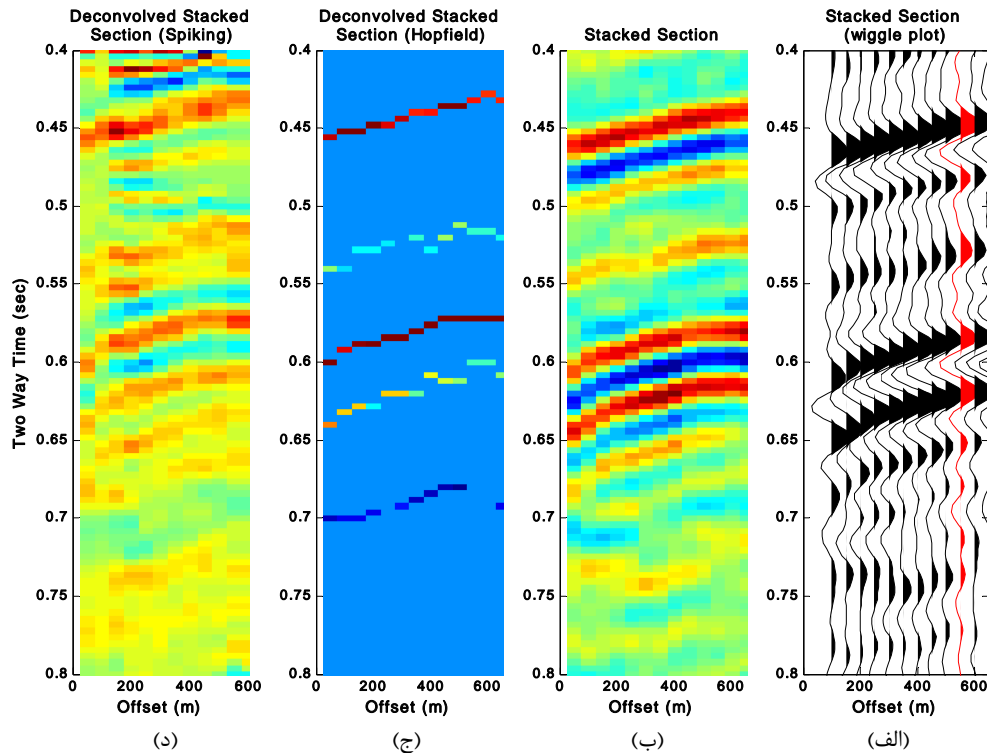
شکل ۱۰. (الف) میزان شباهت محاسبه شده میان سری بازتاب برآورد شده و سری بازتاب واقعی و (ب) میزان شباهت محاسبه شده میان ردلرزه برآورد شده و ردلرزه واقعی بدون نوفه.



شکل ۱۱. موجک برآورد شده از ردلرزه دهم (ردلرزه سرخ در شکل ۱۲- الف) مقطع برانبارش با کمک روش واهمامیخت وینر چند پنجره‌ای.

جدول ۱. میزان شباهت بین ردلرزه برآورد شده و ردلرزه اصلی بدون نوفه (ستون وسط) و میزان شباهت بین سری بازتاب برآورد شده و سری بازتاب اصلی (ستون راست).

بسامد غالب (Hz)	میزان شباهت بین ردلرزه برآورد شده و ردلرزه اصلی بدون نوفه	میزان شباهت بین سری بازتاب برآورد شده و سری بازتاب اصلی
۱۰/۰	۰/۹۹۹۷	۰/۹۹۹۷
۱۲/۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹
۱۵/۰	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹
۱۷/۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹
۲۰/۰	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹
۲۵/۰	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹
۳۰/۰	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹



شکل ۱۲. (الف و ب) مقطع برانبارش قبل از اهمامیخت به ترتیب به صورت variable density و wiggle trace superimposed on variable area. (ج) تصویر مقطع برانبارش بعد از اهمامیخت با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد و (د) مقطع برانبارش بعد از اهمامیخت با استفاده از روش اهمامیخت تابع ضربه.

### تشکر و قدردانی

این مقاله در قالب طرح پژوهشی مصوب دانشگاه تهران به شماره ۶۲۰۱۰۰۴/۱/۰۲ تحت عنوان اهمامیخت داده‌های لرزه‌ای بازتابی به کمک شبکه‌های عصبی به منظور تخمین (برآورد) سری بازتاب‌های زمین و موجک لرزه‌ای صورت گرفته است. بنابراین از حوزه معاونت پژوهشی دانشگاه تهران و حوزه معاونت پژوهشی مؤسسه ژئوفیزیک تشکر و قدردانی می‌شود. از آقایان پرفسور مندل از دانشگاه کالیفرنیا جنوبی و پرفسور هاپفیلد از مؤسسه فناوری کالیفرنیا به خاطر راهنمایی‌های ارزنده ایشان تشکر می‌شود. از آقای کالدرون-ماسیاس از دانشگاه تکراس در آستین به خاطر راهنمایی‌های ایشان در زمینه تهیه نرم‌افزار این مقاله تشکر و قدردانی می‌شود.

### منابع

- روشندل کاهو، ا.، ۱۳۸۴، اهمامیخت و برآورد موجک چشمه لرزه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، مؤسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران.
- Aldridge, D. F., 1990, The Berlage wavelet: *Geophysics*, **55**, 1508-1511.
- Calderon-Macias, C., Sen, M. K., and Stoffa, P. L., 1997, Hopfield neural networks, and mean field annealing for seismic deconvolution and multiple attenuation: *Geophysics*, **62**, 992-1002.
- Chi, C., and Mendel, J. M., 1984, Performance of minimum-variance deconvolution filter: *IEEE T. Acoust. Speech, Signal Proces.*, ASSP-32, 1145-1153.
- Cohen, M. A., and Grossberg, S., 1983, Absolute stability of global pattern formation and parallel memory storage by competitive neural networks: *IEEE T. Syst. Cyb.*, **13**, 815-826.

- Metropolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A., and Teller, E., 1953, Equation of state calculations by fast computing machines: *J. Chem. Phys.*, **21**, 1087-1092.
- Tank, D. W., and Hopfield, J. J., 1986, Simple neural optimization networks: an A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit: *IEEE T. Circ. Syst.*, CAS-33, 533-541.
- Wang, L. X., and Mendel, J. M., 1991, Adaptive minimum prediction-error deconvolution and source wavelet estimation using Hopfield neural networks: Univ. of California, Signal and Image processing Institute, Report No. 168.
- Wang, L. X., and Mendel, J. M., 1992, Adaptive minimum prediction-error deconvolution and source wavelet estimation using Hopfield neural networks: *Geophysics*, **57**, 670-679.
- Dong, L., 2004, Nonstationary wavelet simulation and estimation, M. Sc. thesis, Univ. of Calgary, Alberta.
- Hopfield, J. J., 1982, Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities: *Proc. Nat. Acad. Sci.*, 2554-2558.
- Hopfield, J. J., 1984, Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons: *Proc. Nat. Acad. Sci.*, 3088-3092.
- Hopfield, J. J., and Tank, D. W., 1985, Neural computing of decision in optimization problems: *Biol. Cybern.*, **52**, 141-152.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., Jr., and Vecchi, M. P., 1983, Optimization by simulated annealing: *Science*, **220**, 671-680.
- Lippmann, R. P., 1987, An introduction to computing with neural nets: *IEEE ASSP Magazine*, **4**, 4-22.