

# برآورد مشخصات دینامیکی سدهای خاکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

محمد داودی، استادیار پژوهشکده مهندسی ژئوتکنیک/ عادل تابناک، دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی زلزله پژوهشگاه

## ۱- چکیده

از فرکانس های مدی ۲۴ سد خاکی مختلف در دنیا که از نتایج آزمایشهای ارتعاش اجباری، محیطی و نگاشتهای زمین لرزه های ضعیف جمع آوری گردیده، آموزش داده شد. نتایج مطالعات مذکور نشان می دهد که با وجود کم بودن تعداد داده های در دسترس از فرکانس های اندازه گیری شده سدهای خاکی، نتایج پیش بینی شبکه عصبی از دقت مناسبی برخوردار است و در برخی موارد، فرکانس طبیعی سدا را دقیقتر از برخی روابط تجربی برآورد می کند. طبیعی است که با افزایش داده های آموزشی و افزایش پارامترهای ورودی مؤثر در رفتار دینامیکی سد می توان به شبکه ای با قدرت تعمیم دهی بیشتر دست یافت. **کلید واژه ها:** شبکه های عصبی مصنوعی، سدهای خاکی، فرکانس مدی

## ۲- مقدمه

امروزه در جهان، سدهای خاکی در مقایسه با دیگر سدها بیشترین تعداد را داراست. در ایران نیز چندین ساخت سدهای عظیم خاکی مورد توجه قرار گرفته است. با عنایت به این موضوع و نیز شرایط لرزه خیزی خاص ایران، توجه به تحلیل و طراحی سدهای خاکی بزرگ در مقابل زمین لرزه و تأمین

در این مقاله ابتدا تعدادی از روابط معمول در برآورد فرکانس طبیعی سدهای خاکی تشریح، سپس با اشاره به توانایی شبکه عصبی (Neural Network) در قدرت یادگیری از محیط و توانایی تعمیم دهی، انواع مختلف شبکه های مذکور در حل مسائل پیچیده بیان گردیده است. از بین شبکه های مختلف، شبکه عصبی پرسپترون به دلیل کاربردهای موفق در حل مسائل مختلف مهندسی با جزئیات بیشتری تشریح شده است. در ادامه، ضمن شرح مختصر مطالعه موردی انجام شده در زمینه بررسی توانایی شبکه عصبی پرسپترون در پیش بینی پاسخ و رفتار مصالح یک سد خاکی در زمان وقوع زمین لرزه، کاربرد شبکه های عصبی در تخمین توابع و برآورد مشخصات دینامیکی سدهای خاکی بررسی گردیده است. بدین منظور، ابتدا اولین فرکانس مدی ۵۰ سد خاکی همگن با مشخصات هندسی فرضی با استفاده از رابطه تجربی اونر به دست آمد و در آموزش ۵ شبکه عصبی مختلف مورد استفاده قرار گرفت. نتایج به دست آمده حاکی از توانایی زیاد شبکه عصبی در تخمین توابع پیچیده حتی با تعداد داده های کم می باشد. در ادامه مطالعات، یک شبکه عصبی پرسپترون با استفاده

پایداری آنها در شرایط بارگذاری زلزله از اهمیت ویژه و اولویت در امر مطالعات سدهای خاکی برخوردار است.

مطالعه رفتار لرزه‌ای سدها به دوروش تحلیلی و تجربی انجام می‌شود. در روشهای تحلیلی با استفاده از نرم‌افزارهای موجود، مدل سد با فرضیاتی مورد بررسی قرار می‌گیرد، که در این روشها نتایج، وابستگی زیادی به دقت مدلسازی دارد. روشهای تجربی نیز به صورت‌های مختلفی انجام می‌شود که آزمایش ارتعاش اجباری با دستگاہهای لرزاننده مکانیکی، آزمایش ارتعاش محیطی و آزمایش میز لرزان از این دسته‌اند. روشهای تجربی نیز با وجود دقت زیاد در استخراج مشخصات و رفتار دینامیکی سد، مستلزم صرف هزینه‌های زیادی است [۱].

برای بررسی رفتار لرزه‌ای سدهای خاکی به هنگام وقوع زمین‌لرزه، داشتن درک صحیحی از مشخصات دینامیکی سد از اهمیت خاصی برخوردار است. این مشخصات که معمولاً با پارامترهای پی‌یود طبیعی، اشکال مدی و میرایی‌های مدی بیان می‌شود، با استفاده از روشهای مذکور به دست می‌آیند. یکی از این پارامترها، اولین فرکانس مدی است [۱]. از طرف دیگر، استخراج پارامترهای دینامیکی سدهای خاکی که به صورت معمول با انجام آزمایشهای خاص ارتعاشی (نیازمند دستگاہها و دانش فنی لازم) و یا با انجام تحلیلهای عددی (نیازمند نرم‌افزارهای لازم) صورت می‌گیرد، نیازمند تمهیدات خاص و دانش فنی مربوطه می‌باشد؛ در حالی که به نظر می‌رسد با آموزش شبکه‌های عصبی می‌توان با دسترسی به اطلاعات سدهای پیشین و بدون نیاز به مطالعات سنگین بر روی سد مورد نظر، مشخصات دینامیکی و در نهایت، پاسخ سد به زمین‌لرزه طرح را به دست آورد؛ لذا در این مقاله سعی شده است که در حوزه فرکانس، با جمع‌آوری نتایج آزمایشهای تجربی صورت گرفته بر روی سدهای خاکی جهان، شامل انواع آزمایشهای ارتعاش

اجباری، محیطی و نگاشتهای ثبت شده زلزله، یک شبکه عصبی رابه‌گونه‌ای آموزش داد که بتواند اولین فرکانس مدی سدهای خاکی را با معلوم بودن ابعاد هندسی و نوع سد، با دقت قابل قبول محاسبه نماید.

### ۳- روابط ساده برآورد اولین فرکانس طبیعی سدهای خاکی

برای برآورد اولین فرکانس مدی سدهای خاکی، روابط تحلیلی و تجربی متفاوتی ارائه شده است.

مثال

اگر سد به صورت مطلوب تیر برشی با شکل گوه‌ای تصور شود اولین پی‌یود طبیعی سد با رابطه (۱) به دست می‌آید [۱]:

$$T_1 = 2.62 \sqrt{\frac{\rho}{G}} \cdot H = 2.62 \frac{H}{V_s} \quad (1)$$

در این رابطه،  $\rho$  دانسیته مصالح سد،  $G$  مدول برشی،  $H$  ارتفاع سد و  $V_s$  سرعت موج برشی است.

اوکاماتو (Okamoto) در سال ۱۹۷۳ روابط تجربی (۲ تا ۷) را که با استفاده از آزمایشهای ارتعاشی برجا و نگاشتهای زمین‌لرزه به دست آمده‌اند برای محاسبه پی‌یود طبیعی سد ارائه نمود [۱]. این روابط برای سدهای خاکی و پاره‌سنگی در بخشهای بعد ارائه شده‌اند.

#### ۳-۱- روابط تجربی در سدهای خاکی

– در جهت عمود بر محور سد:

$$T = H/100 \quad (2)$$

– در جهت موازی محور سد:

$$T = H/100 \quad (3)$$

– در جهت قائم:

$$T = .75 H/100 \quad (4)$$

### ۳-۲- در سدهای پاره سنگی

– در جهت عمود بر محور سد:

$$T = .5 \frac{H}{100} \quad (5)$$

– در جهت موازی محور سد:

$$T = .45 \frac{H}{100} \quad (6)$$

– در جهت قائم:

$$T = .36 \frac{H}{100} \quad (7)$$

در این روابط، T بر حسب ثانیه و H بر حسب متر است.

اونر در سال ۱۹۸۰ با فرض شکل گوه مثلثی برای مقطع سد، افزایش مدول برشی با جذر عمق و یک شکل برای دره، روی پیوندهای طبیعی اندازه گیری شده ۱۷ سد تحلیل کمترین مربعات را انجام داد و رابطه نیمه تجربی (۸) را برای محاسبه پیوند طبیعی سدهای خاکی با لحاظ نمودن اثرهای سه بعدی پیشنهاد کرد [۶]:

$$T = .0408e^{-.555m} \cdot H^{.75} \left[ 1 + \left( \frac{H}{L} \right)^2 \right]^{-.5} \quad (8)$$

در این رابطه، H ارتفاع سد، L طول تاج سد، m=0 برای سدهای خاکی همگن، m=1 برای سدهای خاکی زونی و m=2 برای سدهای پاره سنگی می باشد. در بخشهای بعد برای نشان دادن توانایی شبکه عصبی در تخمین توابع، از این تابع استفاده شده است.

### ۴- شبکه عصبی مصنوعی

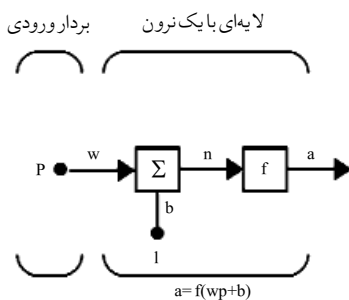
شبکه های عصبی مصنوعی هم اکنون به عنوان ابزاری قوی در حل مسائل پیچیده ای که استفاده از روشهای کلاسیک در حل آنها نا کار آمد و یا دشوار است، مطرح می باشد. این روش در مسائل مهندسی نیز جایگاه خاصی داشته و تاکنون در حل مسائل بسیاری کاربرد موفقی داشته است. در مهندسی عمران

در زمینه هایی چون مهندسی سازه، مهندسی ترافیک، مهندسی آب و مهندسی ژئوتکنیک از این ابزار کار آمد استفاده شده است. ویژگیهای شبکه عصبی از قبیل ساختار گسترده موازی، قابلیت تعمیم پذیری و قابلیت ذاتی آنها در تخمین سیستم های غیر خطی، جدیت پژوهشها در این زمینه را دوچندان نموده است. شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان مدلی ساده از مغز پیچیده انسان ارائه شده اند. این شبکه ها مانند مغز از نرون ها تشکیل شده اند که در یک یا چند لایه قرار می گیرند. مدل پایه ای نرون که در شکل (۱) نشان داده شده است اولین بار توسط مک لاج و پتیز در دهه ۴۰ قرن بیستم ارائه شد. در این مدل سه عنصر اصلی دیده می شود [۲]:

– مجموعه ای از اتصالات که نماینده سیناپس ها (Synapse) در شبکه بیولوژیک است. این اتصالات با مقادیر وزنی W مشخص می شود.

– یک جمع کننده که ورودیهای وزن دار نرون را که در واقع  $w_{kj}x_j$  (شماره نرون و z شماره سیگنال ورودی) می باشد با مقدار بایاس ( $b_k$ ) جمع می کند.

– یک تابع فعالیت که بر مجموع به دست آمده در بند قبل اعمال می شود.



شکل (۱): مدل پایه ای نرون [۳]

با توجه به شکل (۱) و توضیحات ارائه شده، معادلات ریاضی حاکم بر نرون به صورت روابط (۹)، (۱۰) و (۱۱) است:

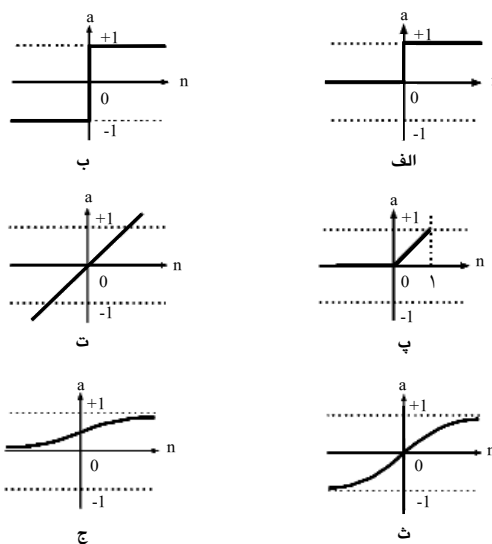
$$m = \sum_{j=1}^m w_{jx_j} \quad (9)$$

$$(10) \quad n = m + b$$

$$(11) \quad a = f(n)$$

تابع فعالیت (Transfer Function) می تواند خطی یا غیر خطی باشد (شکل ۲). تابع فعالیت مناسب، بر اساس نیاز حل یک مسأله که قرار است بوسیله شبکه عصبی حل شود انتخاب می شود.

شبکه های عصبی مصنوعی به کار رفته در حل مسائل مختلف را می توان به دو دسته پیش خور (Feedforward) و پس خور (Feedback) تقسیم نمود. شبکه های مک لاج و پیتز، پرسپترون، آدلاین (Adeline) و مادلاین (Madeline) از جمله شبکه های پیش خور و شبکه هایفیلد (Hopfield) از جمله شبکه های پس خور می باشند [۴].



شکل (۲): توابع فعالیت به کار رفته در شبکه های عصبی [۳]

شبکه های عصبی مصنوعی پرسپترون تاکنون نسبت به دیگر انواع شبکه های عصبی مصنوعی، کاربردهای موفق در مسائل مختلف مهندسی داشته اند. پرسپترون ساده ترین شکل یک شبکه عصبی مصنوعی است که مانند مدل مک لاج و پیتز از یک نرون تشکیل می شود که وزنه های سیناپتیکی و بایاس قابل تنظیم دارد. الگوریتمی که برای آموزش این شبکه به کار می رود اولین بار توسط روزنبلات در سال ۱۹۶۵ ابداع شد. پرسپترون چند لایه (MLP) که محدودیتهای پرسپترون تک لایه

روزنبلات را نداشت توسط راملهارت و مک کلند در سال ۱۹۸۶ معرفی شد [۴].

MLP حداقل یک لایه ورودی (که گاه لایه پنهان نیز نامیده می شود) و یک لایه خروجی دارد. تعداد لایه های پنهان و تعداد نرون های هر لایه با سعی و خطا و با توجه به پیچیدگی مسأله مورد نظر انتخاب می شود. تابع فعالیت در لایه های پنهان شبکه پرسپترون باید تابعی مشتق پذیر باشد که بدین دلیل اغلب از تابع سیگموئید (شکل ۲، ج) استفاده می شود. تابع فعالیت لایه خروجی نیز اغلب یک تابع خطی است. نیلسون در سال ۱۹۸۷ نشان داد که شبکه های MLP، با حداقل یک لایه مخفی با تابع فعالیت سیگموئید و با تابع فعالیت خطی در لایه خروجی قادر به تقریب تمام توابع با هر درجه تقریب خواهند بود، به شرط اینکه در لایه مخفی به اندازه کافی نرون وجود داشته باشد [۴].

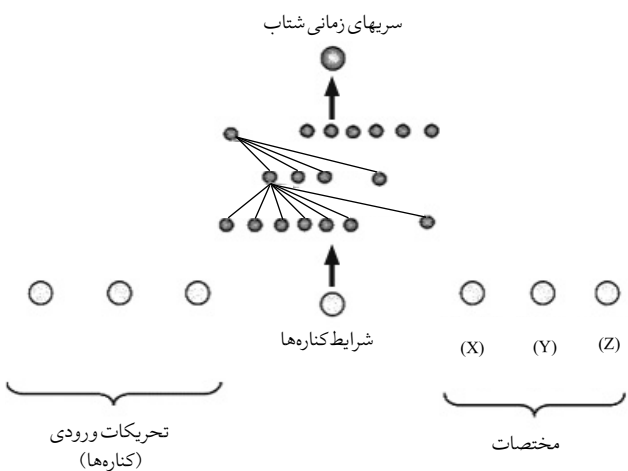
مهمترین مزیت شبکه های عصبی، قدرت یادگیری شبکه از محیط و افزایش کارایی آن در طول آموزش می باشد. در فرآیند یادگیری، الگویی به شبکه عرضه و خروجی آن محاسبه می گردد. مقایسه خروجی واقعی و خروجی مطلوب باعث می شود که ضرایب وزنی شبکه تغییر یابد؛ به طوری که در دفعات بعد، خروجی درست تری حاصل گردد. در واقع الگوریتم فراگیری، روش اصلاح کردن ضرایب وزنی را بیان می کند. در شبکه پرسپترون، از الگوریتم یادگیری "قاعده پس انتشار خطا" (Error Back Propagation) استفاده می شود [۲]. یکی دیگر از ویژگیهای عمده شبکه های عصبی توانایی آنها در تعمیم دهی است؛ به صورتی که می توانند الگوهایی را که در جریان آموزش مشاهده نکرده اند بدرستی طبقه بندی نموده و در مقابل ورودیهای جدید، خروجیهای صحیحی ارائه دهند. شبکه های عصبی در درون یابی عملکرد خوبی دارند؛ لیکن در برونیابی

شبکه مورد استفاده، شبکه پرسپترون با الگوریتم پس انتشار خطا بوده (شکل ۴) و آموزش و آزمایش شبکه با استفاده از پاسخ ثبت شده سه مؤلفه‌ای در هفت نقطه سد تحت اثر پنج زمین لرزه با بزرگای ۵/۱ تا ۸/۱ صورت گرفته است (شکل ۳). در این مطالعه ابتدا شبکه‌ای با استفاده از شتابنگاشت‌های ثبت شده در چهار زمین لرزه برای پیش‌بینی پاسخ نقاط مختلف سد در زلزله آموزش داده شده است که نتایج پیش‌بینی شبکه در مقابل پاسخ‌های واقعی ثبت شده در زمین لرزه پنجم در شکل (۵) قرار دارد [۲].

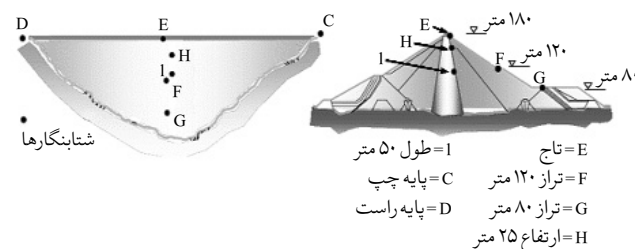
چندان قوی نیستند. آنها می‌توانند الگوهای راکه قبلاً دیده‌اند تشخیص دهند و در مقابل الگوهای میانی که هرگز ندیده‌اند به‌طور قابل قبولی واکنش نشان دهند؛ لیکن الگوهای خارج از محدوده الگوهای آموزشی شبکه را نمی‌توانند بخوبی طبقه‌بندی کنند؛ زیرا نمونه‌های چندانی را برای مقایسه در اختیار ندارد [۲].

## ۵- برآورد مشخصات مصالح سد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی [۵]

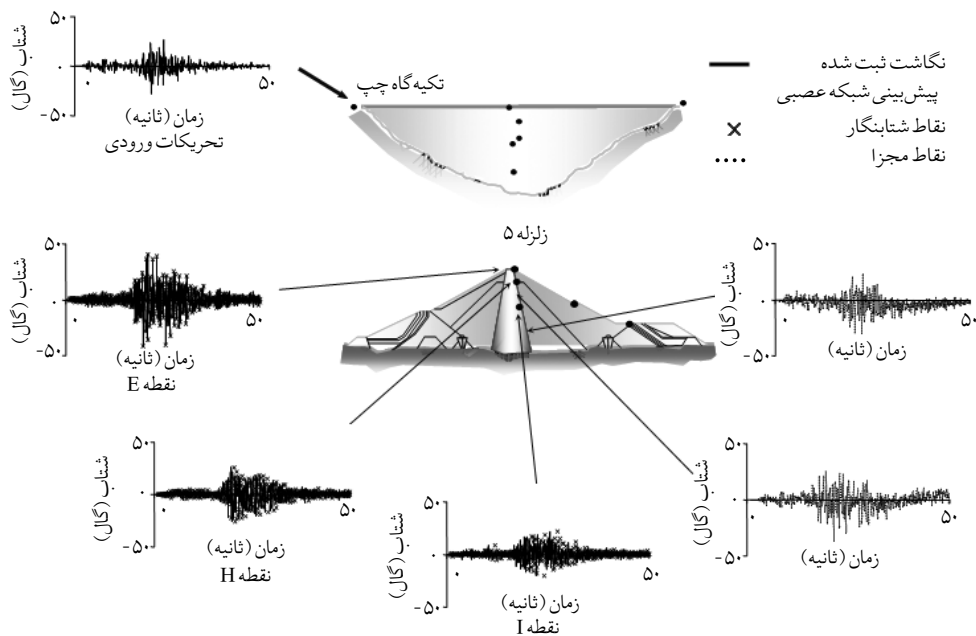
در سال ۲۰۰۴، سیلویا گارسیا با انتشار مقاله‌ای از توانایی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی پاسخ و رفتار مصالح سد خاکی ال اینفرنیلو (El Infiernillo) در زلزله بهره‌برد (شکل ۳).



شکل (۴): مشخصات شبکه عصبی به‌کار رفته برای پیش‌بینی پاسخ سد ال اینفرنیلو [۵]

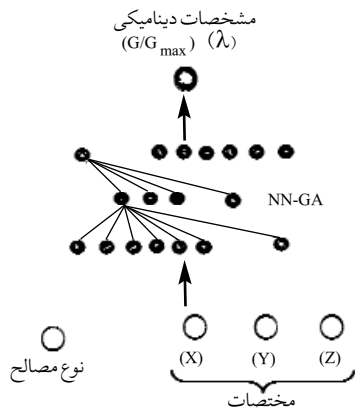


شکل (۳): مقطع سد ال اینفرنیلو و موقعیت هفت شتابنگار سه مؤلفه‌ای واقع در سد [۵]

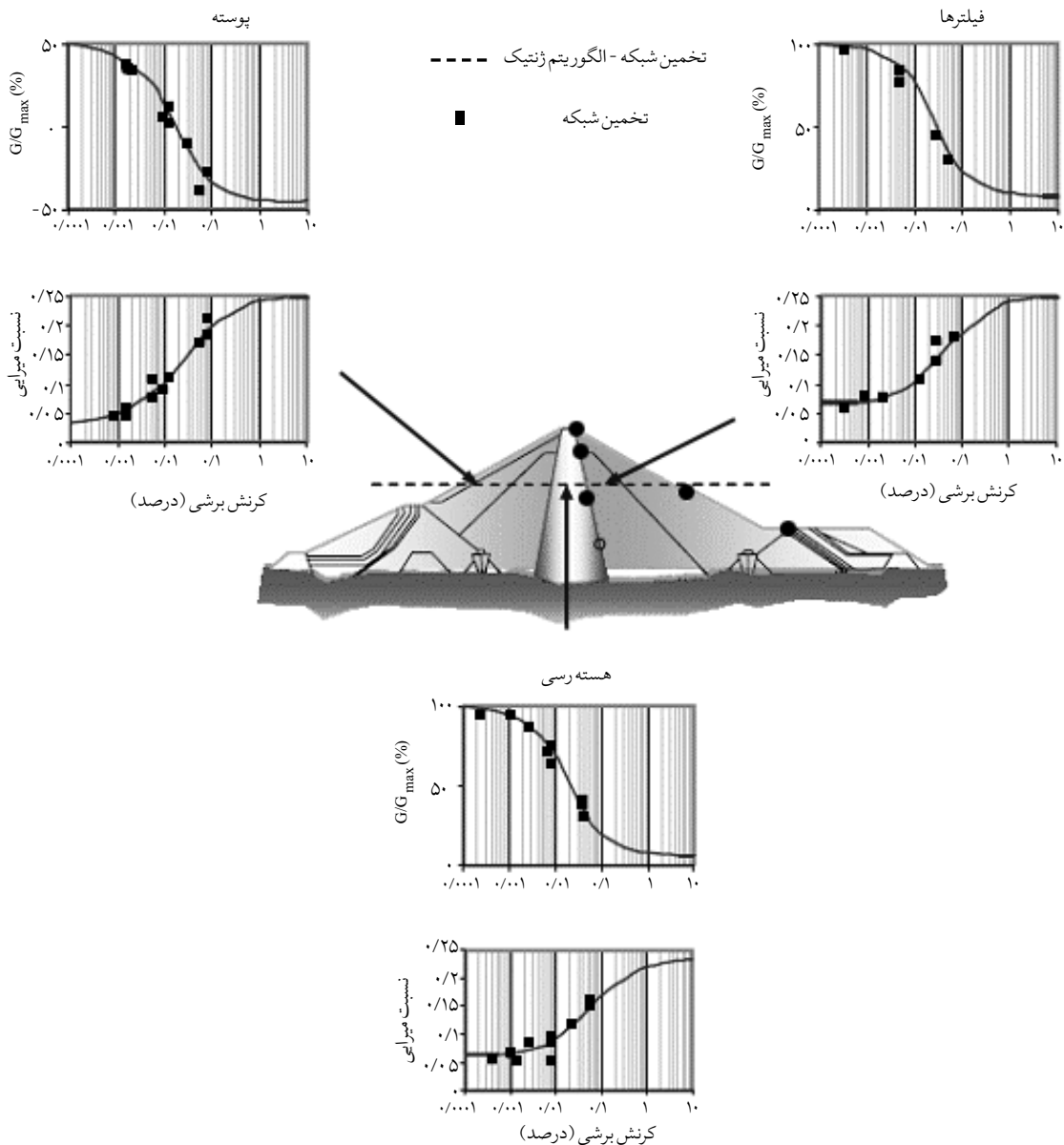


شکل (۵): پیش‌بینی پاسخ سد توسط شبکه عصبی در پنج نقطه در زلزله‌ای که در روند آموزش استفاده نشده است [۵].

آورده شده است. پس از آن، با وجود اینکه با استفاده از روابط ساده ارائه شده توسط زگال [۷]، با داشتن پاسخ بدنه سد در هر نقطه، نمودارهای مربوط به رفتار مصالح قابل استخراج می باشد، اما گارسیا با تلفیق شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک (Genetic Algorithm) به شبکه ای دست یافته است که با گرفتن مختصات نقاط سد به عنوان محرک ورودی، نمودارهای مدول برشی و میرایی در مقابل تنش را به عنوان خروجی در اختیار قرار می دهد (شکل های ۶ و ۷).



شکل (۶): ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک به کاررفته برای پیش بینی رفتار مصالح سد [۵]



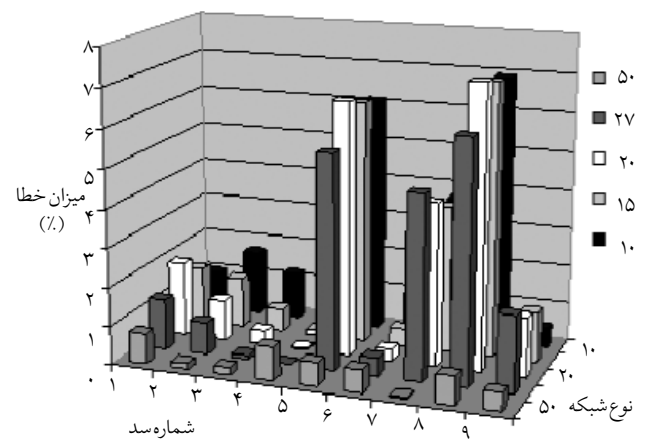
شکل (۷): پیش بینی ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک به کاررفته از رفتار مصالح سد [۵]

## ۶- تخمین توابع با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی [۲]

در این بخش، توانایی شبکه عصبی مصنوعی در تخمین توابع با استفاده از شبکه عصبی برای تخمین تابع اونر نشان داده شده است (رابطه ۸). اونر این تابع را برای محاسبه دوره تناوب اصلی سدهای خاکی که در این تحقیق برای سدهای همگن ( $m=0$ ) استفاده شده، ارائه نموده است.

در این قسمت، پنج شبکه آموزش داده شده اند که همه آنها دارای یک نرون با تابع انتقال سیگموئید در لایه اول و یک نرون با تابع انتقال خطی در لایه خروجی هستند؛ اما شبکه اول با ۱۰ الگو، شبکه دوم با ۱۵ الگو، شبکه سوم با ۲۰ الگو، شبکه چهارم با ۲۷ الگو و شبکه پنجم با ۵۰ الگو آموزش داده شده است.

در جدول (۱) الگوهای بکار رفته در آموزش شبکه سوم آورده شده است. اطلاعات ۹ سدنیز به عنوان آزمایش شبکه های آموزش دیده بکار رفته است (جدول ۲). نتایج پیش بینی پنج شبکه آموزش دیده و میزان خطای هر شبکه در جدول (۳) و شکل (۸) آورده شده است.



شکل (۸): میزان خطای پنج شبکه آموزش دیده در برآورد دوره تناوب سدهای جدول (۲) [۲]

جدول (۱): تعدادی از الگوهای آموزشی به کار رفته برای آموزش شبکه های عصبی برای تخمین تابع اونر [۲]

شماره سد	ارتفاع سد (متر)	طول سد (متر)	طول به ارتفاع	دوره تناوب (ثانیه) (رابطه ۱-۴)
۱	۲۹/۵	۳۵۳	۱۱/۹۷	۰/۳
۲	۶۳	۳۶۳	۵/۷۶	۰/۵۲
۳	۲۶/۵	۵۳۸	۲۰/۳	۰/۲۷
۴	۳۱	۵۸۷	۱۸/۹۴	۰/۳۱
۵	۶۹	۲۳۰	۳/۳۳	۰/۵۴
۶	۱۸	۱۴۸	۸/۲۲	۰/۲
۷	۱۴۵	۳۵۰	۲/۴۱	۰/۹
۸	۹۸	۲۹۴/۵	۳/۰۱	۰/۶۹
۹	۹۰	۴۸۷	۵/۴۱	۰/۶۷
۱۰	۱۶۳	۶۱۰	۳/۷۴	۱/۰۳
۱۱	۹۵	۲۶۷	۲/۸۱	۰/۶۷
۱۲	۵۱/۵	۳۳۲	۶/۴۵	۰/۴۴
۱۳	۱۲۸	۳۵۵	۲/۷۷	۰/۸۴
۱۴	۹۰	۲۸۰	۳/۱۱	۰/۶۵
۱۵	۱۶۵	۴۳۵	۲/۶۴	۱/۰۱
۱۶	۱۷۷	۴۹۲	۲/۷۸	۱/۰۷
۱۷	۵۶	۲۸۶	۵/۱۱	۰/۴۷
۱۸	۱۳۱	۴۰۵	۳/۰۹	۰/۸۶
۱۹	۹۰	۲۳۰	۲/۵۶	۰/۶۴
۲۰	۳۷	۴۵۷	۱۲/۳۵	۰/۳۵

جدول (۲): مشخصات سدهای بکار رفته جهت آزمایش شبکه های عصبی آموزش دیده با تخمین تابع اونر [۲]

شماره سد	ارتفاع سد (متر)	طول سد (متر)	طول به ارتفاع	پریود (ثانیه)
۱	۳۰	۱۵۰	۵	۰/۲۹
۲	۱۵۰	۵۰۰	۳/۳۳	۰/۹۶
۳	۳۹	۳۵۷	۹/۱۵	۰/۳۶
۴	۱۶۰	۷۰۰	۴/۳۸	۱/۰۳
۵	۲۰	۱۳۰	۶/۵	۰/۲۲
۶	۱۷۰	۶۶۰	۳/۸۸	۱/۰۷
۷	۱۴۰	۲۵۰	۱/۷۹	۰/۸۳
۸	۱۹	۱۳۰	۶/۸۴	۰/۲۱
۹	۱۱۵	۷۳۵	۶/۳۹	۰/۸۱

جدول (۳): نتایج تخمین تابع اونر توسط پنج شبکه و میزان خطای هر شبکه [۲]

ER.(%)	NET10	ER.(%)	NET15	ER.(%)	NET20	ER.(%)	NET27	ER.(%)	NET50	پریود (ثانیه)	طول به ارتفاع	طول سد (متر)	ارتفاع سد (متر)
۱/۰۲	۰/۳	۱/۴۵	۰/۳	۱/۹۳	۰/۳	۱/۳۱	۰/۳	۰/۷۹	۰/۳	۰/۲۹	۵	۱۵۰	۳۰
۱/۷	۰/۹۵	۱/۳۱	۰/۹۵	۱/۰۵	۰/۹۵	۰/۸۳	۰/۹۵	۰/۱۵	۰/۹۶	۰/۹۶	۳/۳۳	۵۰۰	۱۵۰
۱/۲۲	۰/۳۶	۰/۵۹	۰/۳۶	۰/۳۸	۰/۳۶	۰/۱۱	۰/۳۶	۰/۱۹	۰/۳۶	۰/۳۶	۹/۱۵	۳۵۷	۳۹
۰/۷۳	۱/۰۲	۰/۱۴	۱/۰۳	۰/۰۴	۱/۰۳	۰/۰۲	۱/۰۳	۰/۸۷	۱/۰۴	۱/۰۳	۴/۳۸	۷۰۰	۱۶۰
۶/۱	۰/۲۳	۶/۲۸	۰/۲۳	۶/۵۳	۰/۲۳	۵/۴۹	۰/۲۳	۰/۶۲	۰/۲۲	۰/۲۲	۶/۵	۱۳۰	۲۰
۱/۰۲	۱/۰۶	۰/۴۶	۱/۰۶	۰/۳۱	۱/۰۶	۰/۴۸	۱/۰۶	۰/۵۹	۱/۰۷	۱/۰۷	۳/۸۸	۶۶۰	۱۷۰
۳/۷۱	۰/۸۶	۳/۸	۰/۸۶	۴/۲	۰/۸۷	۴/۷۱	۰/۸۷	۰/۰۵	۰/۸۳	۰/۸۳	۱/۷۹	۲۵۰	۱۴۰
۶/۹۳	۰/۲۳	۷/۰۴	۰/۲۳	۷/۲۴	۰/۲۳	۶/۱۷	۰/۲۲	۰/۷۴	۰/۲۱	۰/۲۱	۶/۸۴	۱۳۰	۱۹
۰/۵۱	۰/۸۲	۱/۳	۰/۸۲	۱/۵۳	۰/۸۳	۱/۹۸	۰/۸۳	۰/۴۷	۰/۸۲	۰/۸۱	۶/۳۹	۷۳۵	۱۱۵

سد، ارتفاع و نسبت طول به ارتفاع و خروجی شبکه عبارت از دوره تناوب سد می باشد.

جدول (۴): الگوهای به کار رفته برای آموزش شبکه عصبی برای برآورد دوره تناوب سدهای خاکی [۲]

نام سد	نوع سد	ارتفاع سد (متر)	طول سد (متر)	طول به ارتفاع	پریود (ثانیه)
برا (Brea)	همگن	۲۶/۵	۵۳۸	۲۰/۳	۰/۳۷
کوبک ۲ (Cubuc II)	همگن	۶۹	۲۳۰	۳/۳۳	۰/۴۴
کاسا (Kassa)	سنگریزه ای	۹۰	۴۸۷	۵/۴۱	۰/۴۳
کبان (Keban)	سنگریزه ای	۱۶۳	۶۱۰	۳/۷۴	۰/۶۱
کی سن یاما (Kisenyama)	سنگریزه ای	۹۵	۲۶۷	۲/۸۱	۰/۳۷
فورت بوغازی (Kurtbogazi)	همگن	۵۱/۵	۳۳۲	۶/۴۵	۰/۳
کوزوریو (Kuzuryu)	سنگریزه ای	۱۲۸	۳۵۵	۲/۷۷	۰/۳۷
لین بریانی (Llyn Brianne)	سنگریزه ای	۹۰	۲۸۰	۳/۱۱	۰/۳۶
مارون (Maroon)	سنگریزه ای	۱۶۵	۴۳۵	۲/۶۴	۰/۴۸
مسجد سلیمان (Masjed soleyman)	سنگریزه ای	۱۷۷	۴۹۲	۲/۷۸	۰/۶۷
ماورو (Mavro)	همگن	۵۶	۲۸۶	۵/۱۱	۰/۳۶
میورو (Miboro)	سنگریزه ای	۱۳۱	۴۰۵	۳/۰۹	۰/۴۲
ریفل گپ (Rifle Gap)	همگن	۳۷	۴۵۷	۱۲/۳۵	۰/۳۲
سانوکای (Sannokai)	همگن	۳۷	۱۴۵	۳/۹۲	۰/۳۵
سانتافلیسیا (Santa Felicia)	همگن	۶۱	۳۸۹	۶/۳۸	۰/۶۱
شیموکوتوری (Shimokotori)	سنگریزه ای	۱۱۹	۲۸۹	۲/۴۳	۰/۴۲
سورگو (Surgu)	همگن	۵۷	۷۳۶	۱۲/۹۱	۰/۳۴

از این دو می توان دریافت که حتی با تعداد کم داده های آموزشی نیز شبکه عصبی با خطایی کمتر از ۷٪ قادر به تخمین تابع نسبتاً پیچیده اونر می باشد و با افزایش تعداد داده ها به ۵۰ سد، خطای شبکه به کمتر از ۱٪ می رسد.

## ۷- برآورد اولین فرکانس مدی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی [۲]

در این قسمت یک شبکه عصبی برای برآورد دوره تناوب سدهای خاکی آموزش داده شده است. برای این کار از شبکه پرسپترون با دو لایه استفاده شده که در لایه اول، دو نرون با تابع انتقال سیگموئید و در لایه خروجی، یک نرون با تابع انتقال خطی دارد. برای آموزش و آزمایش شبکه، از اطلاعات حاصل از آزمایشهای ارتعاش اجباری، محیطی و نگاشتهای حاصل از زلزله های ضعیف مطابق داده های جدولهای (۴ و ۵) استفاده شده است. از مجموع اطلاعات جمع آوری شده، اطلاعات ۱۷ سد مطابق جدول (۴) به عنوان آموزش و چهار سد مطابق جدول (۵) برای آزمایش شبکه به کار رفته است. داده های ورودی شبکه شامل نوع سد (همگن یا سنگریزه ای)، طول تاج



جدول (۵): الگوهای به کار رفته برای آزمایش شبکه عصبی آموزش دیده برای برآورد دوره تناوب سدهای خاکی [۲]

نام سد	نوع سد	ارتفاع سد (متر)	طول سد (متر)	طول به ارتفاع	پریود (ثانیه)
الی بی (Alibey)	همگن	۲۹/۵	۳۵۳	۱۱/۹۷	۰/۶۹
بوکوت (Bouquet Canyon)	همگن	۶۳	۳۶۳	۵/۷۶	۰/۴۵
ال اینفیر نیلو (El Infiernillo)	سنگریزه ای	۱۴۵	۳۵۰	۲/۴۱	۰/۶۱
کامیوسو (Kamiosu)	سنگریزه ای	۹۸	۲۹۴/۵	۳/۰۱	۰/۴۵

نتایج نشان داده شده حاکی از این است که با وجود کم بودن تعداد داده‌های آموزشی، نتایج پیش بینی شبکه عصبی تقریباً همان تقریب روابط تجربی را داراست و حتی در یکی از سدها نسبت به رابطه  $H/100$  و  $H/200$  دقت بهتری دارد. طبیعی است که با افزایش داده‌های آموزشی و افزایش پارامترهای ورودی مؤثر در رفتار دینامیکی سدی می‌توان به شبکه‌ای با قدرت تعمیم بیشتر دست یافت.

لازم به ذکر است که خطای زیاد پیش بینی شبکه (۵۷٪) در سد ۱، بدین سبب است که این سد دارای نسبت ارتفاع به طول ۱۱/۹۷ است؛ در حالی که در میان داده‌های آموزشی، چهارده سد دارای نسبت ارتفاع به طول کمتر از هفت و تنها سه سد دارای نسبت ارتفاع به طول بیشتر از هفت می‌باشند.

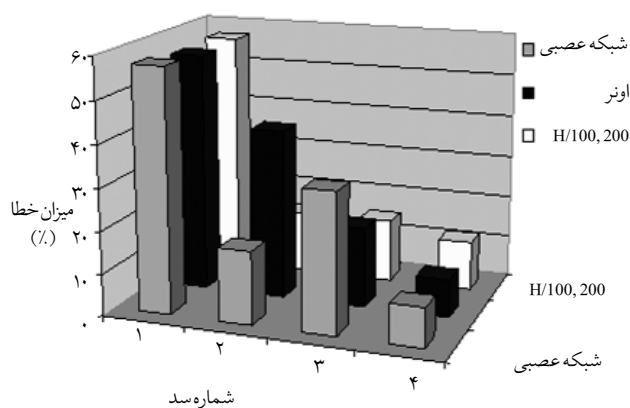
بعد از آموزش شبکه، پیش بینی شبکه در مورد دوره تناوب سدهای جدول (۵) با روابط تجربی مقایسه شده است. یکی از این روابط، رابطه اونر، دیگری رابطه  $H/100$  برای سدهای همگن و  $H/200$  برای سدهای سنگریزه ای است. نتایج این مقایسه در جدول (۶) و شکل (۹) آورده شده است.

جدول (۶): مقایسه مقادیر فرکانس سدهای جدول (۵) حاصل از پیش بینی شبکه عصبی و روابط تجربی [۲]

پریود (ثانیه)						پریود (ثانیه)	طول به ارتفاع	طول سد (طول)	ارتفاع سد (متر)	نوع سد	نام سد
ER. (%)	H/100, H/200	ER. (%)	ONE R	ER. (%)	NET						
۵۶/۹۹	۰/۳	۵۶/۳۳	۰/۳	۵۷/۴۱	۰/۳	۰/۶۹	۱۱/۹۷	۳۵۳	۲۹/۵	همگن	الی بی (Alibey)
۱۴/۶۸	۰/۵۲	۴۰	۰/۶۳	۱۷/۳۴	۰/۵	۰/۴۵	۵/۷۶	۳۶۳	۶۳	همگن	بوکوت (Bouquet Canyon)
۱۴/۹۱	۰/۵۲	۱۸/۸۵	۰/۷۳	۳۳/۰۸	۰/۴	۰/۶۱	۲/۴۱	۳۵۰	۱۴۵	سنگریزه ای	ال اینفیر نیلو (El Infiernillo)
۱۱/۶۹	۰/۴	۸/۸۹	۰/۴۹	۹/۳۴	۰/۴	۰/۴۵	۳/۰۱	۲۹۴/۵	۹۸	سنگریزه ای	کامیوسو (Kamiosu)

## ۸- نتیجه گیری

در این مقاله با نشان دادن توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین توابع پیچیده، از این روش برای برآورد پریود اصلی سدهای خاکی استفاده شد. با وجود محدودیت تعداد کم داده‌های آموزشی و کم بودن تعداد پارامترهای مؤثر در دسترس در رفتار دینامیکی هر سد برای آموزش شبکه عصبی، جوابهای حاصله نشان از مؤثر بودن استفاده از روش شبکه عصبی در این کار دارد. برآورد شبکه عصبی آموزش دیده



شکل (۹): مقایسه خطای مقادیر فرکانس سدهای جدول (۵) حاصل از پیش بینی شبکه عصبی و روابط تجربی [۲]

Dynamic soil properties identification using earthquake records: A NN APPROXIMATION. *Proc. 13th WCEE, Paper No.1817.*

6. Oner, Mete. (1984). Estimation of the fundamental period of large earthfill and rockfill dams. *J. Soils and Foundations, 24, No. 4, 1-10.*

7. Zeghal, M., Elgamal, A. W., Tang, H. T., Stepp, J. C. (1995). Lotung downhole array. II: Evaluation of soil nonlinear properties. *Journal of Geotechnical Engineering, 121, No. 4, 363-377.* ◀

از پیرو اصلی سد، نسبت به بعضی از روابط تجربی دارای دقت بیشتری است. می‌توان امیدوار بود که با افزایش داده‌های آموزشی حاصل از آزمایشهای ارتعاش اجباری، محیطی و نگاهشهای حاصل از زلزله‌های ضعیف و نیز با وارد نمودن تعداد بیشتری از پارامترهای مؤثر در رفتار دینامیکی هر سد مانند شیب بالا دست و پایین دست بدنه و شکل دره به جوابهای دقیقتری دست یافت.

در مجموع نتایج به دست آمده از تحقیق حاضر مبین آن است که استفاده از یک شبکه آموزش دیده مناسب، تقریب روشهای تحلیلی و دشواریهای روشهای تجربی را ندارد و با سهولت و صرفاً با معرفی چند پارامتر به شبکه، می‌توان به جوابهایی با تقریب مناسب دست یافت. از مزایای مهم استفاده از این روش عدم نیاز به فرض مدلی از سیستم واقعی است که خود تقریبهای زیادی را وارد محاسبات می‌نماید.

## ۹- مراجع

۱. جعفری، محمد کاظم؛ داودی، محمد. (۱۳۸۱). آزمایشهای ارتعاش اجباری و محیطی در سدهای خاکی [گزارش]. تهران: پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله.
۲. تابناک، عادل. (۱۳۸۵). کاربرد شبکه‌های عصبی در برآورد پارامترهای لرزه‌ای سدهای خاکی. سمینار کارشناسی ارشد. تهران: پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله.
3. Demuth, Howard; Beale, Mark, "Neural Network Toolbox", Version 3.0.
۴. جکسون، جیمز. (۱۳۸۰). آشنایی با شبکه‌های عصبی. (ترجمه محمود البرزی). تهران: مؤسسه انتشارات علمی. (تاریخ انتشار به زبان اصلی ۱۹۹۸).
5. Garcia, Silvia, R., Romo, Miguel, P. (2004).