مجله نخبگان علوم و مهندسی
Journal of Science and Engineering Elites
جلد ۳- شماره ۲- سال ۱۳۹۷
www.ElitesJournal.ir

تولید شتابهای غیر یکنواخت تکیه گاهی بر اساس رکوردهای واقعی ثبت شده در ساختگاه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی NARX

محسن ایثاری[۱*]، رضا تاری نژاد [۲]، سید امیر علوی[۳]، حامد محجوب [۴]

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، ایران.

۲- دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، ایران.

۳- دانشجوی دکتری، رشته مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بوشهر، ایران.

۴- کارشناس ارشد سازه های هیدرولیکی، دانشگاه تبریز، ایران.

* isari.mohsen@tabrizu.ac.ir

ارسال: فروردین ماه ۹۷ پذیرش: خرداد ماه ۹۷

چکیده

در پژوهش حاضر سعی براین بوده است که با استفاده از رکوردهای واقعی ثبت شده در یک ساختگاه، پاسخ دینامیکی نقاط مختلف سازه را تحت ورودی های جدید پیش بینی نمود. برای این منظور از روش شبکه عصبی مصنوعی NARX که یک شبکه عصبی پویا محسوب می شود، استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی که جزء سیستم‌های دینامیکی هوشمند به حساب می‌آیند، با پردازش روی داده‌های تجربی، ارتباط پنهان بین داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. این سیستم‌ها براساس محاسبات روی داده‌های عددی، قوانین کلی حاکم بر مساله‌ی مورد بررسی را یاد می‌گیرند. در تحقیق حاضر برای آموزش شبکه از رکوردهای واقعی موجود در راستاهای مختلف روی کف دره و نقاط مختلف روی بدنه سد با استفاده از تابع لونبرگ – مارکاد انجام پذیرفته است. بعد از آموزش شبکه، ورودی های جدید به این سیستم وارد و با استفاده از شبکه آموزش داده شده پاسخ های سازه در نقاط مختلف روی بدنه سد استخراج شدند. برای بررسی دقت این روش از مقایسه با رکوردهای واقعی موجود استفاده شد. نتایج به دست آمده نشان دهنده، توانایی بالای این روش برای تولید شتابهای غیر یکنواخت در زمان بسیار کوتاه و دقت بالا میباشد.

کلمات کلیدی: تحریک غیریکنواخت، سد پاکویما، شبکه عصبی، سری زمانی، اثرات ساختگاهی.

۱- مقدمه

از گذشته های بسیار دور تاکنون تلاش های بسیاری برای تامین و ذخیره آب به عنوان مایعی که برای ادامه حیات بشر ضروری هست، صورت گرفته است. از راههای تامین نیازهای آبی، ساخت سد می باشد. به دلیل هزینه های بسیار بالای ساخت، نگهداری و بازسازی سدها و همچنین خسارات جانی و مالی فراوان در صورت تخریب این سازه ها، بررسی هر چه دقیق تر

رفتار دینامیکی این قبیل سازه ها از اهمیت بسیار بالایی برخوردار هست. از گذشته تاکنون، سنجش پارامترهای رفتاری بدنه سد از روی ابزارهای دقیق نصب شده در روی بدنه آن، مورد توجه محققین بوده و مطالعات بسیاری برای شناخت این سازه ها از روی اطلاعات مفیدی که از روی داده های پیشین ثبت شده توسط این ابزارها فراهم شده، انجام گرفته است. نتایج این مطالعات در گذشته ثابت کرده است که فرض تحریک یکنواخت تکیه گاهی برای بررسی رفتار لرزه ای این قبیل سازه های بزرگ که روی سطح زمین گسترده اند، فرض چندان منطقی نیست، و لازم است برای هر چه دقیق تر شدن نتایج تحلیل ها از تحریکهای غیر یکنواخت تکیه گاهی استفاده شود. به منظور بررسی رفتار لرزه ای بدنه ی سدهای بتنی ، روشهای مختلفی مورد استفاده قرار گرفته شده است، از جمله این روشها می توان به استفاده از مدلهای آماری اشاره کرد که مبتنی بر آنالیز مجموعه بزرگی از داده های ثبت شده در پی ایجاد یک رابطه، بین متغیرهای وابسته و متغیرهای مستقل می باشند. از دیگر روشهای موجود برای حل انواع مسائل مهندسی استفاده از روشهای مبتنی بر هوش مصنوعی از جمله روش استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی برای پیش بینی رفتار لرزه ای این قبیل سازه ها می باشند. شبکه‌های عصبی مصنوعی که جزء سیستم‌های دینامیکی هوشمند به حساب می‌آیند، با پردازش روی داده‌های تجربی، ارتباط پنهان بین داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. این سیستم‌ها براساس محاسبات روی داده‌های عددی، قوانین کلی حاکم بر مساله‌ی مورد بررسی را یاد می‌گیرند. همانند سایر الگوریتم‌های هوشمند محاسباتی، شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز یک مبنای طبیعی و بیولوژیکی دارند که همان مغز انسان است. نگاه جدید درمورد کارکرد مغز، نتیجه‌ی تفکراتی بود که در اوایل قرن بیستم توسط رامون سگال در مورد ساختار مغز به عنوان اجتماعی از اجزای محاسباتی کوچک به نام نرون شکل گرفت. مغز به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات با ساختاری موازی است و نرون‌ها ساده‌ترین واحد ساختاری سیستم‌های عصبی مغز هستند[۱]. ساختارهای عصبی در خلال تجربیات زندگی مدام در حال تغییر هستند و این تغییرات همان تقویت و یا تضعیف اتصالات بین نرونی است. یادگیری، در نتیجه‌ی همین تغییرات در ساختارهای عصبی انجام می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی به هیچ وجه پیچیدگی‌های سیستم عصبی مغز انسان را ندارند و تنها از آن الهام گرفته شده‌اند و دارای ویژگی هایی بسیاری می باشند که در ادامه به مهمترین آنها اشاره می شود. یکی از ویژگی های مهم این شبکه ها قابلیت یادگیری می باشد. قابلیت یادگیری یعنی توانایی تنظیم پارامترهای شبکه در مسیر زمان که محیط شبکه تغییر می‌کند و شبکه شرایط جدید را می تواند تجربه‌کند[۱-۲].

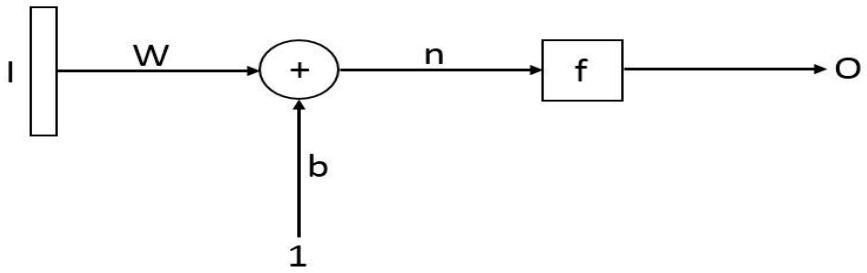
یکی دیگر از این خصوصیات پردازش اطلاعات به صورت متن می باشد. هر دانشی که شبکه فرا می‌گیرد، در وزن‌های سیناپسی (اتصالات بین نرونی) پنهان است. رابطه‌ی یک به یک بین وزن‌های سیناپسی و ورودی‌ها وجود ندارد. می‌توان گفت که هر وزن سیناپسی مربوط به همه‌ی ورودی‌هاست ولی به هیچ یک از آن‌ها بطور منفرد و مجزا مربوط نیست. به عبارت دیگر هر نرون در شبکه، از کل فعالیت سایر نرون‌ها متاثر می‌باشد. در نتیجه اطلاعات به صورت متن توسط شبکه‌های عصبی پردازش می‌شوند. پس از آنکه مثال‌های اولیه به شبکه آموزش داده شد، شبکه می‌تواند در مقابل یک ورودی آموزش داده نشده قرار گیرد و یک خروجی مناسب ارائه نماید. این خروجی بر اساس مکانیسم تعمیم که همانا چیزی جز فرایند درونیابی نیست به دست می‌آید. به عبارت روشن‌تر، شبکه، تابع را یاد می‌گیرد و یا رابطه‌ی تحلیلی مناسبی را برای تعدادی از نقاط در فضا به دست می‌آورد که به این ویژگی شبکه قابلیت تعمیم گفته می شود [۳-۴]. در ادامه به مواردی از پژوهشهای انجام شده توسط محققین مختلف با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی برای بررسی رفتار لرزه ای سدهای بتنی و همچنین تولید شتابهای غیر

یکنواخت تکیه گاهی اشاره می شود. غفار زاده[۵-۷] با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی به تولید شتابهای غیر یکنواخت تکیه گاهی بر اساس طیف پاسخ ساختگاه پرداخت. ایشان در پژوهش خود برای آموزش شبکه از داده های ثبت شده SMART-1 استفاده کرد. نتایج این پژوهش ها نشان داد که آموزش شبکه با استفاده از این داده های ثبت شده، منجر به افزایش دقت نتایج حاصل شده برای تولید شتابهای غیر یکنواخت تولید شده دارد. در سال ۲۰۱۴ تاری نژاد و همکاران [۸] به بررسی رفتار لرزه ای سد بتنی دو قوسی کارون ۳ با استفاده از یک شبکه عصبی حافظه دار پرداختند. ایشان در تحقیق خود ابتدا یک مدل سه بعدی از سد کارون ۳ تهیه و سپس تحت شتابهای مختلف خروجی های نقاط روی تاج را بررسی و برای آموزش شبکه استفاده کردند. در ادامه از شبکه آموزش داده شده برای تولید شتاب، تحت ورودیهای مختلف استفاده کردند. نتایج حاصل شده نشان دهنده دقت مناسب این روش برای پیش بینی شتاب در نقاط مختلف بدنه سد دارد. ماتا [۹] در سال ۲۰۱۱ به مقایسه رفتار لرزه ای یک سد بتنی دو قوسی با استفاده از روش های آماری و شبکه عصبی پرداخت. ایشان در پژوهش خود نشان دادند که شبکه های عصبی در پیش بینی پاسخ لرزه ای سدهای بتنی قوسی کارایی بالاتری نسبت به سایر روش ها دارند. در سال ۲۰۱۲ جغتایی و شفیعی [۱۰] با لحاظ کردن اثرات اندرکنش مخزن و پی، با ایجاد یک شبکه عصبی مناسب توانستند جابجایی‌های تاج سد وزنی پاین فلت را تحت تحریکات زلزله، با لحاظ کردن اثرات اندرکنش و نیز هیسترسیته ی مصالح بدنه، پیش بینی کنند. ایشان همچنین در سال ۲۰۱۳[۱۱] در این سال، در مقاله ی خود به نحوه ی مدلسازی و پیش‌بینی پاسخهای دینامیکی سدهای وزنی مختلف تحت تحریکات زلزله پرداختند. آنها در این تحقیق، مدلسازی عددی (المان محدود) و عصبی (شبکه ی عصبی مصنوعی) را بر روی سه سد کوینا، پاینفلت و سفید رود انجام دادند و برای هر سه سد نتایج را قابل قبول گزارش کردند.در پژوهش حاضر برای تولید شتابهای غیر یکنواخت تکیه گاهی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی NARX، ابتدا براساس رکوردهای ثبت شده واقعی روی ساختگاه سد پاکوییما شبکه عصبی آموزش داده شده و سپس با استفاده از شبکه آموزش داده شده، شتابهای غیر یکنواخت تکیه گاهی در نقاط مختلف روی تاج و تکیه گاه های ساختگاه تولید شده و با رکوردهای واقعی ثبت شده موجود مقایسه شده اند.

۲- روش شبکه عصبی مصنوعی NARX

در این قسمت ابتدا به بیان کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. به طور خلاصه کاربردهای شبکه عصبی را می توان در موارد زیر بیان کرد. یکی از موارد مهم کاربرد شبکه عصبی در تقریب تابع می باشد. در این کاربرد برای پیش‌بینی یک تابع که تحت تاثیر ورودی‌های مختلف قرار دارد از یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. این تابع در واقع متناسب با مساله‌ی مورد نظر، پاسخ سیستمی است که قرار است مورد مطالعه قرار گیرد. یکی دیگر از این کاربردها پردازش سیگنال می باشد. از موارد دیگر می توان به پیش‌بینی سری‌های زمانی اشاره کرد. از شبکه‌های عصبی معمولا برای پیش‌بینی سری‌های زمانی، علی‌الخصوص جاییکه سری‌های زمانی بسیار پیچیده می‌باشند و تحت تاثیر عوامل محرک خارجی قرار دارند استفاده می شود[۱]. نرون کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. شکل ۱ ساختار یک نرون تک ورودی را نشان می‌دهد. کمیتهای I و O به ترتیب ورودی و خروجی‌های نرون می‌باشند. میزان تاثیر I روی O بوسیله‌ی اسکالر W تعیین می‌شود. این پارامتر وزن اختصاص داده شده به نرون هست. ورودی دیگر که مقدار

ثابت ۱ است، در جمله‌ی بایاس b ضرب شده و سپس با WI جمع می‌شود، حاصل این جمع ورودی خالص n برای تابع محرک f خواهد بود[۱].



شکل ۱- مدل یک نرون عصبی چند ورودی[۱]

بدین ترتیب خروجی نرون با معادله ۱ تعیین می‌شود:

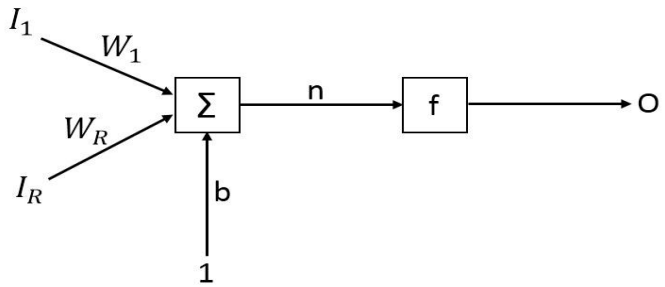
$$O = f(WI + b) = f(n) \quad (۱)$$

با مقایسه این مدل تک ورودی با یک نرون طبیعی، W اتصال بین نرونی است. باید توجه داشت که پارامترهای W و b قابل تنظیم هستند و تابع محرک نیز توسط طراح انتخاب می‌شود. بر اساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای w و b تنظیم می‌شوند. یادگیری بدین معنی است که W و b طوری تنظیم شوند که رابطه‌ی ورودی و خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت نماید. تابع محرک می‌تواند خطی و یا غیرخطی باشد و با توجه به نیاز مساله انتخاب می‌شود. در شبکه‌های عصبی چندلایه با قانون یادگیری پس انتشار خطا از توابع محرک غیرخطی سیگموییدی استفاده می‌شود، فرمول کلی این تابع به صورت 2 است[۱].

$$O = f(n) = \frac{1}{1+e^{-cn}}, \quad c > 0 \quad (۲)$$

که c مقـدار وسـعت ناحیه خطـی بودن تابـع را مشخـص می‌کند. همچنین مـی‌توان از توابع غیرخطی پایه شعاعی، با رابطه $f(n) = e^{-n^2}$ استفاده کرد.

عموماً یک نرون بیش از یک ورودی دارد. شکل ۲ مدل یک نرون با R ورودی را نشان می‌دهد. بردار ورودی این نرون با I نشان داده می‌شود که یک بردار ستونی است. اسکالرهای $I_i = (i = 1 \square R)$ اعضای بردار I را تشکیل می‌دهند.



شکل ۱- مدل یک نرون عصبی چند ورودی[۱]

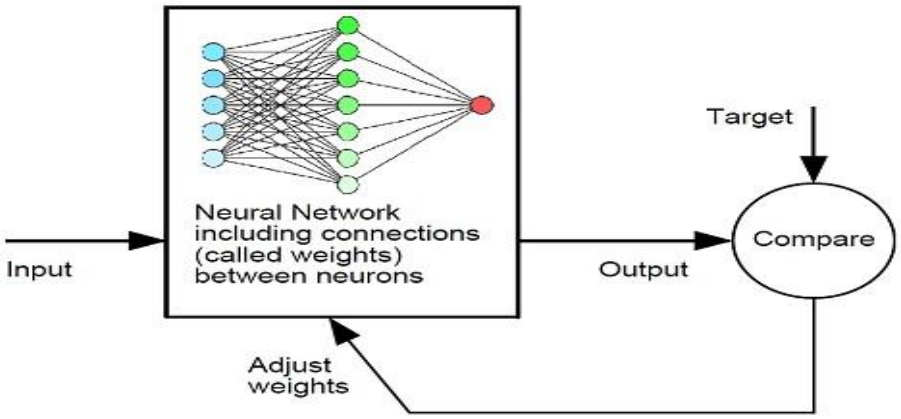
حال برای این نرون داریم:

$$n = WI + b \quad (۳)$$

و در نهایت:

$$O = f(WI + b) = f(n) \quad (۴)$$

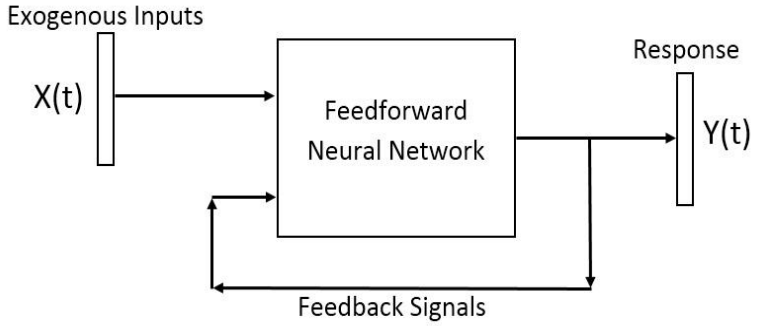
نرون‌های عصبی مصنوعی به تنهایی قادر به حل مسائل مهندسی نیستند و با قرار گرفتن در کنار یکدیگر و پردازش موازی داده‌ها در یک سطح وسیع می‌توانند مسائل مورد نظر را حل کنند، لذا برای کاربردهای گوناگون، از شبکه‌های عصبی که مجموعه‌ای از نرون‌ها هستند استفاده می‌شود. یک شبکه‌ی عصبی همانگونه که در شکل ۳ دیده می‌شود ابتدا با گرفتن ورودی‌ها و با اعمال ضرایب وزن در آن‌ها، آن‌ها را در لایه‌های مختلف خود منتشر می‌کند. ورودی‌های وزن‌دار شده که از توابع تحریک نرون‌ها عبور کرده‌اند، به لایه‌ی پایانی می‌رسند و خروجی‌های شبکه را تشکیل می‌دهند، سپس این خروجی‌ها توسط یک الگوریتم آموزشی با خروجی‌های هدف یا واقعی مقایسه می‌شوند و ترم خطا تولید می‌شود. در نهایت، همانگونه که در بخش آموزش شبکه‌ها مفصلاً توضیح داده خواهد شد، ترم خطا به سمت لایه‌ی اول، پس انتشار داده می‌شود و ضرایب وزن جدید که مناسبتر هستند تولید می‌شوند. این روند تا رسیدن به خروجی‌هایی که کمترین فاصله را با مقادیر هدف داشته باشند ادامه می‌یابد. نهایتاً بهترین ضرایب وزن که کمترین ترم خطا را برای شبکه تولید می‌کنند بدست می‌آیند[۱].



شکل ۲- شمای کلی عملکرد یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی [۱]

مدل‌سازی رفتار لرزه‌ای سدها که معمولاً با سری زمانی جابجایی تاج سد بیان می‌شود جزء مسائلی هستند که با شبکه‌های عصبی ایستا نمی‌توان آن‌ها را حل کرد، لذا برای مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار لرزه‌ای سیستم سد پاکویما از نوعی از شبکه‌های عصبی پویا یا دینامیکی به نام شبکه‌های NARX استفاده می‌شود.

در شبکه‌های پویا، خروجی شبکه نه تنها وابسته به ورودی حال است بلکه وابسته به ورودی یا خروجی شبکه در حال و گذشته نیز می‌باشد. این شبکه‌ها به دو دسته تقسیم می‌شوند، شبکه‌هایی که فقط اتصالات پیشخور دارند و شبکه‌هایی که دارای فیدبک هستند[۱]. شبکه‌ی عصبی NARX جزء شبکه‌های پویای فیدبک‌دار می‌باشد که ورودی‌های خارجی نیز در آن، بر روی خروجی‌ها اثر می‌گذارند. این شبکه‌ها به طور متداول در پیش‌بینی سری‌های زمانی (مانند سری تغییرات جابجایی تاج سد در حین زلزله) استفاده می‌شوند. ساختار کلی این شبکه در شکل۴ مشاهده می‌شود[۱۱و۱۲].

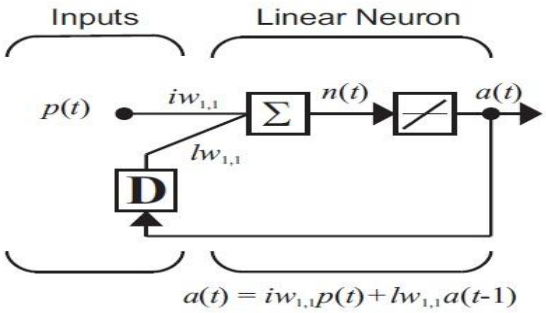


شکل ۴- ساختار کلی یک شبکه NARX

خروجی‌های شبکه با معادله‌ی ۵ به دست می‌آیند.

$$Y(t) = f\,(Y(t-1), Y(t-2), \ldots, Y(t- X(t-1), X(t-2), \ldots, X(t- d_x)) \quad (۵)$$
$$d_y)$$

همانطور که از شکل ۴ مشخص است، مدل NARX روی یک شبکه‌ی عصبی پیشخور پیاده شده است. در این رابطه، d نشانگر میزان تاخیر زمانی شبکه است که برای ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌تواند متفاوت باشد. همانطور که مشاهده می‌شود خروجی‌ها علاوه بر اینکه به ورودی‌های خارجی وابسته‌اند به خود خروجی‌ها در گام‌های زمانی قبل‌تر (d) نیز وابسته‌اند. می‌توان گفت که شبکه‌های NARX همان شبکه‌های پرسپترون هستند که دارای قابلیت تاخیر زمانی برای ورودی‌های خارجی و همچنین ایجاد فیدبک از خروجی‌ها به ورودی‌ها هستند. شبکه‌های عصبی پویا همانند شبکه‌های عصبی ایستا می‌توانند با الگوریتم‌های بر پایه‌ی گرادیان مانند پس انتشار خطا و با هر تابع آموزشی مانند تابع لونبرگ – مارکاد آموزش داده شوند. کارایی این الگوریتم‌ها هنگامی که در آموزش شبکه‌های پویا استفاده می‌شوند متفاوت است و در محاسبه‌ی گرادیان، راه سخت‌تری را می‌پیمایند**[۱۳و۱۴]**.

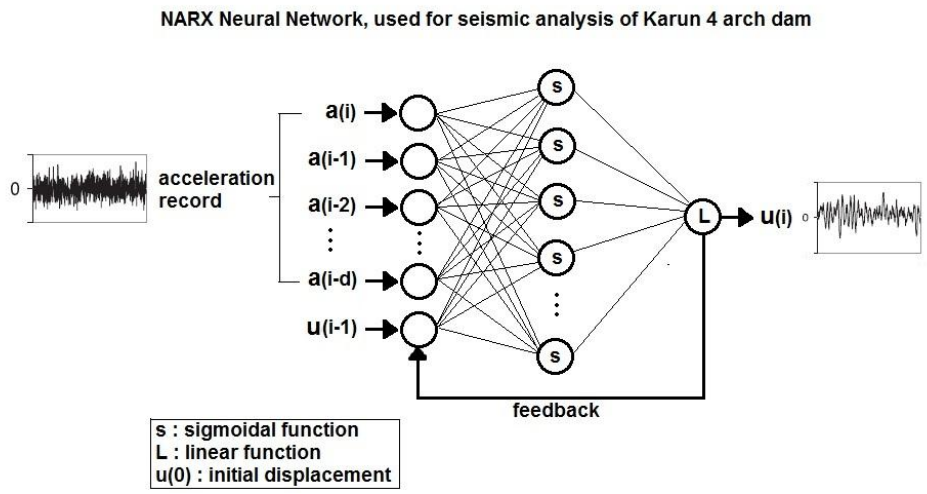


شکل۵ - یک نرون بازگشتی ساده [۱]

با دقت در نرون بازگشتی (فیدبک‌دار) ساده‌ی شکل ۵ مشاهده می‌شود که وزن‌ها دو اثر متفاوت روی خروجی شبکه دارند. اولین اثر، اثر مستقیم است، چراکه یک تغییر در وزن، باعث ایجاد تغییر آنی در خروجی گام زمانی فعلی می‌شود. این اثر می‌تواند با استفاده از پس انتشار استاندارد محاسبه شود. اثر دوم یک اثر غیر مستقیم است، چراکه برخی از ورودی‌های لایه، مانند a(t-1)، خود، تابعی از وزن‌ها هستند. برای در نظر گرفتن این اثر غیر مستقیم، برای محاسبه‌ی گرادیان‌ها باید از پس انتشار پویا استفاده کرد که از لحاظ محاسباتی بسیار پرقدرت‌تر است. انتظار می‌رود پس‌انتشار پویا زمان بیشتری برای آموزش صرف

کند. از طرفی سطح خطا در شبکه‌های پویا بسیار پیچیده‌تر از سطح خطا در شبکه‌های ایستا می‌باشد و احتمال گرفتار شدن الگوریتم آموزشی در کمینه‌های محلی بسیار زیاد است. لذا پیشنهاد شده که برای رسیدن به یک نتیجه‌ی بهینه چندین بار فرایند آموزش تکرار شود[۱].

همانگونه که در قسمتهای قبلی بیان شد، ورودی شبکه، شتاب اعمال شده به بدنه‌ی سد در طول زلزله بوده و خروجی نیز، تاریخچه‌ی جابجایی‌های شعاعی بدنه‌ی سد در تراز تاج می‌باشد. ابتدا، شبکه‌ی پویایی که در ادامه ساختار آن شرح داده می‌شود، با استفاده از یک شتاب مخصوص و جابجایی‌های متناظر آن که در نرم‌افزار آباکوس بدست آمده‌اند، آموزش داده می‌شود. سپس شبکه‌ی آموزش داده شده‌ی بهینه شده، برای پیش‌بینی پاسخ‌های سد، تحت شتاب‌های زلزله‌های جدید، تست می‌شود. برای این منظور باید با ایجاد یک حافظه‌ی دینامیکی در ساختار شبکه، علاوه بر مولفه‌ی شتاب به عنوان ورودی، از تاریخچه‌ی پیش‌بینی‌های شبکه در یک گام زمانی قبل، نیز به عنوان ورودی شبکه استفاده کرد. برای این منظور شبکه‌ی ایستای ایجاد شده را در یک حلقه‌ی بسته قرار داده تا برای پیش‌بینی جابجایی‌ها در هر گام زمانی از مقادیر پیش‌بینی‌ها در یک گام زمانی قبل نیز استفاده کند. برای این کار نیاز به یک شرط اولیه داریم، چراکه باید مقدار جابجایی در گام زمانی اول معلوم باشد. در این تحقیق با توجه به اینکه تحلیل‌های دینامیکی بدون لحاظ کردن جابجایی‌های استاتیکی موجود قبل از وقوع زلزله انجام شده اند، لذا فرض می‌شود که بدنه‌ی سد در لحظه‌ی اول وقوع زلزله دارای جابجایی صفر است و در گام زمانی بعدی پس از اعمال شتاب زمین، بدنه‌ی سد حرکت می‌کند. لذا جابجایی بازگشتی گام اول برای شبکه در تمام تحلیل‌ها برابر صفر درنظر گرفته می‌شود. شکل ۶. ساختار شبکه‌ی NARX مورد استفاده برای تحلیل لرزه‌ای سد پاکویما را نشان می‌دهد[۱].

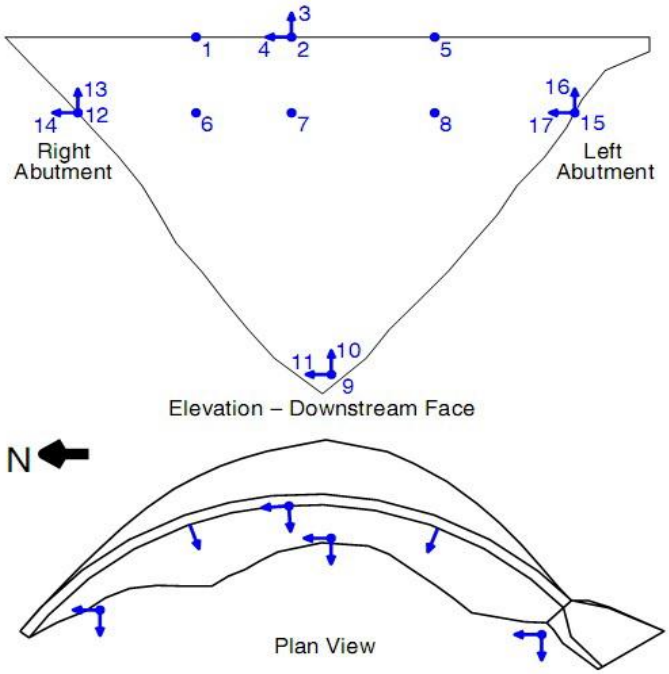


شکل 0- ساختار شبکه NARX مورد استفاده برای تحلیل لرزه‌ای سد پاکویما[۱]

۳- سد پاکویما

برای بررسی کارائی شبکه آموزش داده شده ، توپوگرافی واقعی سد پاکویما به عنوان یک ساختگاه شناخته شده برای بررسی مسائل تحریک غیریکنواخت تگیه گاهی ، مدل شد. سد پاکویما یک سد بتنی قوسی به ارتفاع ۱۱۳ متر و طول تاج ۱۸۰ متر است که در کوه‌های سن گابریل و در ۵ مایلی شمال سن فرناندو و در نزدیکی لس آنجلس و جنوب کالیفرنیا، واقع شده است. ضخامت بدنه سد از ۳ متر در تاج تا ۳۰ متر در کف متغیر است. بدنه سد از ۱۱ کنسول به عرض ۱۵.۳ متر با درزهای عمودی

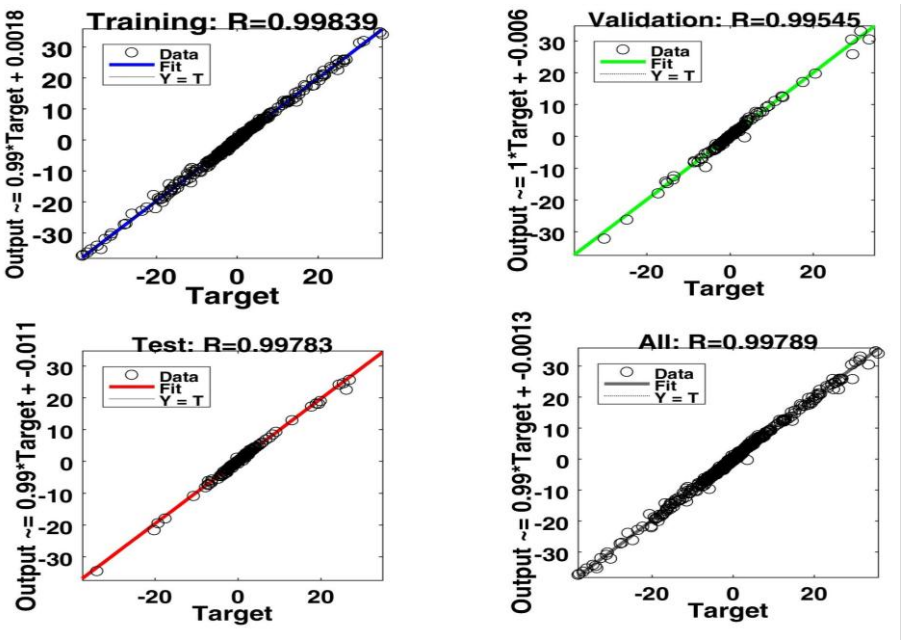
تشکیل شده که در بین آنها کلیدهای برشی به عمق ۳۰ سانتی متر تعبیه شده است. آرایه شتاب سنج‌های نشان داده شده در شکل(۷) برای ثبت ۱۷ مؤلفه‌ی جابجایی طراحی شده است. شتاب سنجهای ۱ تا ۸ بر روی بدنه سد و جهت ارزیابی پاسخ سازه قرار گرفته‌اند. شتاب سنجهای ۲ تا ۴ در مرکز تاج قرار دارند و حرکت در جهات مختلف را ثبت می‌نمایند. شتاب سنجهای ۱ و ۵ در محل یک سوم راست و یک چهارم چپ در تراز تاج و شتاب سنجهای ۶ ، ۷ و ۸ متناظر شتاب سنجهای ۱ ، ۲ و ۵ در تراز ۸۰٪ ارتفاع سد، مولفه شعاعی را ثبت می کنند. شتاب سنج‌های ۹ تا ۱۷ در نزدیکی پی و تکیه گاه‌های سد و در رویه پایین دست سد قرار دارند. شتاب سنجهای ۹ تا ۱۱ در ارتفاع ۳ متر از پای سد در رویه پایین دست نصب شده اند و مولفه‌های مختلف حرکت زمین در محل پی سد را ثبت می کنند. شتاب سنجهای ۱۲ تا ۱۷ نیز مولفه‌های مختلف حرکت در محل اتصال سد به تکیه‌گاهها را ثبت می‌نمایند. با توجه به امتداد تقریبا شمالی جنوبی محور سد، مولفه‌های افقی شعاعی و مماسی به ترتیب در راستای شرق-غرب (در جهت جریان) و شمال-جنوب (عمود به جهت جریان) قرار دارند. تعدد شتاب سنج‌های نصب شده در نقاط مختلف بدنه این سد و تعدد وقایع زمین‌لرزه ثبت شده در ساختگاه آن در کنار ساختگاه نسبتا همگن این سد بستری مناسب برای بررسی پدیده اثرات توپوگرافی و پاسخ واقعی سد به تحریک غیر یکنواخت تکیه گاهی در طول یک زمین‌لرزه را فراهم کرده است[۱۶].



شکل۷- محل قرار گیری شتاب سنجها روی بدنه وتکیه گاههای سد پاکویما[16]

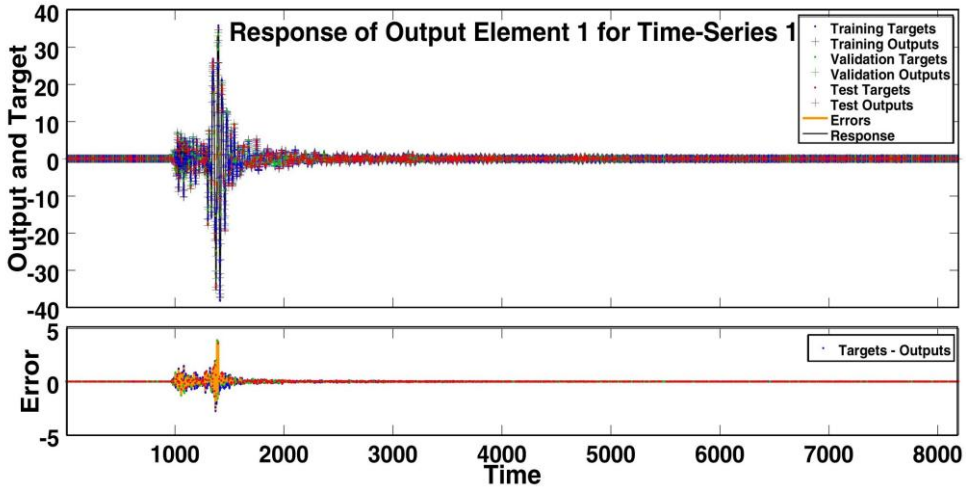
۴- نتایج تحلیل

در این بخش ابتدا شبکه عصبی مصنوعی NARX آموزش داده می شود. سپس در ادامه از شبکه آموزش داده شده برای تولید شتابهای غیر یکنواخت تکیه گاهی در نقاط مختلف ساختگاه سد پاکویما استفاده می شود.



شکل۸- رگرسیون داده های ورودی و خروجی روی شبکه آموزش داده شده در کانال ۴ و ۱۱ طی زلزله ۲۰۰۱

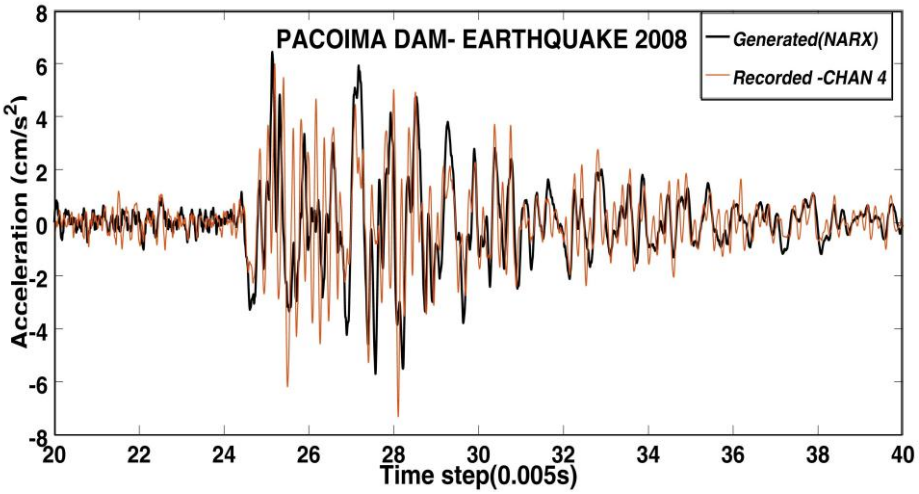
برای آموزش این شبکه از رکوردهای واقعی روی سد که زلزله های مختلفی در سالهای ۱۹۹۴ ، ۲۰۰۱ و ۲۰۰۸ را تجربه کرده، استفاده می شود. با توجه به شکل ۷ که محل قرار گیری تمام شتاب سنج ها روی آن نشان داده شده است، برای آموزش شبکه از رکوردهای کف دره و روی تاج سد در سال ۲۰۰۱ استفاده می شود. سپس در ادامه با استفاده از شبکه آموزش داده شده برای هر زوج کانال نشان داده شده، رکوردهای زلزله در طی سال ۲۰۰۸ تولید و با مقادیر واقعی ثبت شده مقایسه می شود. برای این منظور ابتدا کانالهای ۱۱ و ۴ روی کف دره و تاج سد با رکوردهای زلزله ۲۰۰۱ آموزش داده می شوند. چنانکه در شکل ۸ دیده می شود، شبکه آموزش داده شده از همگرایی بسیار بالایی برخوردار می باشد. همچنین چنانکه در شکل ۹ نیز مشاهده می شود، خطای ایجاد شده در شبکه آموزش داده شده در محدوده مجاز قرار دارد.



شکل۹- نمودار خطای ایجاد شده در شبکه آموزش داده شده در کانال ۴

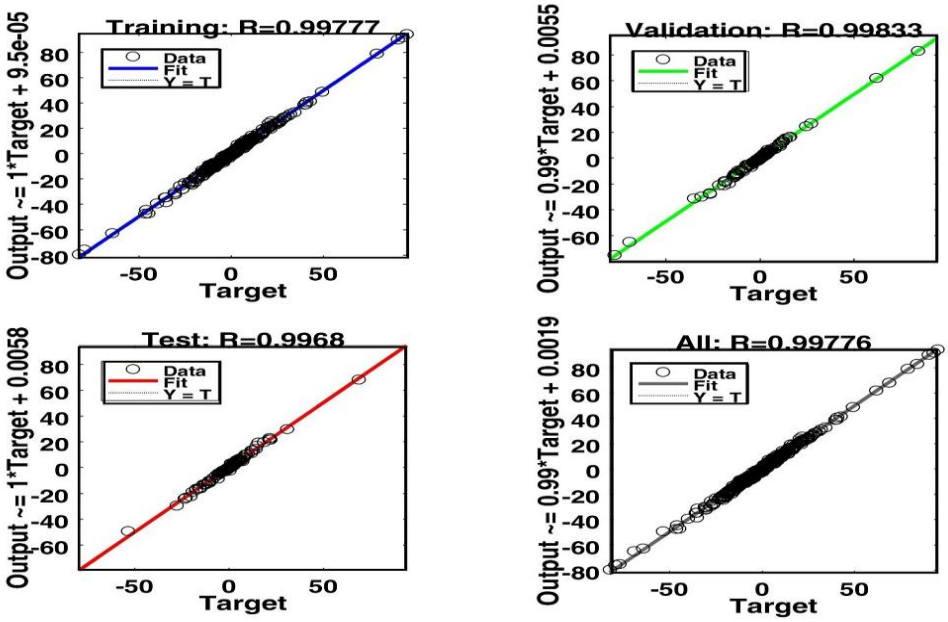
بعد از اطمینان از صحت شبکه آموزش داده شده، اقدام به تولید شتاب با استفاده از این شبکه می نماییم. برای این منظور رکورد ثبت شده روی سد در کف دره طی سال ۲۰۰۸ به عنوان ورودی به شبکه وارد شده و خروجی این شبکه را با رکرود واقعی ثبت شده در روی تاج سد کانال ۴ مقایسه می کنیم. همانگونه که در شکل ۱۰ مشاهده می شود، شتاب تولید شده با

استفاده از این شبکه انطباق مناسبی با رکورد واقعی ثبت شده را دارد. علاوه بر دقت مناسب این روش، زمان بسیار کوتاه تحلیل هم از ویژگی های بارز روش استفاده می باشد.



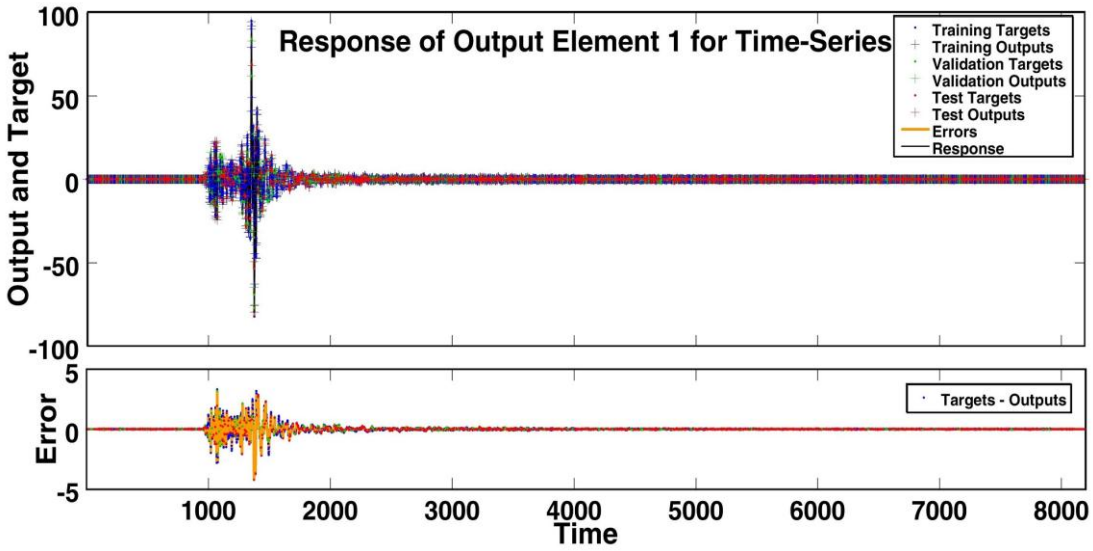
شکل ۱۰- مقایسه شتاب تولید شده با استفاده از شبکه آموزش داده شده و رکورد واقعی ثبت شده روی ساختگاه در کانال ۴

در ادامه تحلیل های انجام شده در این قسمت، برای اطمینان از دقت روش شبکه عصبی NARX، به تولید شتاب روی کانالهای دیگر پرداخته شد.

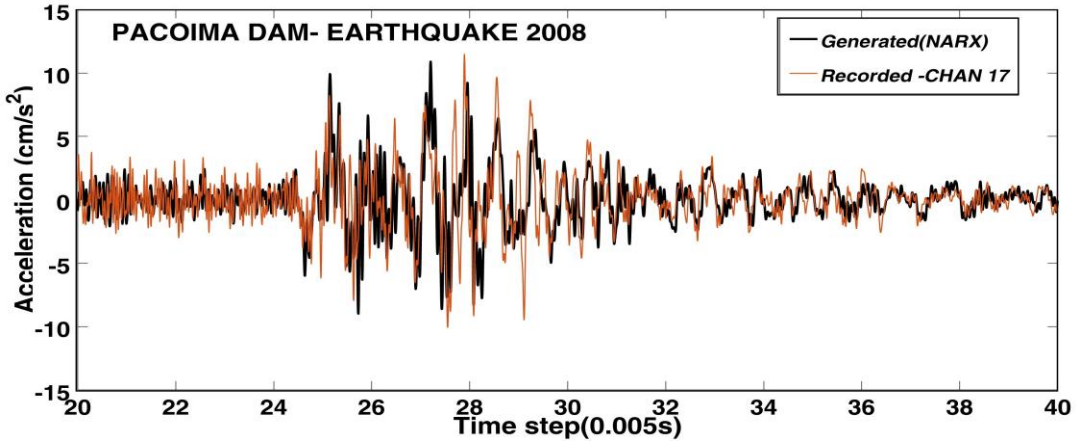


شکل۱۱- رگرسیون داده های ورودی و خروجی روی شبکه آموزش داده شده در کانال ۱۷ و ۱۱ طی زلزله ۲۰۰۱

به این منظور از رکوردهای ثبت شده روی کانالهای ۱۱ و ۱۷ روی کف و دیواره سد استفاده شد. شکل ۱۲ خطای حاصل شده از آموزش شبکه را نشان می دهد که در محدوده مجاز قرار دارد. بعد از آموزش شبکه رکوردهای کف دره روی کانال ۱۱ به شبکه آموزش داده شده وارد و شتاب خروجی از این شبکه با رکورد واقعی ثبت شده روی کانال ۱۷ مقایسه شد. چنانکه در شکل ۱۳ قابل مشاهده هست، شتاب خروجی از شبکه انطباق مناسبی با شتاب ثبت شده واقعی روی بدنه سد دارد.

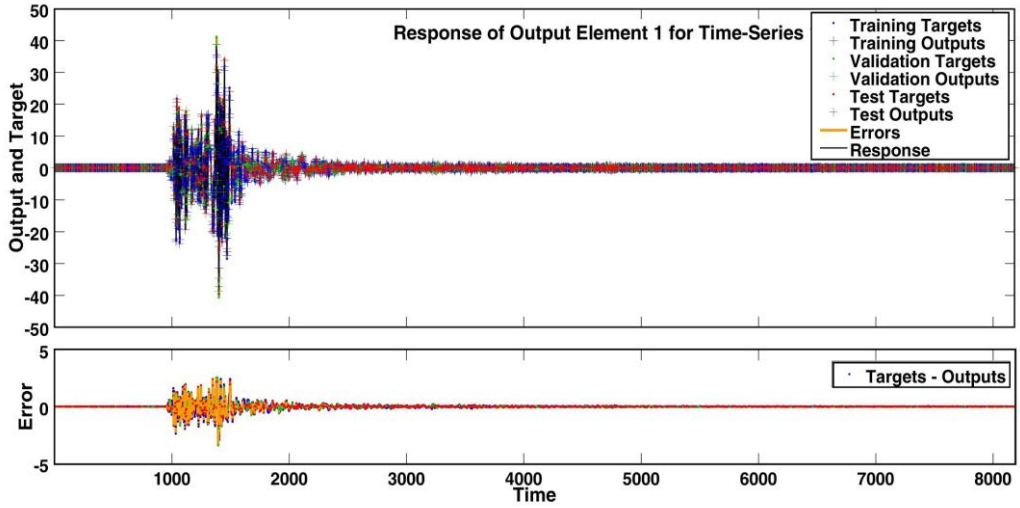


شکل۱۲- نمودار خطای ایجاد شده در شبکه آموزش داده شده در کانال ۱۷

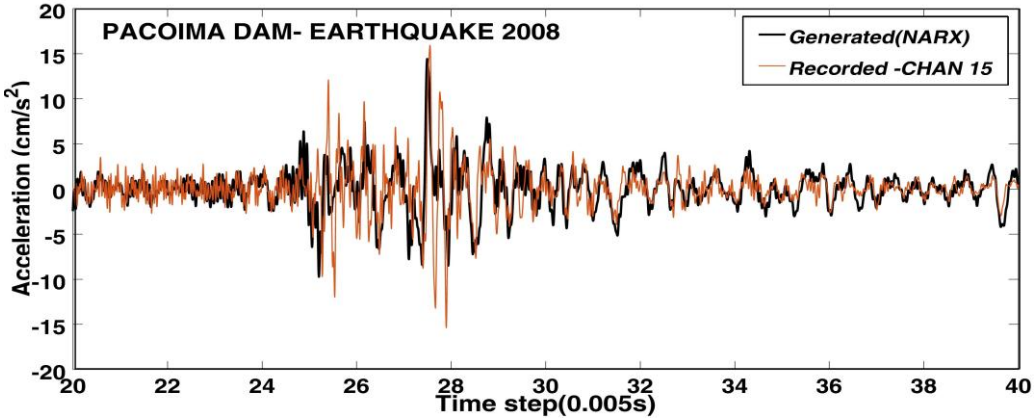


شکل۱۳- مقایسه شتاب تولید شده با استفاده از شبکه آموزش داده شده و رکرود واقعی ثبت شده روی ساختگاه در کانال ۱۷

در ادامه تحلیل های صورت گرفته برای نشان دادن توانایی شبکه عصبی برای تولید شتابهای غیر یکنواخت تکیه گاهی از رکوردهای کانال ۹ و ۱۵ در راستای جریان استفاده می شود. برای این منظور از رکوردهای کانال ۹ و ۱۵ در سال ۲۰۰۱ برای آموزش شبکه استفاده می شود. سپس از شبکه عصبی برای تولید شتابهای غیر یکنواخت در سال ۲۰۰۸ استفاده می شود. با توجه شکل ۱۴ می توان دید که خطای حاصل از پردازش با روش شبکه عصبی در محدوده کمتر از ۱۰ درصد قرار گرفته است، که برای تولید شتاب محدوده مناسبی می باشد. چنانکه در شکل ۱۵ دیده می شود، شتاب تولیدی با این شبکه انطباق مناسبی با رکورد واقعی ثبت شده دارد. نتایج حاصل شده از این قسمت نشان دهنده این موضوع است که روش شبکه عصبی می تواند به عنوان جایگزینی برای روشهای بسیار وقت گیر و پیچیده روشهای عددی دیگر برای پیش بینی شتاب های یکنواخت و غیر یکنواخت روی بدنه و یا تکیه گاه سازه های مهم همانند سد در صورت دسترسی به داده های مناسب ، استفاده شود.



شکل۱۴- نمودار خطای ایجاد شده در شبکه آموزش داده شده در کانال ۱۵



شکل۱۵- مقایسه شتاب تولید شده با استفاده از شبکه آموزش داده شده و رکورد واقعی ثبت شده روی ساختگاه در کانال ۱۵

۵- جمع بندی و نتیجه گیری

در این پژوهش سعی شد با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی، شتابهای غیر یکنواخت تکیه گاهی روی بدنه سد بتنی قوسی پاکویما ایجاد شود. برای این منظور ابتدا شبکه NARX که یک شبکه دینامیکی می باشد و برای تولید سری های زمانی مورد استفاده قرار می گیرد، انتخاب شد. سپس در ادامه این شبکه با استفاده از رکوردهای واقعی ثبت شده در روی سد پاکویما ، که زلزله های مختلف را تجربه کرده، آموزش داده شد. در ادامه با استفاده از این شبکه آموزش داده شده، شتابهای غیر یکنواخت در نقاط مختلف سد برای زلزله های دیگر تولید و با موارد ثبت شده مقایسه شد. نتایج حاصل شده نشان داد که روش استفاده شده علاوه براین که از دقت مناسبی برای پیش بینی شتاب برخوردار است، از نظر زمانی نیز بسیار بصرفه و در کمترین زمان ممکن می توان با این روش برای پیش بینی شتاب در نقاط مختلف استفاده کرد.

۶- مراجع

۱. محجوب،ح.(۱۳۹۳).ارزیابی رفتار سدهای بتنی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز، ایران.

2. Wang, X. Kang, F. Li, J. and Wang, X. (2012). Inverse parametric analysis of seismic permanent deformation for earth-rock fill dams using artificial neural networks, Mathematical Problems in Engineering.

3. Kim, Y. S. and Kim, B. T. (2008). Prediction of relative crest settlement of concrete-faced rock fill dams analyzed using an artificial neural network model, Computers and Geotechnics, Vol. 35, pp. 313-322.

4. Kao, CY. and Loh, CH. (2013). Monitoring of long term static deformation data of Fei-Tsui arch dam using artificial neural network-based approaches, Structural Control & Health Monitoring, Vol. 20, pp. 282-303.

5. Ghaffarzadeh, H. (2013) Response Spectrum Based Generation of Spatially Varying Earthquake Using Artificial Neural Networks. IJST, Transactions of Civil Engineering, Vol. 37, No. C2, pp 233-242.

6. Ghaffarzadeh, H. (2015) Generation of Spatially Varying Ground Motion Based on Response Spectrum using Artificial Neural Networks. International Journal of Science and Engineering Investigations vol. 4, issue 38, ISSN: 2251-8843.

7. Ghaffarzadeh, H and Izadi, M. (2008) Artificial Generation of Spatially Varying Seismic Ground Motion Using Anns. The 14 th World Conference on Earthquake Engineering October 12-17, Beijing, China.

8. Tarinejad, R. Mahjoob, H. Roshanravan, A. (2014). Development of a Neural-Autoregressive Model for Time History Analysis of an Arch Dam-Reservoir System, 10th ICCE, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

9. Mata, J. (2011). Interpretation of concrete dam behavior with artificial neural network and multiple linear regression models, Engineering Structures, Vol. 33, pp. 903-910.

10. Joghataie, A. Shafiei Dizaji, M and Shafiei Dizaji, F. (2012). Neural Network Software for Dam-Reservoir-Foundation Interaction. International Conference on Intelligent Computational Systems (ICICS'2012) Jan. 7-8, Dubai.

11. Joghataie, A. Shafiei Dizaji, M. (2013). Designing High-Precision Fast Nonlinear Dam Neuro-Modelers and Comparison with Finite-Element Analysis. JOURNAL OF ENGINEERING MECHANICS © ASCE.

12. Jeon, J. Lee, J. Shin, D. and Park, H. (2009). Development of dam safety management system, Advances in Engineering Software, Vol. 40, pp. 554-563.

13. Stojanovic, B. Milivojevic, M. Ivanovic, M. Milivojevic, N. and Divac, D. (2013). Adaptive system for dam behavior modeling based on linear regression and genetic algorithms, Advances in Engineering Software, Vol. 65, pp. 182-190.

14. Demirkaya, S. and Balcilar, M. (2012). The contribution of soft computing techniques for the interpretation of dam deformation, TS01F, Dam and Reservoir Engineering Surveying, Rome, Italy.

15. Haykin, S. (1999). Neural Networks: a comprehensive foundation, Englewood Cliffs, Prantice Hall, USA.

16. Tarinejad, R, Fatehi R and Harichandarn, R.S. (2013), "Response of an arch dam to non-uniform excitation generated by a seismic wave scattering model", Soil Dynamics and Earthquake Engineering, Volume 52, Pages 40-54.