

تولید شتابنگاشت مصنوعی زلزله با استفاده از شبکه عصبی فازی

پیمان شادمان حیدری

دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران شرق، تهران، ایران

مهدی امری

دانشگاه آزاد اسلامی، عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد مراغه، مراغه، ایران

محمد خراسانی

دکتری مهندس زلزله، دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران

Email: peyman_shademan@yahoo.com

تاریخ پذیرش نهایی: ۹۴/۱۱/۱۱

تاریخ دریافت: ۹۴/۰۸/۱۱

چکیده:

نیاز روزافزون به تحلیل دینامیکی تاریخچه زمانی و عدم وجود شتابنگاشت‌های مناسب در مناطق مختلف، تولید شتابنگاشت‌های مصنوعی سازگار با طیف طرح را ضروری می‌سازد. هدف اصلی این تحقیق ارائه روشی نوین، بر اساس تبدیل بسته موجک و روش‌های هوش مصنوعی برای تولید شتابنگاشت مصنوعی زلزله سازگار با طیف طرح بر اساس مقدار بزرگا، فاصله از گسل و طیف مربوطه می‌باشد. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی فازی و آنالیز موجک پکت برای رسیدن به هدف مورد نظر استفاده خواهد شد. روش کار بدین صورت است که ابتدا شتابنگاشت‌های زلزله با توجه به شرایط ساختگاهی مشخص، بزرگا و فاصله از مبدا زلزله جمع‌آوری شده و سپس طیف این شتابنگاشت‌ها برای آموزش با شبکه‌های عصبی فازی بدست می‌آید. طیف‌های کاهندگی بر اساس اطلاعات موجود در منطقه با استفاده از روش‌های رگرسیون‌گیری غیرخطی ریاضی بدست آمده و سپس با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی ارتباط بین رکورد های زلزله و طیف‌های بدست آمده از هر رکورد بدست می‌آید. در این بخش با استفاده از آنالیز موجک پکت شتابنگاشت‌ها به زیرشتابنگاشت‌ها (ضرایب موجک) تجزیه شده و در مرحله بعد با کمک گرفتن از شبکه‌های عصبی فازی رابطه بین طیف‌های پاسخ شتابنگاشت‌ها با ضرایب موجک پکت بدست می‌آید.

کلید واژگان: شتاب نگاشت مصنوعی، شبکه عصبی فازی، آنالیز موجک پکت، ضرایب موجک

۱- مقدمه

شبیه‌سازی تئوری موجه با رویکرد متفاوت و نگاه قطعی‌تری نسبت به روش‌های تصادفی، به پیش‌بینی و تولید شتابنگاشت مصنوعی می‌پردازد. همچنین در روش‌های ترکیبی جنبه‌های شناخته شده و معلوم انتشار موج، به صورت قطعی در نظر گرفته می‌شود و جنبه‌های غیر-معلوم، بصورت تصادفی مدل می‌شوند [۱]. هلنبرگر^{۱۲} و اورکوت^{۱۳} در ۱۹۸۲ از توابع ساده شده گرین استفاده کردند، که تنها شامل اثرات پخش هندسی بود و تأثیرات الگوی تابش و تابع دریافت را شامل نمی‌شد [۲]. سمرویل و همکاران^{۱۴} (۱۹۹۱) روندی را برای شبیه‌سازی تاریخچه زمانی شتاب برای زلزله‌های بزرگ ارائه کردند [۳]. در سال ۱۹۹۴ هاپینگ^{۱۵} مدل سینماتیکی کامپیوتری را برای بهبود چنین پیش‌بینی‌هایی توسعه داد [۴]. در سال ۱۹۹۶ سبتا و پوگلیز^{۱۶} از داده‌های زلزله مربوط به ایتالیا برای مطالعه روابط کاهندگی طیفی و تولید شتابنگاشت مصنوعی زلزله استفاده کردند که شتابنگاشت تولید شده تابعی از بزرگا، فاصله و ژئولوژی مربوط به منطقه بود [۵]. هاسنر^{۱۷} شتابنگاشت زلزله را بصورت فرآیند تصادفی مدل کرد. او شتابنگاشت را بصورت قطار پالس‌های تصادفی با دامنه معین و فواصل زمانی تصادفی شبیه‌سازی کرد [۶]. تسای^{۱۸} برای تطبیق طیف پاسخ شتابنگاشت تولید شده با طیف طرح، شتابنگاشت سازگار با طیف را با استفاده از تکنیک‌های بالا و پایین بردن طیف تولید کرد [۷]. اسکانلن و ساچس^{۱۹} (۱۹۷۴) روشی بر پایه مفهوم توسعه یافته توسط چنینگر و هاسنر و تیسای برای تولید چندین شتابنگاشت متنوع و قابل قبول ارائه کردند [۸]. ساراگونی و هارت^{۲۰} (۱۹۷۴) با تعمیم این تحقیقات روشی را برای تولید شتابنگاشت مصنوعی زلزله توسعه دادند. این روش از ترکیب تغییرات زمانی متوسط مربعات دامنه‌ها و محتوای فرکانسی، روند آنالیز را به واقعیت نزدیکتر می‌کند [۹]. کاول^{۲۱} (۱۹۷۸) یک روند جایگزین برای روش قبلی توسعه داد. در این روش برای بدست آوردن طیف پاسخ با اصلاحات مطلوب، طیف فوریه یک تاریخچه زمانی آزمایشی اصلاح می‌شود [۱۰]. اینگر و راو^{۲۲} (۱۹۷۹) روشی را برای طراحی مهندسی ارائه کردند که در آن به بازنمایی سری فوریه پرداختند و تضمین کردند که طیف پاسخ همواره بالای طیف طرح در هر مرحله از محاسبات باشد [۱۱]. بعدها یک رویکرد

ساده محاسباتی مؤثر توسط سیلوا^{۲۳} پیشنهاد شد. این روش برای شبیه‌سازی هزاران شتابنگاشت انتخاب شد که در محدوده وسیعی از پارامترها برای منبع، ساختگاه و مسیر موج متحرک بودند [۱۲]. بور^{۲۴} در سال ۱۹۸۳ پیش‌بینی حرکت‌های لرزه‌ای را بصورت تابعی از قدرت منبع بیان کرد، که اغلب به صورت مدل‌های مقیاس شده دامنه و فرکانس می‌باشند [۱۳]. در سال ۱۹۸۹ کیمورا و ایزومی^{۲۵}، یک روش ساده مهندسی را برای کنترل مشخصات زلزله ارائه کردند که زلزله را با برهم نهی تابع ساده ترکیب کند [۱۴]. ونبرگ در سال ۱۹۹۰ از توابع گرین تجربی برای مقید کردن مسیر انتشار و اطلاعات مربوط به بازتاب ساختگاه استفاده کرد [۱۵]. قدرتی و اشتیری از موجک برای تولید شتابنگاشت زلزله استفاده کرده‌اند. تبدیل موجک می‌تواند یک رکورد را به دو رکورد تقریب و جزئیات تجزیه کند [۱۶]. قدرتی و باقری با استفاده از الگوی کانای-تجیمی و آنالیز موجک، روشی را برای تولید شتابنگاشت زلزله ارائه کردند، جهت به دست آوردن پارامترهای الگو، وجود حداقل یک رکورد برای منطقه مورد مطالعه الزامی است [۱۷]. رضاییان و کیورقیان در سال ۲۰۱۰ روشی ابداع کردند که در آن روش، برای تولید کردن تاریخچه زمانی تصادفی جنبش زمین برای یک زلزله مشخص با مشخصات ساختگاهی معین، از یک مدل تصادفی پارامتری که بر پایه فرایند اغتشاش نویز سفید است، استفاده کردند [۱۸]. قابوسی و لین با توسعه دانش نگاشت معکوس، از طیف پاسخ به شتابنگاشت و استفاده از قدرت یادگیری شبکه‌های عصبی اقدام به تولید شتابنگاشت مصنوعی کردند [۱۹]. لی و هان با رویکردی متفاوت به ارائه روشی مبتنی بر شبکه‌های عصبی برای تولید شتابنگاشت مصنوعی و طیف پاسخ پرداختند [۲۰].

در این تحقیق، روشی جدید و مؤثر با استفاده از تبدیل ویولت پکت و توانمندی شبکه‌های فازی عصبی برای تولید شتابنگاشت زلزله ارائه می‌شود. از آنجا که در روش‌های ارائه شده برای آموزش از شبکه‌های عصبی به تنهایی استفاده می‌شود و زلزله شبیه‌سازی شده بر اساس یک طیف بدست می‌آید. در این تحقیق با کمک شبکه‌های فازی اقدام به تولید زلزله مصنوعی می‌شود و همچنین برای تولید زلزله مصنوعی ورودی شبکه‌ها علاوه بر طیف پاسخ پارامترهای جنبش نیرومند زمین هم می‌باشند که این پارامترها با استفاده از رگرسیون‌گیری غیرخطی بدست می‌آیند. بدیهی است با توجه به اطلاعات کمی که از رکوردهای قبلی وجود دارد، فرض مدل‌های تصادفی خاص مانند نویز سفید و یا فرایند گوسی برای شتابنگاشت‌ها کار ساز نبوده و خطای غیر قابل پیش‌بینی در محاسبات شبیه‌سازی لرزه نگاشت‌های مصنوعی پدید خواهد آورد.

¹²Helmberger¹³orcutt¹⁴Somerville, Sen, Cohee¹⁵Hutching¹⁶Sebttta and Pugliese¹⁷Husner¹⁸Tsai¹⁹Scanlan and saches²⁰Saragoni and hart²¹Kaul²²Iyengar and Rao²³Silva²⁴Boore²⁵Kimura and Izuma

۲- منطق فازی

در برخی از پدیده‌ها به دلیل پیچیدگی فوق‌العاده آنها امکان توصیف و تعریف دقیق سیستم با معادلات ریاضی حاکم بر آنها وجود ندارد. از طرفی در بسیاری از موارد یک توصیف تقریبی قابل قبول و قابل تجزیه و تحلیل برای مدلسازی اینگونه پدیده‌ها کفایت می‌کند، لذا به این منظور نیاز به ابزاری می‌باشد که بتوان این توصیف تقریبی از پدیده را بیان کرد. یکی از این ابزار که در توصیف و تعریف سیستم‌های پیچیده و مبهم وجود دارد، استفاده از ابزار محاسبات هوشمند یا نرم‌مانند شبکه‌های عصبی و مجموعه‌های فازی و یا ترکیب آنها با هم یا با الگوریتم‌های تکاملی نظیر الگوریتم ژنتیک می‌باشد. مجموعه‌های فازی حالت بسط یافته مجموعه‌های کلاسیک می‌باشند. مجموعه‌های کلاسیک دارای مرزهای کاملاً شفاف و صریح می‌باشند و هر عنصری یا بطور صریح عضو مجموعه‌ای خاص است و یا به آن مجموعه تعلق ندارد. عضویت عناصر به یک مجموعه فازی درجه‌بندی شده است. این مفهوم با استفاده از توابع عضویت بیان می‌گردد که به مجموعه‌های فازی توانایی انعطاف‌پذیری برای مدل‌سازی متغیرهای زبانی^{۲۶} را می‌دهد. اگر X مجموعه مرجع (فضای مورد بحث) و X نشانگر اعضای آن باشد، مجموعه فازی A در محیط X بصورت زوج مرتب زیر تعریف می‌شود:

(۱)

$$A = \left\{ (x, \mu_A(x)) \mid x \in X \right\}$$

که در آن $\mu_A(x)$ تابع عضویت می‌باشد. تابع عضویت $\mu_A(x)$ ، هر عضو x در مجموعه مرجع (فضای ورودی‌ها) را به یک عدد در بازه بسته $[0, 1]$ نگاشت می‌کند [۲۱]. در سیستم‌های فازی، رابطه بین متغیرها از طریق یک سری قوانین اگر-آنگاه فازی انجام می‌شود. فرم کلی بصورت زیر است.

(۲)

$$IF \ x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2 \dots THEN \ z \text{ is } B$$

قواعد اگر-آنگاه فازی از دو بخش فرض و نتیجه تشکیل می‌شود که بخش فرض همیشه به صورت فازی یا متغیر زبانی می‌باشد. به طور کلی دو نوع قاعده فازی وجود دارد که در نوع اول در هر دو قسمت فرض و نتیجه از مجموعه‌های فازی استفاده می‌شود که شکل آن بصورت زیر می‌باشد:

(۳)

$$IF \ x \text{ is } A \ THEN \ z \text{ is } B$$

نوع دیگری از قواعد فازی بصورت زیر می‌باشند. در این نوع از قواعد، فقط در بخش فرض از مجموعه‌های فازی استفاده می‌شود و قسمت نتیجه بصورت تابعی از متغیرهای زبانی بخش فرض می‌باشد [۲۱]:

$$IF \ x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2 \dots THEN \ z = f(x_1, x_2, \dots) \quad (۴)$$

۲-۱- سیستم استنباط فازی تطبیقی

یکی از مسائل مهم در ساخت سیستم‌های استنباط فازی، انتخاب توابع عضویت مناسب برای متغیرهای ورودی و خروجی سیستم می‌باشد. در انتخاب توابع عضویت، علاوه بر انتخاب نوع تابع، انتخاب مقادیر مناسب برای پارامترهای تابع نیز مهم می‌باشد. روش استنباط فازی تطبیقی اولین بار بوسیله جنگ در سال ۱۹۹۳ ابداع شد [۲۲]. روش پیشنهادی بدین صورت است که فرض کنید دو قانون با سیستم استنباط فازی TSK به شکل زیر وجود دارد:

(۵)

Rule 1: if x is A_1 and y is B_1 then

$$z_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$$

$$z_2 = p_2 x + q_2 y + r_2 \quad (۶)$$

Rule 2: if x is A_2 and y is B_2 then

در شکل ۱ ساختار کلی مدل سیستم استنباط فازی تطبیقی با دو ورودی x و y و دو قاعده مشابه روابط (۵) و (۶)، ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود این سیستم دارای پنج لایه می‌باشد. لایه اول: هر گره i در این لایه، یک گره تطبیقی^{۲۷} می‌باشد و با تابع زیر مشخص می‌شود:

(۷)

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2$$

$$O_{i-2}^1 = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 3, 4$$

در این روابط x و y مقادیر ورودی به گره A_i و B_{i-2} عبارات زبانی (مانند کوچک، بزرگ و ...) می‌باشند. هر نوع تابع عضویتی می‌تواند بعنوان $\mu_{A_i}(x)$ و $\mu_{B_{i-2}}(y)$ استفاده شود، مانند تابع عضویت گوسی که بصورت زیر نمایش داده می‌شود:

(۸)

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left\{ - \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right\}$$

¹⁵ Adaptive node

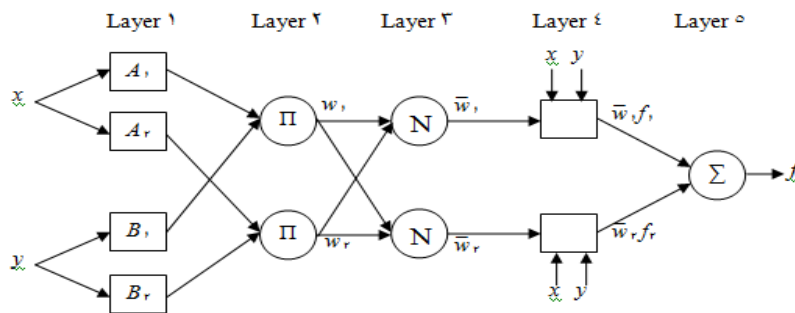
¹⁴ Linguistic Variables

لایه سوم: گره‌های این لایه نیز از نوع گره‌های ثابت می‌باشند که با N نمایش داده شده است. i امین گره این لایه، نسبت توان آتش i امین قاعده را به مجموع توانهای آتش قواعد دیگر محاسبه می‌کند.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (10)$$

در این روابط $\{a_i, c_i\}$ پارامترهای تابع عضویت هستند. همچنان که پارامترها تغییر می‌کنند شکل توابع عضویت نیز تغییر می‌کند. لایه دوم: تعداد گره‌ها در این لایه با تعداد قوانین اگر-آنگاه فازی برابر می‌باشد و ورودی به هر گره بیان‌کننده یک قاعده فازی می‌باشد، خروجی هر گره نیز حاصلضرب جبری درجه عضویت توابع می‌باشد. در این لایه علاوه بر عملگر ضرب جبری، هر عملگر t-نرم دیگری می‌تواند بر روی مقادیر ورودی‌های گره‌ها اعمال شود.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \wedge \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (9)$$



شکل ۱- ساختار کلی مدل‌های تطبیقی استنباط فازی با دو متغیر ورودی و یک متغیر خروجی [۲۲]

۲-۲- سیستم استنباط فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)

در مدل ANFIS پارامترهای شکل توابع عضویت و پارامترهای بخش نتیجه توسط الگوریتم آموزش ترکیبی که شامل دو روش کمترین مربعات و گرادیان نزولی است، محاسبه و بهینه می‌شوند. برای بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت به مجموع داده‌های ورودی-خروجی و یک سری قوانین اگر-آنگاه فازی که با استفاده از آنها بتوان تابع مورد نظر را تخمین زد نیاز است.

$$(13)$$

k: شماره داده

$$o^k = f(x_1^k, x_2^k)$$

مقدار خطا در هر مرحله از رابطه (۱۴) قابل محاسبه می‌باشد.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y^k - o^k)^2 \quad (14)$$

o^k خروجی سیستم استنباط فازی و y^k خروجی مطلوب مجموعه داده‌ها و N تعداد داده‌ها می‌باشد.

خروجی‌های این لایه توانهای آتش نرمالیزه شده^{۱۶} نیز نامیده می‌شوند.

لایه چهارم: هر گره آدر این لایه، یک گره تطبیقی می‌باشد و با تابع زیر مشخص می‌شود:

$$O_i^4 = \bar{w}_i z_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2 \quad (11)$$

p_i, q_i, r_i پارامترهای این لایه می‌باشند که پارامترهای نتیجه^{۱۷} نامیده می‌شوند.

لایه پنجم: تنها گره این لایه، یک گره ثابت است که با \sum نشان داده شده است و خروجی نهایی را بصورت جمع مقادیر ورودی (مطابق رابطه) محاسبه می‌کنند [۲۲]

$$(12)$$

$$O_1^5 = \text{overall output} = \frac{\sum_i \bar{w}_i z_i}{\sum_i \bar{w}_i},$$

$$i = 1, 2$$

¹⁶ Normalized firing strengths

¹⁷ Consequent parameters

کدر رابطه بالا گام آموزش می باشد.

۲-۳- بسته موجکی

امروزه بسته موجکی (WP) بطور گسترده‌ای در تجزیه و تحلیل سیگنال‌ها کاربرد دارد. از خواص مهم بسته می‌توان به پراکنده‌بودن ماتریس ضرایب (sparsity)، کارایی محاسباتی بالا و از همه مهم‌تر به خاصیت Multiresolution آن اشاره کرد. در تبدیل بسته موجکی از خانواده‌ای از توابع ویولت و توابع مقیاسی مربوط به آنها برای تجزیه سیگنال اصلی به زیر شاخه‌ها استفاده می‌شود. تجزیه سیگنال بصورت متوالی در هر دو قسمت فرکانس بالا و پایین تکرار می‌شود تا به سلسله‌های بعدی تجزیه برسد. که در شکل شماتیک ۲ نشان داده می‌شود:

در هر گام آموزشی پارامترهای توابع بصورت زیر مورد تغییر قرار می‌گیرد.

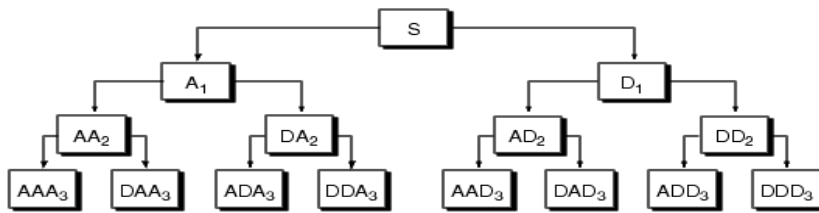
$$\alpha(k+1) = \alpha(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad \text{or} \quad \Delta \alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial \alpha} &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\partial (y^k - o^k)^2}{\partial \alpha} = \\ &= -\frac{2}{N} \sum_{k=1}^N (y^k - o^k) \frac{\partial o^k}{\partial \alpha} \end{aligned} \quad (16)$$

α در معادلات فوق هریک از پارامترهای موثر در خطا می‌باشند که اعم از پارامترهای توابع عضویت و پارامترهای بخش نتیجه قوانین اگر-آنگاه فازی، η ، ضریب سرعت یادگیری که از رابطه زیر بدست می‌آید [۲۲].

$$(17)$$

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha} \right)^2}}$$



شکل ۲- تجزیه سیگنال توسط تبدیل موجک پکت [۲۳]

بسته موجکی را می‌توان به صورت مجموعه‌ای از توابع پایه زیر بیان کرد:

که در آن P شاخص مقیاس، h شاخص جابجایی، h فیلتر پایین‌گذر و g فیلتر بالا‌گذر با رابطه زیر می‌باشد:

$$g(k) = (-1)^k h(1-k) \quad (20)$$

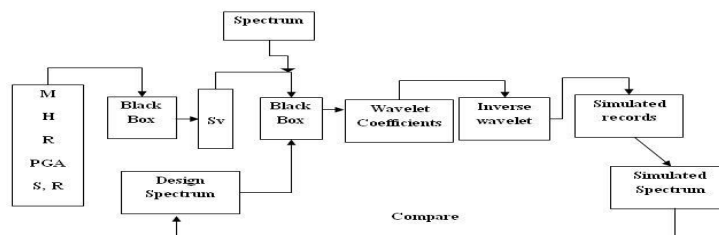
ضرایب WP در مقیاس و جابجایی دلخواه را می‌توان با استفاده از رابطه زیر برای سیگنال گسترده زمانی بدست آورد:

$$C_{n,k}^p = \sqrt{2^p} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} f(m) \cdot W_n(2^p m - k) \quad (21)$$

$$\begin{aligned} W_{2n}(2^{p-1} x - l) &= \\ &= \sqrt{2^{1-p}} \sum_m h(m-2l) \sqrt{2^p} W_n(2^p x - m) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} W_{2n+1}(2^{p-1} x - l) &= \\ &= \sqrt{2^{1-p}} \sum_m g(m-2l) \sqrt{2^p} W_n(2^p x - m) \end{aligned} \quad (19)$$

زلزله سازگار با طیف طرح بر اساس مقدار بزرگا، فاصله از گسل و طیف مربوطه می‌باشد. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی فازی و آنالیز موجک برای رسیدن به هدف مورد نظر استفاده شده است. روش کار بدین صورت است که ابتدا شتابنگاشتهای زلزله با توجه به شرایط ساختمانی مشخص، بزرگا و فاصله از مبدا زلزله جمع‌آوری شده و سپس طیف این شتابنگاشت‌ها برای آموزش با روش‌های هوش مصنوعی بدست می‌آید. اساساً فرایند کلی این تحقیق از دو بخش اساسی تشکیل شده است که بخش اول مربوط به تولید طیف‌های کاهندگی بر اساس اطلاعات موجود در منطقه با استفاده از روش‌های رگرسیون‌گیری غیر خطی ریاضی و بخش دوم نیز ارتباط بین رکورد‌های زلزله و طیف‌های بدست آمده از هر رکورد با استفاده از روش‌های مذکور می‌باشد. در بخش اول با استفاده از روش‌های رگرسیون‌گیری غیر خطی رابطه و مدل کاهندگی مناسبی برای ایران بدست آمده و در بخش دوم نیز با استفاده از آنالیز موجک شتابنگاشت‌ها به زیرشتابنگاشت‌ها (ضرایب موجک) تجزیه شده و در مرحله بعد با کمک گرفتن از روش‌های هوش مصنوعی رابطه بین طیف پاسخ شتابنگاشت‌ها با ضرایب موجک بدست می‌آید. بدین ترتیب در این روش الگوریتمی ارائه می‌شود که با دادن هر طیف و یا هر اطلاعاتی از منطقه می‌توان ضرایب متناظر با آن منطقه را با استفاده از اطلاعات آموزشی بدست آورد و در نهایت با معکوس تبدیل موجک به شتابنگاشت مورد نظر رسید که این شتابنگاشت، همان زلزله شبیه‌سازی شده برای منطقه مورد نظر می‌باشد که الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق به صورت کلی در شکل ۳ ارائه شده است.



شکل ۳- الگوریتم کلی روش پیشنهادی

که در آن X_1 تا X_r پارامترهای مستقل ورودی و Y پارامتر وابسته خروجی می‌باشد، که در این بخش، هدف تعیین تابع f با استفاده از شبکه‌های ANFIS می‌باشد. فرض کنید که یک مجموعه شتابنگاشت که مدت زمان وقوع آنها یکسان بوده دارای مقادیر طیفی پاسخ شبه سرعت در T نقطه دوره تناوب مجزا باشند و از طرفی با استفاده از آنالیز ویولت پکت، شتابنگاشت‌های مورد استفاده را تا تراز T تبدیل کرده و شتابنگاشت مورد نظر را از فضای واقعی به فضای تبدیل یافته موجکی انتقال می‌دهیم. که در این صورت رابطه (۲۶) به شکل رابطه زیر تبدیل خواهد شد:

$$C_{2n,l}^{P-1} = \sum_m h(m-2l).C_{n,m}^P \quad (22)$$

$$C_{2n+1,l}^{P-1} = \sum_m g(m-2l).C_{n,m}^P \quad (23)$$

همچنین می‌توان انرژی قسمتی از سیگنال را با استفاده از رابطه زیر بدست آورد:

$$Energy_n = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^n |C_{n,k}^P|^2 \quad (24)$$

استفاده از انرژی سیگنال در گره‌های مختلف W_P این امکان را می‌دهد که انرژی سیگنال را در بازه‌های مختلف فرکانسی و در زمان‌های مختلف مورد بررسی قرار گیرد. آنتروپی مربوط به ضرایب ویولت را نیز که خود معیاری از قابلیت پیش‌بینی سیگنال است مطابق رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$Entropy_n = - \sum_{k=1}^n |C_{n,k}^P|^2 \log |C_{n,k}^P|^2 \quad (25)$$

با استفاده از این معیار می‌توان به مقدار و نرخ تولید اطلاعات توسط یک سیستم پی برد. بنابراین می‌توان معیاری از ارتعاشات نامنظم سیگنال را به دست آورد.

۳- روش پیشنهادی برای تولید زلزله مصنوعی با استفاده از شبکه عصبی فازی

هدف اصلی این تحقیق ارائه روشی نوین، بر اساس تبدیل بسته موجکی و روش‌های هوش مصنوعی برای تولید شتابنگاشت مصنوعی

۴- استفاده از شبکه فازی عصبی و تولید زلزله مصنوعی

امروزه برای سیستم‌هایی با پیچیدگی بسیار زیاد که تنها داده‌های عددی ناچیز و اطلاعات مبهمی از سیستم در اختیار داریم، استدلال فازی بهترین راه شناخت رفتار اینگونه سیستمها می‌باشد. فرض کنیم که رابطه زیر به عنوان تابعی که از لحاظ ریاضی نامشخص است بین پارامتر خروجی و پارامترهای ورودی به عنوان مسئله معکوس که در بالا بیان شده برقرار است:

$$Y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_r) \quad (26)$$

که در آن $\psi(t)$ تابع موجک مادر می‌باشد که از موجک‌های DB10 در این تحقیق استفاده شده است. بکار بردن سایر توابع موجک نیز تغییری در نتایج بدست آمده ندارد و شکل ۴ فرایند تبدیل ویولت پکت تا تراز i را به طور شماتیک نشان می‌دهد. متغیرهای ورودی شبکه ANFIS، عبارت اند از X_1, X_2, \dots, X_r که این متغیرها همان مقادیر طیفی شبه سرعت می‌باشند و متغیر خروجی این شبکه $Y=C(i, j, k)$ می‌باشد که برابر است با k امین ضریب ویولت پکت در تراز i بسته موجکی j . ساختار کلی یک شبکه ANFIS (i, j, k) برای آموزش بین ورودی و خروجی در شکل ۵ ارائه شده است. در این شکل A_p و B_p در شبکه ANFIS متغیرهای زبانی هستند که به هر کدام از آنها توابع عضویت تعلق می‌گیرد و همچنین m تعداد rule های در نظر گرفته شده برای این شبکه می‌باشد که تعداد این rule ها بر اساس خوب آموزش دادن هر شبکه ANFIS تعیین می‌شود. شبکه (i, j, k) ANFIS برای k امین ضریب در تراز i ویولت i بسته موجکی j با توجه به ماتریس‌های ورودی و خروجی آموزش می‌بیند که در شکل ۶ ماتریس‌های ورودی و خروجی برای هر شبکه نشان داده شده است. تعداد طیف‌های پاسخ n (تعداد شتابنگاشت) موجود در آموزش و r تعداد نقاط طیف پاسخ n می‌باشد و L در این جداول تعداد رکوردهای آموزشی می‌باشد.

(۲۸)

$$C(i, j, k) = f(PSV'(T_1), PSV'(T_2), PSV'(T_3), \dots, PSV'(T_r))$$

که در آن $PSV'(T_r)$ مقدار عددی طیف شبه سرعت می‌باشد و $C(i, j, k)$ ضرایب ویولت پکت می‌باشند یعنی k امین ضریب ویولت پکت در بسته موجکی j و در تراز i می‌باشد.

در روش پیشنهادی لایه ورودی شبکه عصبی فازی، طیف پاسخ سرعت شتابنگاشت می‌باشد که در زیر ارائه شده است.

(۲۹)

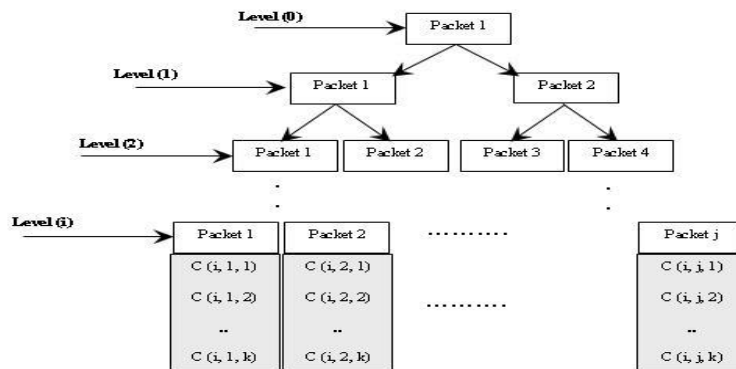
$$PSV(a_l, \xi) = \omega_l \max_t |x(t)|, \quad l=1,2,\dots,50, \quad \xi=5\%$$

$$\ddot{x}(t) + 2\xi\omega_l \dot{x}(t) + \omega_l^2 x(t) = -a_g(t) \quad (30)$$

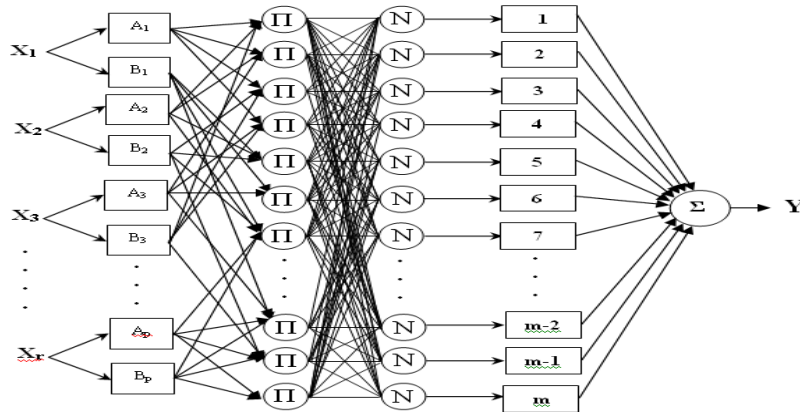
لایه خروجی هر شبکه ANFIS، $C(i, j, k)$ یعنی k امین ضریب ویولت پکت در تراز i و بسته موجکی j برای شتابنگاشتهای زلزله می‌باشد که r اعداد شتابنگاشت‌های موجود در آموزش شبکه می‌باشد.

(۲۷)

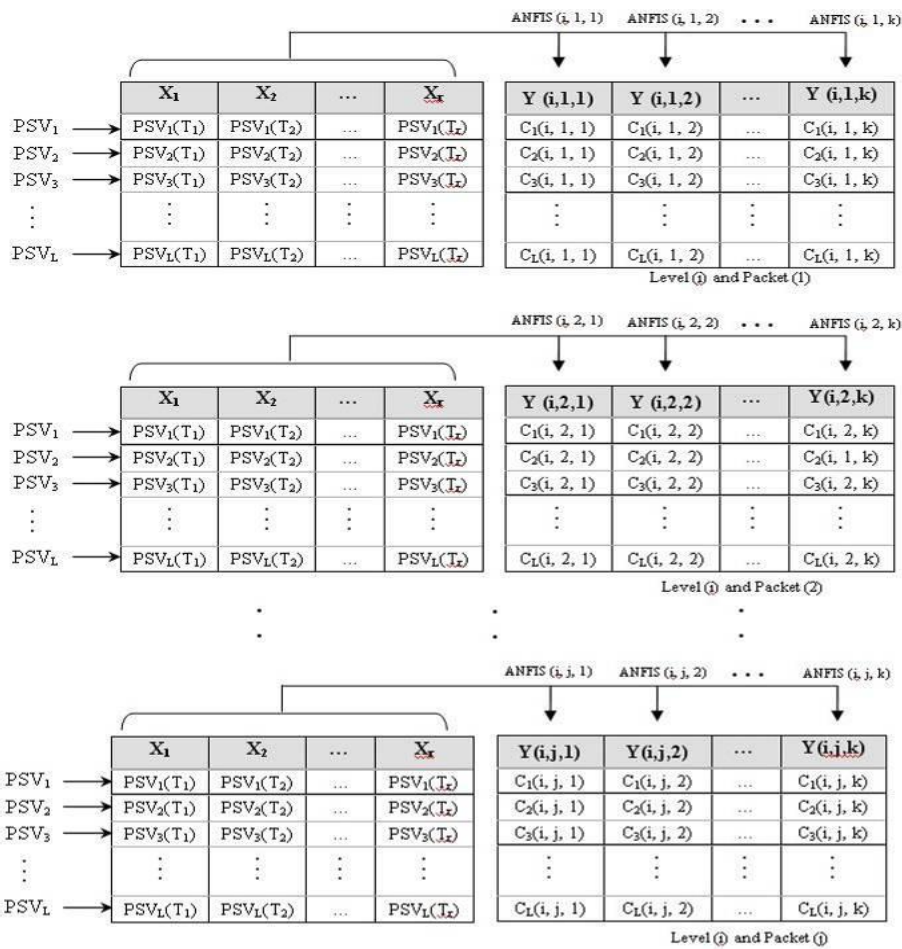
$$C(i, j, k) = \int_{-\infty}^{\infty} a_g(t) \psi(t) dt$$



شکل ۴- ضرایب ویولت پکت تا تراز i برای سیگنال ورودی



شکل ۵- ساختار کلی یک شبکه ANFIS(i,j,k) برای kامین ضریب ویولت پکت در بسته ژو تراز i



شکل ۶- ماتریس های ورودی و خروجی برای آموزش شبکه های ANFIS

معکوس، ضرایب بدست آمده در تراز i را تا تراز صفر برگردانده و به رکورد مصنوعی تولید شده می‌رسیم. همچنین برای بهبود نتایج در این تحقیق یک روش تکراری پیشنهاد می‌شود که ضرایب موجک

در نهایت پس از آموزش شبکه های ANFIS به منظور تولید رکورد مصنوعی با وارد کردن طیف طرح یا طیف پاسخ به هر کدام از شبکه های آموزش داده شده ضریب ویولت پکت مربوط به تراز i و بسته موجکی ز بدست می آید و سپس با استفاده از آنالیز ویولت پکت

شبکه‌های نیرو فازی تقسیم بندی شده‌اند. همه رکوردها در فاصله زمانی مجزا ۰,۰۲ ثانیه جمع‌آوری شده‌اند. بعد از اینکه شتابنگاشت‌های مختلف در سه دسته ۱۰ ثانیه، ۳۰ ثانیه و ۴۰ ثانیه دسته بندی شد، با اضافه کردن یک سری صفر برای شتابنگاشت‌هایی که طول کمتری دارند، شتابنگاشت‌ها در سه دسته با طول‌های یکسان (۱۰ و ۳۰ و ۴۰ ثانیه) قرار می‌گیرند. همچنین طیف رکوردها در هر گروه در ۱۰۰۱ نقطه فرکانسی مجزا با فاصله زمانی ۰,۰۲ و میرایی ۵ درصد محاسبه شده‌اند و با استفاده از آنالیز ویولت پکت تمامی رکوردهای هر گروه تا تراز ۴ تجزیه شده‌اند. به علاوه از نرم افزار MATLAB [۲۳] برای نوشتن برنامه روش پیشنهادی در هر بخش استفاده شده است.

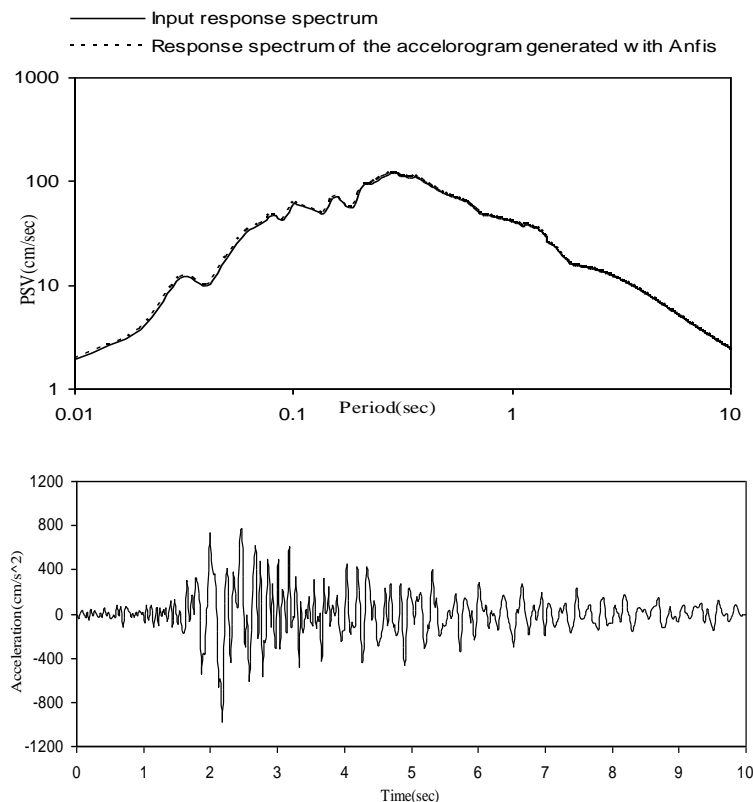
شکل ۷ تست نمونه‌هایی که در آموزش شبکه فازی عصبی، شرکت داشتند را نشان می‌دهند. همچنین در آموزش شبکه عصبی فازی با تغییر محدوده شعاع همسایگی می‌توان به نتایج بهینه در این زمینه دست یافت که در تحقیق حاضر با تغییر محدوده شعاع همسایگی در محدوده $0.15 \leq ra \leq 0.3$ نتایج بهینه بدست آمده است.

ایجاد شده در تبدیل بسته موجکی اصلاح شود که در معادلات زیر ارائه شده است.

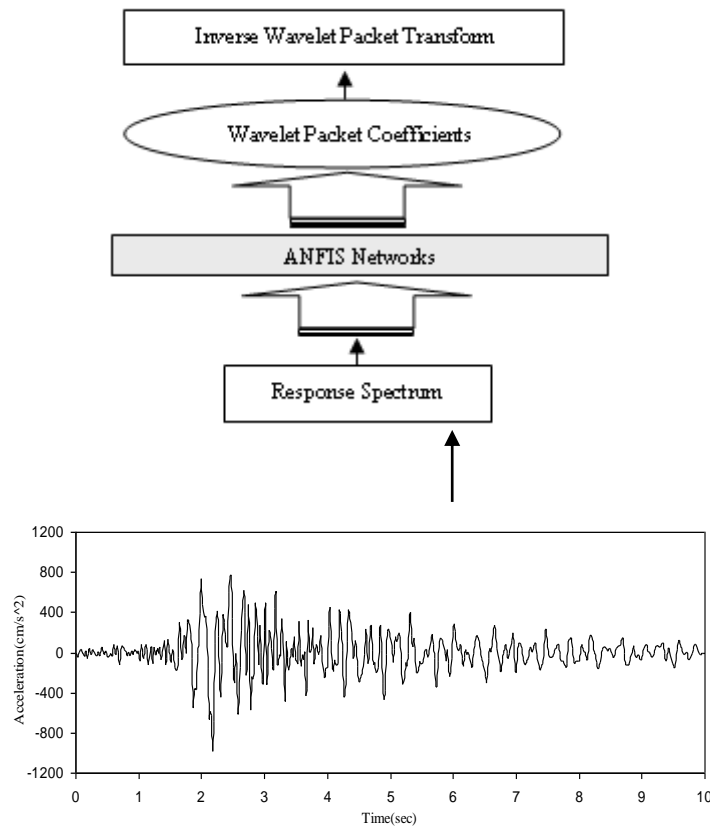
$$cD_j^{\text{mod}} = cD_j \frac{\int_{T_{1j}}^{T_{2j}} [PSV(T)]_{\text{target}} dT}{\int_{T_{1j}}^{T_{2j}} [PSV(T)]_{\text{calculated}} dT} \quad (31)$$

$$T_{1j} = 2^j \Delta t, \quad T_{2j} = 2^{j+1} \Delta t \quad (32)$$

که T_{1j} و T_{2j} محدوده پریود در مرحله j از جزئیات سیگنال در تبدیل موجک میباشد. در روش پیشنهادی طیف‌های پاسخ شبه سرعت با ضرایب ویولت پکت به طور جداگانه آموزش داده می‌شوند که این امر سبب آموزش بهتر شبکه‌های ANFIS شده و نتایج خیلی عالی و قابل قبولی را ارائه می‌دهند. در روش پیشنهادی در این تحقیق از ۶۶ رکورد شتابنگاشت مربوط به ایران که بر روی بستر سنگی جمع‌آوری شده برای تست روش پیشنهادی استفاده شده است. این ۶۶ شتابنگاشت بر اساس زمانهای ۱۰ و ۳۰ و ۴۰ ثانیه برای آموزش



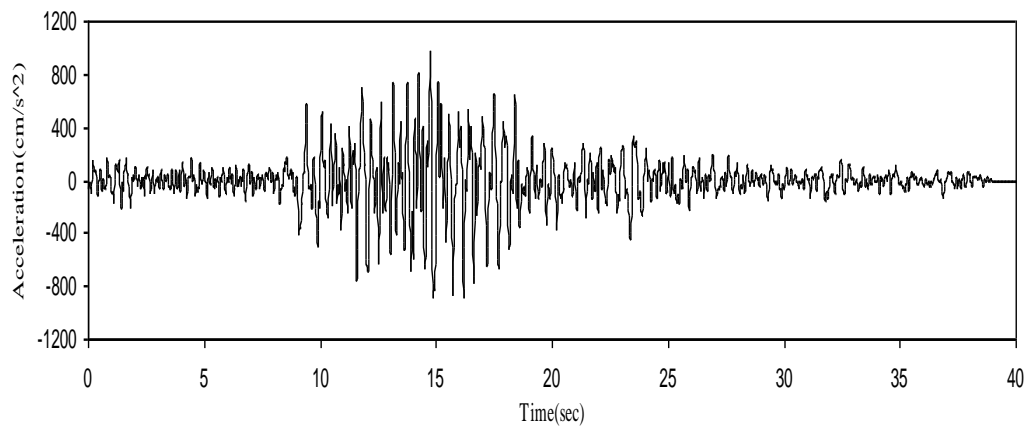
The accelerogram generated by ANFIS networks

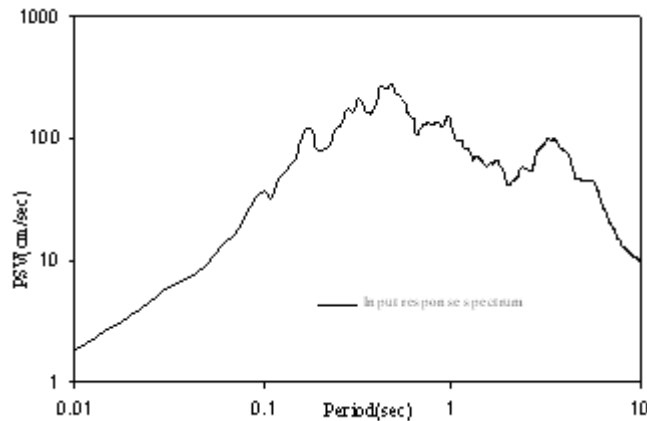


شکل ۷- تست شبکه های ANFIS برای مدت زمان ۱۰ ثانیه برای رکورد اهرام ۱۹۹۹ که در آموزش وجود دارد.

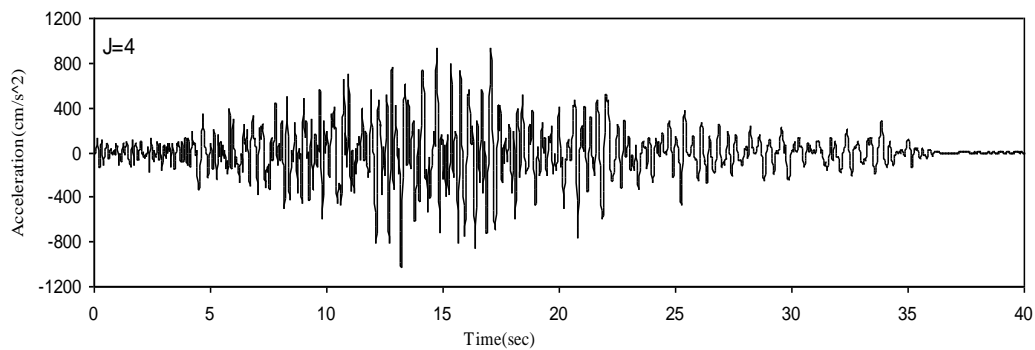
استفاده قرار گرفت که نتایج خروجی آن در اشکال ۹ و ۱۰ نشان داده شده است.

شکل ۸ رکورد و طیف پاسخ مربوط به زلزله بم که دارای مدت زمان ۴۰ ثانیه است را نشان می‌دهد. همچنین این رکورد که در بین نمونه های آموزشی وجود ندارد نیز به عنوان تست دیگر این شبکه‌ها مورد

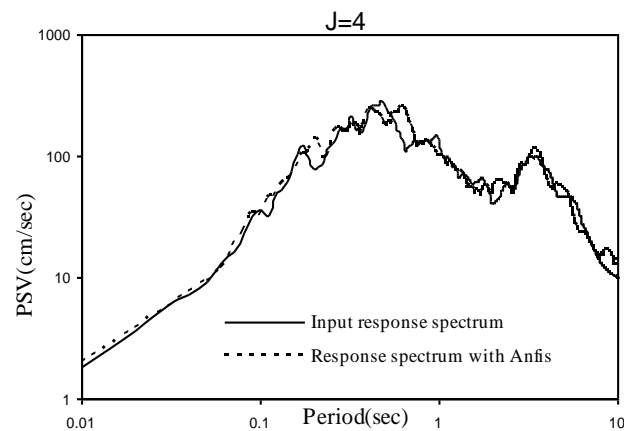




شکل ۸- طیف پاسخ شتابنگاشت زلزله بم در ایستگاه سیرج برای ورودی به شبکه های ANFIS آموزش داده شده



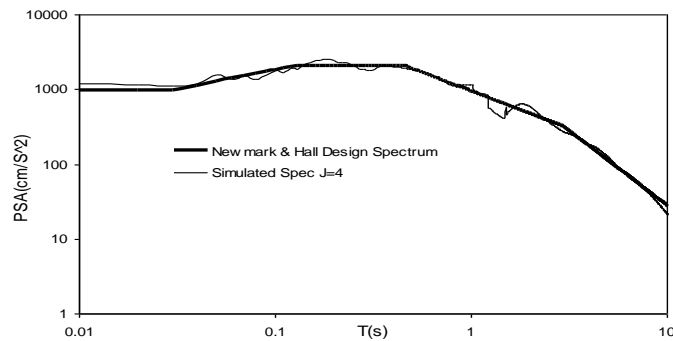
شکل ۹- رکورد های مصنوعی یکسان تولید شده برای تراز ویولت ۴ برای رکورد بم با استفاده از روش پیشنهادی برای مدت زمان ۴۰ ثانیه



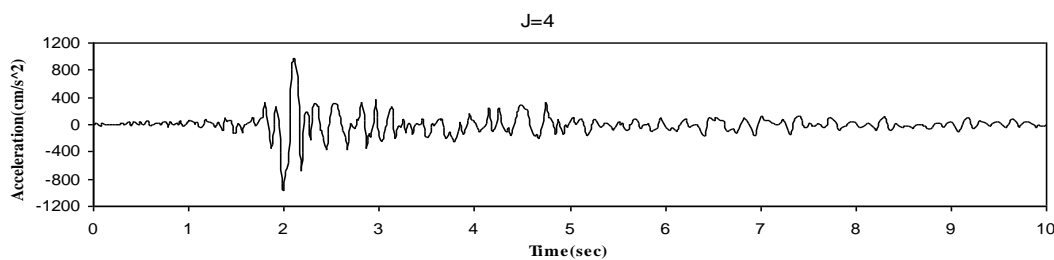
شکل ۱۰- مقایسه طیف های رکورد های مصنوعی تولید شده با طیف واقعی رکورد بم در تراز ویولت ۴ برای مدت زمان ۴۰ ثانیه

به همراه طیف پاسخ رکورد تولید شده در تراز ۴ را برای گروه زمانی ۱۰ ثانیه نشان می‌دهد و همچنین شکل ۱۲ رکورد مصنوعی تولید شده در تراز ۴ را برای گروه زمانی ۱۰ ثانیه نشان می‌دهد.

طیف شبه شتاب نیومارک هال را به شبکه پیشنهادی آموزش داده شده، در هر سه گروه ۱۰، ۳۰ و ۴۰ ثانیه داده و رکورد متناظر با این گروه ها در تراز ۴ بدست می‌آید. شکل ۱۱ طیف طرح نیومارک هال



شکل ۱۱- مقایسه طیف های رکورد های مصنوعی تولید شده با طیف نیومارک هال برای تراز ویولت ۴ برای مدت زمان ۱۰ ثانیه



شکل ۱۲- رکورد های مصنوعی تولید شده از طیف نیومارک هال برای تراز ویولت ۴ با استفاده از روش پیشنهادی برای مدت زمان ۱۰ ثانیه

۵- نتیجه گیری

رکوردهای مصنوعی، مشخص است که این طیف ها تطابق کاملا نزدیکی به هم دارند و زمانی که ورودی این شبکه ها طیف پاسخی باشد که در آموزش شبکه ها وجود داشته، رکورد مصنوعی و طیف پاسخ مشابهی شبیه طیف پاسخ ورودی می دهد که طبق نتایج برای هر سه گروه زمانی ۱۰، ۳۰ و ۴۰ ثانیه به ترتیب طیف پاسخ زلزله های اهرام، اهر و تربت حیدریه که در آموزش شرکت داشتند را داده و پس از مقایسه نتایج میزان خطای RMSE برای هر سه طیف برابر صفر شده است. همچنین با دادن طیف پاسخ زلزله ماکو که در آموزش شرکت نداشت برای مدت زمان ۴۰ ثانیه مقدار این خطا برابر ۰،۰۰۲۸۲ و برای طیف پاسخ زلزله زررات برای گروه ۳۰ ثانیه که در آموزش وجود نداشت نیز مقدار خطا برابر ۰،۰۰۱۸۵۷ و در انتها برای طیف پاسخ زلزله بم که در آموزش نقشی نداشت برای گروه ۱۰ ثانیه مقدار خطای RMSE برابر ۰،۰۰۰۵۴ بدست آمده است. از طرفی با اعمال طیف طرح نیومارک هال به عنوان ورودی به این شبکه برای سه گروه زمانی ۱۰، ۳۰ و ۴۰ ثانیه طیفهای مصنوعی متناسب با طیف طرح نیومارک هال بدست آمده اند که پس از مقایسه این طیف ها با طیف طرح نیومارک هال مقادیر خطا برای سه گروه زمانی به ترتیب برابر ۰،۰۰۰۱۴، ۰،۰۰۰۱۸ و ۰،۰۰۰۴۴ می باشد که مقدار این خطا در مقایسه با روشهای دیگر بسیار کم می باشد.

در این تحقیق با توجه به نیاز مهندسان سعی در ارائه روش های موثر و مفید جهت تولید زلزله مصنوعی برپایه توانمندی شبکه های ANFIS، تبدیل ویولت، شده است. در الگوریتم پیشنهادی با شبکه های ANFIS، با دادن هر اطلاعات و مشخصات از یک منطقه خاص می توان بر اساس شرایط آن منطقه، رکورد مصنوعی مشابه با خصوصیات آن منطقه را تولید کرد. با داشتن بزرگای مشخص، فاصله کانونی مشخص، طیف طرح و همچنین زلزله مشخص می توان رکورد مصنوعی نظیر این اطلاعات را بدست آورد. از طرفی دیگر، با ظهور تبدیلات موجک و بهره گیری از توانمندی این تبدیلات در پردازش سیگنال نتایج قابل قبول و بهتری نسبت به گذشته ارائه شده است. در روش پیشنهادی سعی بر این شده است که آموزش بین دو فضای تبدیل یافته با استفاده از شبکه های عصبی فازی انجام گیرد. در روش پیشنهادی ورودی شبکه های عصبی فازی طیف های پاسخ و خروجی شبکه های عصبی فازی ضرایب موجک پکت شتابنگاشت های زلزله می باشد. با توجه به نتایج بدست آمده از این روش، روش پیشنهادی مزایای زیادی نسبت به روش های گذشته دارد. همچنین با توجه به مقایسه طیف پاسخ رکورد اصلی با طیفهای پاسخ حاصل از

Characterization. Electric Power Research Institute, EPRI NP-7337.

[13] Boore, D. M. "Stochastic simulation of high-frequency ground motions based on seismological models of the radiated spectra", *Bull. Seism. Soc. Am.* 73, p.1865-1894, (1983).

[14] Kimura, M. and Izumi, M. (1989), "A Method of Artificial Generation of Earthquake Ground Motion", *Earthquake Engng. Struct.*, No. 18, pp.867-874.

[15] Wennerberg, L. (1990), "Stochastic Simulation of empirical Green's functions", *Bull. Seism. Soc. Am.* 80, p.1418-1432.

[16] Ghodrati Amiri, G., Ashtari, P., Rahami, H. (2006), "New Development of Artificial Record Generation by Wavelet Theory", *Structural Engineering and Mechanics*, Vol. 2, No. 22, pp. 185-195.

[17] Ghodrati Amiri, G., Bagheri, A., Fadavi, M. (2007), "New Method for Generation of Artificial Ground Motion by a Nonstationary Kanai-Tajimi Model and Wavelet Transform. *Structural Engineering and Mechanics*, Vol. 6, No. 26, pp. 709 -723.

[18] Rezaeian, S. and Der Kiureghian, A. (2010), "Simulation of synthetic ground motions for specified earthquake and site characteristics", *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*. No. 39, pp. 1155-1180.

[19] Lin, C. C. J. and Ghaboussi, J. (2001), "Generation Multiple Spectrum Compatible Accelerograms Using Stochastic Neural Networks", *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*. No. 30, pp. 1021-1024.

[20] Lee, S. C., Han, S. W. (2002), "Neural-Network-Based Models for Generating Artificial Earthquakes and Response Spectra", *Computer and Structures*, No. 80, pp. 1627-1638.

[21] L.A. Zadeh, *Fuzzy sets, Information and Control* 8 (1965) 338-353.

[22] J. R. Jang, (1993) "Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", *IEEE Transactions on systems, man, and Cybernetics*, Vol. 23, NO. 3, 665-685.

[23] MATLAB Reference Guide, the Math Works, Inc., 2010.

۶- مراجع

[1] Hartzell, S. H. (1998), "Earthquake Aftershocks as Green's Functions", *Geophys.res.Lett.*, No. 5, pp. 1-4.

[2] Hadley, D.M., D.V. Helmberger, and J.A. Orcutt (1982). Peak acceleration scaling studies, *Bull.Seism.Soc.Am.* 72, 959-979.

[3] Somerville, P. G., Sen, M. K. and Cohee, B. P. (1991), "Simulation of Strong Ground Motions Recorded During the 1985 Michoacan. Mexico and Valparaiso, Chile Earthquakes", *Bull. Seismol. Soc. AM.*, No.81, pp. 1-27.

[4] Huching, L. (1994), "Kinematic Earthquake Models and Synthesized Ground Motion Using Empirical Green's Function", *Bull. Seismol. Soc. Am.*, Vol. 4, No. 84, pp. 1028-1050.

[5] Sabetta, F. and Pugliese, A. (1996), "Estimation of Response Spectra and Simulation of Nonstationary Earthquake ground Motions", *Bull. Seismol. Soc. Am.*, Vol. 2, No. 86, pp.337-352.

[۶] زراقی، ع. (۱۳۸۷)، "تولید شتابنگاشت‌های مصنوعی با استفاده از شبکه‌های عصبی و ویولت پکت"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت ایران.

[7] Tsai, N. C. (1972), "Spectrum-Compatible Motions for Design Purposes", *Engineering Mechanics Division, ASCE*, No. 98(EM2), pp. 345-356.

[8] Scanlan, R. H. and Sachs, K. (1974), "Earthquake time Histories and Response Spectra", *Engineering Mechanics Division, ASCE*, No. 100(EM4), pp. 635-655.

[9] Saragoni. G.R. and G.C. Hart. "Simulation of Artificial Earthquakes". *Earthquake Engineering and Structural Dynamics Journal*. Vol. 2. pp 249 - 268. 1974.

[10] Kaul, M. K. (1978), "Spectrum-Consistent Time-History Generation", *Engineering Mchanics Divison, ASCE*, No. 104(EM4), pp. 781-788.

[11] Iyengar, R.N. and Rao, P.N. (1979). Generation of spectrum compatible accelerograms, *Earthquake Engineering and Structural Dynamic*, 7, 253-263.

[12] Silva, W. J. (1991), "Global characteristics and Site Geometry", *proceeding: NSF/EPRI Workshop on Dynamic Soil Properties and Site*

Production of Synthetic Seismic Records Using Fuzzy Neural Network

Peyman Shadmanheidari

Islamic azad university, East Tehran branch, Tehran, Iran

Mohammad Khorasani

Tehran, Iran Technology & Iran University of Science

Mehdi Amrii

Islamic azad university, Maragheh branch, Maragheh, Iran

Peyman_shademan@yahoo.com

Abstract:

There is a growing need for dynamic time history analysis and the absence of proper records in different areas has necessitated the production of artificial accelerograms compatible with the whole plan. This study presents a new approach based on wavelet packet transform and artificial intelligence techniques to produce artificial earthquake accelerograms compatible with the whole plan. This approach takes into account the magnitude and the distance from the fault. The study of neural networks and fuzzy wavelet packet analysis has been used to achieve the desired goal. To do so, first earthquake accelerograms have been collected according to specific site conditions, earthquake magnitude and distance from origin. Then all records have been gathered for training with fuzzy neural network. Attenuation spectra have been developed on the basis of information in the area using nonlinear regression. Then using fuzzy neural networks, the relationship between earthquake records and the developed spectra from each record is calculated. In this stage, using wavelet packet analysis, mapping acceleration are analyzed and converted in to accelerograms (wavelet coefficients)

Keywords: Artificial Accelerograms, Fuzzy Neural Network, Wavelet Packet Analysis, Wavelet Coefficients