تولید سیگنال مصنوعی زلزله به کمک مدلی جدید در فشرده سازی و آموزش شبکه های عصبی مصنوعی

سید علی سلیمانی ایوری [۱]، محمدرضا فدوی امیری [۲،*]، حسین مروی [۳]

اطلاعات مقاله

دریافت مقاله: ۱۳۹۳/۰۴/۲۶

پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۰۸/۰۵

واژگان کلیدی:

زلزله

شتابنگاشت مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی

طیف پاسخ

آنالیز MFCC

چکیده

با توجه به استفاده روز افزون از تحلیل دینامیکی تاریخچه زمانی برای محاسبه پاسخ سیستم‌ها، تولید شتابنگاشت‌های مصنوعی مناسب، به علت کمبود رکوردهای ثبت شده زلزله و همچنین محدودیت و اشکالات موجود در آنها، امروزه امری ضروری به نظر می‌رسد. در این مقاله، یک روش جدید برای تولید سیگنال مصنوعی سازگار با طیف پاسخ با استفاده از شبکه‌های عصبیMLFF، آنالیز ویولت و آنالیز MFCC ارائه می‌شود. در این روش از ضرائب MFCC جهت فشرده سازی اطلاعات سیگنالهای زلزله، استفاده خواهد شد. در نهایت این شبکه‌ها توسط رکوردهای موجود زلزله‌های ایران آموزش داده می‌شوند، بعد از آموزش شبکه‌ها بر اساس طیف پاسخ موجود، شتاب‌نگاشت نظیر هر طیف پاسخ را بدست می‌آوریم. در پایان به ارائه کاربرد این روش پرداخته و با کنترل نتایج بدست آمده صحت این روش را بررسی می‌نمائیم.

۱- مقدمه

برای طرح سازه های مقاوم در مقابل زلزله یکی از مسائل و موارد مهم، آنالیز دینامیکی این سازه ها بر اساس طیف پاسخ یا روش تاریخچه زمانی می‌باشد. اگرچه روش طیف پاسخ روش نسبتاً ساده ای برای تحلیل و طراحی خطی ساختمان و دیگر سازه ها بوده ولی اشکال این روش ناتوانی آن در تأمین اطلاعات زمانی در مورد پاسخ رفتار سازه می باشد که گاهی داشتن این اطلاعات برای دسترسی به یک طرح مناسب لازم به نظر می‌رسد. لذا با توجه به استفاده روز افزاون از تحلیل دینامیکی تاریخچه زمانی برای محاسبه پاسخ سازه به علت کمبود رکوردهای کافی و مناسب زلزله امروزه تولید شتابنگاشتهای مصنوعی امری ضروری می باشد.

بر این اساس مدل های تصادفی مختلف ایستا و غیرایستا برای بررسی حرکات لرزه ای زمین و تولید رکودهای مصنوعی به طور وسیعی در مراجع و منابع بکار گرفته شده است. با توجه به اینکه در مهندسی سازه و زلزله پدیده هایی مانند زلزله، انفجار، ضربه و باد جزء پدیده های اتفاقی محسوب می شوند و رفتار آنها از نظم خاصی پیروی نمی کنند، لذا تلاش هایی جهت قانونمندکردن و الگو سازی این پدیده ها به منظور شناخت، ارزیابی و پیش بینی رفتار این فرآیندها صورت پذیرفته است. برای تولید رکوردهای

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: fadavi@shahroodut.ac.ir

۱. دانشیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه شاهرود

۲. دانشجوی دکترای هوش مصنوعی و رباتیک، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شاهرود

۳. استادیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه شاهرود

مصنوعی زلزله نیز روش های مختلفی وجود دارد که به دوگروه مدل های ژئوفیزیکی و مدل های تصادفی تقسیم می شوند[۱]. با توجه به آنکه اصول تئوریک مدل های ژئوفیزیک هنوز بسط نیافته اند، لذا مدل های تصادفی امروزه کاربرد بیشتری دارند و بر مبنای این مدل ها الگوهای متنوعی نیز ارائه شده اند. با توجه به مکانیزم پیچیده تولید امواج لرزه ای و نحوه توزیع آن قبل از رسیدن به ایستگاه مورد نظر، یک بررسی وابسته به زمان(تصادفی) می تواند برای ساخت شتابنگاشت مصنوعی مناسب باشد.

با استفاده از توانایی محاسبات پیشرفته آنالیز فوریه، از آن به عنوان گسترده ترین ابزار ریاضی برای استفاده در زمینه های گوناگون کاربردی می توان نام برد. تبدیل فوریه سیگنال را در دامنه فرکانس نمایش می دهد و اطلاعاتی را درباره آنکه کدام فرکانس ها در سیگنالها ظاهر می شوند ارائه می‌کند، ولی درباره محتوی زمانی این فرکانس ها بحث نمی کند. در حقیقت به کمک آنالیز فوریه تفسیر فیزیکی سیگنال آسان خواهد شد. از طرفی آنالیز فوریه برای همه مدل ها و مسایل و سیگنال ها مناسب نیست زیرا پدیده های طبیعی اغلب غیر خطی هستند.

بنا بر دلایل بالا روش های دیگری که ترکیب زمان ـ فرکانس را در سیگنال ها بیان می کنند بکار گرفته شده و در این راستا کوششهای بسیاری برای پیشرفت روشهای زمان- فرکانس[1] که نمایش موقتی از رفتار یک سیگنال را مجاز می‌داند انجام گرفته است.

پس از روش های ایستا روش های جدیدی بر اساس الگوهای وابسته به زمان غیر ایستا نیز برای ساخت شتابنگاشت مصنوعی زلزله ارائه گردید، که از آن جمله به مدل غیر ایستا تعمیم یافته کانای- تاجیمی[۲] می توان اشاره کرد[۲]. در روش کانای ـ تاجیمی غیر ایستا، پروسه غیر ایستایی را به کمک یک بازه زمانی متحرک[۳] با اندازه های مناسب و متغیر تقریباً ایستا در نظر می گیرند[۳].

مدل غیر ایستا تعمیم یافته کانای ـ تاجیمی برای بیان و شبیه سازی تاریخچه زمان حرکات زمین در هر دو دامنه زمان و فرکانس غیر ایستا به کار می رود. در این روش از پنجره های زمان متحرک برای محاسبه پارامتر های متغیر زمان مدل، با استفاده از رکورد های زلزله واقعی استفاده می‌شود[۴].

یکی از مدل های مشهور، که برای تولید رکوردهای لازم ارائه گردید، مدل الگوی میانگین متحرک اتورگرسیون[۴] ARMA است که یک الگوی عمومی خطی برای تجزیه و تحلیل سریهای زمانی گسسته می باشد[۵].

مدل های اتورگرسیون (AR) می توانند روند های تصادفی گوناگون را بصورت تقریبی بسازند و مدل های متوسط حرکت (MA) مقادیر جاری پروسه را به مقادیر قبلی یک سری اغتشاش سفید وابسته می کنند. با ترکیب ترمهای AR و MA مدل ترکیبی ARMA به دست آمده که یک مدل خطی برای آنالیز سری های زمانی می باشد .

ین و ون[۶] یک مدل وابسته به زمان(تصادفی) برای ساخت مصنوعی حرکات زمین با کمک سه تابع شدت، مدول فرکانس و چگالی طیف توان ساختند. از طرفی با توجه به اینکه پژوهشگران زیادی از روش شبکه عصبی مصنوعی در مهندسی سازه استفاده نموده اند و به خصوص در تحلیل مسائل دینامیک سازه ها این روش به کار گرفته شده است، از این

[1]-time-frequency

[۲]=Generalized Nonstationary Kanai- Tajimi Model

[۳]= Moving Time-Window Technique

[۴]= Auto Regressive Moving Average

روش نیز در این مورد به صورت گسترده ای استفاده گردید. از تحقیقات انجام گرفته شده در خصوص استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای تولید شتابنگاشت مصنوعی سازگار با طیف پاسخ می توان به تحقیقات آقای قابوسی و لین اشاره نمود[۷].

با توجه به آنکه در طراحی های آینده برای سازه های ساختمانی بخصوص آنانکه در مواجهه با بارهای بزرگ و گسترده و خطرناک هستند نیاز به بررسی محتوای فرکانسی و اندازه گیری آن در تغییرات زمان می باشد، و از طرفی آنالیز زمانی و آنالیز فرکانسی هر کدام به تنهایی نمی توانند طیف غیر ایستا بارهای دینامیکی را بدرستی بیان کنند، در سال های گذشته کوشش های بسیاری برای استفاده ار روش آنالیز ویولت در مدلهای زمان- فرکانس شده است.

با ظهور تبدیلات ویولت به عنوان وسیله ای قوی برای آنالیز زمان ـ فرکانس در سالهای اخیر این امکان به وجود آمد، که بررسی ها در حوزه فرکانس های غیر ایستا با دقت بیشتر و مناسب تری انجام گیرد. آنالیز ویولت همچون روش فوریه یک روش ریاضی پایه است که یکی از وسایل مفید آنالیز تاریخچه زمانی می باشد[۸]. این تئوری ما را قادر می کند جزئیات فرکانس را در هر گام زمانی مشخص تشخیص دهیم[۹].

پژوهشهای انجام شده نشان داده که هرچند نمی‌توان به الگوی قطعی در شناسائی شکل رکوردهای زلزله حتی در یک منطقه مشخص دست یافت، امّا طیفهای پاسخ مرتبط با آنها عموماً در بعضی از موارد شباهتهای زیادی به هم دارند؛ به طوری که می‌توان به یک الگوی نسبتاً قطعی برای طیفهای مربوط به یک منطقه معین دست یافت. به همین علت پژوهشگران توانسته‌اند با صاف کردن چنین طیفهایی به یک طیف صاف شده و هموار بنام طیف طرح دست یابند، این مطالعات ادامه یافته است تا جایی که آنها اکنون قادرند تا برای هر منطقه معین به لحاظ خصوصیات ژئوفیزیکی و ژئوتکنیکی، طیف طرح مربوطه را ارائه نمایند. چنین طیفهایی عموماً برای کنترل صحت شتابنگاشتهای مصنوعی تولید شده به کار می‌روند، و هدف این است که طیف پاسخ رکورد شبیه‌سازی شده با طیف طرح ارائه شده نزدیکی نسبتاً خوبی داشته باشد. به طیفهای طرحی که جهت چنین کنترلی به کار می‌روند اصطلاحاً طیف هدف گفته می‌شود.

لازم به ذکر است که انطباق طیف پاسخ و طیف هدف دلیل صحت کامل شتابنگاشتهای تولید شده نمی‌باشد، چرا که ممکن است نگاشتهای مختلفی با طیفهای پاسخ یکسان وجود داشته باشد. اگر به محاسبه طیف پاسخ مربوط به یک رکورد بعنوان یک مسئله مستقیم توجه شود، یافتن شتابنگاشت با توجه به طیف مربوطه در واقع معکوس مسأله بالا خواهد بود. با داشتن یک طیف پاسخ نمی‌توان صرفاً به یک رکورد خاص دسترسی پیدا کرد، چرا که در محاسبه طیف پاسخ یک سری از ویژگیها حذف می‌شود. بنابراین شتابنگاشتهایی با ویژگیهای مختلف ممکن است طیفهای پاسخ یکسانی داشته باشند.

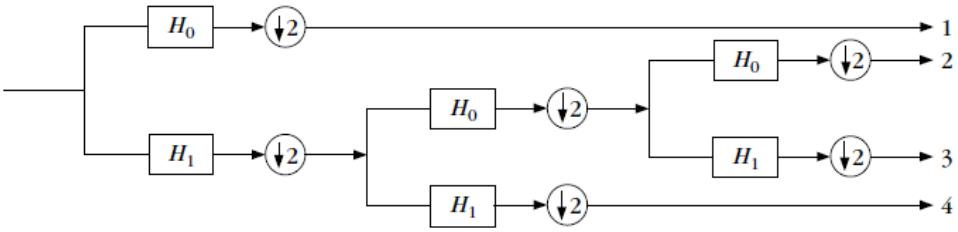
در این مقاله، ابتدا مفاهیم به کار برده شده شرح داده می شوند، سپس یک روش برای تولید شتابنگاشت مصنوعی سازگار با طیف پاسخ ارائه می‌شود. در این روش از شبکه های عصبی مصنوعی، آنالیز ویولت و ضرائب MFCC[1] استفاده خواهد شد. سپس با کنترل نتایج بدست آمده صحت این روش را بررسی می‌نمائیم.

[1] - Mel-Frequency Cepstral Coefficient

۲- آنالیز ویولت

تبدیل ویولت یا موجک تبدیلی است که مشخصات فرکانسی یک سیگنال را در یک بازه کوتاه استخراج کرده و بیان می کند که این اجزاء فرکانسی با گذشت زمان، چگونه تغییر می کنند. در این تبدیل یکسری بردارهای پایه ایجاد می شوند که تصویر سیگنال بر این پایه ها معادل با جزء فرکانسی سیگنال می باشد. از آنجا که برای هر رزولوشن فرکانسی این بردارهای پایه تغییر می کنند، اجزاء فرکانسی در رزولوشن های مختلف به دست می آیند. تئوری ویولت به ما این امکان را می دهد که در فرآیندهای غیرایستا بتوانیم از جزئیات فرکانسی در هر لحظه، اطلاعاتی بدست آوریم. همچنین آنالیز ویولت، در مقایسه با آنالیز فوریه، رفتار محلی را ارائه می کند در صورتیکه آنالیز فوریه رفتار کلی را ارائه می نماید. ویولت ها به طور مستقل در رشته های ریاضی، فیزیک کوانتوم، مهندسی الکترونیک توسعه زیادی یافته اند و به عنوان ابزاری مهم دراین رشته ها دارای کاربرد فراوانی می باشند[۱۰].

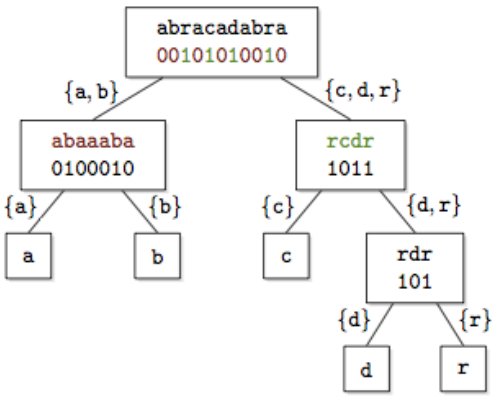
وقتی که تبدیل ویولت گسسته انجام می دهیم، دو نوع فیلتر به سیگنال اعمال می شود. یکی نوع تقریب سیگنال را تسخیر می کند و دیگری انحرافات یا جزئیات سیگنال تقریب را تسخیر می کند. اولی به فیلتر مقیاس یا تابع مقیاس مراجعه می کند و دومی به فیلتر ویولت یا ویولت مراجعه می نماید. شکل (۱) روش کار را نشان می دهد.



شکل-۱ : تجزیه تراز در ویولت

در حقیقت اعمال تابع مقیاس یا ویولت با انتقال پنجره در امتداد سیگنال یکسان است. تسخیر رفتار محلی با تعریف تابع مقیاس و ویولت در زمان بدست می آید. هر پنجره بوسیله انتقال تابع مقیاس و ویولت به طرف راست تعیین می شود، عملاً این با ضرب سیگنال اصلی با نوع انتقال یافته تابع مقیاس یا ویولت حاصل می شود.

کل این فرآیند، تنها اوّلین مرحلهٔ کار بود. کل فرآیند بالا را تکرار می کنیم، و تکرار را در هر موقعیت زمانی انجام می دهیم تا سری تقریب سیگنال حاصل شود، بعد در هر تراز یک تفکیک جدید بین جزئیات و سیگنال تقریب از سیگنال تقریب ساخته می شود. به طور شماتیک، روش کار در شکل (۲) توضیح داده شده است، که به آن درخت تجزیه ویولت می گویند[۱۰].



شکل-۲: درخت تجزیه ویولت بر روی یک رشته [۱۰]

در آنالیز ویولت بخش جزئیات در سطح j به شکل زیر تعریف می شود:

$$D_j(t) = \sum_{k \in Z} cD_{j,k}\, \psi_{j,k}(t) \qquad (۱)$$

که در آن Z یک مجموعه از اعداد صحیح مثبت می باشد و $cD_{j,k}$ ضرائب ویولت در سطح j می باشند که به شکل زیر تعریف می شوند:

$$cD_j(k) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi_{j,k}(t)dt. \quad (۲)$$

بخش تقریب در سطح j نیز به شکل زیر تعریف می شود:

$$A_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} cA_j(k)\phi_{j,k}(t). \quad (۳)$$

که در آن $cA_{j,k}$ ضرائب مقیاس در سطح j می باشند که به شکل زیر تعریف می شوند:

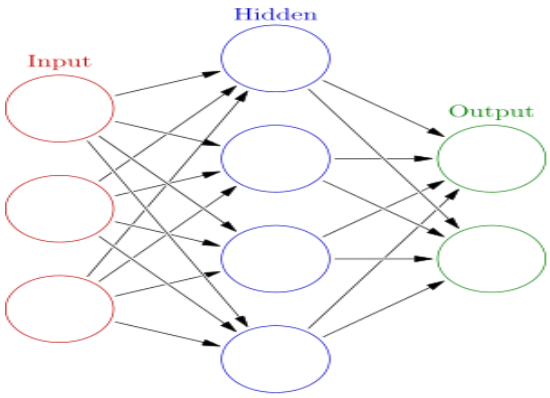
$$cA_j(k) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\phi_{j,k}(t)dt. \quad (۴)$$

در نهایت سیگنال f(t) به شکل زیر نشان داده می شود.

$$f(t) = A_J + \sum_{j \le J} D_j \quad (۵)$$

۳- شبکه عصبی مصنوعی[۱]

شبکه‌های عصبی مصنوعی از مباحث جدیدی است که دانشمندان علوم کامپیوتر به آن علاقمند شده‌اند و برای پیشرفت هرچه بیشتر علوم کامپیوتر وقت و هزینه بسیاری را صرف آن کرده و می‌کنند. این موضوع با ایده گرفتن از سیستم عصبی بدن انسان و با هدف شبیه‌سازی هرچه بیشتر کامپیوتر به انسان شکل گرفت و تا به حال پیشرفت خوبی داشته است. فعالیتهای علمی و کاربردی آن در مسایل فنی مهندسی از قبیل سیستمهای کنترلی، پردازش سیگنالها، شناسایی الگو و مدلسازی گسترش یافته است. یک شبکه عصبی مصنوعی معمولی از چند لایه و هر لایه از تعدادی اجزاء کوچک داده پردازی بنام نرون[۲]، سلول، واحد یا گره تشکیل شده است. ساختار یک شبکه شامل لایه های مختلف به همراه تعداد نرونهای مربوطه می باشد. اولین لایه هر شبکه را لایه ورودی، لایه آخر را خروجی و لایه های میانی را اصطلاحاً لایه پنهان[۳] نامگذاری می‌کنند. بطور معمول نرونهای هر لایه به کلیه نرونهای لایه های مجاور از طریق یک رابطه جهت دار متصل می باشد. در شکل (۳) نمونه ای از ساختار فوق نشان داده شده است.



شکل-۳ : ساختار یک شبکه عصبی معمولی [۱۱]

اطلاعات بین نرونها از طریق این اتصالات منتقل می شود. هر یک از این اتصالات دارای مشخصه ای (وزن) مختص به خود هستند که در اطلاعات انتقال یافته از یک نرون به نرون دیگر ضرب می گردد. هر یک از نرونها نیز برای محاسبه خروجی خود، یک تابع تحریک[۴] را که معمولاً غیر خطی است به ورودیهایش (جمع اطلاعات وزن دار شده) اعمال می نماید. علاوه بر گره های ورودی یک گره اضافی به نام بایاس[۵] با مقدار واحد نیز به کلیه نرونهای لایه بعد ارتباط داده می شود. وجود این نرون و وزنی که برای آن محاسبه می شود حکم یک مقدار ثابت برای داده های ورودی خواهد داشت و موجب جابجایی منحنی فضای ورودی می‌گردد. این مقدار را می توان معادل عدد ثابت در عبارات چند جمله ای در نظر گرفت. بنابراین اگر بخواهیم آنرا حذف نمائیم می بایست تابع تحریک دارای یک مقدار آستانه ای[۶] مخالف صفر گردد که معادل یک شیفت در ورودی به هر نرون می باشد[۱۲].

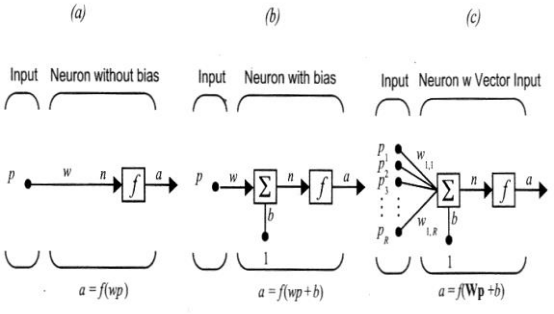
۱ - Artificial Neural Network (ANN)
۲ - Neuron
۳ - Hidden Layer
۴ - Activation Function
۵ - Bias
۶ - Threshold

۱-۳- شبکه عصبی پیشرو (MLFF)

شبکه پیشرو، شبکه پرسپترون چند لایه‌ای است که شامل یک لایه ورودی از گره‌های منبع، یک یا چند لایه مخفی، با گره‌های محاسباتی (نرونها) و یک لایه خروجی است. گره‌های منبع برای ورود اطلاعات ورودی است و گره‌های لایه‌های مخفی، شبیه آشکار سازهای ویژگی عمل می‌کند. همانگونه که ذکر شد این نرونها به نرونهای مخفی نیز معروفند زیرا از دو طرف ورودی و خروجی به آنها دسترسی نیست. خروجی نرونهای لایه خروجی، بیانگر خروجی شبکه عصبی هستند[۱۲].

نرونهای لایه مخفی، دارای تابع فعالیت هستند. شکل (۴) مدل یک نرون مصنوعی را نشان می‌دهد. این مدل، شامل یک ترکیب کننده خطی و یک تابع غیرخطی است. ترکیب کننده خطی شامل وزنهای سیناپسی[1] (وزنهای تنظیم‌پذیر) است. ورودی ترکیب کننده خطی، خروجی نرونهای قبلی است و خروجی آن، مجموع حاصلضرب وزنها در ورودیها است. سپس این مجموع از یک قسمت غیرخطی عبور می‌کند و خروجی نرون واقعی را تشکیل می‌دهد. [۱۲] بدین ترتیب:

$$y = \Phi\left(\sum_{i=1}^{N} w_i x_i + b_1\right) \qquad (۶)$$



شکل-۴ : مدل یک نرون مصنوعی[۱۱]

از شکل (۴)، دو ویژگی قابل بیان است:

۱-شبکه مطرح شده یک شبکه پیشرو است، طوری که سیگنال ورودی، یک پاسخ در مسیر رو به جلو در خروجی تولید می‌کند یا بعبارت دیگر در شبکه هیچ پس خوری وجود ندارد.

۲-شبکه با اتصالات کامل است، یعنی هر گره در هر لایه به تمامی گره‌های لایه بعدی (رو به جلو) اتصال دارد.

برای طراحی شبکه پیشرو چند لایه، سه نکته زیر باید انجام شود:

۱-تعیین تعداد لایه‌های مخفی

۲-تعیین تعداد نرونها در هر لایه مخفی

۳-تعیین وزنهای بین اتصالات

مورد ۱ و ۲ بیان کننده پیچیدگی مدل عصبی است. تعیین تعداد لایه‌های مخفی و نرونهای هر لایه مخفی از مسائل مهم مطرح در شبکه‌های عصبی است و هنوز یک روش سیستماتیک جهت تعیین آنها ارائه نشده است.

۲-۳- الگوریتم آموزش

آموزش فرآیندی است که طی آن شبکه با شبیه‌سازی سازگار می‌شود، در این فرآیند عملیات به صورت ریاضی و از طریق معادلات آموزشی که بیان‌گر نحوه‌ی آموزش شبکه می‌باشد صورت می‌گیرد، که اصولا بعد از سازگاری پارامترها و هنگامی‌که خروجی‌ها به مقادیر مطلوب همگرا می‌شوند، پاسخ دلخواه بدست می‌آید.

گرچه محققین روش‌های متنوعی را برای آموزش شبکه‌های عصبی ارائه نموده‌اند اما در یک طبقه‌بندی کلی می‌توان به دو دسته آموزش تحت نظارت و آموزش بدون ناظر اشاره نمود. در این تحقیق از یک الگوریتم آموزشی تحت نظارت استفاده شده است.

[1] - Synaptic Weights

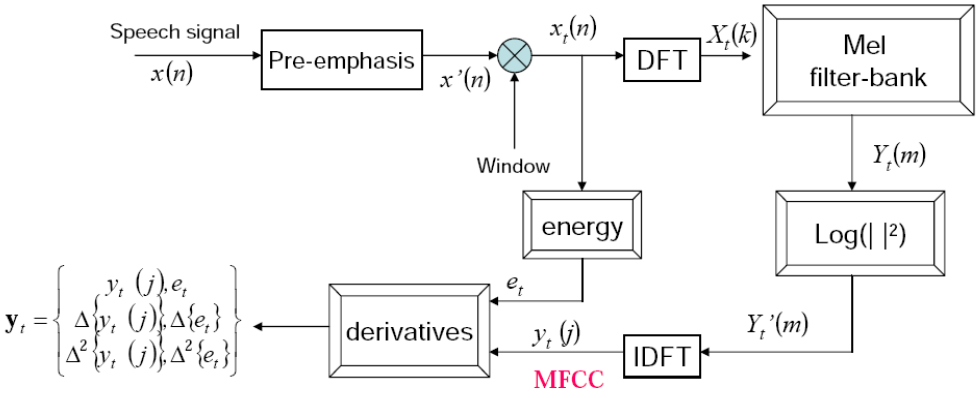
۴- آنالیز MFCC

در یک تعریف علمی می توان آنالیز MFCC را به این شکل بیان نمود: در فرآیندهای پردازش سیگنال (بخصوص سیگنالهای صوتی)،MFCC می تواند یک نماینده از طیف قدرت سیگنال صوت در کوتاه مدت بر اساس کسینوس خطی تبدیل از طیف قدرت ورودی به سیستم در مقیاس مل غیر خطی فرکانس باشد. اما در یک تعریق ساده می توان گفت این ضرایب نوع بهبود یافته از ضریب Cepstral می باشند. این روش نوعی فشرده سازی سیگنالها را انجام می دهد که بتوان بیان مناسبی از سیگنال اصلی را داشته و تا حد ممکن سیگنال بازیافتی به سیگنال اصلی نزدیک باشد.

مراحل کار برای تولید این ضرایب به این صورت است که پس از پنجره بندی و ایجاد فریم ها از سیگنال ورودی تبدیل فوریه گسسته بر روی هر یک از این فریم ها اعمال شده و حاصل به بانک فیلتر داده می شود. این فیلتر بر روی دامنه فرکانس ها اعمال شده و آن را یکنواخت می سازد. یک راه برای تولید Mel-Frequency درونیابی بر روی فرکانس گسسته اصلی می باشد. پس از اعمال فیلتر و سپس تبدیلکسینوسی گسسته MFCC (DCT) بدست آمده است. مقیاس مورد استفاده در فرکانس Mel به صورت رابطه (۷) محاسبه می شود.

$$Mel\ (f) = ۲۵۹۵\log\ (۱+f/۷۰۰) \qquad (۷)$$

یکی از دلایل کارایی چشم گیر این ضریب در درجه وضوح بالای آن می باشد. به این معنی که تغییرات جزیی با استفاده از این مقیاس اثر خود را به خوبی نشان می دهند. همانطور که می دانید تغییرات جزئی در سیگنالهای زلزله از اهمیت ویژه ای برخوردار بوده و می توانند در یادگیری بهتر شبکه های عصبی بسیار موثر باشند. نقطه قوت دیگر این روش در استفاده از DCT می باشد که علاوه بر اینکه Spectral Fine Structure را حذف می کند، باعث خلاصه سازی داده ها می شود. همبستگی بین ویژگی ها را از بین برده و عملیات طبقه بندی را بهبود می بخشد. MFCC در کنار سایر ویژگی ها می تواند به صورت یک بردار پیوسته از ویژگی ها بیان شود. به عنوان یکی از ویژگی های مورد استفاده در کنار MFCC می توان به مرکز ثقل طیف اشاره کرد. ویژگی دیگر قابل بررسی درباره طیف پهنای باند آن می باشد. به عنوان ویژگی های دیگر به خصوص در باره صدا های موزون می توان به بی نظمی طیفی اشاره کرد که در واقع انحراف از دامنه های موزون طیف می باشد. در شکل (۵) به طور شماتیک روند اجرایی آنالیز MFCC بیان شده است.



شکل-۵ : روند اجرایی آنالیز MFCC

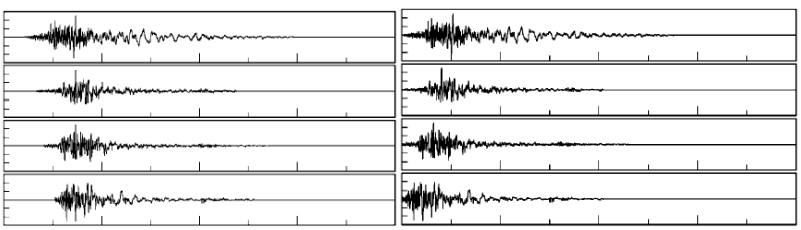
۵- الگوی پیشنهادی

در این بخش به معرفی یک روش جدید جهت تولید شتابنگاشتهای مصنوعی پرداخته خواهد شد. در این روش با استفاده از شبکه های عصبی و ویولتها و با استفاده از روش فشرده سازی MFCC که مبانی هر یک در بخشهای قبلی عنوان شد و ترکیب آنها، اقدام به تولید رکوردهای سازگار با طیف پاسخ شده است.

آنچه در بخش مقدمه ارائه شد، می تواند به عنوان پایه روشی جدید جهت تولید رکوردهای مصنوعی سازگار با طیف هدف برای یک منطقه خاص به کار رود. همانگونه که می‌دانیم هدف از تولید این رکوردها استفاده از آنها جهت آنالیز دینامیکی سازه ها می باشد، بدیهی است در چنین شرایطی انتخاب رکوردهایی که در ردیف زلزله‌های خفیف به شمار می آیند، تحلیل مناسبی را ارائه نمی نمایند، زیرا در آنصورت سازه واکنش در خور توجهی نسبت به آن نخواهد داشت. عموم رکورد هایی که در ایران ثبت شده اند دارای خصوصیات اینچنین می‌باشند. در مرجع [۱۳] داده های پایه شبکه شتابنگاری ایران ارائه شده است. اکثر این رکوردها دارای بزرگی کم و حداکثر شتاب پایین می باشند. لذا نمی توانند یک الگوی آموزشی مناسب به شمار آیند. در بین جمیع این رکوردها کمتر از ۲۰ رکورد از ویژگیهای قابل قبولی برخوردار است و نکته دیگر آنکه این سری از رکورد ها مربوط به مناطق مختلف با ویژگیهای مختلف می باشند و مسلماً آموزش شبکه ای با این خصوصیات و با این تعداد امری پیچیده بنظر می رسد. با کمی اغماض در نهایت می توان ۴۰ شتابنگاشت جهت تعلیم و تست شبکه انتخاب نمود.

همانگونه که در بخش های قبل اشاره شد، ویولتها قادرند تا هر سری زمانی را به چندین تراز مجزا که عموماً متعامد انتخاب می شوند، تجزیه نمایند. این در واقع اساس روشی است که در این مقاله به آن پرداخته شده است. در واقع در اینجا از ترکیب شبکه های عصبی، ویولتها و روش فشرده سازی MFCC جهت رسیدن به شتابنگاشت مصنوعی با طیف پاسخ همسان با طیف هدف استفاده شده است. در این روش ورودی شبکه طیف پاسخ سیگنالهای زلزله و خروجی شبکه سیگنالهای زلزله می باشد که آنالیزهای ویولت و MFCC بر روی آنها انجام شده است.

در آموزش شبکه اگر بتوانیم یک سری پارامترهای مذکور را در کلیه رکوردها یکسان کنیم، در واقع سهولت بیشتری در آموزش ایجاد نموده ایم. یکی از موارد فوق الذکر مدت تداوم زلزله می باشد که با توجه به روش در پیش گرفته مشخص است که می بایست به نحوی تعداد نقاط رکوردهای مختلف را یکسان کرد. از آنجا که بین شتابنگاشت و طیف پاسخ یک رابطه خطی موجود می باشد، همچنین طیف های هدف ارائه شده جهت استفاده از شبکه عموماً به صورت طیف طرح نرمالیزه شده برای یک ماکزیمم شتاب خاص می باشند، لذا می بایست این ماکزیمم شتاب در شکل به نحو بارزتری اعمال شود. برای این منظور کلیه رکورد های مزبور به حداکثر شتاب خاصی (در اینجا g ۱) مقیاس شده اند. بدین ترتیب کلیه رکوردها از جهت طول مدت تداوم و ماکزیمم شتاب زمین یکسان شده‌اند. همچنین با قرار دادن شتاب مؤثر مربوط به تمامی رکوردها در یک نقطه همانند شکل (۶) اطلاعات سیگنالها را جهت آموزش شبکه با هم شبیه تر نموده ایم. اگر تصمیم را بر انتخاب $N = 2^{12}$ نقطه بنا کنیم، یک راه بسیار مناسب آن است که رکوردهای مزبور را در راستای محور زمان بگونه‌ای انتقال دهیم، که شتابهای حداکثر همگی در یک نقطه قرار بگیرند. این یکی از روشهایی است که به بهتر شدن الگوهای خروجی در جهت فراگیری آسانتر شبکه، کمک مناسبی می‌نماید. لذا رکوردهای حاصله بدین طریق مناسبترین رکوردها در جهت استفاده در شبکه می باشد.



شکل-۶ : نمونه ای از نرمالسازی سیگنالها (سمت چپ: قبل از نرمال سازی، سمت راست: بعد از نرمالسازی)

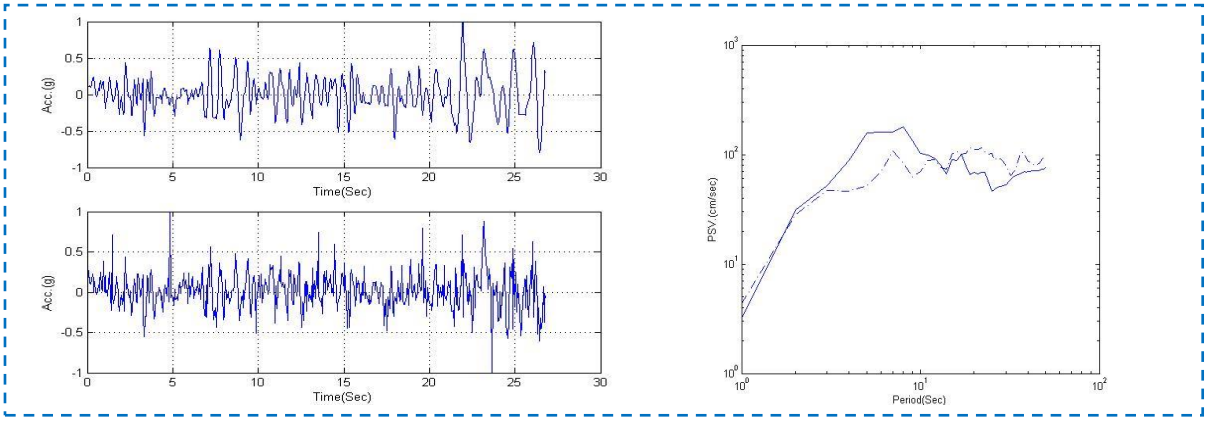
پس از نرمالسازی، آنایز ویولت را برای هر سیگنال انجام می دهیم. برای هر تراز تجزیه ویولت یک شبکه عصبیMLFF طرح ریزی می‌نمایم، در اینجا ما با توجه به محدوده فرکانسی قابل کاربرد، رکوردها را به ۸ تراز تجزیه نموده‌ایم. تراز های دیگر به دلیل داشتن فرکانسهای خیلی بالا برای ما قابل استفاده نیست. به همین ترتیب ورودی شبکه را طیف پاسخ سرعت در نظر می‌گیریم. در اینجا ۹ شبکه جهت تولید ضرائب ویولت سیگنال خواهیم داشت و شتابنگاشت نهایی از مجموع خروجی شبکه های مزبور حاصل خواهد شد. ورودی کلیه شبکه ها طیف پاسخ شبه سرعت می باشد. بدیهی است با توجه به یکسان شدن PGA کلیه رکوردها طیفهای حاصله همگی مرتبط با شتاب ماکزیمم g ۱ می باشند. طیف پاسخ هر رکورد با استفاده از نرم افزار Seismosignal [۱۴] با درصد میرائی ۰/۰۵ در ۱۰۰ نقطه فرکانسی محاسبه شده است. در جدول (۱) مشخصات شبکه ها ارائه شده است.

جدول-۱ : مشخصات شبکه‌ها

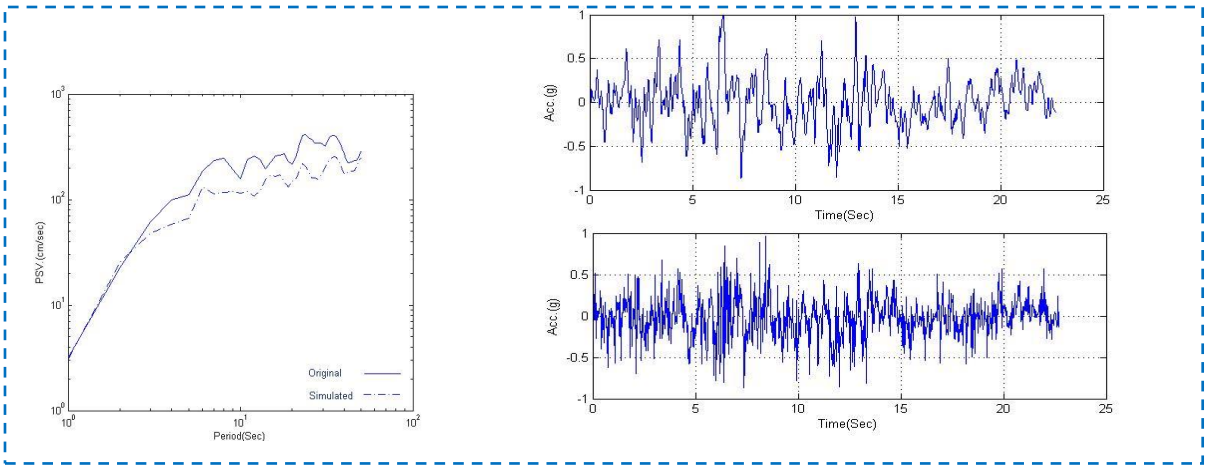
نام شبکه	شبکه اول	شبکه دوم	شبکه سوم	شبکه چهارم	شبکه پنجم	شبکه ششم	شبکه هفتم	شبکه هشتم	شبکه نهم
ورودی شبکه	طیف پاسخ ۱۰۰ نود								
خروجی شبکه	ضریب تراز ۱	ضریب تراز ۲	ضریب تراز ۳	ضریب تراز ۴	ضریب تراز ۵	ضریب تراز ۶	ضریب تراز ۷	ضریب تراز ۸	مقیاس تراز ۸
تعداد نودهای	۱۰۳۳	۵۲۶	۲۷۲	۱۴۵	۸۲	۵۰	۳۴	۳۴	۳۴

در آموزش شبکه با شرایط فوق مشکل تعداد زیاد نودهای ورودی و خروجی وجود دارد. برای حل این مشکل در شبکه ها با استفاده از آنالیز MFCC سیگنالهای خروجی را تقریب زده و نودهای خروجی را ضرائب MFCC هر تراز در نظر گرفتیم. حال با توجه به شبکه فوق می‌توان آموزش شبکه را برای داده‌های موجود انجام داد، لازم به ذکر است که در آموزش هر شبکه یکسری داده ها به عنوان سری آموزش و تعدادی بعنوان سری تست شونده انتخاب می‌شود. در اینجا هم ما از ۳۴ رکورد برای آموزش و از ۶ رکورد برای تست شبکه استفاده نموده‌ایم. در انتخاب رکوردهای تست شونده هم به طور تصادفی عمل نموده‌ایم.

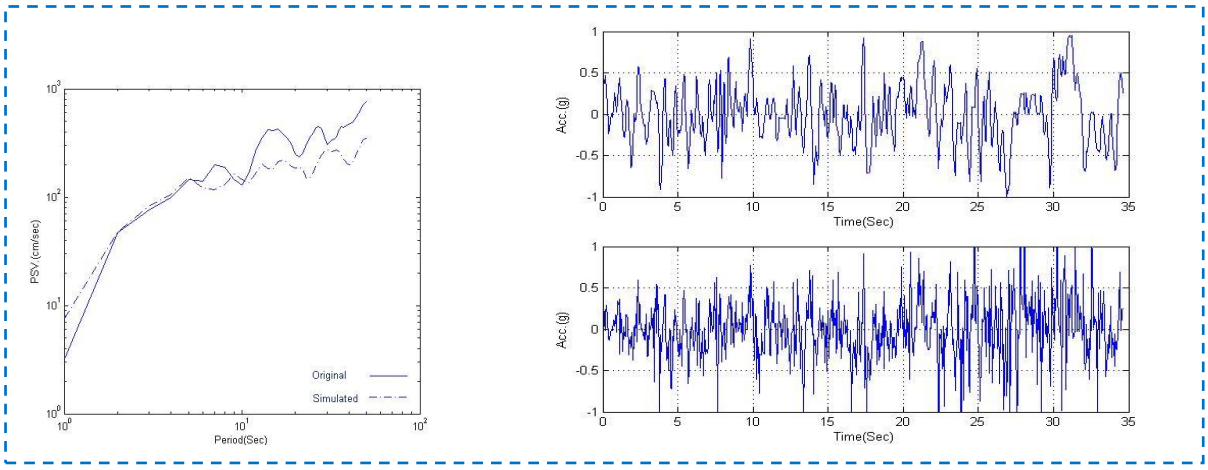
برای بدست آوردن سیگنال مصنوعی تولید شده نیز از محاسبه سیگنال با ضرائب MFCC و همچنین عمل معکوس ویولت استفاده شده است. در شکل های۷و۸و۹ نمونه نتایج تست به همراه طیف پاسخ تولید شده از آنها نشان داده شده است.



شکل-۷: شتابنگاشت اصلی (چپ-بالا) و مصنوعی (چپ-پایین) سیگنال زلزله زرند (۲۰۰۳) و طیف پاسخ مربوطه (راست)



شکل-۸ : شتابنگاشت اصلی (چپ-بالا) و مصنوعی (چپ-پایین) سیگنال زلزله رودسر (۱۹۹۰) و طیف پاسخ مربوطه (راست)



شکل-۹ : شتابنگاشت اصلی (چپ-بالا) و مصنوعی (چپ-پایین) سیگنال زلزله میناب (۲۰۰۵) و طیف پاسخ مربوطه (راست)

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله به ارائه روشی برای تولید و شبیه‌سازی شتابنگاشت مصنوعی پرداخته شد. در مقاله قبلی ارائه شده مرجع [۱۵] از روش فشرده سازی LPC مورد استفاده قرار گرفته بود که روش فشرده سازی جدید بکار گرفته شده نتایج بهتر و سهولت بیشتری در آموزش شبکه ها را به همراه داشته است. از مقایسه نتایج بدست آمده می‌توان نتیجه گرفت که شتابنگاشتهای تولید شده عمدهٔ محتوای فرکانسی شتابنگاشت واقعی را در بر می‌گیرد و طیف پاسخ شتابنگاشتهای مصنوعی با شتابنگاشت واقعی در اکثر فرکانسها انطباق خوبی دارد. از مقایسه شکل شتابنگاشتهای مصنوعی با شکل شتابنگاشت واقعی نتیجه می‌گیریم که الگوی مورد نظر تا حدی توانسته است شکل رکوردها را شبیه‌سازی نماید. همچنین با مقایسه طیفهای پاسخ ملاحظه می‌کنیم که میانگین طیف پاسخ رکوردهای تولید شده انطباق خوبی با طیف رکورد واقعی دارد. بدین ترتیب می‌توان ملاحظه نمود که الگوی ارائه شده از لحاظ محتوای فرکانسی و دامنه می‌تواند رکوردهای زلزله را شبیه‌سازی نماید.

در روش بیان شده با استفاده از آنالیز ویولت و MFCC رکوردهای مورد نظر تجزیه شده، سپس با استفاده از شبکه‌های عصبی MLFF رابطه بین طیف پاسخ و ضرایب MFCC و ویولت برای هر تراز تقریب زده، در نهایت با استفاده از تبدیل معکوس ویولت به شتابنگاشت مورد نظر دست می‌یابیم. از ویژگیهای مهم این روش استفاده از روش فشرده سازی MFCC می باشد که در کد کردن سیگنالهای صوتی از آن استفاده می شود.

از مزایای روش فوق می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

- تصادفی نبودن ماهیت خروجیها، به گونه‌ای که می توان شتابنگاشت بدست آمده را برگرفته از الگوهای ورودی دانست.
- به کارگیری آنالیز ویولت برای استخراج و شناسایی خصوصیات فرکانسی رکوردها.
- کاهش ابعاد شبکه عصبی با استفاده از MFCC.
- انعطاف‌پذیری خوب، یعنی با تعداد محدودی الگو می‌توان به پاسخ مناسبی به ازای ورودی مورد نظر دست یافت.

۷-مراجع

[1] MacCann, W.M. and Shah, H.C. (1979), "Determining strong-motion duration of earthquake", *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 69, pp. 1253-1265.

[2] Ahmadi, G. and Fan, F.G. (1990), "Nonstationary Kanai-Tajimi models for E1 Centro 1940 and Mexico City ۱۹۸۵ earthquake ", *Probabilistic Engineering Mechanics*, Vol. ۵, pp. ۱۷۱-۱۸۱.

[۳] باقری عبدالله،(۱۳۸۴) "تولید شتابنگاشت مصنوعی با استفاده از الگوی کانای– تجیمی و آنالیز ویولت"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران.

[4] Ghodrati Amiri, G., Raeisi Dehkordi, M. and Bagheri, A. (2005), "Generation of artificial earthquake records with a nonstationary Kanai-Tajimi model and wavelet transform", *Proceedings of the International Symposium on Innovation & Sustainability of Structures in Civil Enginieering Including Seismic Engineering*(ISISS'2005), Nanjing, China, November 20-22.

[5] Olafsson, S. and Ragnar, S. (1995), "Application of ARMA models to estimate earthquake ground motion and structural response*"*, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, Vol. 24, pp. 951-956.

[6] Yeh, C.H. and Wen, Y.K. (1990), "Modeling of nonstationary ground motion and analysis of inelastic structural response", Structural *Safety*, Vol. 8, pp. 281–98.

[۷] Ghaboussi, J. and Lin, C.J. (۱۹۹۸), "New method of generation spectra compatible accelerograms using neural network", *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, Vol. 27, pp. 377-396.

[8] Newland, D.E. (1994), "*Random Vibration, Spectral and Wavelet Analysis*" 3rd Edition, Longman Singapore, Publishers.

[9] Ghodrati Amiri, G., Ashtari, P. and Rahami, H. (2006), "New development of artificial record generation by wavelet theory" *Structural Engineering and Mechanics*, Vol. 22, pp. 185-195.

[10] G. Navarro, Wavelet Trees for All, Proceedings of 23rd Annual Symposium on Combinatorial Pattern Matching (CPM), ۲۰۱۲

[11] MATLAB Reference Guide, the Math Works, Inc., 2007.

[۱۲] منهاج محمدباقر. هوش محاسباتی: شبکه‌های عصبی، جلد اول. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۷.

[۱۳] رمضی ح. داده های پایه شتابنگاشت های شبکه شتابنگاری کشور. مرکز تحقیقات ساختمان و مسکن، نشریه شماره ۲۵۶ . تهران، ایران ۱۳۷۶.

[14] Seismosignal Software. Autumn, Seismosoft Inc., 2002.

[15] M. Fadavi Amiri, A. Akbari and G. Ghodrati Amiri" New Method for Generation of Artificial Earthquake Record" , Proceedings of the ۱٤th World Conference on Earthquake Engineering, October ۱۲-۱۷, ۲۰۰۸, Beijing-China.