

تولید شتاب‌نگاشت‌های مصنوعی با استفاده از ترکیب شبکه‌های عصبی و ویولت‌ها

خسرو برگی (استاد)

پردیس دانشکده‌های فنی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تهران

علی کاوه (استاد)

دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران

کارو لوکس (استاد)

پردیس دانشکده‌های فنی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران

حسین رحایی* (استادیار)

پردیس دانشکده‌های فنی، گروه علوم پایه مهندسی، دانشگاه تهران

تولید شتاب‌نگاشت‌های مصنوعی مناسب، با توجه به کمبود رکوردهای ثبت‌شده زلزله و همچنین محدودیت‌ها و اشکالات موجود در آن‌ها از یک سو و استفاده روزافزون از آنالیز دینامیکی تاریخچه زمانی برای محاسبه پاسخ سیستم‌ها از طرف دیگر، امری ضروری به نظر می‌رسد. با توجه به کمبود رکوردهای طبیعی، بهترین راه عملی استفاده از رکوردهای مصنوعی مناسب در منطقه مورد نظر است. این شتاب‌نگاشت‌ها باید به نحوی ایجاد شوند که خصوصیات لرزه‌خیزی مناطق گسترده‌ی را در بر داشته و برای طراحی سازه مناسب باشند. ویولت‌ها قادرند تا یک سری زمانی را به چندین تراز مجزا تجزیه کنند، به گونه‌ی که هر تراز یک حریم خاص بسامدی را پوشش دهد. در اینجا از ترکیب شبکه‌های عصبی و ویولت‌ها برای رسیدن به شتاب‌نگاشت مصنوعی با طیف پاسخ مشابه با طیف هدف استفاده شده است. نظریه‌ی ویولت‌ها ما را قادر می‌سازد تا بتوانیم رکوردهای متعددی تولید کنیم که همگی یک ویژگی ثابت، یعنی تبعیت از یک طیف هدف را داشته باشند.

واژگان کلیدی: شتاب‌نگاشت مصنوعی، شبکه‌های عصبی، آنالیز ویولت، طیف هدف، محتوای بسامدی.

مقدمه

ساخته می‌شوند، می‌تواند راه‌حلی مناسب برای آنالیز و طراحی سازه‌های مهم باشد. تصادفی بودن ماهیت زلزله باعث می‌شود تا نتوان به‌صراحت وقوع زلزله را در منطقه‌ی خاص شناسایی کرد. در نهایت، عمده‌ی تحقیقات صورت‌گرفته منجر به شناسایی یک سری پارامترهای مرتبط با زلزله از جمله بزرگی، بیشینه‌ی شتاب زلزله، طول مدت تداوم و چند پارامتر محدود دیگر شده است.

با وجود این ضعف، امکان پیش‌بینی شکل و ویژگی‌های زلزله‌ی که امکان رخ‌دادن در یک منطقه‌ی خاص را دارد، امری بعید به نظر می‌رسد. بنابراین، نیاز به آنالیز دینامیکی ما را مجبور می‌کند تا بتوانیم به یک سری رکورد قابل قبول دسترسی پیدا کنیم. در پاره‌ی موارد ترجیح داده می‌شود از یک رکورد ثبت‌شده در منطقه‌ی خاص که تا حدودی شرایط و ویژگی‌های نزدیک به محل مورد نظر را دارد، استفاده کنیم. عدم دقت در چنین امری کاملاً واضح است، چرا که به هیچ عنوان امکان رخ‌دادن زلزله‌ی که دارای چنین خصوصیتی باشد، در منطقه‌ی مورد نظر وجود ندارد. بدین جهت فلسفه‌ی استفاده از رکوردهای مصنوعی کاملاً روشن می‌شود.

نگاشت‌های ثبت‌شده بر روی زمین به میزان قابل توجهی از مکانیزم پیدایش، ساختار زمین، شرایط محلی خاک، و سایر عوامل تأثیر پذیرند. لزوم ثبت و نگهداری چنین رکوردهایی به منظور کاربرد آن‌ها در آنالیز دینامیکی سازه‌هایی است که با توجه به شرایط ویژه‌ی آن‌ها، نمی‌توان از آنالیز استاتیکی استفاده کرد.

شتاب‌نگاشت‌های مناسب برای تحلیل هر سازه، رکوردهایی هستند که دارای مشخصاتی مشابه با خصوصیات برآوردشده برای محل ساختگاه مورد نظر باشند. لیکن با توجه به تعداد و تنوع کم نگاشت‌های ثبت و پردازش‌شده، انتخاب رکوردهای متناسب با واقعیت برای طراحی، در برخی موارد با اشکال مواجه می‌شود و در مواردی حتی ناممکن است. رکوردهای حاصل از زلزله‌های به‌وقوع پیوسته در مناطق دیگر نیز با توجه به تفاوت‌های موجود در خصوص مشخصات زمین‌شناسی و زمین‌ساختی در اکثر مواقع معیارهای مورد نظر را ارضاء نمی‌کنند. در چنین شرایطی استفاده از نگاشت‌های مصنوعی که عموماً به روش‌های آماری با توجه به ویژگی‌های مورد انتظار

* نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۳۸۹/۲/۱۲، اصلاحیه ۱۳۹۰/۱/۱۷، پذیرش ۱۳۹۰/۱/۲۹.

۳. آموزش سریع‌تر شبکه‌های به‌کار گرفته شده در مقایسه با شبکه‌های دیگر با توجه به تفکیک بسامدی هر رکورد،
۴. امکان تولید رکوردهای متعدد متناظر یک طیف بدون انجام محاسبات اضافی،
۵. امکان اصلاح شتاب‌نگاشت‌ها با استفاده از شبکه.

جایگاه استفاده از شبکه‌ی عصبی در تولید رکورد

مصنوعی

بررسی طیف‌های زلزله‌ی یک منطقه نشان داده است که هر چند نمی‌توان به الگوی قطعی در شناسایی شکل رکوردهای زلزله، حتی در یک محدوده‌ی معین دست یافت، اما طیف‌های پاسخ مرتبط با آن‌ها عموماً در پاره‌ی از موارد شباهت‌های زیادی به یکدیگر دارند؛ به گونه‌ی که می‌توان به یک الگوی نسبتاً قطعی برای طیف‌های مربوط به یک منطقه‌ی مشخص دست یافت. به همین دلیل محققان توانسته‌اند با صاف‌کردن چنین طیف‌هایی به یک طیف صاف‌شده و هموار به نام طیف طرح دست یابند، این مطالعات ادامه یافته است تا جایی که آن‌ها اکنون قادرند تا برای هر منطقه‌ی خاص به لحاظ مشخصات ژئوفیزیکی و ژئوتکنیکی، طیف طرح مربوط را ارائه کنند.^[۶]

حال که چنین عملی ممکن است، احتمالاً تصور می‌شود رسیدن به رکورد متناظر نیز نباید کار چندان دشواری باشد. در اینجا هدف آن است که طیف پاسخ به رکورد شبیه‌سازی‌شده با طیف طرح ارائه‌شده، نزدیکی نسبتاً خوبی داشته باشد. به طیف‌های طرحی که برای چنین کنترلی به‌کار می‌رود، اصطلاحاً طیف هدف گفته می‌شود.

نکته اینجاست که انطباق طیف پاسخ و طیف هدف، دلیل صحت کامل شتاب‌نگاشت‌های تولیدشده نیست، چرا که ممکن است نگاشت‌های مختلفی با طیف‌های پاسخ یکسان وجود داشته باشد. این موضوعی است که اکنون به آن پرداخته خواهد شد.

اگر به محاسبه‌ی طیف پاسخ مربوط به یک رکورد به‌منزله‌ی مسئله‌ی مستقیم توجه شود، یافتن شتاب‌نگاشت با توجه به طیف مرتبط، در واقع معکوس مسئله‌ی بالا خواهد بود.

اما مشکل آن است که برخلاف ارتباط بین یک رکورد و تبدیل فوریه‌ی آن که یک ارتباط یک‌به‌یک و لذا وارون‌پذیر است، با داشتن یک طیف پاسخ نمی‌توان فقط به یک رکورد خاص دسترسی پیدا کرد. چرا که کلیه‌ی اطلاعات معنی‌دار مربوط به یک شتاب‌نگاشت کاملاً در تبدیل فوریه منعکس می‌شود، حال آن‌که در محاسبه‌ی طیف عموماً یک سری از ویژگی‌ها حذف می‌شود. بنابراین، نگاشت‌هایی با ویژگی‌های مختلف ممکن است طیف‌های پاسخ یکسانی داشته باشند. لذا اگرچه محاسبه‌ی طیف از روی یک رکورد نیاز به یک سری عملیات محاسباتی مشخص دارد، عکس این عمل را نمی‌توان به‌صورت محاسباتی و در قالب یک فرمول‌بندی مشخص مدل کرد.

همان‌گونه که مشخص شد، از آنجا که نمی‌توان به یک فرمول‌بندی مشخص برای ارتباط از طیف به شتاب‌نگاشت دست یافت، لذا باید به روشی غیر از روش‌های کلاسیک، این مسئله را بررسی کرد و در نهایت با کنترل هم‌پوشی طیف مربوط با طیف هدف به یک شتاب‌نگاشت مصنوعی سازگار با طیف هدف دست یافت. در واقع، علت کنترل آخر بدین جهت است که اگر می‌خواستیم به روش استاتیکی سازه را تحلیل کنیم، از طیف استفاده می‌کردیم؛ حال که هدف بررسی دینامیکی

نکته‌ی قابل ذکر آن‌که در ایجاد این رکوردها هیچ‌گاه تضمینی بر صحت پیش‌بینی رکورد وجود ندارد، بلکه مهم آن است که این نگاشت اولاً به لحاظ شکل ماهیتی شبیه به رکوردهای قبلی داشته باشد، ثانیاً در احتمال صحت نسبی چند پارامتر اساسی مرتبط با آن اطمینان بالایی داشته باشیم. این پارامترها در واقع همان داده‌های اولیه‌ی تولید رکوردهای مصنوعی محسوب می‌شوند. مواردی چون بیشینه‌ی شتاب زمین (PGA)^۱، مدت تداوم قوی^۲ و محتوای بسامدی^۳ مهم‌ترین این عوامل‌اند. به‌طور کلی مناسب‌تر آن است که بتوانیم تعداد رکوردهای سازگار با طیف هدف را افزایش دهیم.

روش‌های مختلفی برای تولید این رکوردها وجود دارد. یک گروه مدل‌های ژئوفیزیکی و گروه دیگر مدل‌های تصادفی‌اند. اصول تئوریک مدل‌های ژئوفیزیکی هنوز بسط چندانی نیافته است، لذا مدل‌های تصادفی امروزه کاربرد بیشتری دارند. بر مبنای این مدل‌ها، الگوهای متنوعی نیز ارائه شده است. این الگوها بر اساس مطالعات آماری شتاب‌نگاشت‌های مختلف ثبت‌شده در مناطق مختلف به‌دست آمده‌اند. مهم‌ترین این الگوها شامل الگوهای: نویز سفید، ایستا، ناپیستا در دامنه، ناپیستا در دامنه و بسامد، همراه با الگوهای ایستای اصلاح‌شده هستند.

بر اساس مدل‌های تصادفی، روش‌های مختلفی نیز برای تولید نگاشت‌ها موجود است. روش ترکیب موج‌های سینوسی به‌منزله‌ی نمونه‌ی از روش‌های تولید شتاب‌نگاشت‌های مصنوعی مطرح شده است. در سال ۱۹۹۸ روشی برای شبیه‌سازی رکوردهای زلزله بر مبنای یک الگوریتم تصادفی ارائه شده است.^[۱]

الگوهای مختلفی شامل الگوهای: قطار پالس‌های تصادفی، شوت نوین، ایستای اصلاح‌شده توسط فیلترهای مرتبه‌ی اول و دوم و پیوسته، همچنین ARMA که یک الگوی عمومی خطی برای آنالیز سری‌های زمانی گسسته است، برای تولید چنین رکوردهایی به‌کار می‌رود که هر کدام از الگوهای مزبور ویژگی‌های خاص مربوط به خود را دارند. روش دیگر استفاده از تابع چگالی طیفی توان است که مدل‌های مختلفی برای محاسبه‌ی آن ارائه شده است، که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به مدل کانایی-تاجیمی^۴ اشاره کرد. برخی از محققان بر مبنای این مدل اقدام به تولید رکوردهای مصنوعی زلزله کرده‌اند.^[۲]

در این نوشتار، ابتدا با استفاده از ترکیب چند شبکه‌ی عصبی با تابع پایه‌ی شعاعی اقدام به تولید یک رکورد مصنوعی متناظر با طیف هدف شده است.^[۳] در همه‌ی این شبکه‌ها، ورودی طیف هدف و خروجی هر شبکه یکی از ترازهای ویولت رکورد متناظر آن طیف است. ویولت‌ها قادرند تا یک سری زمانی را به چندین تراز مجزا تجزیه کنند، به گونه‌ی که هر تراز یک حریم خاص بسامدی را پوشش دهد. ویولت‌ها تبدیلی در حوزه‌ی زمان-مقیاس محسوب می‌شوند که مقیاس را در اینجا متناظر با بسامد در نظر می‌گیرند. نظریه‌ی ویولت‌ها به سبب تفکیک جزء به جزء هر سیگنال، ما را قادر می‌سازد تا بتوانیم با استفاده از ضرایب مربوط، رکوردهای متعددی تولید کنیم که همگی یک ویژگی ثابت، یعنی تبعیت از یک طیف هدف را داشته باشند.

در سال ۲۰۰۸ با استفاده از آنالیز LPC و ترکیب آن با شبکه‌ی عصبی اقدام به تولید رکوردهای متناظر با طیف پاسخ سرعت شده است.^[۴] همچنین تفاوت انتخاب‌های مختلف از توابع پایه‌ی ویولت بررسی شده است.^[۵]

در مقایسه با سایر مقالاتی که در این زمینه ارائه شده است، این موارد در این نوشتار دیده می‌شود:

۱. تجزیه‌ی رکورد به ترازهای مختلف ویولت و آموزش مستقل هر تراز،
۲. انتخاب شبکه‌ی GRNN در مقایسه با شبکه‌ی فشرده‌سازی RNN،

مسئله است، دست کم شتاب‌نگاشتی به‌کار گرفته شود که علاوه بر دقت محاسبات دینامیکی، جواب حالت استاتیکی را نیز داده باشد، چراکه طیف آن بر طیف هدف منطبق شده است. یعنی اگر قبول کرده‌ایم که یک طیف مربوط به منطقه‌ی خاص است، باید شتاب‌نگاشت‌هایی را به‌عنوان رکوردهای مصنوعی قابل قبول آن محدوده بپذیریم که دارای طیف پاسخ نزدیک به طیف هدف باشند.

همان‌گونه که قبلاً ذکر شد، یکی از هدف‌های موردنظر در تولید چنین رکوردهایی آن است که رکورد حاصله تا حدودی از الگوهای مربوط به زلزله‌های رخ داده در مناطق مشابه با منطقه‌ی هدف تبعیت کند. لذا در روش تولید این رکوردها، با انتخاب یک نگاشت طبیعی مربوط به یک منطقه که از لحاظ خصوصیات لرزه‌خیزی نزدیک به منطقه‌ی موردنظر است، اقدام به اصلاح آن تا زمان هم‌پوشی طیف پاسخ آن با طیف هدف می‌کنند.

برای این منظور می‌توان از یک شبکه استفاده کرد. این روش برای اولین بار برای تولید رکوردهای مصنوعی به‌کار گرفته شد.^[۷] هدف اصلی همان‌گونه که مشخص است آموزش شبکه‌ی با ورودی طیف و خروجی شتاب‌نگاشت خواهد بود و برای یکسان شدن فضای ورودی و خروجی از تبدیل فوریه‌ی شتاب‌نگاشت که شامل دو جزء حقیقی و موهومی است، به‌منزله‌ی خروجی استفاده شده است. اما مشکل آن است که معمولاً تعداد رکوردهایی که بتوان با آن به آموزش شبکه پرداخت، عموماً محدود است. حال آن‌که ما ناگزیریم برای تولید یک رکورد به تعداد نقاط آن از سلول خروجی استفاده کنیم. لازم به ذکر است، منظور از کلمه‌ی نقاط که از این پس به‌کار خواهد رفت، تعداد نقاط گسسته‌سازی یک رکورد است که عموماً تعداد آن‌ها تا رسیدن به توانی از دو افزایش خواهد یافت.

فرض کنید که طول شتاب‌نگاشت‌های موجود برای آموزش شبکه تا $40.96 = 2^{12}$ نقطه افزایش یابد. این کار با اضافه کردن صفر به انتهای هر رکورد میسر است. در این صورت بدیهی است قسمت‌های حقیقی و موهومی تبدیل آن نیز شامل همین تعداد نقطه خواهد بود که اگر از تقارن مستقیم و معکوس مربوط به این دو جزء استفاده کنیم، می‌توان هر کدام از دو جزء را شامل 20.49 نقطه (یکی بیشتر از نصف) در نظر گرفت.

با توجه به آن‌که رکوردهای مختلف دارای ماهیت متفاوتی هستند، الگوی مربوط به تبدیل فوریه‌ی آن‌ها که بیان‌گر محتوای بسامدی حرکت است، نیز متفاوت است. به همین دلیل هیچ‌یک از دو جزء حقیقی و موهومی آن‌ها از یک غالب مشخص تبعیت نخواهد کرد.

تعلیم چنین شبکه‌هایی با تعداد خروجی زیاد و سری آموزشی کم در صورتی که نظم مشخصی در خروجی‌ها مشاهده نشود، امری مشکل است. همان‌گونه که می‌دانیم هنگامی که یک شبکه درست آموزش دیده است که علاوه بر پاسخ صحیح نسبت به داده‌های آموزشی، به ازای یک بردار ورودی که با آن آموزش ندیده است نیز بتواند پاسخی قابل قبول ارائه کند. لذا باید به‌نحوی از تعداد گره‌های خروجی کاسته شود، برای این منظور در این روش یک شبکه‌ی MLFF با ورودی و خروجی یکسان (RNN) برای فشرده‌سازی اطلاعات استفاده شده است.

ساختار چنین شبکه‌ی مقارن و دارای ورودی و خروجی یکسان است. تعداد نرون‌های میانی بسیار کمتر از نرون‌های ورودی و خروجی و شامل اطلاعات فشرده‌ی ورودی است. این شبکه یک‌بار برای جزء حقیقی و یک بار برای جزء موهومی آموزش خواهد دید.

همان‌گونه که مشخص است، اکنون با دو سری خروجی که شامل اجزای حقیقی و موهومی مربوط به تبدیل فوریه‌ی شتاب‌نگاشت هستند، روبرو هستیم که تعداد آن‌ها بسیار کاهش یافته است. بنابراین، در خروجی شبکه‌ی اصلی از فشرده‌شدن

اجزای تبدیل فوریه استفاده خواهیم کرد و به این ترتیب تعلیم شبکه با سهولت بیشتر و در مدت زمان کمتری ممکن خواهد بود. در نهایت با محاسبه‌ی پاسخ شبکه به ازای هر ورودی خاص و به‌کار بردن یک سمت از RNN می‌توان به رکورد مربوط دست یافت.

یکی از معایب RNN در این مورد مدت زمان طولانی تعلیم آن است، مثلاً شبکه‌ی موردنظر در مدت زمان نزدیک به یک هفته آموزش یافته است. پس از تعلیم، شبکه برای داده‌های آموزشی (Tr) و داده‌های تست‌شونده (Ts) کنترل شده است.

سپس از یک شبکه‌ی پیشرو (MLFF) برای تولید A_r و A_i استفاده شده است. ورودی این شبکه‌ی طیف‌پاسخ، رکوردهای آموزشی است که در 90° نقطه‌ی بسامدی (در مقیاس لگاریتمی) محاسبه شده‌اند و خروجی نیز قسمت میانی RNN است. ساختار این شبکه نیز به‌این صورت قابل ارائه است. جزئیات کامل‌تر توسط محققان ارائه شده است.^[۷]

اگر به الگوهای آموزشی این روش دقت شود، خواهیم دید رکوردهای مزبور به چند منطقه‌ی خاص مربوط است که در ایستگاه‌های مختلفی به ثبت رسیده‌اند. مثلاً در این سری فقط با ۹ رکورد مربوط به زلزله‌ی Imperial Valley و ۷ رکورد Coalinga aftershock روبرو خواهیم بود. بدیهی است در چنین حالتی رکوردها و طیف‌های یک زلزله که به‌وسیله‌ی شتاب‌نگارهای مختلف ارائه شده‌اند، محتوای بسامدی نسبتاً یکسانی دارند، لذا آموزش شبکه‌ی موردنظر نباید چندان مشکل باشد، به‌علاوه‌ی آن‌که آزمون آن حتی برای سری‌های آزمون‌شونده نیز مطمئناً جواب قابل‌قبولی خواهد داد، چرا که معادل آن در الگوهای آموزشی به‌کار رفته است.

در ادامه‌ی این کار، سری‌های آموزشی برحسب مدت تداوم آن‌ها به سه دسته‌ی MD و LD که به ترتیب معرف مدت تداوم کم، متوسط، و زیاد است، تقسیم‌بندی شدند.^[۸] و فقط از یک شبکه‌ی RNN برای فشرده‌سازی توأم $A_r(\omega)$ و $A_i(\omega)$ برای هر دسته از شتاب‌نگاشت‌ها استفاده کردند. مدت زمان آموزش چنین شبکه‌ی حدود چندین ساعت است که بسیار کمتر از روش قبل است.

در الگوریتم MAGNN نیز همه‌ی الگوها از یک تیپ خاک انتخاب شده‌اند، بنابراین در اینجا نیز نوعی همانندی الگو در آن‌ها مشاهده می‌شود، هر چند فهرست رکوردهای به‌کاررفته در مقاله‌ی مورد بحث نیامده است.^[۸]

در این نوشتار، با توجه به محدودیت‌هایی که عمده‌ی آن تعداد شتاب‌نگاشت‌هایی با ویژگی‌های متمایز در ایران است، روشی جدید برای تولید چنین رکوردهایی پیشنهاد شده است، که از مزایای اصلی آن می‌توان به سرعت آموزش بالا به سبب نوع خاص شبکه و حذف مرحله‌ی فشرده‌سازی، قابلیت انعطاف‌پذیری آن حتی در تعداد کم داده‌های آموزشی، قابلیت اصلاح خروجی شبکه تا رسیدن به طیف موردنظر، استفاده از ویولت‌ها به سبب شناسایی دقیق‌تر ویژگی‌های بسامدی شتاب‌نگاشت‌های آموزشی و در نهایت تولید رکوردهای متعدد سازگار با طیف هدف اشاره کرد.

علاوه بر موارد فوق به استفاده از شبکه‌ها در تولید رکوردهای مصنوعی زلزله پرداخته شده است.^[۹-۱۱]

نظریه‌ی ویولت‌ها

نظریه‌ی ویولت (پاره‌موج یا موجک) همانند تبدیلات فوریه دارای یک مبنای ریاضی خاص است، و برای حل مسائل مختلفی همانند حل معادلات دیفرانسیل جزئی به‌کار گرفته شده است. همچنین در کاربردهای مهندسی، این نظریه به سرعت جای

روش پیشنهادی

در اینجا از تعدادی رکورد موجود مربوط به زلزله‌های رخ داده در ایران استفاده می‌شود. تعداد رکوردهای ثبت شده که بتوان به آن‌ها به‌عنوان یک رکورد قابل قبول استناد کرد، بسیار کم است. بنابراین، موضوع مهم در اینجا کمبود تعداد رکوردهای آموزشی درمقایسه با تعداد نرون‌های ورودی و خروجی است. چنانچه طیف فوری‌ی رکوردهای مورد مطالعه محاسبه شود، دیده می‌شود که هیچ نظم و الگوی مشخصی در آن‌ها وجود ندارد. این موضوع مسلماً آموزش شبکه‌ها به طریق معمول را با مشکل مواجه خواهد کرد. یعنی استفاده از RNN در این مورد نتیجه‌ی مناسبی نخواهد داد. انجام آموزش چنین شبکه‌ی همان‌گونه که پیش‌بینی می‌شد نتیجه‌ی خوبی ارائه نداده است. یعنی در آزمون RNN ، به‌ازای هر ورودی غیرآموزشی پاسخ شبکه با مقدار ورودی آن اختلاف بسیار زیادی خواهد داشت. در صورتی‌که در آموزش این شبکه از ورودی و خروجی یکسان استفاده می‌شود.

با توجه به آنچه عنوان شد، می‌توان نتیجه گرفت که فشرده‌سازی اطلاعات به روش فوق نمی‌تواند کارایی لازم را داشته باشد. استخراج ویژگی‌های اساسی و فشرده‌سازی سیگنال‌ها از مواردی است که در بحث پردازش سیگنال‌ها به آن پرداخته شده است. همچنین اگر هدف، فشرده‌سازی اطلاعات در یک فضای محدود باشد، می‌توان از یکی از الگوریتم‌های شبکه‌ی عصبی با عنوان HA استفاده کرد.

این روش قادر است تا ویژگی‌های اساسی مربوط به یک بردار را استخراج کند. این کار چیزی جز محاسبه‌ی مقادیر ویژه‌ی یک بردار طی یک فرایند محاسباتی ساده نیست. همچنین می‌توان نوعی از شبکه‌های عصبی بدون ناظر را برای فشرده‌سازی اطلاعات ورودی به‌کار برد. چنین شبکه‌هایی با عنوان شبکه‌های خود سازمان‌ده (SOFM) قادرند تا بدون دسترسی به خروجی موردنظر فقط با ارائه‌ی یک ورودی، خروجی تطبیق یافته‌ی را در هر بعد موردنظر محاسبه کنند. این شبکه برای فشرده‌سازی یک تصویر (فضای دو بعدی) نیز قابلیت بالایی دارد. روشی دیگر برای فشرده‌سازی اطلاعات طولانی به‌وسیله‌ی ویولت‌ها ارائه شده است.^[۱۲]

همان‌گونه که ذکر شد، RNN در این مورد کارایی قابل‌قبولی نخواهد داشت، که علت اصلی این امر نیز در بی‌نظمی محتوای بسامدی رکوردهای آموزشی است. به‌جای دنبال کردن موضوع فشرده‌سازی، اگر به‌طریقی بتوان از بی‌نظمی موجود در قسمت‌های حقیقی و موهومی تبدیل فوری‌ی شتاب‌نگاشت‌ها کاست، می‌توان از خود آن‌ها برای آموزش استفاده کرد. یعنی در اینجا به دنبال یک نظم و الگوی مشخص در خروجی‌های شبکه هستیم، چرا که نظم در الگوهای آموزشی شبکه‌ها، قابلیت فراگیری را بالا می‌برد.

به‌عنوان یکی از کاربردهای ویولت‌ها، آن‌ها قادرند تا هر سری زمانی را به چندین تراز مجزا تجزیه کنند. چنانچه این کار برای رکوردهای مورد مطالعه انجام و در نهایت تبدیل فوری‌ی هر تراز محاسبه شود، مشاهده خواهد شد که تبدیل فوق در هر تراز فقط محدوده‌ی مشخص را خواهد پوشاند. این از ویژگی‌های بارز ویولت‌هاست، یعنی با مشاهده‌ی تبدیلات فوری‌ی یک تراز خاص برای کلیه‌ی رکوردها، می‌توان یک الگوی صوری در ذهن برای آن در نظر گرفت. یعنی در واقع، هر تراز ویولت یک الگوی مناسب در فرم تبدیلات بسامدی دارد، همان‌طور که در تولید شتاب‌نگاشت‌های مصنوعی از ویولت‌ها استفاده شده است.^[۱۵-۱۷]

حال با آموزش چندین شبکه، که ورودی همه‌ی آن‌ها طیف پاسخ و خروجی آن تبدیل فوری‌ی تراز خاص از ویولت است، در واقع توانسته‌ایم به طریقی به محاسبه‌ی ترازهای مختلف یک سیگنال اقدام کنیم. بدیهی است جمع خروجی شبکه‌های فوق، رکورد موردنظر را ارائه خواهد داد. در محاسبه‌ی تبدیل فوری‌ی از الگوریتم FFT

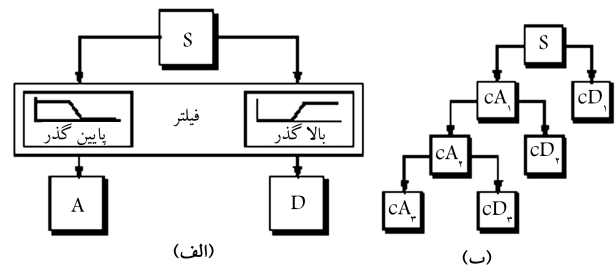
خود را در مهندسی الکترونیک و به‌خصوص بحث پردازش سیگنال‌ها باز کرده و اکنون دامنه‌ی کاربرد این نظریه گسترده‌تر شده است، تا جایی که به‌ممنزله‌ی ابزاری نیرومند در تحلیل حوزه‌ی زمان-بسامد از جمله مباحث اصلی نظریه ارتعاشات تصادفی است.^[۱۲]

نظریه ویولت‌ها ما را قادر می‌سازد تا در فرایندهای نایستا بتوانیم از جزئیات بسامدی در هر لحظه‌ی زمانی اطلاعاتی به‌دست آوریم. از جمله پرکاربردترین موارد تبدیلات ویولت (WT)^۵ تجزیه‌ی یک سری زمانی به چندین سری مجزاست، به‌گونه‌ی که از جمع آن‌ها بتوان سیگنال اولیه را بازسازی کرد. در این حالت با قراردادن دو فیلتر پایین‌گذر و بالاگذر می‌توان به تجزیه‌ی یک سیگنال اقدام کرد.

یکی از اشکال‌های اساسی آنالیز فوری‌ی آن است که فقط قادر به استخراج محتوای بسامدی حرکت در طول مدت مداوم زلزله است، و با آن نمی‌توان در یک زمان خاص بسامد همان لحظه را به‌دست آورد. علت این امر نیز در تعریف آن نهفته است، در واقع در انتگرال مربوط به $F(\omega)$ (تبدیل فوری‌ی $f(t)$) محدوده‌ی انتگرال‌گیری بازه‌ی $(-\infty, \infty)$ است، لذا قادر به استخراج اطلاعات مربوط به محتوای بسامدی در یک زمان مشخص نیست. بدین جهت اگر در لحظه‌ی خاص یک نوسان محلی در طول سیگنال رخ دهد، این نوسان تأثیر خود را در تبدیل فوری‌ی نشان خواهد داد، اما زمان رخ دادن آن در این تبدیل از دست خواهد رفت.

در واقع، حاصل سیستم کلاسیک ویولت، تفکیک بسامدی است. بسامدهای پایین دارای پهنای باند باریک و بسامدهای بالا دارای پهنای باند وسیع‌اند. لذا یک سیگنال را همانند شکل ۱ الف می‌توان به دو بخش تقریب و جزئیات تقسیم کرد. به همین علت یکی از موارد کاربرد ویولت‌ها، فشرده‌سازی داده‌هاست. این دو جزء در واقع چیزی جز فیلترهای پایین و بالاگذر نیستند. اگر به همین ترتیب اقدام به تجزیه‌ی قسمت تقریب کنیم، می‌توانیم در نهایت به ساده‌ترین شکل تجزیه که خطی مستقیم است، برسیم. می‌توان عمل تقسیم‌بندی را بر روی شاخه‌ی بالاگذر نیز ادامه داد. ساختار چنین عملی شبیه یک درخت دودویی کامل است که محاسبات بیشتری را می‌طلبد و نتیجه‌ی آن، تفکیک‌های بسامدی با فواصل کاملاً مساوی است. اگر سری ورودی دارای 2^n نقطه باشد؛ پس از طی n مرحله، سیگنال تجزیه‌شده خواهیم داشت که با در نظر گرفتن یک بخش جزئیات در مجموع $n + 1$ سیگنال مجزا به‌دست می‌آید که هر کدام را یک تراز ویولت می‌نامیم.

یکی از ساده‌ترین روش‌ها برای انجام این کار استفاده از الگوریتم Mallat است.^[۱۳] این الگوریتم ابتدا اقدام به محاسبه‌ی ضرابی به نام ضراب ویولت می‌کند که در شکل ۱ ب نشان داده شده است. از ضرب این ضراب در تابع پایه‌ی انتخابی، می‌توان به تجزیه‌ی رکورد پرداخت. در واقع، افراد مختلف توابع پایه‌ی متعددی برای تجزیه‌ی ویولت ارائه کرده‌اند که مهم‌ترین آن‌ها تابع Haar (db_۱) و Daubechies (db_n) با درجه‌های مختلف (n) است.



شکل ۱. تجزیه‌ی چندگانه‌ی سیگنال با استفاده از فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر.

استفاده شده است که به صورت رابطه ی ۱ است:

$$A(\omega) = A_r(\omega) + iA_i(\omega) = \int_0^{\infty} \exp(-i\omega t) \ddot{x}_g(t) dt = \sum_{t=0}^{N-1} \exp(-2\pi i \omega t / N) \ddot{x}_g(t) \Delta t \quad (1)$$

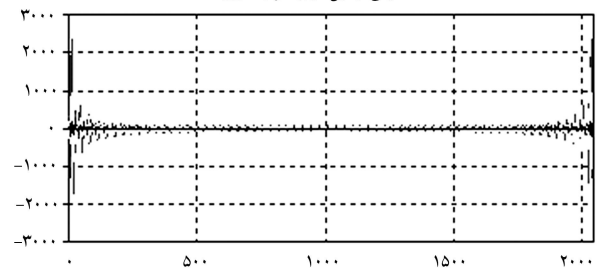
به طور خلاصه، هدف ما تجزیه ی یک رکورد به ترازهای مختلف آن است، به گونه یی که هر تراز یک محدوده ی خاص بسامدی را پوشش دهد یا دست کم نظم مشخصی داشته باشد. با استفاده از الگوریتم DWT به سهولت می توان هر رکورد را به سری های متعام مورد نظر با استفاده از یک تابع پایه ی مشخص تجزیه کرد.

در این نوشتار، از تابع مقیاس Haar برای تجزیه ی رکورد استفاده شده است. همان گونه که مشخص است با در نظر گرفتن 2^{11} نقطه برای رکورد مذکور می توان به ۱۲ تراز ویولت مجزا دست یافت. همچنین ارتباط یکی از پارامترهای بسیار مهم هر رکورد، با ترازهای مختلف آن بررسی شده است. از ویژگی های مورد نظر انرژی سیگنال این است که مستقیم یا غیرمستقیم با سایر پارامترهای زلزله مرتبط است، همانند طیف پاسخ یک رکورد که به طور غیرمستقیم به طیف انرژی آن وابسته است. همچنین ثابت شده است که تبدیل فوری هر تراز ویولت بخشی از تبدیل فوری سیگنال اولیه را پوشش می دهد. لذا محدوده ی بسامدی هر تراز به سهولت مشخص و با همین روش اقدام به تولید رکوردهای مصنوعی سازگار با طیف فوری شده است.^[۱۸] بنابراین علت استفاده از ویولت، یکسان سازی الگوهای خروجی برای سهولت آموزش بهتر شبکه است. شکل ۲، نمونه یی از اجزای حقیقی و موهومی دو تراز مختلف ویولت را برای کلیه ی الگوها نشان می دهد. همان گونه که مشخص است به راحتی می توان الگو و نظم خاص موجود در تمام آن ها را مشاهده کرد.

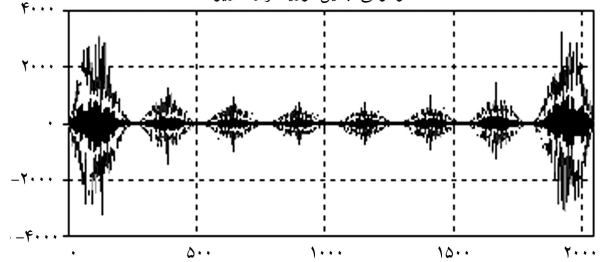
با فرض $2048 = 2^{11} = N$ ، به ۱۲ تراز ویولت برای هر سیگنال خواهیم رسید. با تبدیل در حوزه ی بسامد، هر تراز به دو قسمت حقیقی و موهومی تجزیه خواهد شد.

از تبدیلات دیگر می توان به DCT^۷ اشاره کرد، که از خصوصیات بارز آن

قسمت حقیقی تبدیل فوری تراز ۴ ویولت



قسمت موهومی تبدیل فوری تراز ۷ ویولت



شکل ۲. اجزای حقیقی و موهومی دو تراز مختلف ویولت مربوط به کلیه ی الگوها.

حفظ محتوای انرژی سیگنال در هنگام تبدیل است، به گونه یی که با دسترسی به چند نقطه ی بیشینه می توان به بازسازی آن اقدام کرد.^[۱۹]

در این نوشتار برای آموزش شبکه، مجموعاً ۴۰ رکورد زلزله با ویژگی های متمایز از مناطق مختلف ایران انتخاب شده است. این رکوردها همگی در فواصل زمانی ۰٫۲ ثانیه گسسته سازی شده اند. برای آموزش بهتر شبکه، ابتدا کلیه ی رکوردها دارای طول $N = 2^{11} = 2048$ شده اند که این کار با اضافه کردن صفر به انتهای رکوردهای کوتاه تر انجام شده است. همچنین در مواردی که طول رکورد اولیه بیشتر از این مقدار بوده است، با استفاده از مفهوم مدت زمان تداوم قوی زلزله به کمک تعریف مک کان و شاه که مبتنی بر انرژی رکورد است، این طول کاهش داده شده است.

همان گونه که قبلاً ذکر شد، در اینجا با ۲۴ شبکه ی مجزا روبرو خواهیم بود و شتاب نگاشت نهایی از مجموع خروجی شبکه های مزبور حاصل خواهد شد. ورودی کلیه ی شبکه ها طیف پاسخ شبه سرعت است. بدیهی است نظر به یکسان شدن PGA کلیه ی رکوردها طیف های حاصله همگی مرتبط با شتاب بیشینه ی $0.1g$ هستند. طیف پاسخ هر رکورد از روش نیگام و جیننگز^۸ با درصد میرایی 0.05 در 100 نقطه ی بسامدی (در مقیاس لگاریتمی) محاسبه شده است. محدوده ی بسامدی مورد نظر از 0.1 تا 100 هر تراز است. در لایه ی ورودی شبکه ها از 100 سلول استفاده خواهد شد. این ورودی به صورت رابطه ی ۲ بیان می شود:

$$SV = \{SV(j, \omega_h) \}_\zeta, h = 1 : 100, j = 1 : 40 \quad (\zeta = 0.05)$$

$$SV(j, \omega_h) = \omega \max_t |a_j(t)| \ddot{a}(t) + 2\zeta \omega \dot{a}(t) + \omega^2 a(t) = -\ddot{a}_g(t) \quad (2)$$

که در رابطه ی ۲، h بیانگر اندیس بسامدی و j شماره ی رکورد مورد نظر است. خروجی هر شبکه را نیز قسمت حقیقی یا موهومی تبدیل فوری هر تراز ویولت تشکیل می دهد. چنانکه اشاره شد، اکنون کلیه ی رکوردها دارای طول $2048 = 2^{11} = N$ هستند، لذا اجزای حقیقی و موهومی تبدیل آن ها نیز شامل 2048 نقطه است. با استفاده از خاصیت تقارن و پادقارن مربوط به این اجزای خروجی، شبکه های حقیقی و موهومی به ترتیب شامل 1023 و 1025 سلول انتخاب می شوند؛ این عمل بدون آنکه خللی در مسئله به وجود آورد، حجم محاسبات را کاهش خواهد داد. بدین ترتیب اگر فرض کنیم $FW(l)$ بیانگر تبدیل فوری تراز l ام است، خواهیم داشت:

$$FW(l) = FW_r(l) + iFW_i(l) \quad l = -1 : 10 \quad (3)$$

که در آن $FW_r(l)$ و $FW_i(l)$ به ترتیب معرف اجزای حقیقی و موهومی تبدیل فوری تراز l ام هستند. لازم به ذکر است که عمده ی محتوای بسامدی یک سیگنال که در آنالیز سازه ها کاربرد دارد، در محدوده ی ترازهای میانی آن بخش شده است. این موضوعی است که بعداً برای تولید سری رکوردهای سازگار با طیف هدف به کار گرفته می شود.

بدین ترتیب با در نظر گرفتن ۱۲ تراز که هر تراز خود دارای دو جزء است، یک سیگنال به ۲۴ بخش تقسیم شده است و هدف آن است که برای هر یک شبکه یی مجزا در نظر گرفته شود. لذا خروجی های مزبور را می توان به صورت رابطه ی ۴ ارائه کرد:

$$W_i(l) = FW_i(l, 2 : 1024), \quad W_r(l) = FW_r(l, 1 : 1025) \quad (4)$$

در اینجا با توجه به تعداد محدود الگوهای موجود تعداد ۳۴ الگو برای آموزش و مابقی برای آزمون انتخاب شده اند.

علاوه بر خروجی‌ها، ورودی‌هایی نیز که شامل طیف‌های پاسخ هستند، همگی نسبتاً یک فرم و شکل مشخصی دارند و لافل از یک نظم صعود و نزول تبعیت می‌کنند. به همین دلیل آموزش چنین شبکه‌هایی که در آن‌ها لایه‌های اول و آخر دارای چنین ویژگی‌هایی هستند، به مراتب آسان‌تر است.

در اینجا می‌خواهیم به نحوی مرحله‌ی فشرده‌سازی را حذف کنیم. برای این منظور شبکه‌های پیشروی مختلفی با ساختارهای متنوع برای ارتباط SV و $W_r(l)$ یا $W_i(l)$ مورد آزمایش قرار گرفتند، اما همان‌گونه که انتظار می‌رفت با وجود صرف مدت زمان نسبتاً زیاد برای آموزش هر یک از شبکه‌ها، پاسخ شبکه نسبت به سری‌های آزمون‌شونده دقت مناسبی ندارند.

یک روش مفید آن است که شبکه فقط الگوهای که دارای ورودی شبیه به ورودی موردنظرند را در ارائه‌ی خروجی سهم کند. این شبیه همان چیزی است که در یک روش تولید رکورد‌های مصنوعی دنبال شد، یعنی انتخاب یک رکورد با طیف شبیه به طیف هدف و انجام اصلاحات بر روی آن. شبکه‌هایی با قابلیت‌های بالا عموماً حساسیت بیشتری نسبت به خروجی‌ها دارند و به راحتی می‌توان خروجی وابسته به هر ورودی را متناظر یک یا چند خروجی آموزشی دانست. شبکه‌های تابع پایه‌ی شعاعی (RBF) چنین کاری را انجام می‌دهند و با انتخاب هر نرون برای هر سری آموزشی در لایه‌ی مخفی پاسخ را بر مبنای فاصله‌ی ورودی تا ورودی‌های آموزشی محاسبه می‌کنند.

از قابلیت‌های بالای این نوع شبکه‌ها آن است که قادر به شناسایی الگوهای متفاوت در مدت زمان بسیار کم هستند و در دسته‌بندی الگوها بسیار بهتر از MLFF کار می‌کنند. شبکه‌ی فوق از آنجا که معادل استنتاج‌گر فازی عمل می‌کند، مسلماً در جوابگویی به مسئله‌ی موردنظر کارایی بیشتری خواهد داشت.

پس از آموزش این شبکه و آزمون آن برای کلیه‌ی الگوها، نتایج حاصل دقت نسبتاً خوبی دارند و طیف حاصل از آن‌ها تا حدودی در برگیرنده‌ی طیف هدف است.

با توجه به این مطالب، انتظار می‌رود شبکه‌های نزدیک به شبکه‌ی RBF نیز بتوانند جوابگوی این مسئله باشند. یک نوع از این شبکه‌ها، شبکه‌ی عصبی با قابلیت بازگشت فراگیر یا فرا بازگشتی (GRNN) هستند، که از خصوصیات بارز آن سهم بیشتر خروجی‌ها در آموزش شبکه، نسبت به سایرین است. این عمل باعث می‌شود تا بتوانیم سریع‌تر به آنچه می‌خواهیم برسیم. یعنی شبکه پاسخی مشابه با پاسخ‌های آموزشی ارائه کند به گونه‌ی که طیف آن به طیف هدف نزدیک باشد. این شبکه به سرعت نزدیک‌ترین الگو به الگوی ورودی را انتخاب می‌کند و در مواردی که الگوی آزمون‌شونده شبیه به هیچ‌یک از سری‌های آموزشی نباشد، با ترکیبی مناسب خروجی قابل قبولی را ارائه می‌کند. انتخاب این شبکه و نتایج حاصل از آزمون آن صحت مطالب مذکور را تأیید می‌کند. GRNN به راحتی قابلیت شناسایی هر الگوی وابسته به هر تراز و ارتباط آن با طیف پاسخ را خواهد داشت.

برای راحتی کار فرض کنید سری‌های آزمون‌شونده دارای اندیس از یک تا ms و سری‌های آموزشی از $ms + 1$ تا m هستند. در اینجا $ms = 6$ و $m = 40$ تعداد الگوهای موجود است. از آنجا که برای آموزش هر تراز از دو شبکه‌ی حقیقی و موهومی مجزا استفاده می‌شود، می‌توان این شبکه‌ها را به صورت رابطه‌ی ۵ نمادگذاری کرد:

$$\begin{aligned} WGNN_r(l) &: GRNN(\{SV, W_r(l)\}, ms + 1 : m) \\ WGNN_i(l) &: GRNN(\{SV, W_i(l)\}, ms + 1 : m) \end{aligned} \quad (5)$$

که در آن $WGNN(l)$ معرف شبکه‌ی تولیدکننده‌ی تراز l م و یولت^۹ و اندیس‌های

r و i معرف حقیقی یا موهومی بودن آن است. GRNN نوع شبکه را معرفی می‌کند و پارامترهای داخل پرانتز شامل سری ورودی، سری خروجی، و در نهایت اندیس مربوط به سری‌های آموزشی است. نکته‌ی قابل توجه در ترتیب شبکه‌های فوق آن است که مدت زمان آموزش هر GRNN کمتر از ثانیه است.

پس از آموزش ۲۴ شبکه‌ی مزبور از هر جفت متناظر حقیقی و موهومی، تبدیل فوریه‌ی تراز مربوط محاسبه شده با استفاده از الگوریتم IFFT تراز موردنظر به دست می‌آید. جمع کلیه‌ی ترازاها، منجر به تولید یک رکورد متناظر با طیف ورودی خواهد شد.

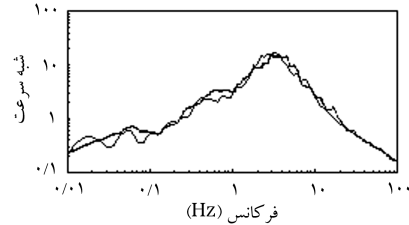
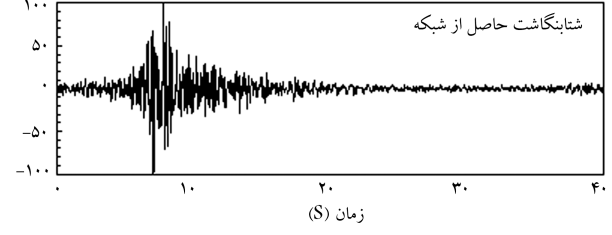
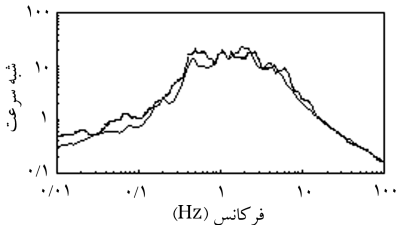
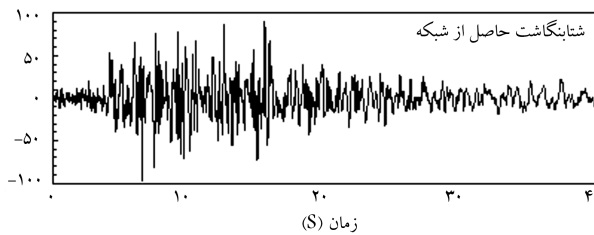
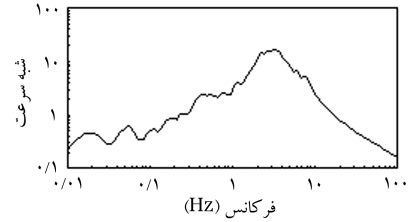
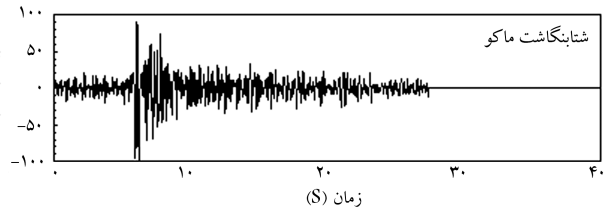
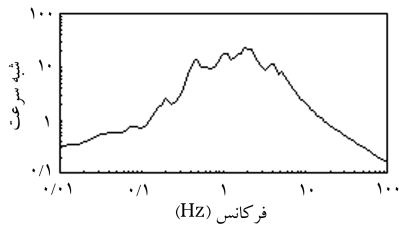
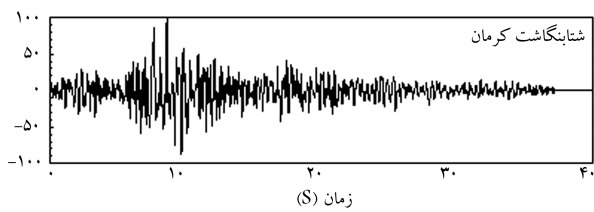
اگر فرض کنیم k اندیس الگوی موردنظر برای آزمون شبکه باشد، می‌توان خروجی نهایی را به صورت رابطه‌ی ۶ معرفی کرد:

$$\begin{aligned} AN(k, -1 : n-1) &= \sum_{l=-1}^{n-1} IFFT(WGNN_r(l, SV(k)))_C + \\ & iWGNN_i(l, SV(k))_C \\ AN(k) &= AN(k, -1 : 10) \end{aligned} \quad (6)$$

که در آن، AN معرف شتاب‌نگاشت مصنوعی تولیدشده است، در اینجا پارامتر دوم بیانگر آن است که هدف محاسبه‌ی خروجی شبکه به ازای ورودی $SV(k)$ است. اندیس c نشان‌دهنده‌ی آن است که خروجی شبکه باید به نحوی اصلاح شود. این اصلاح به سبب استفاده از خاصیت تقارن و پادتقارن تبدیلات است. زیرا خروجی شبکه‌های حقیقی و موهومی که دارای ۱۰۲۵ و ۱۰۲۳ گره هستند، باید به ۲۰۴۸ افزایش یابند، اولی به صورت متقارن و دومی پادمتقارن.

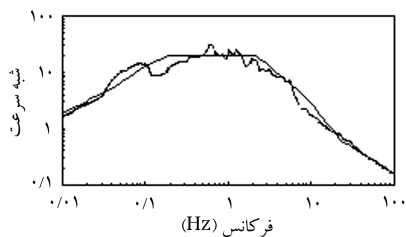
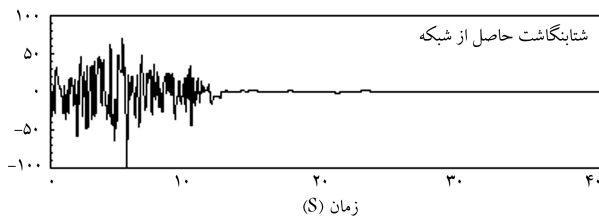
پس از محاسبه‌ی $AN(k)$ این رکورد باید برای بیشینه‌ی شتاب g ۰٫۱ اصلاح شود. پس از آموزش این شبکه و آزمون آن برای کلیه‌ی الگوها، نتایج حاصل دارای دقت نسبتاً خوبی هستند و طیف حاصل از آن‌ها در برگیرنده‌ی طیف هدف است. در اشکال ۳ و ۴ نتیجه‌ی شبکه برای دو سری آزمون‌شونده مربوط به زلزله‌های ماکو و کرمان برای نمونه ارائه شده است. با ملاحظه‌ی طیف‌های پاسخ مشاهده می‌شود که انطباق نسبتاً خوبی با طیف‌های هدف مربوط دارند. این هدفی است که از ابتدا دنبال می‌شود. چرا که با توجه به تصادفی بودن زلزله و اینکه شتاب‌نگاشت‌های مختلفی با طیف‌های پاسخ یکسان وجود دارند، توقع آن‌که بتوان به رکوردی که از لحاظ شکل با شتاب‌نگاشت آن انطباق داشته باشد، نخواهد بود. این شباهت را می‌توان با اضافه کردن بر سری‌های آموزشی افزایش داد. اکنون که شکل موردنظر با رکورد اولیه یکسان نیست، این انگیزه در ذهن ایجاد می‌شود که چگونه می‌توان رکورد‌های متنوع با طیف‌های پاسخ یکسان ایجاد کرد، به گونه‌ی که لافل بتوان مجموعه‌ی رکورد‌های تولیدی را برای آنالیز دینامیکی به کار برد تا بدین وسیله بر اطمینان آنالیز افزود. این موضوعی است که در بخش بعد به آن خواهیم پرداخت.

از آنجا که در نهایت برای تولید رکورد مصنوعی از طیف طرح استفاده می‌شود، شبکه‌ی موردنظر برای یک طیف طرح نیز آزمون شده است. شکل ۵، نتیجه‌ی کار را نشان می‌دهد. ملاحظه می‌شود که طیف حاصله انطباق خوبی با طیف طرح دارد و شتاب‌نگاشت تولیدی را نیز می‌توان برگرفته از یک یا چند رکورد آموزشی دانست. بدین ترتیب با کمک شبکه‌های GRNN و یولت‌ها مطابق آنچه به تفصیل بیان شد، روشی جدید برای تولید رکورد‌های مصنوعی سازگار با طیف هدف ارائه و قابلیت‌های آن با آزمون شبکه برای طیف‌های پاسخ و طرح نشان داده شده است. از قابلیت‌های بارز این روش کاهش شدید مدت زمان آموزش آن در مقایسه با روش‌هایی است که در آن از RNN برای فشرده‌سازی اطلاعات استفاده شده



شکل ۴. رکورد کرمان به همراه رکورد خروجی شبکه‌ی عصبی و مقایسه‌ی طیف‌های پاسخ آن‌ها.

شکل ۳. رکورد ماکو به همراه رکورد خروجی شبکه‌ی عصبی و مقایسه‌ی طیف‌های پاسخ آن‌ها.



شکل ۵. آزمون شبکه‌ی ارائه شده برای یک طیف طرح.

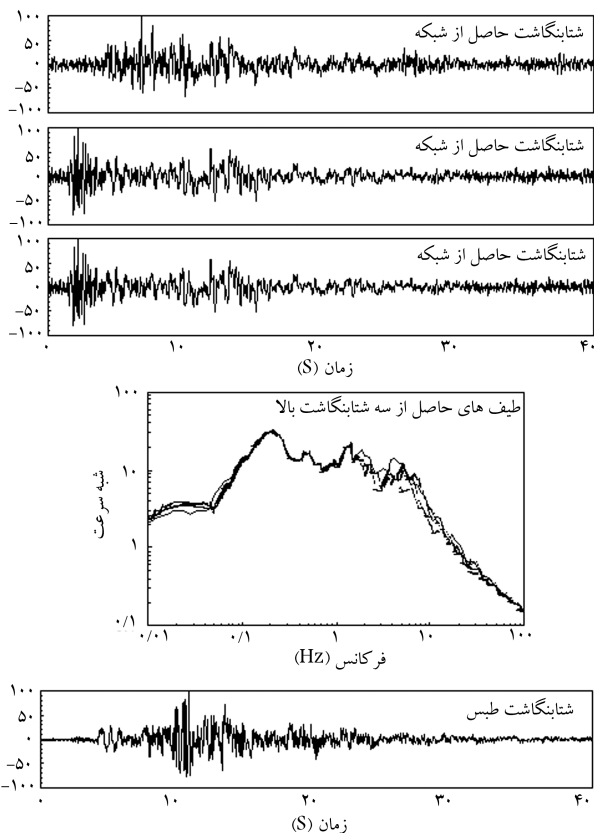
است. هر چند در این روش با تعداد بیشتری شبکه روبرو خواهیم بود، اما در نهایت مدت زمان بسیار کمتری صرف آموزش مجموعه خواهد شد.

نحوه‌ی تولید رکوردهای متعدد سازگار با طیف هدف

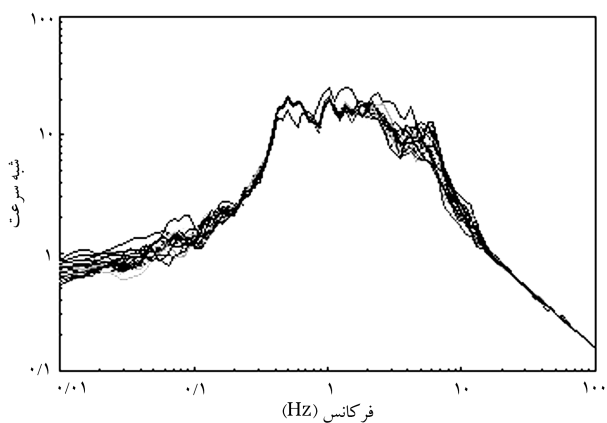
آنچه تا به حال دنبال شد، چگونگی تولید یک رکورد مصنوعی همراه با اصلاحات مربوط به آن بود. با توجه به تصادفی بودن زلزله، و مصنوعی بودن این رکوردها، باید تعداد زیادی از آن‌ها تولید کرد تا با کنترل همگی آن‌ها در تحلیل دینامیکی یک سازه بتوان امیدواری بیشتری نسبت به واکنش مثبت آن در برابر زلزله در آینده داشت. در اینجا هدف آن است که تعداد زیادی رکوردهای مختلف همسان با یک طیف را تولید کرد.

بنابراین، به‌کار بردن مجموعه‌ی رکوردهای متناظر با یک طیف برای هر آنالیز دینامیکی، خطای حاصل از پیش‌بینی رکورد واقعی را کاهش خواهد داد. روش به‌کار گرفته شده در قبل فقط قادر به تولید یک رکورد است و نمی‌توان با هر بار اجرای برنامه به رکورد دیگری دست یافت، مگر آن‌که از شبکه‌های مختلف همراه با ساختارهای متفاوت که هر کدام منجر به تولید یک رکورد می‌شود، استفاده کنیم. در اینجا با بهره‌گیری از آنالیز ویولت روش دیگری را برای این منظور به‌کار خواهیم برد. چنان‌که قبلاً اشاره شد، ترازهای میانی ویولت دارای سهم عمده‌ی در محتوای بسامدی حرکت، آن هم در حدود بسامدی سازه‌های مختلف که برای آنالیز به‌کار

خواهند رفت، هستند. ترازهای اولیه و انتهایی با عنوان ترازهای جانبی، عموماً در برگزیده‌ی شکل و غالب شتاب‌نگاشت و کلاً بسامدهای محدوده‌ی پایین و بالای طیف پاسخ خواهد بود. بدیهی است چنین ترازهایی در نهایت تأثیر خود را در حوالی بسامدهای پایین و بالای طیف نشان خواهند داد که عموماً در آنالیز دینامیکی کاربرد چندانی ندارند. از همین خاصیت می‌توان برای تولید رکوردهای متعدد استفاده کرد.



شکل ۶. سه نمونه رکورد متناظر با شتاب‌نگاشت طبس همراه با مقایسه‌ی طیف‌های پاسخ آن‌ها.



شکل ۷. مجموعه‌ی طیف‌های پاسخ مرتبط با خروجی‌های شبکه برای زلزله‌ی بندرعباس.

دو رکورد متفاوت، متناظر نگاشت‌های اولیه تولید می‌کند که اشکال مختلفی دارد، اما طیف‌های پاسخ یکسانی خواهند داشت.

نتیجه‌گیری

در روش ارائه‌شده در این نوشتار با استفاده از چندین شبکه‌ی عصبی اقدام به تولید ترازهای مختلف ویولت یک زلزله شده است که با جمع‌بندی آن‌ها رکورد موردنظر به‌دست آورده می‌شود. این رکورد دارای طیف پاسخی است که با طیف ورودی

کم تأثیر بودن ترازهای جانبی را می‌توان با یک آزمون ساده نشان داد. با حذف سه تراز اول و آخر چنانچه جمع خروجی ۶ تراز میانی را محاسبه کنیم، ملاحظه خواهد شد که طیف مربوط به رکورد حاصله تفاوت چندانی با طیف حاصل از جمع کلیه ترازها نخواهد داشت، اما شکل رکورد تغییر کرده است.

به این ترتیب، اگر ترازهای جانبی تصادفاً از میان ترازهای جانبی مربوط به هر یک از سری‌های آموزشی انتخاب شوند، تأثیر زیادی در شکل طیف پاسخ حاصل از رکورد تولیدشده نخواهد داشت، اما شکل شتاب‌نگاشت را تغییر خواهد داد. لذا چنانچه ترازهای میانی از خروجی‌های شبکه‌ی مربوط و سایر ترازها را از متناظر آن‌ها در سایر رکوردهای آموزشی انتخاب کنیم، به ازای هر رکورد انتخابی یک شتاب‌نگاشت جدید از غالب همان رکورد آموزشی تبعیت خواهد کرد، ولی با طیف پاسخ مرتبط با طیف هدف ایجاد خواهد شد. یعنی شبیه به هر الگوی ورودی می‌توان رکوردی مشابه با آن ایجاد کرد که خصوصیات بسامدی مرتبط با طیف هدف را داشته باشد. با توجه به مطالب عنوان‌شده به ازای هر طیف ورودی با اندیس k می‌توان رکوردی به کمک سری با اندیس تصادفی k' به‌صورت رابطه‌ی ۷ تولید کرد:

$$AN(k, k') = AN(k, \gamma : \gamma) + AN(k', -1 : 1) + AN(k', \lambda : 10) \quad (7)$$

جمله‌ی اول سمت راست در رابطه‌ی ۷، اثر ترازهای مرتبط با طیف ورودی (ترازهای میانی) و مابقی تأثیر ترازهای تصادفی انتخاب‌شده از سایر رکوردها (ترازهای جانبی) در ارائه‌ی خروجی است.

درنهایت، مطلب مهم این است که توانسته‌ایم رکوردهای متفاوتی با طیف‌های پاسخ یکسان تولید کنیم. در برخی موارد دیگر نیز هم‌گرایی به هیچ‌عنوان حاصل نخواهد شد، این در مواردی پیش خواهد آمد که شبکه نتواند الگوهای مشابه را در سری‌های آموزشی بیابد. در این مورد به‌راحتی رکورد مزبور را می‌توان حذف کرد. همچنین اگر رکورد تولیدشده به‌سبب انتخاب نادرست الگوی تصادفی (k') به جهت ماهیت متفاوت محتوای بسامدی آن‌ها، شباهت چندانی به یک نگاشت معمول زلزله نداشت، در این مورد نیز چنین الگویی را در ارائه‌ی خروجی سهیم نخواهیم کرد.

ترازهای جانبی را به جز آن‌که از ترازهای داده‌های آموزشی استخراج کنیم، می‌توانیم به‌گونه‌ی تصادفی ایجاد کنیم. در این حالت باید رکورد حاصله‌ی حریم خاص بسامدی مربوط به تراز موردنظر را داشته باشد. برای این‌کار کافی است یک طیف فوریه در محدوده‌ی موردنظر به‌صورت تصادفی ایجاد کنیم و عکس تبدیل فوق را در حکم تراز جانبی مورد استفاده در تولید رکورد مصنوعی به‌کار بگیریم.

با روش فوق می‌توان متناظر با هر طیف، تعدادی رکورد دیگر تولید کرد. مثلاً در شکل ۶، متناظر طیف پاسخ زلزله‌ی طبس، سه رکورد دیگر به‌دست آمده است که انطباق طیف‌های حاصل از هر رکورد دیده می‌شود.

تعداد رکوردهایی که بدین طریق می‌توان برای هر طیف ورودی ارائه کرد، ممکن است نامحدود باشد، که در شکل‌های اشاره‌شده فقط به سه نمونه برای هر رکورد آزمون‌شونده اکتفا شده است. مثلاً در شکل ۷، مجموعه‌ی طیف‌های پاسخ مرتبط با زلزله‌ی بندرعباس ارائه شده است.

نکته‌ی قابل ذکر آن است که چنانچه یک رکورد برای یک طیف موجود باشد، با استفاده از یک آنالیز ماتریسی ضرایب ویولت (A, D) محاسبه می‌شوند.^[۲۰] معکوس این عملیات رکورد اولیه را بازسازی می‌کند. بدین ترتیب با کمک دو رکورد اولیه، پس از محاسبه‌ی ضرایب مربوط، با یک جایجایی ساده در ضرایب ویولت آن می‌توانیم اجزای بسامدی دو رکورد را جایجا کنیم. درنهایت، معکوس‌سازی ضرایب حاصله‌ی

۵. تولید رکوردهای متعدد سازگار با طیف هدف.

۶. تصادفی نبودن ماهیت خروجی‌ها، به گونه‌ای که هر رکورد را می‌توان برگرفته از دو یا چند الگوی ورودی دانست.

بدیهی است بهترین روش بالابردن قابلیت شبکه، افزودن الگوهای آموزشی است، مثلاً اگر بتوان برای هر رکورد چندین ثبت مختلف مطمئن از ایستگاه‌های متفاوت را وارد شبکه کرد، می‌توان بر دقت ارائه‌ی خروجی اضافه کرد. در تعداد الگوهای زیاد، تقسیم‌بندی آن‌ها براساس مدت تداوم، نیپ خاک و بالاترین شتاب پیشینه می‌تواند نتیجه‌ی بهتری را به دنبال داشته باشد.

تشکر و قدردانی

این مقاله برگرفته از طرح پژوهشی شماره‌ی ۵/۱۷۰۱۷۹۳۸۷۰۱ دانشکده‌ی فنی دانشگاه تهران می‌باشد، که بدین وسیله از همکاری و حمایت مالی ایشان تشکر و قدردانی می‌شود.

پانوشتها

1. peak ground acceleration
2. duration of strong motion
3. frequency content
4. Kanai & Tajimi
5. Wavelet transform
6. hebbian algorithm
7. discrete cosine transform
8. Jennings and Nigam
9. Wavelet Generator N.N.

منابع (References)

1. Suzuki, S.; Hada, K. and Asano, K. "Simulation of strong ground motions based on recorded accelerograms and the Stochastic method", *Soil Dyn. Earthq. Engineering*, **17**(7-8), pp. 551-556 (1998).
2. Rofooei, F.R.; Aghababaii Mobarake, A. and Ahmadi, G. "Generation of artificial earthquake records with a nonstationary Kanai-Tajimi model", *Engineering Structures*, **23** (7), pp. 827-837 (2001).
3. Rahami, H., *Generation of Artificial Accelerator by Using Artificial Neural Networks*, M.Sc. Thesis, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Tehran University, Iran (2000).
4. Fadavi Amiri, M.; Akbari, A. and Ghodrati Amiri, G., *New Method for Generation of Artificial Earthquake Record*, The 14th World Conference on Earthquake Engineering, Beijing, China, pp.12-17 (October 2008).
5. Ghodrati Amiri, G. and Asadi, A. "Comparison of different methods of wavelet and wavelet packet transform in

همسانی زیادی خواهد داشت. در این مسئله با توجه به زیادبودن تعداد نرون‌های ورودی (۱۰۰ نرون) و خروجی (۲۰۴۸ نرون) و کم بودن تعداد الگوهای آموزشی (۳۴ الگو) نمی‌توان به روش معمول از شبکه‌ها استفاده کرد، چرا که شبکه آموزش نخواهد دید. با استفاده از ویولت‌ها خروجی‌ها به چندین قسمت تقسیم شده است، به گونه‌ای که هر شبکه از یک الگوی نسبتاً منظمی در خروجی‌ها برخوردار شود. در این صورت آموزش شبکه عملی خواهد شد. به‌طور خلاصه می‌توان مزایای روش مزبور را به صورت زیر برشمرد:

۱. انعطاف‌پذیری زیاد، یعنی با تعداد محدودی الگو، قابلیت ارائه‌ی پاسخ مناسب به ازای هر ورودی را دارد.
۲. سرعت آموزش بالا.
۳. استفاده از ویولت‌ها برای شناسایی کامل و استخراج ویژگی‌های بسامدی هر رکورد.
۴. قابلیت اصلاح خروجی تا رسیدن به هدف موردنظر (یکسان‌شدن طیف پاسخ با طیف هدف).

processing ground motion records", *International Journal of Civil Engineering*, **7**, (4) pp.248-257 (2009).

6. Sokolov, V.Y. "Site & region-specific, response spectra: A probabilistic approach", *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **20**, pp. 273-281 (2000).
7. Ghaboussi, J. and Lin, C.J. "New method of generating spectrum compatible accelerograms using neural networks", *Earthq. Eng. Struct. Dyn.*, **27**, pp. 377-396 (1998).
8. Lin, C.J. and Ghaboussi, J. "Recent progress on neural network based methodology for generating artificial earthquake accelerograms", Proc. 12 WCEE, No.0497 (2000).
9. Tsompanakis, Y. et al, "Simulating the seismic response of embankments via artificial neural networks", *Advances in Engineering Software*, **40** (8), pp. 640-651 (2009).
10. Tehranizadeh, M. and Safi, M. "Application of artificial intelligence for construction of design spectra", *Engineering Structures*, **26**(6), pp. 707-720 (2004).
11. Lee, S.C. and Han, S.W. "Neural-network-based models for generating artificial earthquakes and response spectra", *Computers and Structures*, **80**(20-21), pp. 1627-1638 (2002).
12. Newland, D.E., *Random Vibrations, Spectral and Wavelet Analysis*, Longman Singapore Publishers, Third edition (1994).
13. Williams, J.R. and Amaratunga, K. "Introduction to wavelet in engineering", *Int. Journal for Numerical Methods in Engineering*, **17**, pp. 2365-2388 (1994).
14. Jensen, M.J. "Using wavelets to obtain a consistent ordinary least squares estimator of the long-memory parameter", *Journal of Forecasting*, **18**(1), pp. 17-32 (1999).

15. Giaralis, A. and Spanos, P.D. "Wavelet-based response spectrum compatible synthesis of Accelerograms-Eurocode application(EC8)", *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **29**(1), pp. 219-235 (2009).
16. Suarez, Luis E. and Montejo, Luis A. "Generation of artificial earthquakes via the wavelet transform", *International Journal of Solids and Structures*, **42**, pp. 5905-5919 (2005).
17. Mukherjee, S. and Gupta, V.K. "Wavelet-based generation of spectrum-compatible time-histories", *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **22**(9-12), pp. 799-804 (2002).
18. Iyama, J. and Kuwamura, H. "Application of wavelets to analysis and simulation of earthquake motions", *Earthq. Engineering Struct. Dyn.*, **28**, pp. 255-272 (1999).
19. Bargi, Kh.; Lucas, C. and Rahami, H. "Generation of artificial accelerograms using neural networks for data of Iran", *Journal of Faculty of Engineering, University of Tehran*, **36**(2), pp. 177-184 (2002).
20. Ghodrati Amiri, G.; Ashtari, P. and Rahami, H. "New development of artificial record generation by wavelet theory", *Structural Engineering and Mechanics*, **22**(2), pp. 185-195 (2006).