

تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی به منظور تخمین پارامترهای آنالیز

دینامیکی افزایشی

رضا کرمی محمدی^{۱*}، همایون شهریاری^۲

۱- دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی

۲- کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی

rkarami@kntu.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۹۳/۰۹/۰۹

تاریخ دریافت: ۹۲/۱۰/۲۹

چکیده- در این مقاله روش ترکیبی جدیدی به منظور تولید شتاب‌نگاشت‌های مصنوعی حوزه‌ی دور با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک پاکت معرفی شده است. در این روش برای سیستم یک درجه آزادی چندین شتاب‌نگاشت مصنوعی تولید شده است. به منظور در نظر گرفتن اثر پارامترهای غیر خطی سیستم یک درجه آزادی در تولید شتاب‌نگاشت از منحنی‌های آنالیز دینامیکی افزایشی به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شده است. شتاب‌نگاشت‌هایی که انتخاب شده‌اند با تبدیل موجک پاکت تا تراز مناسبی تجزیه شده و هر پاکت به عنوان خروجی یک شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود. به منظور افزایش کارایی شبکه از آنالیز اجزاء اصلی برای کاهش تعداد ابعاد داده‌های ورودی بهره گرفته شده است. برای آموزش شبکه عصبی نیز از الگوریتم انتشار برگشتی به صورت تکراری استفاده شده است. در پایان با این روش شتاب‌نگاشت‌هایی سازگار با منحنی آنالیز دینامیکی افزایشی خلاصه شده ۵۰ درصد سیستم یک درجه آزادی تولید شده است.

واژگان کلیدی: تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی، تبدیل موجک پاکت، شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز دینامیکی افزایشی.

۱- مقدمه

تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی وجود دارد. در سال‌های اخیر روش‌های نوینی برای تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی ارائه شده است که هر کدام از این روش‌ها دارای مزایا و معایبی هستند. روش‌های احتمالاتی جزو این دسته از روش‌ها هستند که در سه دهه اخیر مورد توجه بوده‌اند. بور [۱] با یک شبیه‌سازی احتمالی بر مبنای مدل‌های لرزه‌شناسی شتاب‌نگاشت‌هایی با حوزه فرکانسی بالا تولید کرده است. رضائیان و کیورقیان [۲] از مدل احتمالی با نامانایی کامل ضمن استفاده از فرآیند اغتشاش سفید گوسی برای تولید

در سال‌های اخیر به خصوص در زمینه طراحی بر مبنای عملکرد بررسی رفتار واقعی سازه تحت بارهای لرزه‌ای امری ضروری شده است. همچنین در شرایط خاص و برای سازه‌های خاصی نیازمند به انجام آنالیز تاریخیچه زمانی غیر خطی هستیم. به علت آن که تاریخیچه ثبت شتاب‌نگاشت زلزله‌ها محدود به یک قرن اخیر است در برخی از مناطق رکورد زلزله مناسبی برای انجام این نوع آنالیزها وجود ندارد. پس برای رفع این مشکلات نیاز به

شتاب‌نگاشت استفاده کردند. همچنین قدرتی‌امیری و همکاران [۱۲] از شبکه عصبی بر مبنای الگوریتم ازدحام ذرات (PSO)، تبدیل موجک پاکت و تبدیل موجک پیوسته و همچنین یک رابطه کاهندگی برای پارامتر سرعت پیشینه زمین (PGV) شتاب‌نگاشت‌های سازگار با طیف حوزه‌ی نزدیک تولید کردند.

در بیشتر این روش‌ها از طیف طرح ارتجاعی منطقه مورد نظر برای تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی استفاده شده است. استفاده از طیف طرح به منظور طراحی و یا تخمین پاسخ لرزه‌ای سازه‌ها بسیار رایج است. اما معمولاً طیف طرح ارتجاعی بوده و برای یک سازه مشخص نمی‌تواند بیانگر رفتار دقیق غیر خطی آن سازه باشد. هدف اصلی این مقاله آن است که به شکلی بتوان اثر این پارامترهای غیر خطی را در تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی برای یک سیستم SDOF مشخص لحاظ کرد. برای در نظر گرفتن پارامترهای غیر خطی از آنالیز IDA استفاده شده است. آنالیز IDA نوعی آنالیز دینامیکی پارامتری است که برای تخمین دقیق تقاضای لرزه‌ای و ظرفیت سازه مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۳]. از نتایج این آنالیز منحنی‌های IDA است که شامل یک محور اندازه شدت (IM) و یک یا دو محور تقاضای لرزه‌ای یا اندازه آسیب (DM) است. پارامتر IM در این پژوهش پارامتر شتاب طیفی بر اساس مد اول سازه و میرایی ۵ درصد ($Sa(T1,5\%)$) است. انتخاب مناسب پارامتر DM به کاربر و مشخصات سازه بستگی دارد که در این مطالعه از ماکزیمم جابجایی سیستم SDOF برای این منظور استفاده شده است.

در این پژوهش برای تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی از شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک پاکت استفاده شده است. پس از انتخاب شتاب‌نگاشت‌های مناسب ابتدا منحنی‌های IDA برای هر شتاب‌نگاشت به دست می‌آید.

شتاب‌نگاشت مصنوعی استفاده کرده‌اند.

روش زیستی محاسباتی نرم در سال‌های اخیر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای حل مسائل مهندسی معکوس مورد استفاده قرار گرفته است. لین و قابوسی [۳] برای شبیه‌سازی شتاب‌نگاشت‌ها از شبکه عصبی استفاده کرده‌اند. همچنین لی و هان [۴] از روشی متفاوت با جایگزینی روابط موجود با استفاده از شبکه عصبی شتاب‌نگاشت زلزله و طیف پاسخ آنرا شبیه‌سازی کردند.

به هنگام برخورد با یک سیگنال غیر ایستا روش‌های مختلفی برای تحلیل آن وجود دارد. تبدیل موجک یک روش بسیار قوی برای پردازش یک سیگنال غیر ایستا است. ساساکی و همکاران [۵] و یاماموتو و بیکر [۶] با ترکیب روش احتمالاتی و تبدیل موجک اقدام به شبیه‌سازی چند شتاب‌نگاشت کردند.

روش ترکیبی از شبکه عصبی و تبدیل موجک روش جدیدی است که به وسیله‌ی سیرکا و عادل [۷] بیان شد. قدرتی‌امیری و باقری [۸] روش دیگری از این حالت ترکیبی برای تولید یک شتاب‌نگاشت حوزه‌ی دور سازگار با طیف ساختگاه با استفاده از تبدیل موجک و شبکه عصبی توابع پایه شعاعی معرفی کردند. قدرتی‌امیری و همکاران [۹] روش قبلی خود را با تعویض تبدیل موجک به تبدیل موجک پاکت و یک ضریب اصلاح بهبود بخشیدند و همچنین از شبکه عصبی تصادفی استفاده کردند تا توانایی تولید چند رکورد را داشته باشد. قدرتی‌امیری و همکاران [۱۰] با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک شبکه‌ی عصبی آموزش دیده را بهینه کردند و همچنین با استفاده از آنالیز اجزاء اصلی تعداد ورودی و خروجی شبکه را برای افزایش سرعت شبکه کاهش دادند. قدرتی‌امیری و نمیرانیان [۱۱] مانند روش قبلی در پژوهش دیگری از الگوریتم لانه مورچه برای بهبود وضعیت شبکه عصبی و تولید

محدود^۱، پیک-اوریتند^۲ و پینچینگ^۳ [۱۴] وجود دارد. رفتار سیستم در اصل بر اساس معیار تشابه کامل تر بین منحنی رفتاری سیستم SDOF و منحنی پوش اور سازه چند درجه آزادی اصلی که هدف نهایی آنالیزها است، انتخاب می‌شود.

سپس با استفاده از این سیستم برای هر شتاب‌نگاشت یک منحنی IDA بدست می‌آید. الگوریتم‌های مختلفی برای انجام آنالیز IDA وجود دارد. در این مقاله از الگوریتم هانت و فیل [۱۵] استفاده شده است. از آنجایی که منحنی‌های IDA به عنوان ورودی شبکه عصبی هستند پس از تخمین منحنی‌های IDA برای هر شتاب‌نگاشت و محاسبه‌ی منحنی خلاصه‌ی IDA ۵۰ درصد (میانگین)، مقادیر شتاب طیفی تمامی منحنی‌های IDA در سطوح مشخصی از تقاضای لرزه‌ای (ماکزیمم جابه‌جایی سیستم یک درجه آزادی) تعیین شده و به عنوان ورودی به شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود. البته در محل‌هایی که منحنی IDA دارای سخت‌شوندگی است برای یک سطح از جابه‌جایی چند مقدار برای شتاب طیفی داریم که در این حالت بیشترین مقدار شتاب طیفی را در نظر می‌گیریم. سپس برای افزایش کارایی شبکه در گام بعدی با استفاده از آنالیز اجزاء اصلی تعداد ابعاد داده‌های IDA را کاهش می‌دهیم. آنالیز اجزاء اصلی (PCA) اسکلت اصلی داده‌ها را استخراج می‌کند. با انتقال داده‌ها به مجموعه جدید میانگین آنها را برابر صفر کرده و براساس واریانس، داده‌ها در مجموعه جدید مرتب می‌شوند. پس می‌توان از داده‌هایی که دارای ارزش و یا واریانس کمتری هستند چشم‌پوشی کرد [۱۶].

با استفاده از رابطه‌ی (۱) می‌توان تعداد ابعاد داده‌ها را با توجه به نسبت مطلوب واریانس موثر (R² - PCA) در دستگاه مختصات جدید کاهش داد.

سپس با استفاده از آنالیز اجزاء اصلی و تبدیل موجک پاکت داده‌های ورودی و خروجی برای آموزش شبکه عصبی آماده می‌شود. با این روش برای سیستم SDOF انتخاب شده چند شتاب‌نگاشت مصنوعی تولید شده است. سپس نشان داده شده است که روش تولیدی می‌تواند محتوای فرکانسی رکوردهای اولیه را نیز به شکل نسبتاً مناسبی در نظر بگیرد.

۲- روش پیشنهادی

دیدگاه اصلی این مقاله تولید نوعی شتاب‌نگاشت مصنوعی است که توانایی تخمین پاسخ‌های غیر خطی سیستم را در حین شتاب‌نگاشت‌های احتمالی آینده دارا است و همچنین قابلیت استفاده برای تخمین منحنی IDA را دارد. برای این منظور از شبکه عصبی چند لایه (MLFF)، تبدیل موجک پاکت، آنالیز اجزاء اصلی، آنالیز پوش اور و آنالیز IDA برای تولید این دسته شتاب‌نگاشت استفاده شده است.

برای تولید شتاب‌نگاشت با این روش ابتدا باید با توجه به مشخصات لرزه‌خیزی منطقه‌ای که سازه‌ی مورد نظر در آن واقع است از قبیل نوع خاک، فاصله، بزرگی، مدت زمان دوام قوی زلزله، شتاب‌نگاشت ثبت شده انتخاب می‌شود. در این مقاله از ۳۰ شتاب‌نگاشت ثبت شده مطابق جدول (۱) استفاده شده است. مشخصات این رکوردها شامل خاک نوع سخت که معادل خاک B بر اساس طبقه بندی USGS است، بزرگای بین ۶ تا ۷/۱ ریشتر و فاصله‌ی بین ۱۵ تا ۶۷/۵ کیلومتر است. به منظور تعیین منحنی‌های IDA مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی یک سیستم SDOF انتخاب می‌شود. در گام بعدی رفتار چرخه‌ای مناسبی برای این سیستم در نظر گرفته می‌شود. رفتارهای متفاوتی برای رفتار هیسترتیک سیستم از قبیل رفتار دو خطی، سه خطی، دو خطی مقاومت

1- Bilinear Strength Limit
2- Peak-Oriented
3- Pinching

جدول (۱) مشخصات شتاب‌نگاشت‌های مورد استفاده.

شماره	اسم رکوردها	ایستگاه	زمان رخداد	PGA (g)	فاصله (km)	بزرگی	نوع خاک (USGS)	مدت زمان براکت (s)
1	CAPE MENDOCINO	EUREKA - MYRTLE & WEST	25/04/1992	0.154	44.6	7.1	B	38.5
2	CAPE MENDOCINO	FORTUNA - FORTUNA BLVD	25/04/1992	0.116	23.6	7.1	B	40.38
3	CAPE MENDOCINO	RIO DELL OVERPASS FF	25/04/1992	0.385	18.5	7.1	B	31.34
4	IMPERIAL VALLEY	SUPERSTITION MTN CAMERA	15/10/1979	0.195	26	6.5	B	20.99
5	LOMA PRIETA	APEEL9 CRYSTAL SPR RES	18/10/1989	0.113	46.5	6.9	B	33.88
6	LOMA PRIETA	COYOTE LAKE DAM DOWNST	18/10/1989	0.179	22.3	6.9	B	28.25
7	LOMA PRIETA	ANDERSON DAM DOWNSTREAM	18/10/1989	0.243	21.4	6.9	B	25.93
8	LOMA PRIETA	FREMONT MISSION San Jose	18/10/1989	0.124	43	6.9	B	36.26
9	LOMA PRIETA	GILROY ARRAY #6	18/10/1989	0.170	19.9	6.9	B	34.32
10	N. PALM SPRINGS	SAN JACINTO SOBOBA	08/07/1986	0.249	32	6	B	23.05
11	NORTHRIDGE	CASTAIC OLD RIDGE RT	17/01/1994	0.568	23.6	6.7	B	23.01
12	NORTHRIDGE	LOS ANGELES-UCLA GROUNDS	17/01/1994	0.255	14.9	6.7	B	35.38
13	NORTHRIDGE	ROLLING HILLS EST-RANCHO VISTA	17/01/1994	0.473	46	6.7	B	19
14	NORTHRIDGE	SANTA MONICA	17/01/1994	0.115	27.6	6.7	B	49
15	NORTHRIDGE	CENTURY CITY LACC NORTH	17/01/1994	0.255	25.7	6.7	B	30.5
16	NORTHRIDGE	STONE CANYON	17/01/1994	0.387	22.2	6.7	B	21.58
17	NORTHRIDGE EQ	BIG TUJUNGA	17/01/1994	0.616	24	6.7	B	21.34
18	NORTHRIDGE EQ	BEVERLY HILLS - 12520 MULH	17/01/1994	0.616	20.8	6.7	B	26.71
19	NORTHRIDGE EQ	INGLEWOOD - UNION OIL YARD	17/01/1994	0.403	40	6.7	B	32.04
20	NORTHRIDGE EQ	LA - CHALON RD	17/01/1994	0.225	23.7	6.7	B	27.31
21	NORTHRIDGE EQ	N WESTMORELAND	17/01/1994	0.091	29	6.7	B	22.46
22	SAN FERNANDO	LAKE HUGHES #1	09/02/1971	0.323	24.2	6.6	B	26.07
23	SAN FERNANDO	LAKE HUGHES #12	09/02/1971	0.1921	20.3	6.6	B	26.32
24	SAN FERNANDO	CASTAIC OLD RIDGE ROUTE	09/02/1971	0.323	24.9	6.6	B	23.83
25	SAN FERNANDO	PEARLOSSOM PUMP	09/02/1971	0.1514	38.9	6.6	B	27.26
26	SAN FERNANDO	PALMDALE FIRE STATION	09/02/1971	0.151	25.4	6.6	B	24.86
27	WHITTIER	N. HOLLYWOOD-COLDWATER CAN	01/10/1987	0.115	30.8	6	B	34.72
28	WHITTIER	BEVERLY HILL-12520 MULHOL	01/10/1987	0.137	27.7	6	B	28.08
29	WHITTIER NARROWS	ORANGE CO RESERVOIR	01/10/1987	0.197	23	6	B	23.24
30	WHITTIER NARROWS	PASADENA ATHENAEUM	01/10/1987	0.174	15.4	6	B	21.65

تریفاناک و بردی [۱۷] زمان‌هایی که مقدار شدت آریاس^۱ به ۵ درصد و ۹۵ درصد مقدار کل خود می‌رسد) بیش از ۶۰ درصد شتاب‌نگاشت‌ها بین ۲۰ تا ۳۰ ثانیه است مدت زمان قوی شتاب‌نگاشت تولیدی را ۳۰ ثانیه با گام زمانی ۰/۰۲ ثانیه در نظر می‌گیریم. با اضافه کردن تعدادی صفر به ابتدا و انتهای شتاب‌نگاشت‌هایی که کوتاه هستند و همچنین با حذف کردن تعدادی از داده‌ها از ابتدا و انتهای شتاب‌نگاشت‌های بلندتر مدت زمان قوی هر شتاب‌نگاشت را برابر ۳۰ ثانیه می‌کنیم.

برای تفکیک فرکانسی هر شتاب‌نگاشت از تبدیل موجک پاکت (WPT) استفاده شده است. تبدیل موجک گسسته (DWT) و یا تبدیل موجک پاکت روش‌هایی دقیق برای آنالیز سیگنال هستند که ویژگی‌های یک را هم در حوزه فرکانس و هم در حوزه زمان نمایش می‌دهند. اساس تبدیل موجک بر مقیاس و انتقال تابع مادر با طول زمانی محدود در سراسر یک سیگنال است [۱۸]. WPT با

با تعیین مقدار مناسب برای $R_{eff}^{V_{eff}-PGA}$ می‌توان هویت اصلی اطلاعات را حفظ کرد. پس باید:

$$\frac{\sum V_{eff}-PGA_{total}}{\sum V_{eff}-PGA_{total}} \leq R_{eff}^{V_{eff}-PGA} \quad (1)$$

که $\sum V_{eff}-PGA_{total}$ مجموع واریانس داده‌های موثر حاصل شده از PCA در هر بعد از مجموعه جدید و $\sum V_{eff}-PGA_{total}$ مجموع واریانس کل داده‌های حاصل شده از PCA (داده‌ها در مجموعه جدید) است.

قبل از انجام هر گونه آنالیزی بر روی شتاب‌نگاشت‌های اولیه، این شتاب‌نگاشت‌ها باید به یک شکل استاندارد تبدیل شوند. برای این منظور بیشینه شتاب (PGA) تمامی شتاب‌نگاشت‌ها را به مقدار میانگین PGA کل شتاب‌نگاشت‌ها مقیاس می‌کنیم. سپس طوری شتاب‌نگاشت‌ها را روی محور زمان جابه‌جا می‌کنیم که زمان رخ داد PGA برای تمامی شتاب‌نگاشت‌ها یکسان شود. از آنجا که با توجه به جدول (۱) مدت زمان براکت (با توجه به مدت زمان قوی محاسبه شده از الگوریتم

1- Arias Intensity

حاصل از WPT در هر بعد و $\sum Var_{off-WPT}^{off}$ مجموع واریانس کل داده‌های حاصل شده از WPT است. در گام بعد داده‌های منحنی IDA کاهش یافته را به عنوان ورودی و داده‌های کاهش یافته ضرایب تبدیل موجک پاکت را به عنوان خروجی شبکه عصبی MLFF در نظر می‌گیریم. شبکه عصبی MLFF دارای دو یا چند لایه‌ی میانی است که هر لایه با داشتن یک تابع انتقال غیر خطی از قبیل تانژانت هایپربولیک و سیگموئید لگاریتمی می‌تواند یک نگاشت غیر خطی بین ورودی و خروجی برقرار کند. معمولاً در شبکه عصبی MLFF ماتریس وزن و یا بایاس از طریق الگوریتم آموزشی انتشار برگشتی (BP) بدست می‌آید. برای مسئله‌های ساده این الگوریتم بسیار مناسب است ولی در مسئله‌های پیچیده احتمال گیر افتادن در مینیمم محلی بسیار زیاد است [۲۰]. از این رو سعی می‌شود که با تکرار روند آموزش، حالتی که دارای کمترین خطا بین خروجی محاسبه شده و خروجی واقعی است به عنوان مبنای کار در نظر گرفته شود.

قبل از شروع آموزش باید یک ساختار مناسب از قبیل تعداد لایه و تعداد نرون در لایه‌های میانی برای شبکه در نظر گرفته شود. انتخاب این پارامترها بر اساس سعی و خطا انجام می‌شود. برای آموزش شبکه عصبی ۷۰ تا ۸۰ درصد از کل داده‌های موجود استفاده می‌شود و بقیه آنها برای تست شبکه در نظر گرفته می‌شوند. آموزش یک شبکه زمانی متوقف می‌شود که الگوریتم به یک معیار خطا و یا تعداد تکرار مناسب برسد. پس از آموزش شبکه عصبی MLFF باید شبکه را برای شتاب‌نگاشت‌هایی که در مجموعه آموزشی قرار نداشته آزمایش کنیم. برای این‌کار منحنی IDA هر شتاب‌نگاشت خارج از مجموعه‌ی آموزشی را به عنوان ورودی به شبکه داده و شبکه ضرایب تبدیل موجک پاکت موثر را تولید می‌کند. سپس میانگین سایر

استفاده از یک فیلتر پایین گذر و یک فیلتر بالا گذر سیگنال را به دو سیگنال تجزیه می‌کند که به ترتیب دارای محدوده‌ی فرکانسی پایین و محدوده‌ی بالا هستند [۱۹]. برای محاسبه ضرایب پاکت نام در سطح تراز نام از رابطه (۲) استفاده می‌شود.

$$e_j(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\omega) \psi_{jk}(\omega) d\omega \quad (2)$$

در رابطه‌ی بالا ψ تابع موجک مادر است. برای بازسازی سیگنال پاکت نام در تراز نام داریم:

$$f_j(t) = \sum_{k=1}^m e_j(t) \psi_{jk}(\omega) \quad (3)$$

$$f(\omega) = \sum_{j=1}^m f_j(\omega) \quad (4)$$

در این مقاله از تابع دابچیز شماره ۱۰ مانند پژوهش‌های [۸ تا ۱۲] به عنوان تابع مادر برای آنالیز WPT استفاده شده است و به کمک آن هر شتاب‌نگاشت را تا سطح تجزیه کردیم.

پس از تجزیه شتاب‌نگاشت‌ها به تعداد تراز مناسب برای هر پاکت ویولتی یک شبکه عصبی در نظر می‌گیریم. به این صورت که تمامی منحنی‌های IDA کاهش یافته با PCA به عنوان ورودی شبکه و ضرایب تبدیل موجک پاکت مشخص از تمامی شتاب‌نگاشت‌ها به عنوان خروجی آن در نظر گرفته می‌شود. از آنجایی که برخی از ضرایب تبدیل موجک پاکت در تمامی شتاب‌نگاشت‌ها دارای واریانس و میانگین بسیار پایینی بوده‌اند پس ارزش این دسته از ضرایب مانند روشی که در PCA بیان شد بسیار پایین است. پس با استفاده از رابطه (۵) و انتخاب نسبت مطلوب واریانس موثر ضرایب WPT ($R_{off-WPT}^{off}$) می‌توان تعداد ضرایب تبدیل موجک پاکت را برای افزایش سرعت آموزش شبکه عصبی کاهش داد.

$$\frac{\sum Var_{off-WPT}^{off}}{\sum Var_{off-WPT}^{off}} \leq R_{off-WPT}^{off} \quad (5)$$

که $\sum Var_{off-WPT}^{off}$ مجموع واریانس داده‌های موثر

$$C = \frac{\int IM_{2000d}(DM)}{\int IM_{4000d}(DM)} \quad (7)$$

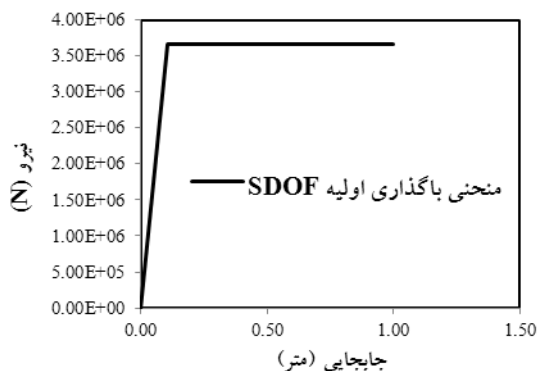
در این رابطه $\int IM_{2000d}(DM)$ بیانگر سطح زیر نمودار منحنی IDA ۵۰٪ و $\int IM_{4000d}(DM)$ سطح زیر نمودار منحنی IDA شتاب‌نگاشت تولیدی است. شتاب‌نگاشت تولیدی را تا سطحی تجزیه می‌کنیم که محدوده‌ی پیرودی جزئیات در آن سطح در برگزیده پیرومد اول باشد. برای تعیین محدوده‌ی پیرودی ضرایب جزئیات در سطح زام تبدیل موجک از رابطه (۸) استفاده می‌شود:

$$T_{1j} = 2^j \Delta t, T_{2j} = 2^{j+1} \Delta t \quad (8)$$

که در رابطه بالا Δt گام زمانی سیگنال است.

۳- مثال تفسیری

برای بررسی روش پیشنهادی در این مقاله از یک سیستم SDOF با منحنی نیرو- تغییر مکان الاستو- پلاستیک کامل استفاده شده است. پیرومد اول سیستم ۱/۰۵ ثانیه و مقدار تغییر مکان تسلیم را ۰/۱۰۳ متر است. شکل (۱) نمودار بار گذاری اولیه این سیستم را نشان می‌دهد. میرایی سیستم ۵ درصد فرض شده است.



شکل (۱) منحنی بارگذاری اولیه سیستم SDOF.

برای آماده سازی شتاب‌نگاشت‌ها (جدول ۱) ابتدا همه‌ی آن‌ها را به تعداد ۱۵۰۰ داده شتاب و با گام زمانی ۰/۰۲ ثانیه مهیا کردیم (زمان کل شتاب‌نگاشت ۳۰ ثانیه است).

ضرایب تبدیل موجک پاکت در کل شتاب‌نگاشت‌ها که با توجه به رابطه (۵) حذف شده‌اند را اضافه می‌کنیم. در گام بعدی با انجام آنالیز معکوس تبدیل موجک پاکت بر روی ضرایب به دست آمده به شتاب‌نگاشت شبیه‌سازی شده می‌رسیم. دوباره با این شتاب‌نگاشت جدید منحنی IDA را با استفاده از سیستم SDOF تعیین کرده و با منحنی IDA اولیه مقایسه می‌کنیم. در صورتی که محتوای فرکانسی شتاب‌نگاشت‌های موجود در مجموعه‌ی تست و شتاب‌نگاشت‌های شبیه‌سازی شده دارای یک شباهت نسبی باشند و همچنین اختلاف منحنی IDA این دو مجموعه کم باشد متوجه می‌شویم که روند آموزش مناسب بوده در غیر این صورت باید دوباره روند آموزش تکرار شود. البته برای بررسی دقیق‌تر محتوای فرکانسی بهتر است طیف پاسخ آنها هم با هم مقایسه شود.

در صورتی که شبکه عصبی به خوبی آموزش دیده باشد می‌توان با استفاده از منحنی IDA ۵۰٪ کاهش یافته به عنوان ورودی شبکه عصبی با روش اشاره شده شتاب‌نگاشت مصنوعی تولید کرد. همچنین با اضافه کردن یک عدد تصادفی گوسی ϵ با میانگین صفر و واریانس σ^2 به خروجی هر نرون در لایه‌های شبکه عصبی چند لایه با توجه به رابطه (۶) این امکان را به وجود آورد که چندین شتاب‌نگاشت با توجه به منحنی IDA ۵۰٪ تولید شود.

$$Y_i = f \left(\sum_j W_{ij} X_j + b_i \right) + \epsilon \quad (6)$$

در رابطه بالا f ، W_{ij} ، X_j و Y_i به ترتیب تابع انتقال، ضرایب وزن، ورودی، خروجی و ضریب بایاس نرون نام است. برای بهبود وضعیت شتاب‌نگاشت‌های تولیدی با توجه به منحنی IDA ۵۰٪ از رابطه (۷) به عنوان ضریب اصلاح برای ضرایب جزئیات تبدیل موجک در تراز زام شتاب‌نگاشت تولیدی به صورت تکراری استفاده شده است.

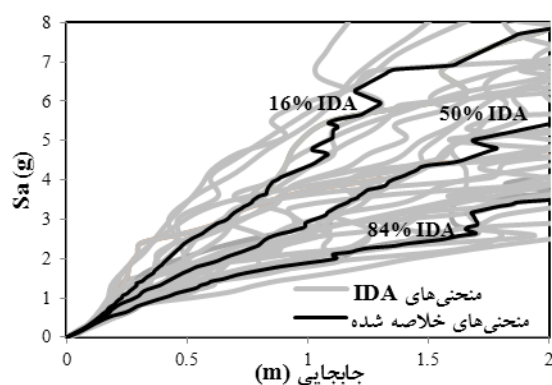
هر شتاب‌نگاشت که دارای ۱۵۰۰ داده‌ی شتاب است با کمک WPT به ۷ سطح تجزیه شده است. پس تعداد پاکت به دست آمده ۱۲۸ است که هر پاکت شامل ۳۰ ضریب WPT است. با رابطه (۵) و انتخاب مقدار ۹۵ درصد برای نسبت مطلوب واریانس موثر ($R_{\text{WPT}}^{\text{WPT}} = 95\%$) ضرایب WPT موثر انتخاب شد. با این روش در برخی از پاکت‌ها تمامی ضرایب حذف شده پس برای این پاکت نیازی به در نظر گرفتن شبکه عصبی نیست یعنی فقط برای پاکت‌هایی که دارای ضرایب موثر هستند شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. بنابراین تعداد کل شبکه عصبی مورد نیاز برای آموزش، ۷۸ است. حال با استفاده از الگوریتم BP به صورت تکراری شبکه‌های عصبی را آموزش دادیم. در این پژوهش با ۶ بار تکرار این الگوریتم توانستیم آموزش مناسبی برای شبکه‌های عصبی پیدا کنیم.

بعد از آموزش، شبکه‌ها باید برای باقی شتاب‌نگاشت‌ها آزمایش شوند. اگر نتایج آزمایش مناسب نبود باید روند آموزش تکرار شود. در شکل (۴) منحنی IDA میانگین ۵ شتاب‌نگاشت مجموعه آزمایش با منحنی IDA میانگین پنج شتاب‌نگاشت شبیه‌سازی شده مقایسه شده است. شباهت مناسب منحنی‌های IDA شتاب‌نگاشت‌های شبیه‌سازی شده و اولیه بیانگر مناسب بودن روند آموزش شبکه‌های عصبی است. در شکل (۵) منحنی‌های طیف پاسخ شتاب میانگین ۵ شتاب‌نگاشت اولیه از مجموعه آزمایش با منحنی‌های حاصل از پنج شتاب‌نگاشت شبیه‌سازی شده مقایسه شده است. از شکل (۵) متوجه می‌شویم که به طور کلی شبکه‌های عصبی توانسته‌اند محتوای فرکانسی شتاب‌نگاشت‌های اولیه را در نظر بگیرند.

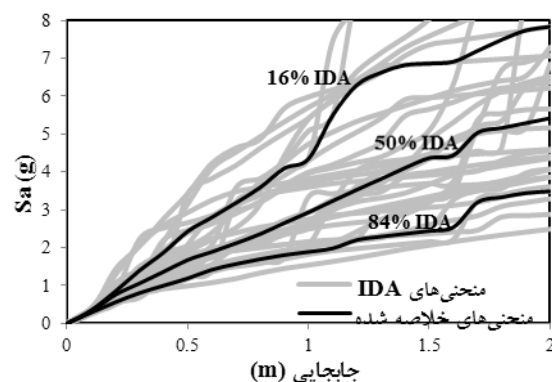
حال با استفاده از منحنی IDA ۵۰٪ کاهش یافته با PCA به عنوان ورودی به شبکه عصبی و با کمک رابطه (۶) سه شتاب‌نگاشت مصنوعی برای هر سیستم SDOF تولید کردیم.

سپس با انتقال داده‌های شتاب بر روی محور زمان محل هر شتاب‌نگاشت را به ثانیه‌ی ۸ انتقال داده و همچنین شتاب‌نگاشت‌ها را طوری مقیاس کردیم که PGA آنها برابر ۰/۲۵۷ (میانگین PGA کل شتاب‌نگاشت‌های مورد استفاده) شود.

حال با استفاده از این شتاب‌نگاشت‌ها روی سیستم SDOF انتخابی آنالیز دینامیکی افزایشی انجام می‌دهیم. شکل (۲) منحنی‌های IDA و منحنی‌ها خلاصه شده را نشان می‌دهد.

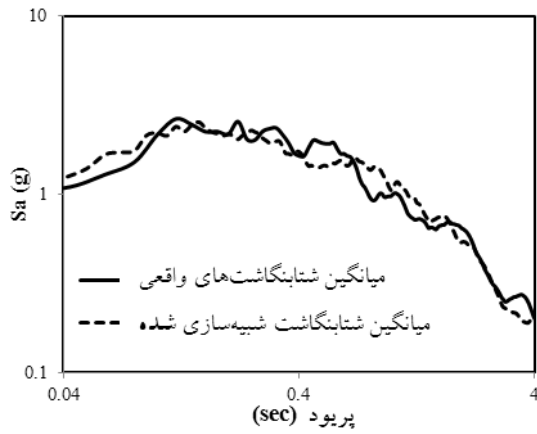


شکل (۲) منحنی‌های IDA و منحنی‌های خلاصه شده آن.

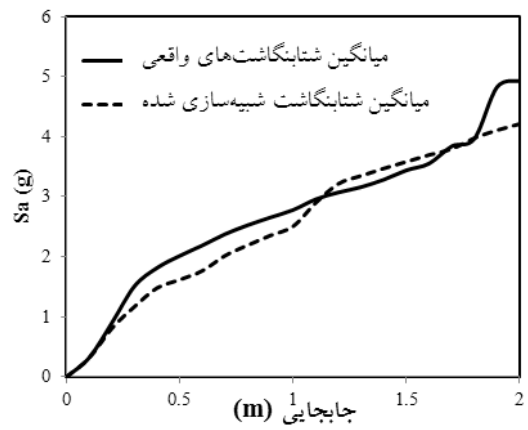


شکل (۳) منحنی‌های IDA و منحنی‌های خلاصه شده اصلاح شده.

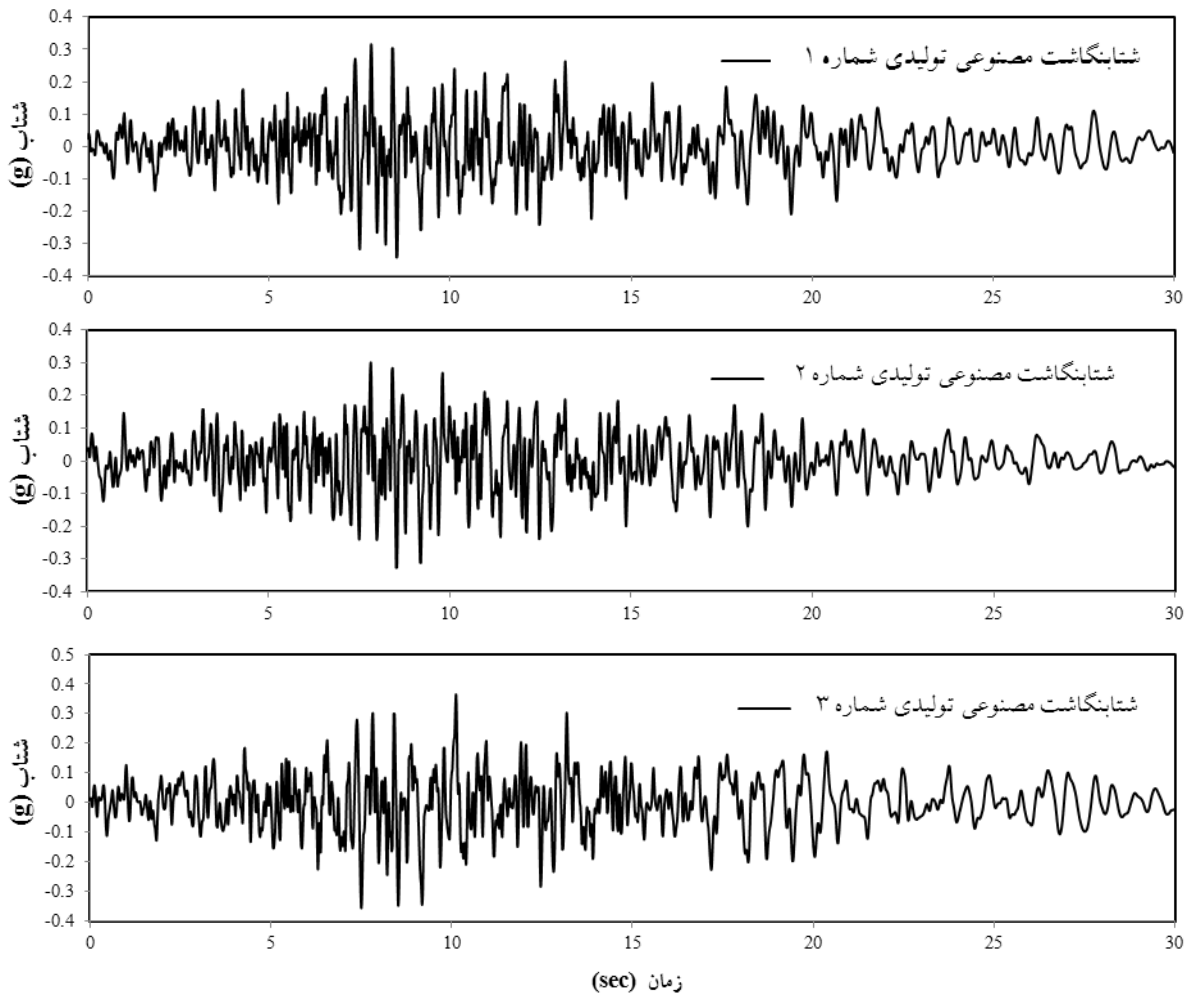
سپس با انتخاب مقدار ۹۹ درصد برای نسبت مطلوب واریانس موثر PCA ($R_{\text{PCA}}^{\text{PCA}} = 99\%$) تعداد داده‌های شتاب هر منحنی را به ۴ عدد کاهش می‌دهیم. در گام بعدی



شکل (۵) مقایسه منحنی‌های طیف پاسخ شتاب میانگین ۵ شتاب‌نگاشت اولیه از مجموعه تست با پنج شتاب‌نگاشت شبیه‌سازی شده.

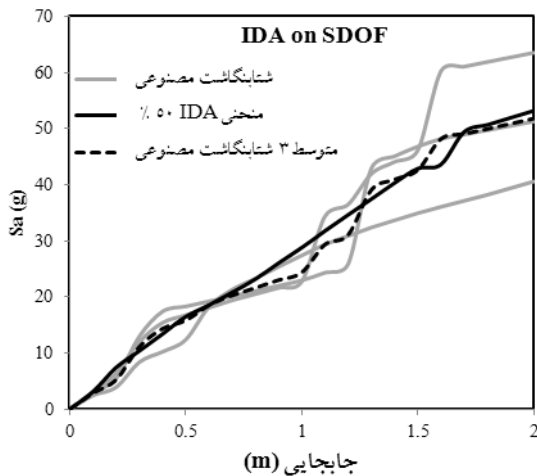


شکل (۶) مقایسه منحنی‌های IDA میانگین ۵ شتاب‌نگاشت اولیه از مجموعه تست با پنج شتاب‌نگاشت شبیه‌سازی شده.



شکل (۷) تاریخچه زمانی شتاب سه شتاب‌نگاشت تولید شده.

شبکه عصبی استفاده شده است و طیف پاسخ به خوبی می‌تواند بیانگر محتوای فرکانسی شتاب‌نگاشت باشد ولی روش‌های قبلی نمی‌توانستند اطلاعات دقیقی از نمودارهای IDA در اختیار قرار دهند که روش پیشنهادی در این پژوهش قابلیت این کار را ارائه داده است.



شکل (۷) مقایسه منحنی‌های IDA میانگین ۳ شتاب‌نگاشت تولیدی با منحنی IDA ۵۰ درصد.

۵- مراجع

- [1] Boore, D.M.; "Stochastic Simulation of High-frequency Ground Motions Based on Seismological Models of the Radiated Spectra"; *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 73, 1983, PP. 1865-94.
- [2] Rezaeian, S.; Der Kuireghian, A.; "Simulation of synthetic ground motions for specified earthquake and site characteristics"; *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 39, 2010, PP. 1155-180.
- [3] Lin, C.C.; Ghaboussi, J.; "Generating multiple spectrum compatible accelerograms using stochastic Neural Networks"; *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, Vol. 30, 2001, PP. 1021-4.
- [4] Lee, S.C.; Han, S.W.; "Neural-network-based models for generating artificial earthquakes and response spectra"; *Computers and Structures*, Vol. 80, 2002, PP. 1627-38.
- [5] Sasaki, F.; Maeda, T.; Yamamoto, Y.; "Artificial Ground Motion with Non-Stationarity Generated using the Wavelet Analysis"; *Transactions of the 17th*

برای اصلاح محتوای فرکانسی سه شتاب‌نگاشت تولیدی باید هر شتاب‌نگاشت به کمک DWT به ۵ سطح تجزیه شود زیرا محدوده‌ی پریودی جزئیات در این سطح برابر [0.64,1.28] ثانیه است که شامل پریود سیستم SDOF است. سپس با استفاده از رابطه‌ی (۷) به صورت تکراری ضرایب جزئیات سطح پنجم را اصلاح کردیم. شکل (۶) نمودار تاریخچه زمانی سه شتاب‌نگاشت تولیدی را نشان می‌دهد. همچنین در شکل (۷) منحنی‌های IDA این سه شتاب‌نگاشت و به وسیله‌ی آن‌ها ترسیم شده است. همان‌گونه که از این شکل مشخص است منحنی IDA میانگین سه شتاب‌نگاشت تولیدی توانسته با دقت بالایی منحنی IDA ۵۰ درصد سیستم را تخمین بزند.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش جدید بر اساس شبکه عصبی MLFF، تبدیل موجک پاکت و آنالیز IDA برای تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی ارائه شده است. استفاده از منحنی IDA به جای طیف طرح الاستیک باعث می‌شود که با دقت بالایی اثر پارامترهای غیر خطی نیز در فرآیند تولید شتاب‌نگاشت مصنوعی وارد شود. میزان دقت این روش به میزان دقت شبکه عصبی آموزش دیده بستگی دارد. یعنی هرچه شبکه عصبی با منحنی IDA و به طور مناسب آموزش داده شود، شتاب‌نگاشت تولیدی بهتر می‌تواند پارامترهای غیر خطی سازه را تخمین بزند. برای بررسی روش پیشنهادی از یک سیستم یک درجه آزادی با منحنی نیرو-جابجایی الاستو-پلاستیک کامل استفاده شد. نشان داده شد که میزان شباهت محتوای فرکانسی شتاب‌نگاشت‌های شبیه‌سازی شده در حد قابل قبولی قرار دارد. البته این شباهت در روش‌های قبلی بسیار بیشتر است. زیرا در این روش‌ها از طیف پاسخ شتاب برای آموزش

- [17] Trifunac, M.D.; Brady, A.G.; "A Study on the Duration Strong Earthquake ground motion"; *Bull. of Seism. Soc. Am.* Vol. 65(3), 1975, PP. 581-626.
- [18] Dremine, I.M.; "Wavelets: Mathematics and Applications"; *Physics of Atomic Nuclei*, Vol. 68(3), 2005, PP. 508-520.
- [19] Politis, N.; "Advanced time-frequency analysis applications in earthquake engineering"; *Student Research Accomplishment, 2000-2003*, 2002: Multidisciplinary Center for Earthquake Engineering Research, Buffalo, New York.
- [20] MATLAB (2012), *Reference Guide, The MathWorks, Inc.* n.d.
- [6] Yamamoto, Y.; Baker, J.W.; "Stochastic model for earthquake ground motion using wavelet packets"; *Department of Civil & Environmental Engineering Stanford University*, 2010.
- [7] Sirca, G.F.; Adeli, H.; "A Neural Network-Wavelet Model for Generating Artificial Accelerograms"; *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, Vol. 2(3), 2004, PP. 217-35.
- [8] Ghodrati Amiri, G.; Bagheri, A.; "Application of wavelet multiresolution analysis and artificial intelligence for generation of artificial earthquake accelerograms"; *Structural Engineering and Mechanics*, Vol. 28(2), 2008, PP. 153-66.
- [9] Ghodrati Amiri, G.; Bagheri A.; Seyed Razaghi, S.A.; "Generation of Multiple Earthquake Accelerograms Compatible with Spectrum via the Wavelet Packet"; *Journal of Earthquake Engineering*, Vol. 13, 2009, PP. 899-915.
- [10] Ghodrati Amiri, G.; Shahjouei, A. Saadat, S.; Ajalloeian, M.; "Hybrid Evolutionary-Neural Network Approach in Generation of Artificial Accelerograms Using Principal Component Analysis and Wavelet-Packet Transform"; *Journal of Earthquake Engineering*, Vol. 15, 2011, PP. 50-76.
- [11] Ghodrati Amiri, G.; Namiranian, P.; "Hybrid Artificial Neural Networks Based on ACO-Rprop for Generating Multiple Spectrum-Compatible Artificial Earthquake Records for Specified Site Geology"; *International Journal of Optimization Civil Engineering*, Vol. 3(1), 2013, PP. 179-207.
- [12] Ghodrati Amiri, G.; Abdolahi Rad, A. Aghajari, S.; Khanmohamadi Hazaveh, N.; "Generation of Near-Field Artificial Ground Motions Compatible with Median-Predicted Spectra Using PSO-Based Neural Network and Wavelet Analysis"; *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 27, 2012, PP. 711-30.
- [13] Vamvatsikos, D.; Cornell, C.A.; "Incremental dynamic analysis"; *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 31(3), 2002, PP. 491-514.
- [14] Ibarra, L.F.; Ricardo, A.; Krawinkler, H.; "Hysteretic models that incorporate strength and stiffness deterioration"; *Earthquake Engineering And Structural Dynamics*, Vol. 34, 2005, PP. 1489-511.
- [15] Vamvatsikos, D.; Cornell, C.A.; "Applied Incremental Dynamic Analysis"; *Earthquake Spectra*, 2004, Vol. 20(2), PP. 523-53.
- [16] Haykin, S.; "Neural Network: A Comprehensive Foundation"; *2nd ed., Prentice Hall International*. Upper Saddle River, New Jersey, 1999.

Generation Artificial Accelerograms to Estimate the Incremental Dynamic Analysis Parameters

R. Karami Mohammadi^{1*}, H. Shahriari²

1- Associate Professor, Civil Engineering Department, K.N.Toosi University of Technology

2- MSc, Civil Engineering Department, K.N.Toosi University of Technology

rkarami@kntu.ac.ir

Abstract:

These days the accurate estimation of seismic demand and capacity of structures are truly significant in the field of performance based earthquake engineering. Several methods exist to determine these parameters such as non-linear time history analysis and Incremental dynamic analysis (IDA). Because the history of seismic accelerogram records refers to the current century, in some areas there still exists no appropriate seismic record to perform the analyses; therefore in these cases we need to generate artificial accelerograms. In this paper a new combinational method is introduced to generate far-field artificial accelerograms using artificial neural network and wavelet packet transform (WPT) methods. In this method according to the geoseismic characteristics of the site and non-linear characteristics of the equivalent single degree of freedom (SDOF) system, several artificial accelerograms are generated. In order to consider the non-linear parameters to generate the accelerograms, IDA method is used. The values of intensity measure (IM) for all IDA curves are determined at specific levels of damage measure (DM) and are considered as the input data of the multilayer feed forward (MLFF) neural network. Accelerograms which are selected according to the geoseismic characteristics of the site are changed to standard forms and then decomposed using wavelet packet transform. The effective wavelet packet coefficients are selected according to an appropriate desired effective variance ratio of wavelet packet coefficient. Then, effective coefficient of each packet is considered as the output of a neural network. In order to enhance the efficiency of the network, principal components analysis (PCA) is used to reduce the number of the input data dimensions. In this paper neural network is trained by backpropagation algorithm as repetitive. After training the MLFF neural network, we should test the network for accelerograms not included in the training set. For this purpose we should use the IDA curve of each accelerogram out of the training set as the input of the neural network to generate the effective WPT coefficients. When a neural network is trained properly, we can now generate artificial accelerograms using a 50% fractile IDA curve as the input of the neural network. Adding a Gaussian random number to the output of each neuron in the neural network layers, we are able to generate several accelerograms according to 50% fractile IDA curve. In order to improve the condition of generated accelerograms according to 50% fractile IDA curve, a correction factor is used repeatedly for detail coefficients of discrete wavelet transform in j th level of generated accelerogram. Finally a SDOF system with perfectly elasto-plastic initial loading curve is used to show the efficiency of the proposed method to generate artificial accelerogram. The accuracy of this method depends on the accuracy of the trained neural networks. If the neural networks are trained appropriately with IDA curve, the generated accelerogram can estimate the IDA parameters of the SDOF system more properly. Also it is shown that suggested method can generate artificial accelerograms with frequency content almost close to the initial earthquake records.

Keywords: Artificial Accelerogram Generation, Wavelet Packet Transform, Artificial Neural Networks, Incremental dynamic analysis.