پیش‌یابی توزیع مکانی پس‌لرزه‌های زلزله بم ایران (۲۰۰۳) و زلزله چنگدوسیچوان چین (۲۰۰۸) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

مصطفی علامه‌زاده، استادیار، پژوهشکده مهندسی زلزله‌شناسی، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله
روحا... مداحی‌زاده، دانشجوی کارشناسی ارشد، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله

چکیده

در این مقاله، روشی نوین برای پیش‌یابی تمرکز مکانی و روند پس‌لرزه‌های زلزله بم ایران (۲۰۰۳) و زلزله چنگدو سیچوان چین (۲۰۰۸) ارائه شده است. این روش بر اساس وارد کردن پس‌لرزه‌های اولیه به شبکه عصبی کوهونن بنا شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی که الهام گرفته شده از مغز انسان می‌باشند، از تعدادی نرون مصنوعی تشکیل شده‌اند که این نرون‌های مصنوعی توسط تعدادی بردار وزن به هم متصل می‌شوند. شبکه‌های عصبی مصنوعی قادرند حجم زیادی از اطلاعات ورودی (مانند کاتالوگ زمین‌لرزه) را به‌طور همزمان و به‌صورت موازی دسته‌بندی کنند و الگوهای لرزه‌ای را به‌خوبی تشخیص دهند. شبکه‌های عصبی مصنوعی کوهونن از تعدادی نرون عصبی تشکیل شده‌اند که به طور متقابل روی یکدیگر اثر می‌گذارند و مشخصات آماری مهم فضای ورودی (پس‌لرزه‌های اول) را نشان می‌دهند. ترکیب قوانین یادگیری انجمنی و رقابتی باعث تشکیل الگوریتم شبکه عصبی کوهونن می‌گردد. هنگامی که الگوریتم شبکهٔ عصبی کوهونن همگرا شود، نقشهٔ مشخصات محاسبه شده به‌وسیله این الگوریتم، تمرکز مکانی و روند پس‌لرزه‌های آینده را با دقت خوبی پیش‌یابی می‌کند.

کلیدواژه‌ها: تجزیه و تحلیل خوشه، پیش‌یابی، پس‌لرزه، شبکه عصبی کوهونن

۱– مقدمه

از آنجا که پس از وقوع زمین‌لرزه‌های بزرگ در منطقه، پس‌لرزه‌های بزرگ بعدی خسارات قابل‌توجهی ایجاد می‌کنند، به منظور جلوگیری از خسارات جانی و اقتصادی با استفاده از روش به کار رفته در این مقاله، می‌توان با دقت و انعطاف زیادی تعداد و شکل خوشه‌های پس‌لرزه‌های آینده را در محل پیش‌یابی نمود.

پس‌لرزه‌ها معمولاً پس از لرزه اصلی در منطقه حادث می‌شوند و تعداد میانگین آنها با زمان به شکل نمایی کاهش می‌یابد، به طوری که به پارامترهای بسیاری نظیر شرایط زمین‌شناسی و بزرگای زمین‌لرزه بستگی دارند. یک رابطه تجربی برای فعالیت پس‌لرزه‌ها به صورت رابطه (۱) ارائه شده است [۱]:

$$R(t) = \frac{k}{(t+C)^p} \qquad (۱)$$

در رابطه بالا $R(t)$ نرخ رویداد پس‌لرزه‌ها و p، k و C مقادیر ثابت می‌باشند. از این سه مقدار ثابت، مقدار p از همه مهمتر است؛ زیرا نرخ پس‌لرزه‌ها را به صورت نمایی نشان می‌دهد.

معروفترین روش برای مطالعه پس‌لرزه‌ها، جمع‌آوری پس‌لرزه‌ها با استفاده از پنجره مکانی- زمانی نسبت به تکان اصلی است [۲].

البته تاکنون رابطه‌ای مبیّن نحوهٔ توزیع مکانی پس‌لرزه‌ها مطرح نشده است. در این مقاله با معرفی شبکه عصبی خود سازمان‌یافته کوهونن سعی در پیش‌یابی ارتباط جغرافیایی بین مکان پس‌لرزه‌ها شده است.

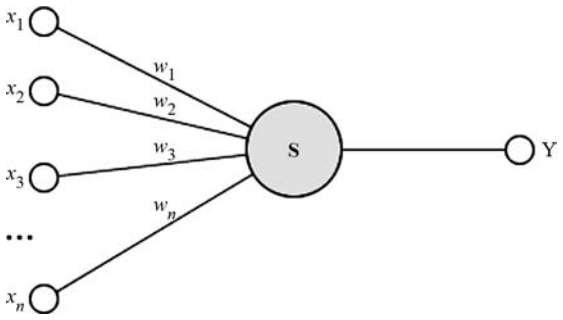
شناسایی الگوی توزیع پس‌لرزه‌ها و خوشه‌یابی آنها یکی از مسائل مهم و پیچیده در زلزله‌شناسی است. آنچه که این امر را دشوار می‌سازد، ساختار متنوع موجود در منطقه مورد مطالعه و ماهیت تصادفی و غیرقطعی سیگنال‌های لرزه‌ای است. از این رو لازم است که مفاهیم روشهای آمار و احتمالات، فرآیندهای تصادفی و پردازش سیگنال، بر اساس

این موضوع به کار گرفته شوند. تکنیک خوشه (*clustering*) ابـزار مهمـی در حـوزه تجزیـه و تحلیـل داده‌هـای زلزلـه و تشخیص الگوهـای لـرزه‌ای اسـت و در بـسیاری از مباحـث زلزله‌شناسی کاربرد دارد. از جمله این کاربردها می‌تـوان بـه تشخیص پیش‌نشانگرهای لرزه‌ای اشاره کرد [۳].

۲– شبکه‌های عصبی مصنوعی

نحوهٔ ترکیب عناصر سازنده شبکه‌های عـصبی مـصنوعی به‌گونه‌ای ترتیب داده شـده اسـت کـه سـاختار آنهـا شـبیه آناتومی مغز انسان می‌باشد.

شکل (۱) ساختار یک نرون مصنوعی را نمایش می‌دهـد که با الهام از نرون طبیعی مغز انسان طراحی شده اسـت. در این شکل X_1 تا X_n ورودی‌های نرون مصنوعی هـستند کـه در وزنهای مربوطه W_1 تا W_n ضرب مـی‌شـوند. سـپس ایـن ورودی‌های وزن داده شده در هسته نرون مـصنوعی بـا هـم جمع می‌شوند. این حاصل‌جمع، از یک تـابع غیرخطـی کـه تابع تحریک نامیده می‌شود، عبور می‌کند و بـه ایـن ترتیـب خروجی نرون مصنوعی ساخته می‌شود و به نرون‌های دیگـر اعمال می‌شود.



شکل (۱): *مدل ریاضی یک نرون عصبی مصنوعی.*

اگر بخواهیم عبارات فوق را با زبان ریاضـی بیـان کنـیم، به صورت روابط زیر خواهیم نوشت:

X بردار ورودی $= (X_1, X_2, \ldots, X_n)$

W بردار وزنها $= (W_1, W_2, \ldots, W_n)$

NET فعالیت داخلی $= X_1W_1 + X_2W_2 + \ldots + X_nW_n$ (۲)

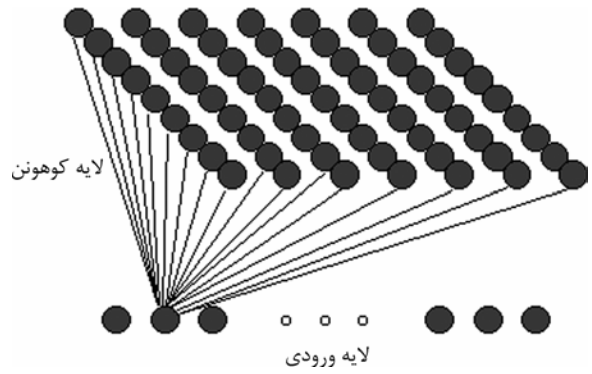
خروجی $Y = F(NET)$

این نرون ساده قادر است مسائل بسیار سـاده تـشخیص الگو را حل کند. امـا بـرای آن کـه بتـوان مـسائل مـشکل و پیچیده را توسط این ابزار محاسباتی حـل کـرد بایـد تعـداد زیادی از این نرون‌ها در قالب یـک شـبکه قـرار داده شـوند. شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت تعجب‌آمیزی پاره‌ای از خصوصیات مغز را از خود نشان می‌دهنـد. ایـن خـصوصیات عبارتند از: پردازش موازی، تعمیم، تجرید و یادگیری [۴].

۳– معرفی شبکه عصبی کوهونن

اولین گام در به کار گرفتن شبکه‌های عـصبی مـصنوعی برای یک هدف خاص، انتخاب شبکه مناسـب مـی‌باشـد. در این مقاله از شبکه عصبی کوهـونن بـه منظـور خوشـه‌یـابی پس‌لرزه‌ها استفاده خواهیم کرد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی خودسازمانده توسط کوهونن مطرح گردیدند [۵-۶]. در این شبکه‌هـا، مجموعـه آموزشـی تنهـا شـامل ورودی‌هـا مـی‌باشـد. شـبکه شـباهتهای بـین ورودی‌ها را که اغلب بسیار پیچیده می‌باشند، درک کـرده و آنها را طبقه‌بندی می‌کند و در ضمن وزنهای خود را تنظـیم می‌نماید. در ادامه به‌طور ویژه شبکه خودسازمانده کوهـونن و چگونگی خوشه‌یابی توسط آن را بررسی مـی‌کنـیم. مـدل کوهونن یک مدل بدون ناظر اسـت. در ایـن مـدل تعـدادی نرون مصنوعی که معمـولاً در یـک توپولـوژی مـسطح کنـار یکدیگر چیده می‌شوند، با رفتار متقابل روی یکدیگر، وظیفه شـبکه خودسـازمانده را ایفـاء مـی‌کننـد، شـکل (۲). هـدف اساسی شبکه خودسازمانده، تبـدیل یـک الگـوی ورودی بـا ابعاد اختیاری به یک نقشهٔ گسسته یک یا دو بعدی است.



شکل (۲): *ساختار شبکه عصبی کوهونن که در یـک شـبکه دو بعـدی مرتب شده است.*

هنگامی که شبکه عصبی کوهونن به طور مناسب تشکیل شد، فرآیند تشکیل نقشهٔ خودسازمانده شامل سه فرآیند زیر است [۷]:

الف- رقابت

همه نرون‌های شبکه، به ازای هر الگوی ورودی، مقدار یک تابع متمایزکننده را محاسبه می‌کنند. این تابع متمایز کننده، پایه و اساس رقابت بین نرون‌ها را تشکیل می‌دهد. نرون مشخصی که بیشترین مقدار تابع متمایز کننده را داشته باشد به عنوان برنده رقابت شناخته می‌شود، شکل (۳).

ب- همکاری

نرون برنده، موقعیت فضایی همسایگی توپولوژیکی نرون-های تحریک شده را معین می‌کند. به این ترتیب پایه و اساس همکاری بین نرون‌های همسایه فراهم می‌گردد، شکل (۴).

ج- تنظیم وزنهای سیناپتیکی

در طی این فرآیند، نرون برنده و نرون‌های تحریک شده که در همسایگی نرون برنده قرار دارند، وزنهای سیناپتیکی خود را طوری تنظیم می‌کنند که پاسخ مطلوب‌تری به الگوهای ورودی مشابه بدهند.

۳-۱- الگوریتم یادگیری شبکه عصبی کوهونن

الگوریتم یادگیری شبکه عصبی کوهونن به شمار زیر است:

الف- راه‌اندازی

مقادیر تصادفی برای بردار وزنهای اولیه $w_j(0)$ انتخاب کنید. تنها شرط در این انتخاب این است که $w_j(0)$ برای $j=1, 2, \ldots, l$ متفاوت باشد که در آن l تعداد کل نرون‌های موجود در شبکه است. مطلوب است که اندازه مقادیر اولیه وزنها را کوچک انتخاب نمود.

ب- نمونه‌برداری

بردار x را به طور تصادفی از فضای ورودی انتخاب می‌کنیم.

ج- انتخاب نرون برنده

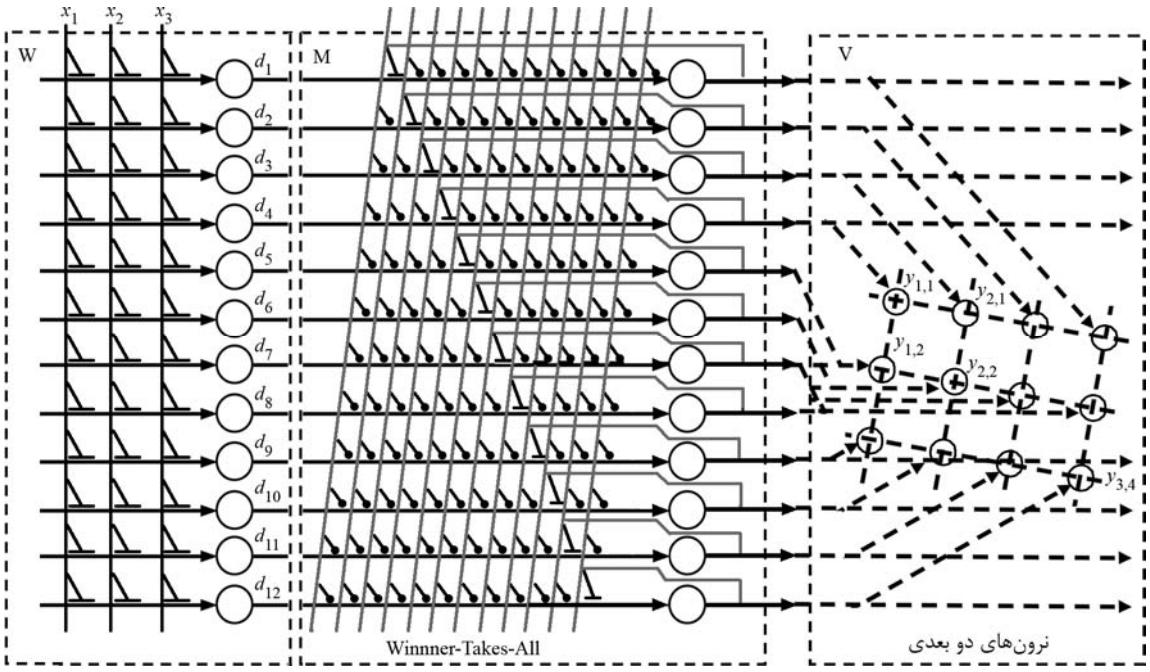
فاصله اقلیدسی نرون‌های شبکه را با بردار ورودی x اندازه می‌گیریم و نرونی که دارای کمترین فاصله اقلیدسی با بردار ورودی باشد (مطابق فرمول ۳)، به عنوان نرون برنده $i(x)$ انتخاب می‌شود:

$$i(x) = \arg\min_j \|x - w_j\| \quad , \quad j = 1,2,...,l \qquad (۳)$$

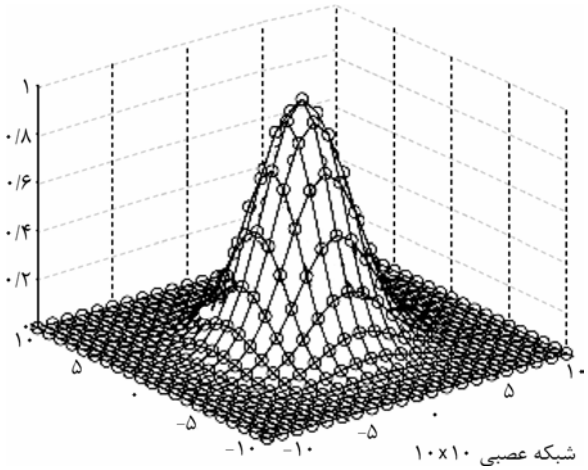
د- تنظیم وزن نرون برنده و نرون‌های واقع در همسایگی آن

در این مرحله، وزن سیناپتیکی نرون برنده و نرون‌های واقع در همسایگی نرون برنده را طبق فرمول (۴) تنظیم می‌کنیم:

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n) h_{j,i(x)}(n)(x - w_j(n)) \qquad (۴)$$



شکل (۳): *برای تعیین سلول برنده، تکنیک خودکاری به نام Winner-Takes-All وجود دارد. در این تکنیک، خروجی نرون‌ها به نحوی تعریف می‌شوند که نرون برنده دارای ماکزیمم خروجی باشد [۸].*



شکل (۴): *مقدار اولیه تابع همسایگی گوسی دو بعدی را نشان می‌دهد. نرون برنده در مرکز یک شبکه دو بعدی ۲۰ در ۲۰ نرون‌ها قرار دارد [۸].*

در فرمول (۴)، $\eta(n)$ پارامتر نرخ یادگیری و $h_{j,i(x)}(n)$ تابع همسایگی است که نرون برنده در مرکز آن قرار دارد. هر دو پارامتر نرخ یادگیری و تابع همسایگی در طی یادگیری، برای نتایج بهتر به طور دینامیکی تغییر می‌کنند.

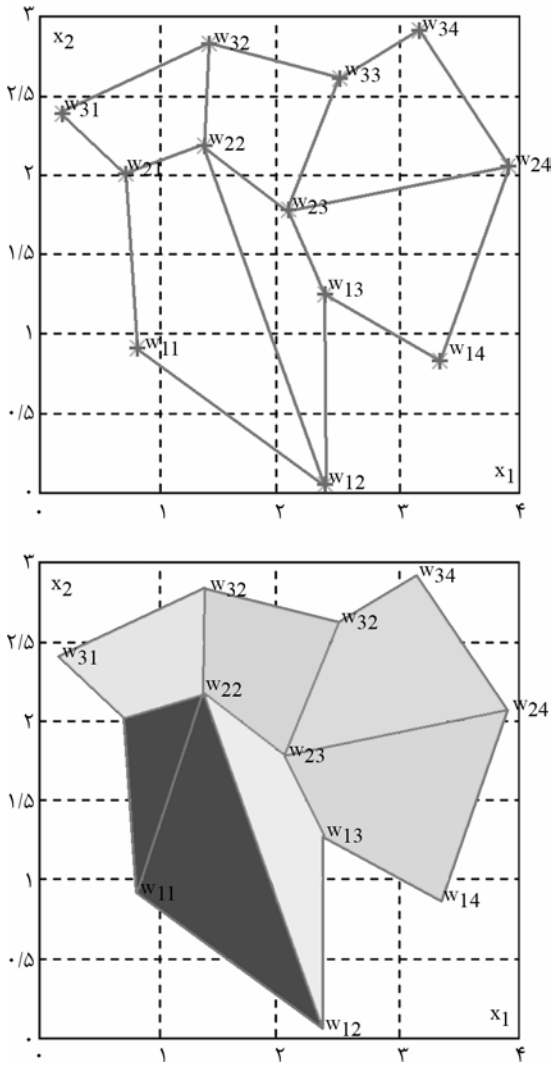
ه- ادامه

رفتن به مرحله دو تا این که هیچ‌گونه تغییرات قابل-توجهی در نقشهٔ مشخصات مشاهده نشود.

۳-۲- نقشهٔ مشخصات شبکه عصبی کوهونن

هنگامی که الگوریتم شبکه عصبی کوهونن همگرا شد، نقشهٔ مشخصات محاسبه شده به وسیلهٔ این الگوریتم، مشخصات آماری مهم فضای ورودی را نشان می‌دهد. نقشهٔ مشخصه Φ، که توسط مجموعه بردارهای وزن سیناپتیکی $\{w_j\}$ در فضای خروجی A نمایش داده می‌شود، نشانگر یک تبدیل غیرخطی می‌باشد که فضای ورودی را به سوی فضای خروجی نگاشته می‌کند.

اگر توپولوژی شبکه عصبی کوهونن یک بعدی باشد، هر نرون با دو نرون مجاور خود همسایه است. بنابراین در نقشهٔ مشخصات، بردار وزن هر نرون (که به صورت یک نقطه در فضای خروجی نمایش داده می‌شود) به دو نرون مجاور خود وصل می‌شود. در نهایت نقشهٔ مشخصات به شکل یک خط مارپیچ به دست می‌آید که منحنی پینو نام دارد. اگر توپولوژی شبکه عصبی کوهونن دو بعدی باشد، هر نرون با چهار نرون مجاور خود همسایه است. بنابراین در نقشهٔ مشخصات، بردار وزن هر نرون (که به صورت یک نقطه در فضای خروجی نمایش داده می‌شود) به چهار نرون مجاور خود وصل می‌شود. در نهایت نقشهٔ مشخصات به شکل یک توری به دست می‌آید، شکل (۵).



شکل (۵): *اگر توپولوژی شبکه کوهونن دو بعدی باشد، نقشهٔ مشخصات به شکل یک توری به دست می‌آید.*

با توجه به مطالب گفته شده در بالا، نقشهٔ مشخصه Φ خواص مهمی دارد که در ادامه آنها را بررسی می‌کنیم.

۳-۲-۱- تقریب فضای ورودی

نقشهٔ مشخصه Φ تقریب قابل قبولی از فضای ورودی X به دست می‌دهد. در واقع هدف اصلی الگوریتم شبکه عصبی کوهونن، ذخیره‌سازی مجموعه بزرگی از بردارهای ورودی x

به کمک یافتن مجموعه کوچکتری از بردارهای مرجع w_j و به تبع آن تقریب کردن فضای ورودی اولیه است.

۳-۲-۲- مرتب سازی توپولوژیکی

نقشهٔ مشخصات Φ که توسط الگوریتم شبکه عصبی کوهونن محاسبه شده است، در جهتی مرتب‌سازی می‌شود که موقعیت فضایی یک نرون در شبکه، متعلق به یک مشخصه از الگوهای ورودی است. خاصیت مرتب‌سازی توپولوژیکی نتیجهٔ مستقیم معادله (۴) است که بردار وزن نرون برنده (w_j) و بردار وزن نرون‌های همسایه (w_j) را مجبور به حرکت در راستای بردار ورودی x می‌کند.

۳-۲-۳- انتخاب مشخصه

این خاصیت حاکی از آن است که اگر داده‌های ورودی دارای توزیع غیرخطی باشند، نقشهٔ خودسازمانده قادر است بهترین مشخصه‌ها را برای تقریب توزیع موجود در داده‌های ورودی انتخاب کند.

۳-۲-۴- تطابق چگالی

نقشهٔ مشخصه Φ تغییرات آماری موجود در توزیع داده‌های ورودی را نشان می‌دهد. اگر ناحیه‌ای که بردار نمونه x از آن انتخاب می‌شود، با احتمال زیاد در فضای ورودی ظاهر شود، در حوزه بزرگتری از فضای خروجی نگاشته می‌شود و به تبع آن وضوح بیشتری دارد.

همچنین اگر ناحیه‌ای که بردار نمونه x از آن انتخاب می‌شود، با احتمال کم در فضای ورودی ظاهر شود، در حوزه کوچکتری از فضای خروجی نگاشته می‌شود و به تبع آن وضوح کمتری دارد.

۴- روش تحقیق

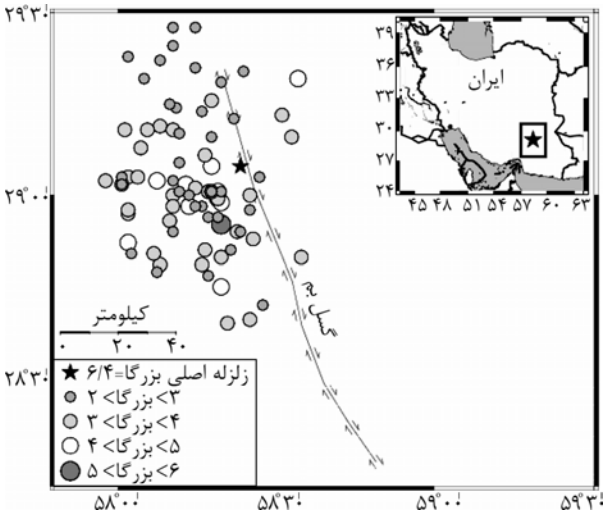
در خوشه‌یابی به روش شبکه عصبی کوهونن که در این مقاله به کار رفته است، فرآیند یادگیری و شناسایی بسیار قوی است به طوری که حتی در فضای نامناسب، ورودی محیط را شناسایی می‌کند. این الگوریتم علی‌رغم این که جهت تشخیص الگو بسیار قوی می‌باشد یک نقص عمده نیز دارد. نقاط نهایی به شدت وابسته به شرایط اولیه هستند و برای پس‌لرزه‌هایی که بسیار محلی است، جوابگو می‌باشد.

با استفاده از شبکه عصبی کوهونن و با تعیین محل پس‌لرزه‌های چند روز اول در منطقه می‌توان در مقیاس محلی، کانون تمرکز پس‌لرزه‌های آینده را پیش‌بینی نمود. الگوریتم شبکه عصبی کوهونن برای پیش‌یابی مکان پس‌لرزه‌های زمین‌لرزه قائن- بیرجند و زمین‌لرزه ایزمیت ترکیه به کار گرفته شده است [۹].

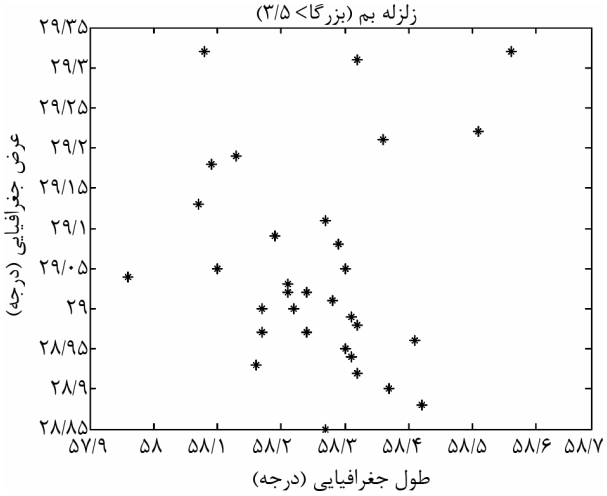
۵- پیش‌یابی مکان پس‌لرزه‌های زلزله ۲۰۰۳ بم ایران

زمین‌لرزه روز جمعه ۸۲/۱۰/۵ بم در مختصات جغرافیایی۵۸/۳ درجه شرقی و ۲۹ درجه شمالی با بزرگای گشتاوری Mw = ۶/۵ رخ داد. این زمین‌لرزه در امتداد گسل شناخته شده بم، با عمق کانونی حدود ۸ کیلومتر روی داد.

شکل (۶) رو مرکز و پس‌لرزه‌های زلزله سال ۲۰۰۳ بم ایران که از سایت اینترنتی پژوهشگاه بین‌المللی زلزله-شناسی و مهندسی زلزله استخراج شده‌اند را نشان می‌دهد. برای پیش‌یابی مکان پس‌لرزه‌های آینده در منطقه زمین‌لرزه بم، از طول و عرض جغرافیایی پس‌لرزه‌های سه روز اول، بدون هر گونه تصحیحی، به عنوان ورودی شبکه عصبی کوهونن دو بعدی (۹×۹ نرون) استفاده شده است، شکل (۷).

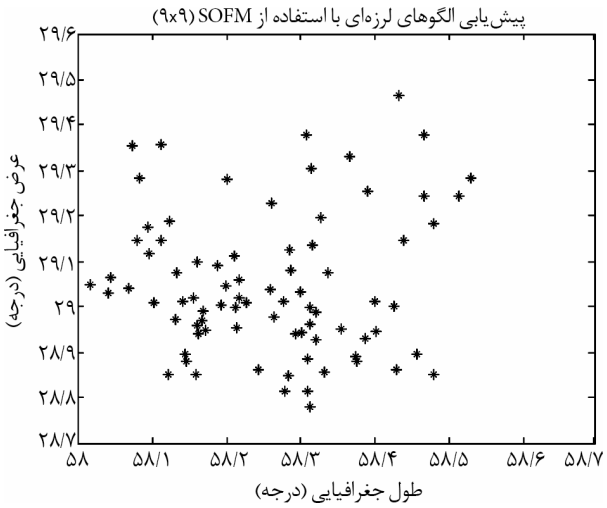


شکل (۶): *رو مرکز و پس‌لرزه‌های زلزله ۲۰۰۳ بم ایران که از سایت اینترنتی پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله (www.iiees.ac.ir) استخراج شده‌اند.*

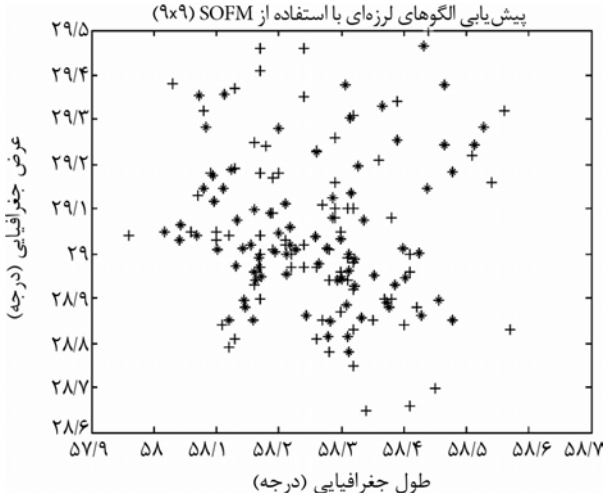


شکل (۷): *رومرکز پس‌لرزه‌های سه روز اول پس از زلزله بم که به عنوان ورودی شبکه عصبی کوهونن در نظر گرفته شده است.*

به طوری که شبکه عصبی کوهونن پس از تکرار محاسبه مکان پس‌لرزه‌ها و پس از تنظیم وزنهای خود، نقشهٔ مشخصات مربوطه را تشکیل می‌دهد و به شکلی هوشمندانه مکان خوشه‌های پس‌لرزه‌های آینده (که همان وزنهای نهایی نرون‌های شبکه هستند) را پیش‌یابی می‌کند، شکل (۸). در شکل (۹)، رومرکز پس‌لرزه‌های واقعی رخ داده پس از زلزله بم با علامت "+" و رومرکز پس‌لرزه‌ها پیش‌یابی شده توسط شبکه عصبی کوهونن دو بعدی (۹×۹ نرون) با علامت "*" نشان داده شده‌اند. همان طور که در شکل (۹) دیده می‌شود، شبکه عصبی کوهونن موفق به پیش‌یابی مکانی و روند پس‌لرزه‌های آینده زمین‌لرزه بم شده است.



شکل (۸): *رومرکز پس‌لرزه‌های پیش‌یابی شده زلزله بم که خروجی شبکه عصبی کوهونن دو بعدی (۹×۹ نرون) است.*



شکل (۹): *رومرکز پس‌لرزه‌های واقعی رخ داده پس از زلزله بم با علامت "+" و رومرکز پس‌لرزه‌های پیش‌یابی شده توسط شبکه عصبی کوهونن دو بعدی (۹×۹ نرون) با علامت "*" نشان داده شده‌اند.*

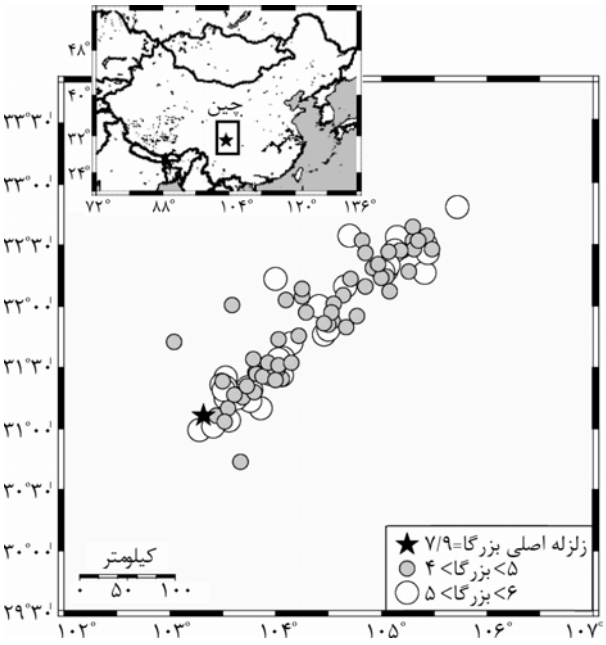
۶- پیش‌یابی مکان پس‌لرزه‌های زلزله ۲۰۰۸ چنگدوسیچوان چین

در ساعت ۱۴:۲۸ به وقت محلی کشور چین (۶:۲۸ به وقت جهانی و ۹:۵۸ به وقت تهران) روز ۲۰۰۸/۵/۱۲ میلادی (۲۳ اردیبهشت ۱۳۸۷) زمین‌لرزه‌ای به بزرگای گشتاوری Mw = ۷/۹ در ۸۰ کیلومتری شرق- شمال شرق چنگدو مرکز استان سیچوان به وقوع پیوست.

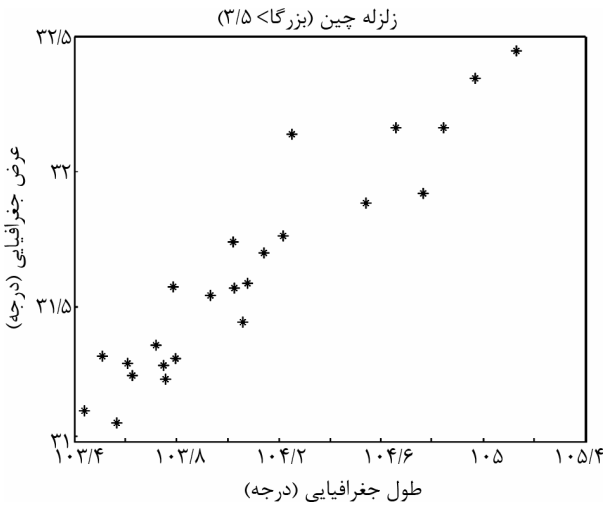
رومرکز این رویداد بر اساس گزارش مرکز *USGS* در مختصات ۳۰/۹۹ درجه عرض شمالی و ۱۰۳/۳۶ درجه طول شرقی قرار دارد. ساز و کار کانونی این زمین‌لرزه بر اساس گزارشهای مرکز *USGS*، راندگی با مؤلفه فرعی امتدادلغز می‌باشد. شکل (۱۰) رومرکز و پس‌لرزه‌های زلزله ۲۰۰۸/۵/۱۲ چنگدوسیچوان چین، استخراج شده از پایگاه اینترنتی (*www.emsc-csem.org*) را نشان می‌دهد.

در مورد زلزله چنگدوسیچوان چین هم می‌توان مکان پس‌لرزه‌های آینده و روند آنها را با استفاده از شبکه عصبی کوهونن پیش‌یابی کرد.

برای پیش‌یابی مکان پس‌لرزه‌های آینده در منطقه زمین‌لرزه چنگدوسیچوان چین، از طول و عرض جغرافیایی پس‌لرزه‌های دو روز اول، بدون هر گونه تصحیحی، به عنوان ورودی شبکه عصبی کوهونن استفاده شده است، شکل (۱۱).

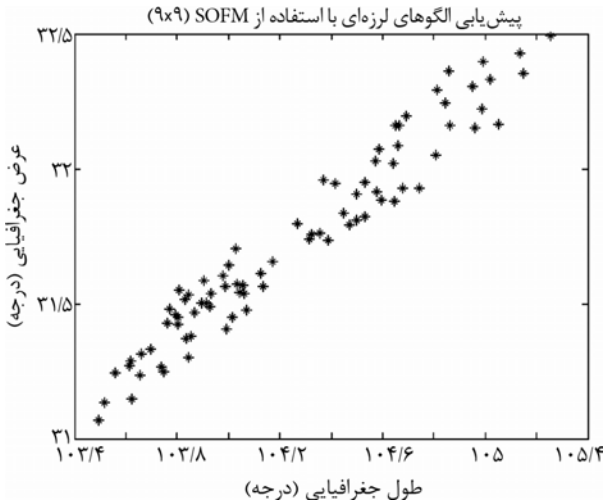


شکل (۱۰): *رو مرکز و پس‌لرزه‌های زمین‌لرزه ۲۰۰۸/۵/۱۲ چنگدوسیچوان چین که از سایت اینترنتی (www.emsc-csem.org) استخراج شده‌اند.*

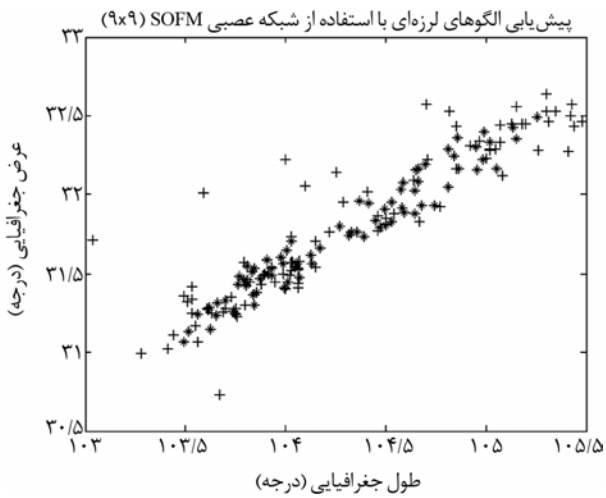


شکل (۱۱): *رومرکز پسلرزه های دو روز اول پس از زلزله چنگدوسیچوان چین که به عنوان ورودی شبکه عصبی کوهونن در نظر گرفته شده است.*

به طوری که شبکه عصبی کوهونن پس از تکرار محاسبه مکان پس‌لرزه‌ها و پس از تنظیم وزنهای خود، نقشهٔ مشخصات مربوطه را تشکیل می‌دهد و به شکلی هوشمندانه مکان خوشه‌های پس‌لرزه‌های آینده (که همان وزنهای نهایی نرون‌های شبکه هستند) را پیش‌یابی می‌کند، شکل (۱۲). در شکل (۱۳)، رومرکز پس‌لرزه‌های واقعی رخ داده پس از زلزله چنگدوسیچوان چین با علامت "+" و رومرکز پس‌لرزه‌های پیش‌یابی شده توسط شبکه عصبی کوهونن دو بعدی (۹×۹ نرون) با علامت "*" نشان داده شده‌اند. همان طور که در شکل (۱۳) دیده می‌شود، شبکه عصبی کوهونن موفق به پیش‌یابی مکانی و روند پس‌لرزه‌های آینده زمین‌لرزه چنگدوسیچوان چین شده است.



شکل (۱۲): *رومرکز پس‌لرزه‌های پیش‌یابی شده زلزله چنگدوسیچوان چین که خروجی شبکه عصبی کوهونن دو بعدی (۹×۹ نرون) است.*



شکل (۱۳): *رومرکز پس‌لرزه‌های واقعی رخ داده پس از زلزله چنگدوسیچوان چین با علامت "+" و رومرکز پس‌لرزه‌های پیش‌یابی شده توسط شبکه عصبی کوهونن دو بعدی (۹×۹ نرون) با علامت "*" نشان داده شده‌اند.*

۷- نتیجه‌گیری

مدل کوهونن یک مدل بدون ناظر است. در این مدل تعدادی سلول عصبی که معمولاً در یک توپولوژی مسطح

کنار یکدیگر چیده می‌شوند، با رفتار متقابل روی یکدیگر، وظیفه شبکه خودسازمانده را ایفاء می‌کنند. هدف اساسی شبکه خودسازمانده، تبدیل یک الگوی ورودی با ابعاد اختیاری به یک نقشهٔ گسسته یک یا دو بعدی است.

هنگامی که الگوریتم شبکه عصبی کوهونن همگرا شد، نقشهٔ مشخصات محاسبه شده به وسیله این الگوریتم، مشخصات آماری مهم فضای ورودی را نشان می‌دهد. بنابراین از الگوریتم خوشه‌یابی در شبکه عصبی خودسازمانده کوهونن می‌توان برای پیش‌یابی کانون تمرکز مکانی پس‌لرزه‌های آینده بهره جست.

۸– منابع

1. Omori, F. (1984). On aftershocks, Reply Imperial Earthquake Investigation Committee, **2**, 103-109.
2. Baiesi, M. and Paczuski, M. (2004). Scale-free networks of earthquakes and aftershocks, Physical Review, **69**, 1-8.
3. Allamehzadeh, M. and Abbassi, M. (2008). Recognition of seismic precursory activities using self-organizing feature map (SOFM) Neural Networks, *Journal of Disaster Advances*, **1**, 29-39.
4. Lippmann, R.P. (1987). An introduction to computing with neural nets, IEEE Acoustic, Speech and Signal Processing Magazine, **4**(2), 4-22.
5. Kohonen, T. (1981). Automatic formation of topological maps of pattern in a self-organizing system, *Proceedings of the 2nd Scandinavian Conf. on Image Analysis*, Pattern Recognition Society of Finland.
6. Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps, *Biological Cybernetics*, **43**, 59-69.
7. Haykin, S. (1994). Neural networks, a comprehensive foundation, Canada, McMaster Univ.
8. Paplinski, A.P. (2005). Self-organizing feature maps, Introduction Component Neurosci Science, Chapter 6.
9. Allamehzadeh, M. and Mokhtari, M. (2003). Prediction of aftershock distribution using Self-organizing feature maps (SOFM) and its application on the Birjand-Ghaen and Izmit earthquakes, *J. of Seismology and Earthquake Engineering (JSEE)*, **5**(3), 1-15.