تاریخ دریافت: 93/11/8
تاریخ پذیرش: 94/3/20

شکل‌گیری خوشه‌های پر خطر لرزه‌ای

مصطفی علامه‌زاده (نویسندهٔ مسؤول)
استادیار پژوهشگاه بین‌المللی زلزله شناسی و مهندسی زلزله
mallam@iiees.ac.ir
محسن بهرامی
دانشجوی کارشناسی ارشد برق دانشگاه تهران
علی شفیق
دانشجوی کارشناسی ارشد پژوهشگاه

چکیده

در این تحقیق برای تعیین بی‌هنجاریهای قبل از وقوع زمین‌لرزه از شبیه‌سازی کاتولوگ‌های زلزله مشابه با استفاده از تابع کاپولا و معیاری مبتنی بر روش مونت کارلو برای مطالعه و شناسایی خوشه‌های پر خطر زلزله‌های آینده استفاده شده است .به دلیل غیریکنواختی کاتالوگ‌های لرزه‌خیزی موجود، با تولید کاتالوگ مصنوعی و روشهای مبتنی بر استدلال تقریبی، برای پیگیری رفتار فرآیندهای پیچیده استفاده شده است. شبیه‌سازیهایی نظیرشبکه‌های عصبی مصنوعی، روش مونت کارلو و بویژه مدلسازی کاپولا برای تحلیل این الگوها، توزیع لرزه‌خیزی آینده درصفحه گسل را برجسته ترخواهد کرد

***کلمات کلیدی**: تابع کاپولا، روش مونت کارلو، تحلیل الگوهای لرزه‌ای*

1- مقدمه

روش تشخیص الگو در پیش‌یابی خوشه‌های لرزه‌ای پس‌لرزه‌ها، مسأله‌ای مهم در مطالعات زلزله‌شناسی است. روشهای مبتنی بر خوشه‌یابی در بسیاری از مطالعات زلزله‌شناسی برای یافتن الگوهای لرزه‌ای به کار رفته‌اند. در خوشه‌یابی، هدف، تقسیم داده‌ها به خوشه‌هایی است که زلزله‌های قرارگرفته در آنها تا حد امکان از نظر زمانی و مکانی به یکدیگر نزدیک باشند. معیارهای متفاوتی برای تعیین شباهت و فاصلهٔ زلزله‌ها از یکدیگر وجود دارند. خوشه‌یابی فازی (ClusteringFuzzy)، خوشه‌یابی سلسله مراتبی (ClusteringHierarchical) و خوشه‌یابی طیفی (SpectralClustering) از جمله این روشهاست. در این مقاله چند الگوریتم خوشه‌یابی معروف، که در مطالعات زلزله‌شناسی به کار رفته‌اند، بررسی شده‌اند. روشهای مورد بررسی، وابستگی دو زلزله بدون در نظر گرفتن تأثیر بقیهٔ زمین‌لرزه‌ها بر هم در پهنهٔ ایران بوده است.

اگر چه بسیاری از زلزله‌ها تمام و یا برخی از الگوها نظیر پیش‌لرزه‌ها، سکوت لرزه‌ای و الگوی دونات را قبل از وقوع نشان می‌دهند، اما جزئیات این الگوها از زلزله‌ای به زلزلهٔ دیگر به طور قابل توجهی تغییر می‌کند؛ اما سؤال منطقی این است که آیا جزئیات الگوهای این زلزله‌ها ناشی از ارتباط مستقیم آنهاست یا ارتباطی غیرمستقیم که از تأثیر گسلهای دیگر ناشی می‌شود. برای پاسخ دادن به این سؤال باید تأثیر گسلهای دیگر در وابستگی دو ناحیه به یکدیگر در محاسبات منظور شود. این نوع اندازه‌گیری، همبستگی شرطی نامیده می‌شود و توسط رویکردهای چند متغیره به دست می‌آید. چگونگی اعمال روشهای تحلیل دو متغیرهٔ همبستگی متقابل، همدوسی متقابل و اطلاعات متقابل به سریهای زمانی چند متغیره مورد نظر وابسته است. در این گونه مطالعات ارتباط جزئی بین هر جفت سری زمانی با منظور کردن تأثیر بقیهٔ سریهای زمانی در نظر گرفته می‌شود.

به دلیل غیریکنواختی کاتالوگ‌های لرزه‌خیزی موجود روشهایی که مبتنی بر استدلال تقریبی است برای تصمیم‌گیری رفتار فرآیندهای پیچیده کمک می‌نماید. شبیه‌سازیهایی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی و تئوری کاپولا برای تحلیل این الگوها، توزیع لرزه‌خیزی در صفحهٔ گسل را برجسته‌تر خواهد کرد.

در مطالعه‌ای، شبیه‌سازی بر کاتالوگ زمین‌لرزه‌ها نشان داده می‌شود که ترکیب سریهای زمانی نگاشتهای پریود کوتاه، که اغلب درمنطقه مورد مطالعه به دست می‌آید، تأثیر چشمگیری در تخمین دقیق خوشه زمین‌لرزه‌ای دارد.

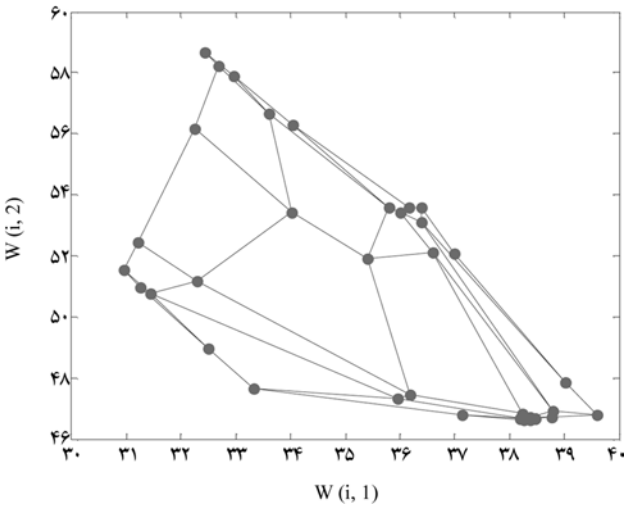
رویکرد دیگر، اعمال محدودیت پیوستگی مکانی در الگوریتم خوشه‌یابی همانند روشهای مبتنی بر تعمیم است؛ اما در اینجا و در تحقیق انجام شده از الگوریتم خوشه‌یابی طیفی مبتنی بر کاپولا استفاده شده است که برخلاف رشد ناحیه‌ای که فقط شباهت داخل ناحیه‌ای را بیشینه می‌کند، همزمان، شباهت داخل ناحیه‌ای و عدم شباهت خارج ناحیه‌ای را بیشینه می‌کند. در این حالت در ناحیه‌های بدون خوشه‌های واضح، روش پیشنهادی، خوشه‌هایی با ابعاد یکنواخت تولید می‌کند. همچنین خوشه‌یابی طیفی نسبت به دیگر الگوریتم‌های خوشه‌یابی عملکرد بهتری دارد [1].

2- انواع شبکه‌های پیچیدهٔ زمین‌لرزه

شبکه‌های پیچیدهٔ زمین‌لرزه‌ها را می‌توان به کمک گراف‌ها مدل و توپولوژی و عملکرد آنها را مطالعه کرد؛ اما بسته به توپولوژی گراف‌ها می‌توان شبکه‌های پیچیدهٔ متفاوتی تعریف نمود [2 و 3].

2-1- شبکه‌های تصادفی (Random Networks)

در این نوع شبکه‌ها امکان وجود یا عدم وجود یال بین دو رأس دلخواه کاملاً تصادفی است. در شبکه‌های تصادفی، یالهای موجود به صورت تصادفی گرهها را به یکدیگر متصل می‌کنند. این شبکه‌ها ضریب کلاسترینگ و طول مسیر کوچکی دارند و توزیع درجهٔ آنها تقریباً نرمال است (شکل 1).



شکل (1): دوایر نشان‌دهندهٔ مکان رومرکز زمین‌لرزه‌های شبیه‌سازی شده وخطوط، فاصله اقلیدوسی بین زمین‌لرزه‌ها است.

2-2- شبکه‌های منظم (Regular Networks)

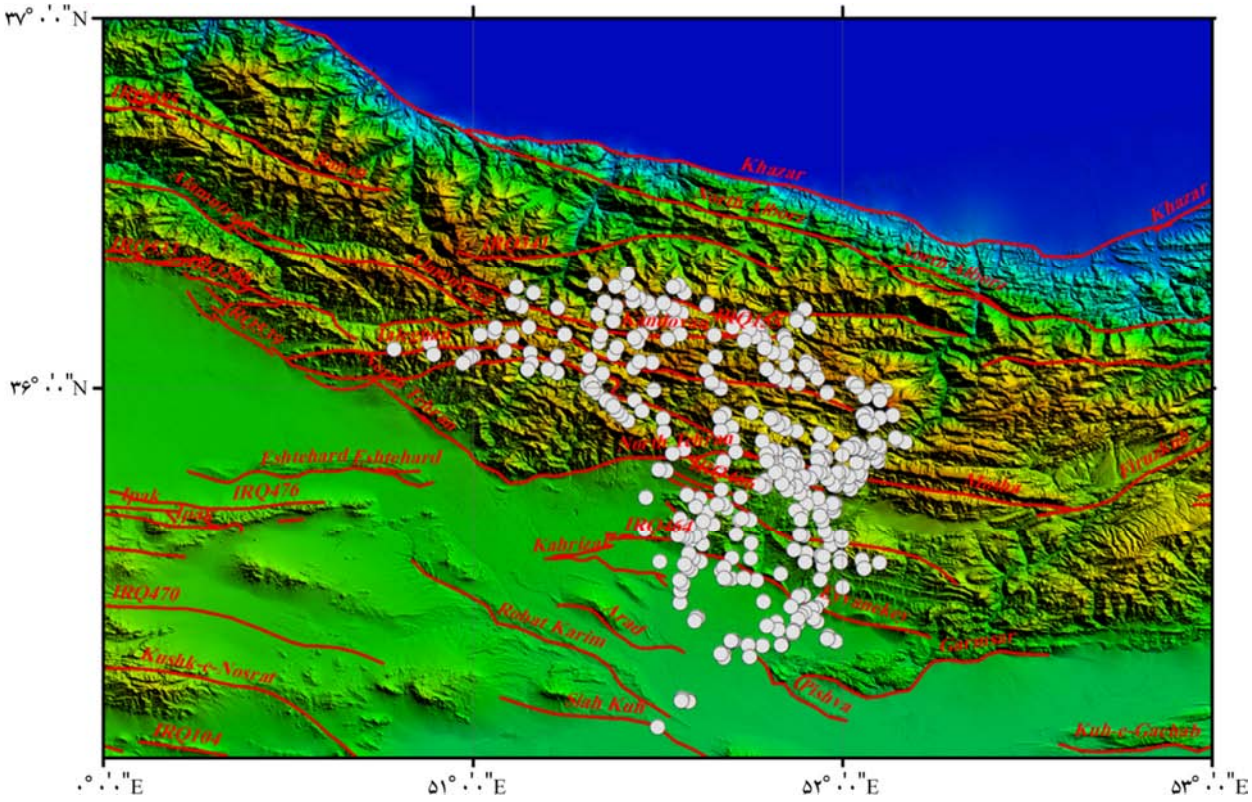
در شبکه‌های منظم احتمال تصادفی بودن یالها صفر است و هر گره به تعداد مشخصی از نزدیکترین همسایه‌هایش متصل است. ضریب کلاسترینگ و طول مسیر این شبکه‌ها بزرگ و توزیع درجهٔ آنها ضربه‌ای با اندازه‌ای معین در مقداری مشخص است.

2-3- شبکه‌های جهان-کوچک (Small World Network)

در این نوع شبکه‌ها احتمال تصادفی بودن شبکه‌ها عددی بین صفر و یک است. این شبکه‌ها از گروههایی با ارتباط درونی بالا تشکیل شده‌اند و انتقال اطلاعات بین این گروهها نیز سریع صورت می‌گیرد؛ بنابراین شبکه‌ها تفکیک شده و در عین حال یکپارچه‌اند و کارایی زیادی در پردازش اطلاعات دارند. این شبکه‌ها ضریب کلاسترینگ بزرگ و طول مسیر کوچکی دارند و به شبکه‌های واقعی نزدیک‌ترند. با تقسیم ضریب کلاسترینگ نرمالیزه شده به طول مسیر نرمالیزه شده می‌توان معیار جهان-کوچک بودن شبکه را به دست آورد. در ادامه روش نرمالیزه کردن توضیح داده شده است.

تعداد گرهها و یالها تأثیر زیادی بر متریک‌های شبکه‌ای دارد و باید به نوعی این تأثیر را کاهش داد. بدین منظور گرافی تصادفی مبتنی بر گراف اصلی ساخته شده و متریک‌های شبکهٔ اصلی به متریک‌های متناظر در شبکهٔ تصادفی نرمالیزه می‌شود. گراف تصادفی تولید شده باید خصوصیات اصلی گراف اولیه را حفظ کند. این گراف می‌تواند با به هم زدن ترتیب یالهای اولیه (Rewiring) به دست آید؛ اما روشهای دیگری نیز برای این منظور وجود دارد [4] و [5].

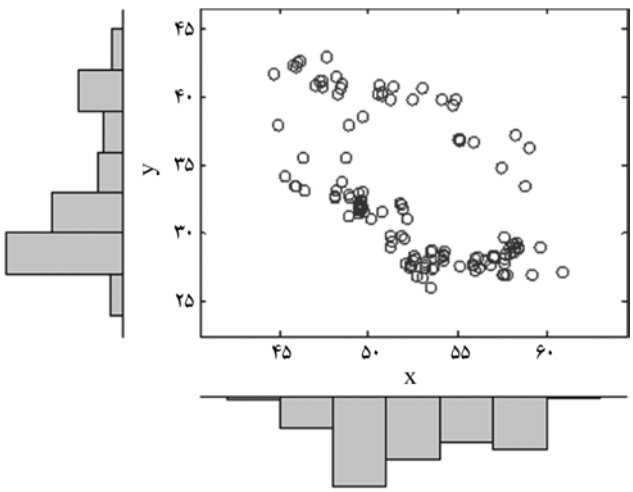
برای نرمالیزه کردن با نرم‌افزار MATLAB به ازای هر گراف، 16×16 گراف تصادفی تولید شده، پس از نرمالیزه کردن متریک‌های گراف اصلی به هرکدام از این گراف‌های تصادفی، میانگین مقادیر به دست آمده به عنوان مقدار نهایی به کار گرفته شده است. شکل (2) الگوی شبیه‌سازی توسط الگوریتم شبکه عصبی است [2].



شکل (2): الگوی دونات شبیه‌سازی توسط الگوریتم شبکه عصبی برای منطقه تهران در ناحیه بین گسل پیشوا–کهریزک - ایوانکی

3- روش پیشنهادی این پژوهش

در این پژوهش روشهای بکار رفته در تحلیل خوشه‌های زلزله بررسی و از معیاری مبتنی بر کاپولا برای تعیین همبستگی سریهای زمانی نگاشت زلزله در مطالعهٔ شبکه زلزله‌ها استفاده شده است. نتایج به دست آمده، نشان دهندهٔ مزیت این معیار نسبت به معیارهایی همانند همبستگی متقابل و اطلاعات متقابل است. در این راستا، ابتدا داده‌ها پیش‌پردازش و سپس با بکارگیری این الگوریتم، کل خوشه‌های پر خطر و بدون خطر تفکیک شده‌اند. در این گراف‌ها هر گره میانگین نشان‌دهندهٔ سریهای زمانی متناظر با نواحی این مکانها و یال بین این گرهها نشان‌دهندهٔ همبستگی بین آنهاست که توسط معیار مبتنی بر کاپولای پیشنهادی [6، 7 و 8] به دست می‌آید (شکل3).



شکل (3): نمونه‌ای از خوشه‌یابی با استفاده از تئوری کاپولا

4- خوشه‌یابی

برای یافتن تغییرات کلی در سیستم گسلی قبل از وقوع زلزله‌های بزرگ، با استفاده از خوشه‌یابی زمین‌لرزه‌ها و بررسی شبکهٔ زلزله‌های کوچک، سیستم گسلی را در ناحیه می‌توان مطالعه نمود.

4-1- خوشه‌یابی K-Means

این الگوریتم در حوزهٔ خوشه‌یابی مبتنی بر بهینه‌سازی قرار می‌گیرد. در خوشه‌یابی K-Means داده‌ها در k خوشهٔ متفاوت به گونه‌ای قرار داده می‌شوند که هر داده در نهایت به خوشه‌ای از زلزله‌ها با نزدیکترین مرکز (میانگین) به آن تعلق می‌گیرد. در این روش ابتدا با

توجه به تعداد خوشه‌ها، مراکز خوشه‌ها به صورت تصادفی از روی داده‌ها انتخاب می‌شوند و سپس هر داده به خوشه‌ای با نزدیکترین مرکز به آن تعلق می‌گیرد. در مرحلهٔ بعد، مقدار میانگین داده‌های قرار گرفته در هر خوشه به عنوان مرکز جدید آن تعریف می‌شود و مجدداً تعلق داده‌ها به خوشه‌ها تکرار می‌شود. این فرآیند تا جایی که مراکز خوشه‌ها ثابت شوند تکرار می‌شود. در این زمینه مطالعاتی [4، 5 و 6] انجام گرفته است.

در این تحقیق برای تعیین شباهت زلزله‌ها با یکدیگر از فاصله اقلیدسی استفاده شده است و در نهایت میزان همپوشانی نتایج به دست آمده است. این روش ساختار ساده‌ای دارد و می‌توان شبکه‌های مختلف زمین‌لرزه را به کمک آن به صورت همزمان استخراج نمود. عدم وجود معیاری دقیق برای تعیین تعداد خوشه‌ها، معیار فاصله و حتی روش بهینه‌سازی از محدودیتهای این روش است.

2-4- خوشه‌یابی سلسله مراتبی

در این روش بر خلاف خوشه‌یابیk-means، تعداد خوشه‌ها به صورت تجربی و با توجه به آستانهٔ شباهت مورد نظر به دست می‌آید. در این رویکرد ابتدا هر زمین‌لرزه با بزرگای بیش از 4/5 به عنوان یک خوشه در نظر گرفته می‌شود. محدودیتهای این روش و در مراحل بعدی با توجه به فاصلهٔ اقلیدسی زلزله‌ها از هم، خوشه‌ها تا حد امکان با یکدیگر ادغام می‌شوند. در این روش با ارائهٔ درختی از خوشه‌یابی که دندروگرام (Dendrogram) نیز گفته می‌شود، تعدادخوشه‌ها را می‌توان در هر مرحله و با توجه به آستانهٔ شباهت مورد نظر تعیین نمود. یکی از معایب عمدهٔ این روش پیچیدگی محاسباتی و زمان‌بر بودن آن برای داده‌های با حجم زیاد است.

5- روشهای اندازه‌گیری شباهت در تحلیل

تاکنون روشهای متفاوتی برای محاسبهٔ شباهت یا همبستگی سریهای زمانی نواحی مختلف زمین ارائه شده‌است. طبیعی است که انتخاب روشی خاص برای اندازه‌گیری شباهت، وابسته به اهداف و خواسته‌های مطالعه می‌باشد.

5-1- همبستگی متقابل در تأخیر صفر (Zero-Lag Cross-Correlation)

این رویکرد ارتباط خطی همزمان بین دو سری زمانی زلزله را اندازه می‌گیرد. در این روش اگر سریهای زمانی همبستگی مثبت زیادی داشته باشند، نواحی ذی‌ربط به طور میانگین فعالیت زیاد یا کم در زمانهای یکسان دارند. از سوی دیگر، همبستگی منفی زیاد نشان می‌دهد هنگامی که یک ناحیه فعالیت زیادی دارد، ناحیهٔ دیگر فعالیت کمی دارد. همبستگی مرتبهٔ صفر اغلب در محاسبهٔ ارتباطات بین ناحیه‌ای در زلزله به کار رفته است [7].

5-2- همبستگی متقابل تأخیری (Lagged Cross-Correlation)

از این رویکرد می‌توان در ارزیابی ارتباطات بین ناحیه‌ای استفاده نمود [4]. این نوع همبستگی ارتباطات خطی تأخیری بین دو ناحیه را محاسبه می‌کند. همبستگی متقابل بین نواحی A و B در تأخیرهای مثبت حاکی از ارتباط فعالیت ناحیهٔA و متعاقباً (پس از زمانی مشخص) فعالیت ناحیهٔ B، یا برعکس می‌باشد (این معیار همبستگی با تأخیر دو ناحیه را نشان می‌دهد). با استفاده از همبستگی متقابل تأخیری نشان داده می‌شود که در مناطق پر خطر، همبستگی فعالیت ناحیه، با تأخیر چند ساعت تضعیف می‌شود. همبستگی سریهای زمانی i, j در تأخیر h، $\rho_{ij}(h)$ از رابطهٔ (1) به دست می‌آید:

$$\rho_{ij}(h) = \frac{\mathrm{cov}_{ij}(t, t+h)}{\sqrt{\mathrm{var}_i(t)\,\mathrm{var}_j(t+h)}} \qquad (1)$$

در این رابطه، cov_{ij} کوواریانس دو لحظهٔ t و $t+h$ و var واریانس می‌باشد. در این رابطه، $\rho_{ij}(h) = \rho_{ij(-h)}$ و مقدار ρ در محدودهٔ [-1,1] قرار می‌گیرد. $h = 1$ همبستگی مرتبهٔ صفر را نشان می‌دهد.

6- همدوسی متقابل (Cross-Coherence)

بر خلاف همبستگی متقابل که ارتباط را در حوزهٔ زمان به دست می‌آورد، محاسبات همدوسی متقابل در حوزهٔ فرکانس انجام می‌گیرد. مطالعات متعددی کارایی این روش را در بررسی ارتباطات لرزه‌ای نواحی منطقه نشان داده‌اند [1]. همدوسی را می‌توان تعریف طیفی همبستگی در حوزهٔ فرکانس دانست که به طور ضمنی تأثیرات تأخیر بین نواحی را در نظر می‌گیرد. در واقع اگر سری زمانی یک ناحیه با سری زمانی تأخیر یافتهٔ ناحیهٔ دیگر مشابهت زیادی داشته باشد، همبستگی متقابل مرتبهٔ صفر بین دو ناحیه متوسط یا کم است؛ اما همدوسی در پهنای باندی خاص مقدار زیادی را نشان می‌دهد.

مفهوم همدوسی سریهای زمانی را ابتدا وینر در سال 1949 معرفی کرد [8]. سپس روزنبرگ در سال 1989 [9] آن را برای

پردازش سیگنال‌های تصویری توسعه بخشید و به کار برد. در این مطالعه همدوسی طیفی برای تعیین شبکه زمین‌لرزه‌ها به کار برده شد. همدوسی، $Coh_{ij}(\lambda)$، بین سریهای زمانی **i** و **j** در فرکانس λ از رابطهٔ (2) به دست می‌آید:

$$Coh_{ij}(\lambda) = \left|R_{ij}(\lambda)\right|^2 = \frac{\left|f_{ij}(\lambda)\right|^2}{f_{ii}(\lambda)\, f_{jj}(\lambda)} \qquad (2)$$

در این رابطه، $f_{ij}(\lambda)$ همدوسی مختلط Y_i و Y_j، $f_{ij}(\lambda)$ چگالی طیفی متقابل بین Y_iو Y_j و $f_i(\lambda)$ و $f_j(\lambda)$ به ترتیب چگالی‌های طیفی Y_iو Y_j می‌باشند. همدوسی تابعی، مثبت، متقارن و محدود به بازهٔ [1،1-] می‌باشد.

همبستگی و همدوسی متقابل در تئوری فقط وابستگی‌های خطی را اندازه می‌گیرند؛ اما اطلاعات متقابل روشی آماری است که همبستگی خطی و غیرخطی را اندازه‌گیری می‌کند. این معیار اطلاعات مشترک بین دو سری زمانی را کمّی می‌کند. به عنوان مثال، اگر دو سری زمانی مستقل باشند، هیچ گونه اطلاعات مشترکی بین آن دو وجود ندارد و اطلاعات متقابل صفر می‌شود. از طرف دیگر، اگر یک سری زمانی تابعی یک به یک و معین از دیگری باشد، هر دو اطلاعات یکسانی دارند و اطلاعات متقابل در این حالت بی‌نهایت می‌شود.

7- برخی متریک‌های مهم در تئوری گراف

توپولوژی گراف توسط متریک‌های متعددی بررسی و در حقیقت کمّی می‌شود. باید توجه داشت که تعداد گرهها و یالها تأثیر قابل توجهی بر این متریک‌ها دارند و اگر منظور مقایسهٔ دو توپولوژی با رزلوشن‌های (Resolution) متفاوت (تعداد نواحی متفاوت) باشد باید به نوعی تأثیر تعداد گرهها و یالها را حذف کرد یا کاهش داد تا مقایسهٔ ساختار دو گراف حقیقی باشد. این کار معمولاً با نرمالیزه کردن متریک‌های گرافی انجام می‌گیرد که در ادامه توضیح داده شده است؛ اما ابتدا چند متریک مهم، که اغلب در مطالعات استفاده می‌شوند، شرح داده شده است.

7-1- درجه گره

درجه گره مهمترین متریک در شبکه است و بسیاری از متریک‌های دیگر به اشکال گوناگون به آن وابسته هستند. در یک گراف بدون وزن و بدون جهت، درجهٔ گره برابر با تعداد یالهایی است که آن گره را به گرههای دیگر در شبکه متصل می‌کند. در گراف وزن‌دار و بدون جهت (همانند گراف‌هایی که در این پژوهش استفاده شده‌اند) درجهٔ گره مجموع وزن یالهایی است که آن را به دیگر گرهها متصل می‌کنند. در گراف بدون وزن و جهت‌دار، درجهٔ گره تعداد یالهای خارج شده از آن را نشان می‌دهد و در نهایت، اگر گراف وزن‌دار و جهت‌دار باشد این متریک بیان کنندهٔ مجموع وزنهای یالهای خروجی از گره است.

از آنجا که در این مطالعه گراف‌های کارکردی ایجاد شده، وزن‌دار و بدون جهت هستند، بقیهٔ متریک‌ها فقط برای این نوع گراف‌ها تعریف شده است.

7-2- توزیع درجه (Degree Distribution)

توزیع درجهٔ گره یا گراف، هیستوگرام درجهٔ گرهها را نشان می‌دهد. این توزیع اغلب با $P(k)$ نشان داده می‌شود که در آن k درجهٔ گره و $P(k)$ تعداد گرههای با درجهٔ k می‌باشد. توزیع درجه یکی از متریک‌هایی است که آسیب‌پذیری شبکه در برابر تغییرات ناخواسته (Network Resilience) را نشان می‌دهد. یکی از متریک‌های دیگری که پایداری شبکه در برابر تغییرات را نشان می‌دهد، همبستگی درجه (Degree Correlation) است.

7-3- همبستگی درجه

همبستگی درجهٔ گره، اثرپذیری درجهٔ یک گره دلخواه را از درجه گرههایی که فقط از طریق یک یال با آنها ارتباط دارد، نشان می‌دهد. در واقع این ضریب، همبستگی درجهٔ کل گرهها در دو انتهای یک یال می‌باشد. اگر گرههای با درجهٔ بیشتر به هم و گرههای با درجهٔ پایین نیز به هم متصل باشند این ضریب مثبت است و گراف را جورشده (Assortative Graph) می‌نامند. بنابر آنچه که در مراجع [8] و [9] آمده، در شبکه‌های جور شده، رأسها با درجه‌های بیشتر در زیر شبکه یا گروهی مرکزی از شبکه قرار داشته، ارتباط زیادی با یکدیگر دارند. میانگین درجهٔ این زیر شبکه از میانگین درجهٔ کل شبکه بالاتر است. این تعبیر از شبکه‌های جور شده نتایج مهمی را به همراه خواهد داشت. ارتباطات (یالهای بین رأسها) در بسیاری از شبکه‌ها می‌توانند با آسیب دیدن (حذف) تعداد بسیار کمی از رأسهای با درجه زیاد بشدت آسیب ببینند؛ اما

در شبکه‌های جور شده حذف رأسی با درجهٔ بالا برای آسیب رساندن به ارتباطات موجود در شبکه کافی نیست؛ زیرا در این گونه شبکه‌ها رأسهای با درجهٔ بالا در زیرگروهی از شبکه با یکدیگر ارتباط دارند و حذف یکی از آنها به همین زیرگروه محدود می‌شود و خلل قابل توجهی در شبکه ایجاد نمی‌کند. از طرف دیگر، در شبکه‌هایی که جورشده نیستند، آسیب به رأسها با درجهٔزیاد تأثیر قابل توجهی بر شبکه خواهد گذاشت؛ زیرا این رأسها ارتباطات بسیار گسترده‌ای با گرههای دیگر در شبکه دارند و مسیرهایی غیرمستقیم بین بسیاری از گرهها ایجاد می‌کنند. بدین ترتیب، شبکه‌های جور شده آسیب‌پذیری کمتری نسبت به تغییر یا حذف این گرهها دارند. در این تحقیق از این معیار نیز استفاده شده است.

7-4- ضریب کلاسترینگ (Clustering Coefficient)

ضریب کلاسترینگ یک گره نسبت تعداد اتصالات موجود بین نزدیکترین همسایه‌های آن به بیشینهٔ ارتباطات ممکن می‌باشد. این ضریب را می‌توان معیاری برای سنجش پایداری شبکه نسبت به رخدادهای ناخواسته در نظر گرفت؛ زیرا در گرهی که ضریب کلاسترینگ بالایی دارد اگر یال یا گرهی حذف شود همسایه‌های آن باز هم ارتباط بالایی دارند و عملکرد شبکه کمتر با مشکل مواجه می‌شود؛ اما این متریک اغلب برای اندازه‌گیری تفکیک‌پذیری کارکردی (Measures of Functional Segregation) شبکه به کار می‌رود.

7-5- طول مسیر (Path length)

در گراف بدون وزن، طول مسیر، کمترین تعداد یال برای رفتن از یک گره به گره دیگر را نشان می‌دهد. در گراف‌های وزن‌دار این مقدار از مسیری به دست می‌آید که به کمترین مجموع وزنهای یالها بین دو گره منجر شود و الزاماً از مسیری با کمترین تعداد یال به دست نمی‌آید. به میانگین کوتاهترین مسیرهای موجود بین هر دو جفت گره، طول مسیر گراف یا طول مسیر مشخصه (Characteristic Path Length) گفته می‌شود و معیاری برای سنجش یکپارچگی کارکردی (Measures of Functional Integration) شبکه می‌باشد. در شبکه‌هایی که طول مسیر کوتاهتر باشد، تبادل اطلاعات بین گرهها سریعتر صورت می‌گیرد؛ اما تعبیر یکپارچگی در شبکه‌های کارکردی fMRI دشوارتر است؛ زیرا مسیرها در این گونه شبکه‌ها ترتیب توالی همبستگی‌های آماری بین گرهها را نشان می‌دهند و شاید نتوان آنها را مسیری برای جریان اطلاعات دانست. در این تحقیق، از طول مسیر استفاده شده است. دیگر معیاری که برای اندازه‌گیری یکپارچگی کارکردی شبکه به کار می‌رود کارایی (Efficiency) است که معکوس طول مسیر است و به نوعی، کارایی شبکه در انتقال اطلاعات بین نواحی مختلف را نشان می‌دهد.

7-6- مرکزیت (Centrality)

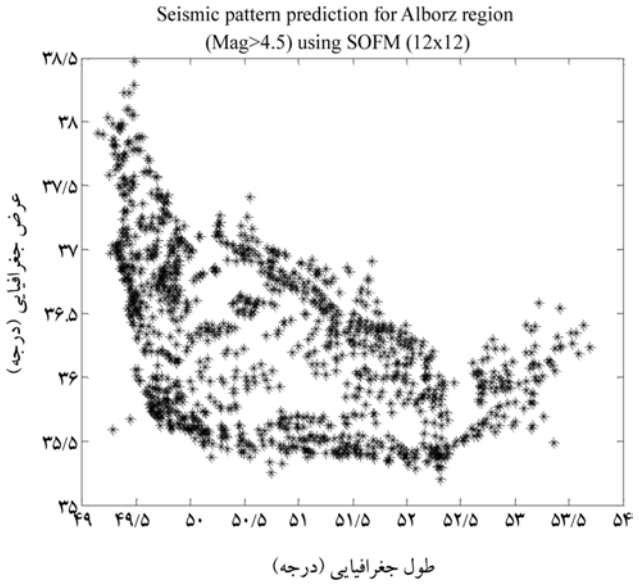
مرکزیت یک گره با تعداد کوتاهترین مسیرهای موجود بین گرههای دیگر گراف که از آن می‌گذرند، ارتباط مستقیمی دارد. گرهی که مرکزیت بالایی دارد نقش مهمی در تبادل اطلاعات در شبکه دارد و معیاری مهم برای پیش‌یابی زمین‌لرزه‌ها خواهد بود.

8- بحث و نتیجه‌گیری

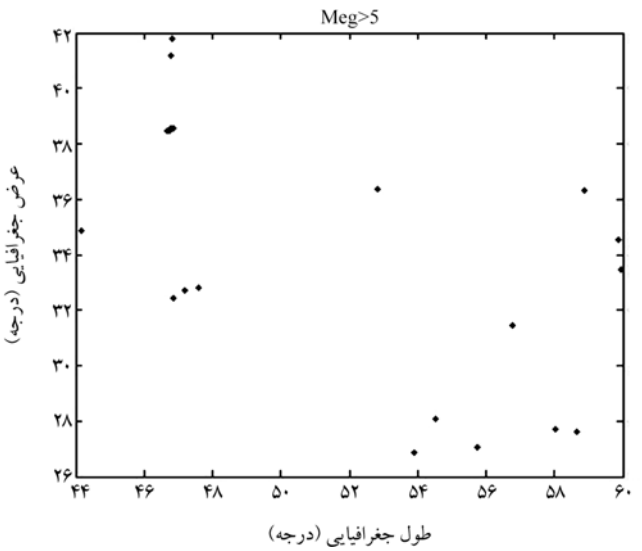
در این پژوهش تغییرات ناحیه‌ای الگوها در طول پهنه‌های زمین‌ساختی البرز بررسی شده است؛ به طوری که یک دوره سکوت لرزه‌ای در این ناحیه همراه با خوشگی لرزه‌ای و غیر یکنواختی لرزه‌خیزی در طول گسلهای منطقه قابل مشاهده است. در این راستا، پهنه‌های با توان لرزه‌خیزی زیاد با استفاده از معیارهای زمین‌ریخت ساختاری استخراج شده‌اند. این روش بر تشخیص شواهد حرکات زمین‌ساختی عهد حاضر در مرز بلوک‌های لیتوسفر و تشخیص غیر مستقیم بخشهایی با تمرکز تنجش زیاد (در مقیاس زمانی دهها تا هزاران سال) در طول گسلها استوار است؛ بنابراین در تحلیل خطر و ارزیابی خطرپذیری زمین‌لرزه اهمیت شایانی دارد. در بعضی شرایط، تحلیل الگوها، درزه‌ها و خطواره‌های زمین‌ساختی، یک پارامتر کافی برای تشخیص مناطق لرزه‌خیز در طول پهنه‌های گسلی محسوب می‌شوند. در این راستا می‌توان به مطالعات آلکسی وسکایا و همکاران [9] و چگویشیانی و همکاران [10] اشاره کرد.

در ابتدا زلزله‌های رخ داده در بازه زمانی زلزله البرز به عنوان داده، وارد الگوریتم شد که نتیجه آن در شکل (4) آمده است و ستاره‌های شکل، نشان‌دهنده نقاطی در آن مختصات است که زلزله رخ داده است. شکل (5)

زلزله‌های بیش از 5 را در سال 1993 ایران نشان می‌دهد. حال باید نشان داد که چگونه با استفاده از داده‌های زلزله البرز، محدودهٔ مکانی زلزله‌های بعدی قابل پیش‌یابی است و جواب پیش‌یابی را با اطلاعات حقیقی (داده‌های جدید از زلزله‌های 1993) مقایسه کرد.

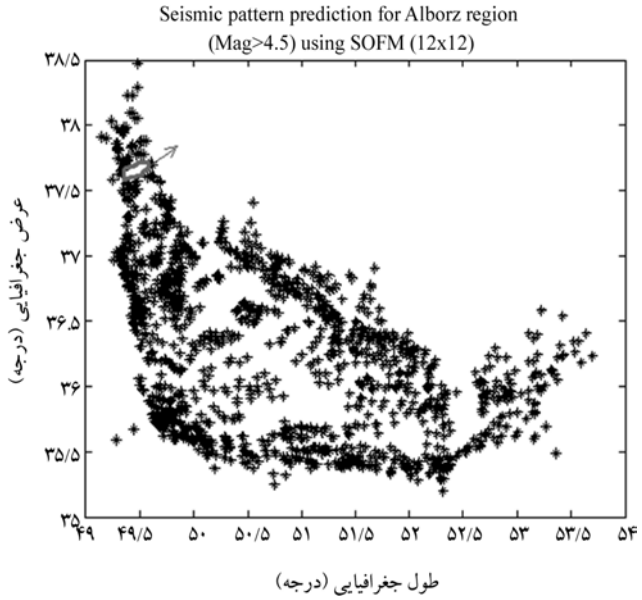


شکل (4): **زلزله‌های رخ داده در بازه زمانی زلزله البرز**



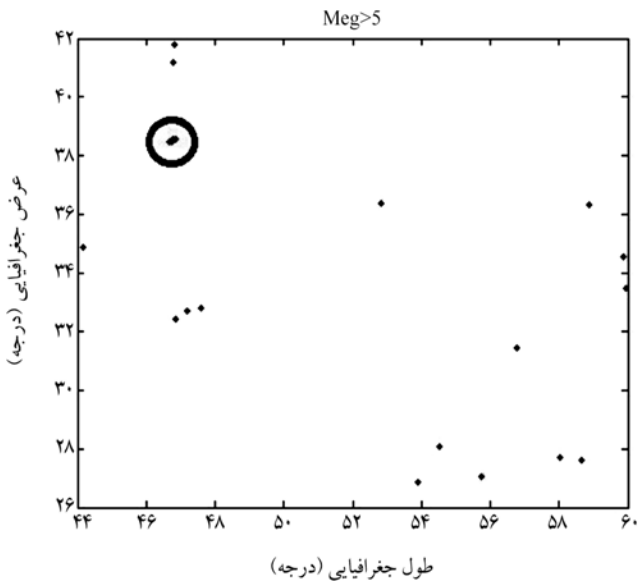
شکل (5): **زلزله‌های با بزرگای بیش از 5 در سال 1393 در ایران**

در شکل(6)، محدوده‌ای که با بیضی و یک فلش نشان داده شده است، محدودهٔ مکانی است که با الگوی دونات (طرز قرار گرفتن نقاط به گونه‌ای خاص) به دست آمده و نشان‌دهنده مکانی است که برای رخ دادن زلزله در آینده مستعدتر خواهد بود [2 و 3].



شکل (6): **توزیع زلزله‌های قابل پیش‌یابی در منطقه البرز. مکان پیکان محل خوشه احتمالی زلزله آینده است.**

با رسم دادهٔ زلزله‌های یک سال اخیر در جدول مختصات، مشاهده شد که پیش‌یابی انجام شده درست بوده و محدودهٔ نشان داده شده با دایره در شکل (6)، البته با کمی خطا، همان مکانی است که در شکل (7) پیش‌یابی شده زلزله رخ دهد. یکی دیگر از ویژگیهای این پیش‌یابی این است که مکان تخمین زده شده برای زلزله آتی، تجمع نقاط صورت خوشه‌ای دونات دارد که در شکل (7) مشاهده شده است.



شکل (7): **مکانهای پیش‌یابی یا رخ داده شده زلزله برای یک سال بعد**

9- مراجع

1. Cicerone, R.D., Ebel, J.E., and Britton, J. (2009). A systematic compilation of earthquake precursors. *Tectonophysics, 476,* p. 371-396. DOL: 10.1016/j.tecto.2009.06.008.
2. AllamehZadeh, M.,Mostafazadeh, M., and Mahshadnia, L. (2013). *Developed a sophisticated pattern recognition of earthquake location, simulation in Alborz region* [Report 9604-93-6]. Tehran, IIEES.
3. AllamehZadeh, M. and Mohseni, A. (Feb. 22-24, 2014). Artificial neural networks algorithms for earthquake forecasts. *Proceeding Int. Conf. on Mathematical Methods, Mathematical Models and Simulation in Science and Engineering*. Interlaken, Switzerland.
4. AllamehZadeh, M. and Mahshadnia, L. (Spring & Summer 2011). Prediction of seismic clustering using adaptation seismogenic nodes based on Kohonen SOFM–Example of West ALBORZ region. *Research Bulletin of Seismology and Earthquake Engineering, 14(1&2).*
5. Biagi, P.F., Castellana, L., Minafra, A., Maggipinto, G., Maggipinto, T., Ermini, A., Molchanov, O., Khatkevich, Y.M., and Gordeev, E.I. (2006). Groundwater chemical anomalies connected with the Kamchatka earthquake (M=7.1) on March 1992, Nat. *Hazards Earth Syst. Sci.6,* 853-859, DOI: 10.5194/nhess-6-853-2006.
6. AllamehZadeh, M. and Mirzaei, S. (Winter 2013). Classification events using ARMA coefficients filters. *Engineering, 15(4),* p. 1-8.
7. Fagan, D.K. (2012). *Statistical Clustering of Microseismic Event Spectra to Identify Subsurface Structure*. Master's thesis, Boise State University, Boise, Idaho.
8. Nelsen, R.B. (2006). An Introduction to Copulas, Springer Series in Statistics.
9. Alexeevskaya M.A., Gabrielov A.M., Gvishiani A.D., Gelfand I.M., and Rantsman E.Ya. (1977). Formal morphostructural zoning of mountain territories. *J. Geophys., 43,* p. 227-233.
10. Gvishiani A., Gorshkov A., Kossobokov, V., Cisternas A., Philip H., and Weber C. (1987). Identification of seismically dangerous zones in the Pyrenees. *Annales Geophysicae, 5B(6),* p. 681-690.

Identification the Formation of the clusters for Earthquake Risk Reduction

Mostafa AllamehZadeh
International Institute of Earthquake Engineering and Seismology (IIEES).
(Corresponding Author). Email: mallam@iiees.ac.ir

Ali Shafigh
Graduate Student, International Institute of Earthquake Engineering and Seismology (IIEES)

Mohsen Bahrami
Graduate Student, Tehran University

In this paper an approach is presented to predict the concentration and the trend of seismic pattern and clusters of earthquakes. The method is based on Copulas and artificial Neural Networks that have attracted much attention in spatial statistics over the past few years. They are used as a flexible alternative to traditional methods for non- Gaussian spatial modeling and interpolation. This methodology shows how it can be predicted aftershocks distribution in a Bayesian framework by assigning priors to all model parameters. The Gaussian spatial copula model is equivalent to trans-Gaussian kriging with transformation function. A restriction of the Gaussian copula is that it models not only a symmetric but even a radials symmetric dependence, where high and low quartiles have equal dependence properties. Experimental results show that the proposed models are superior to predict and identify seismic risk at high seismicity areas.

Keywords: Gaussian Copula, Seismic Pattern, Clustering, Earthquake Forecasting