تاریخ دریافت: 93/9/10
تاریخ پذیرش: 93/12/20

نظریهٔ کاپولا و کاربرد آن در شناسایی الگوهای پیچیده رخدادهای لرزه‌ای آینده

مصطفی علامه‌زاده (نویسنده مسؤول)
استادیار پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله
mallam@iiees.ac.ir
رسول مظلوم
دانشجوی کارشناسی ارشدژئوفیزیک، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله

چکیده

پیشرفتهای موجود در روشهای تحلیل پیش‌یابی زلزله‌ها، امکان ارزیابی مکانهای پر خطر لرزه‌ای را با دقت زیاد توسط روشهای تحلیل گرافی به وجود آورده‌اند. مطالعات نشان می‌دهد که علاوه بر شکل‌گیری خوشه‌های پر خطر لرزه‌ای، زمین شبکه‌ای پیچیده از زیرخوشه‌های متصل به هم قبل از یک زمین‌لرزه بزرگ را فراهم می‌آورد. در این تحقیق، برای مطالعه و شناسایی خوشه‌های پر خطر زلزله‌های آینده از معیاری مبتنی بر کاپولا استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان‌دهندهٔ برتری این معیار نسبت به معیارهایی همانند شبکه‌های عصبی مصنوعی است. ارزیابی آماری رویدادهای موجود در کاتالوگ زمین‌لرزه‌های منطقه‌ای می‌تواند اطلاعاتی جدید از الگوهای مکانی زمین‌لرزه‌های مورد مطالعه یا خوشه‌هایی که نقش بیشتر و مهمتری در وقوع رخداد دارند را فراهم آورد. در این تحقیق برای تعیین بی‌هنجاریهای قبل از وقوع زمین‌لرزه در ناحیه البرز و زاگرس از معیار کاپولا، که پایداری بیشتری نسبت به عوامل محیطی دارد، استفاده شده است و عملکرد آن در یافتن شبیه‌سازی زمین‌لرزه‌های مشابه آتی را نمایان می‌سازد. این معیار پایداری بیشتری نسبت به نوفه دارد و توانایی بیشتری در تعیین ارتباط درونی بین شبکه مکانی زمین‌لرزه‌ها قبل از زلزله اصلی را خواهد داشت.

کلمات کلیدی: *معیار کاپولا، خوشه‌های لرزه‌ای، شبکه‌های پیچیده، مکانهای پر خطر لرزه‌ای*

1- مقدمه

جزئیات الگوهای لرزه‌ای به وسیله محیط زمین‌ساختی (هندسه گسل و آهنگ تنجش) و ناهمگنی صفحهٔ گسل کنترل می‌شود. برای توضیح خوشه‌های لرزه‌ای، یک مدل اسپریتی ساده در نظر گرفته می‌شود. در این مدل، سامانه گسلی دارای اسپریتی به تعداد زیر گسلهای سامانه است و همزمان با افزایش تنجش‌های زمین‌ساختی زیر گسلهای واقع در منطقهٔ ضعیف به صورت رخداد پیش‌لرزه‌ها جنبا می‌شوند تا صفحه گسلی از نظر لرزه‌خیزی آرام شود. چنانچه تنجش زمین‌ساختی باز هم افزایش یابد، در نهایت اسپریتی می‌شکند و جابه‌جایی‌های هم سو در کل منطقه گسل به صورت لرزش اصلی اتفاق می‌افتد. در طول اسپریتی بنا بر توزیع نیروی عمل‌کننده، پیش لرزه‌ها می‌تواند اتفاق افتد و یا ظاهر نشود؛ ولی تغییرات فضایی-زمانی در تنجش صفحه گسل احتمالاً تغییر در الگوی لرزه‌خیزی را تحمیل می‌کند. از آن جایی که الگوهای لرزه‌خیزی از یک زلزله به زلزله دیگر تغییر می‌کنند، نمی‌توان از آنها به تنهایی در پیش‌یابی زلزله و اندازه‌گیری دیگر پارامترهای فیزیکی استفاده کرد. براساس مطالعات جونز و مولنار در سال 1976 حدود 44% از زلزله‌های کم عمق در جهان بعد از افزایش آهنگ لرزه‌خیزی در مقیاسهای مکانی مختلف اتفاق افتاده‌اند [1]. این شواهد مبیّن آن است که فعالیتهای لرزه‌ای قبل از زلزله‌های اصلی تمایل به تشکیل خوشه شدن [2] در اطراف رومرکز لرزش اصلی را دارند؛ به گونه‌ای که این فعالیتها را می‌توان به عنوان پیش‌لرزه‌هایی در نظر گرفت که در محل گرههای ساختاری رخ می‌دهند. الگوهای لرزه‌خیزی در ظاهر برای پیش‌یابی

زلزله کارایی ندارند؛ اما برای شناسایی سازوکار فیزیکی مفیدند [3]. هنگامی که سازوکار فیزیکی شناخته شده باشد، سایر ابزار مانند تغییرات ساز و کار چشمه، طیف و شکل موج نگاشتهای لرزه‌ای می‌توانند برای اهداف پیش‌یابی به کار گرفته شوند. به دلیل غیر یکنواختی کاتالوگ‌های لرزه‌خیزی موجود، روشهایی که مبتنی بر استدلال تقریبی است، برای پیگیری رفتار فرآیندها پیچیده می‌نماید. در عمل شبیه‌سازیهایی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی، روش مونت‌کارلو و بویژه مدلسازی کاپولا برای تحلیل این الگوها، توزیع لرزه‌خیزی در صفحه گسل را برجسته‌تر خواهد کرد.

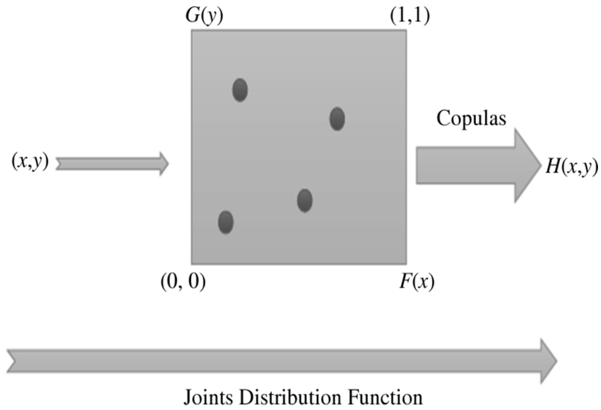
بی‌نظمی زلزله‌ها یکی دیگر از مشخصه‌های سامانه‌های گسلی است که مطالعه آنها را مشکل می‌سازد. آنچه در این سامانه‌ها مشکل‌ساز می‌شود همزیستی مسالمت‌آمیز نظم و بی‌نظمی در کنار یکدیگر است. به نظر می‌رسد که بیشتر سامانه‌های پیچیده، نظیر فرآیند زلزله، در جایی که مرز نظم و بی‌نظمی است به سر می‌برند. در این تحقیق برای تعیین بی‌هنجاریهای قبل از وقوع زمین‌لرزه از معیاری استفاده شده است که پایداری بیشتری نسبت به عوامل محیطی دارد و عملکرد آن در اندازه‌گیری سامانه‌های غیرخطی مشابه زمین بهتر است. این معیار مبتنی بر کاپولا (Copula) است. به همین دلیل، ابتدا مفهوم کاپولا و روشهای یافتن و برازش آن بر داده‌های زلزله بررسی شده است و در مواردی همچون پایداری نسبت به عوامل محیطی مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج به‌دست آمده نشان‌دهندهٔ برتری این معیار نسبت به معیارهایی همانند همبستگی متقابل و اطلاعات متقابل است. کاپولاها توابعی هستند که توابع توزیع توأم و توزیعهای حاشیه‌ای را به یکدیگر مرتبط می‌سازند. همچنین در این تحقیق از نقشه خوشه‌ها استفاده شده است. برای تولید این نقشه از روش خوشه‌یابی (Spectral Clustering) مبتنی بر الگوریتم مونت‌کارلو استفاده شده است. در نهایت، شبکهٔ کارکردی سوژه‌های متفاوت با تحلیل نمودار به‌دست آمده، متریک‌های معناداری همانند ضریب خوشه‌بندی و طول مسیر (Path Length) بین زمین‌لرزه‌ها مقایسه شده است [4].

از منظر نوآوری می‌توان به استفاده از معیاری جدید (کاپولا) در اندازه‌گیری همبستگی زمین‌لرزه‌ها، بکارگیری نقشه خوشه‌یابی در تعیین نواحی و نیز استخراج برخی از ویژگیهای مکانی همانند میزان همبستگی برای مقایسه اشاره نمود. عملکرد معیار پیشنهادی برای اندازه‌گیری همبستگی با دیگر معیارهای معمول مقایسه شده است. همچنین در تعریف نواحی پر خطر از نقشه خوشه‌یابی به دست آمده از داده‌های کاتالوگ لرزه‌ای استفاده شده است [5]. این نقشه برخی از محدودیتهای موجود در بکارگیری نقشه‌های احتمالاتی را ندارد. علاوه بر آن، پس از تشکیل نمودار داده‌های شبیه‌سازی شده، علاوه بر متریک‌های مرسوم همانند ضریب کلاسترینگ و طول مسیر، از متریک همبستگی درجه نیز که تاکنون برای مقایسه به کار نرفته برای پیش‌یابی زلزله استفاده شده است.

2- معرفی نظریه کاپولا

کاپولاها توابعی هستند که توابع توزیع چند متغیره را به توابع توزیع حاشیه‌ای یک متغیرهٔ آنها پیوند می‌دهند. از نظر لغوی کاپولا به معنای پیوند یا مفصل پیوند دهنده است. همچنین کاپولاها را می‌توان توابع توزیع احتمالی دانست که حاشیه‌های یک متغیرهٔ آنها یکنواخت است. برای روشن‌تر شدن این تعاریف، توزیع دو متغیره را در نظر می‌گیریم: اگر X و Y دو متغیر تصادفی با توزیعهای حاشیه‌ای $F(x) = P[X \leq x]$ و $G(y) = P[Y \leq y]$ باشند و توزیع تجمعی توأم این دو $H = P[X \leq x, Y \leq y]$ باشد، آنگاه می‌توان به هر جفت اعداد حقیقی (x, y)، سه عدد $F(x)$، $G(y)$ و $H(x, y)$ اختصاص داد که هر کدام از آنها در بازهٔ صفر و یک $[0,1]$ قرار می‌گیرند. به عبارت دیگر، هر جفت (x, y) از اعداد حقیقی با نقطهٔ $(F(x), G(y))$ در مربع واحد $[0,1]\times[0,1]$ و عدد حقیقی $H(x, y)$ در بازهٔ $[0,1]$ متناظر است. نگاشتی که مقدار به‌دست آمده از تابع توزیع توأم را به جفت مقادیر به دست آمده از توابع توزیع حاشیه‌ای نسبت می‌دهد خود تابعی است که کاپولا نامیده می‌شود. این تعریف یکی از تعاریف دقیق کاپولاست که در مطالعات متعددی به آن اشاره شده است. شکل (1) این تعریف را بهتر به تصویر می‌کشد. تعاریف مذکور را می‌توان به راحتی برای توزیعها و کاپولاهای چند متغیره تعمیم داد. یکی از قضایای بسیار

مهم که به درک بهتر کاپولا منجر می‌شود، قضیهٔ اسکلار می‌باشد که در ادامه توضیح داده شده است [6].



شکل (1): کاپولاها به عنوان نگاشتی بین مقادیر به دست آمده از توزیع توأم و توزیعهای حاشیه‌ای

2-1- قضیه اسکلار (Sklar's Theorem)

اگر F توزیعی توأم با حاشیه‌های $F_1, F_2, ..., F_n$ (که الزاماً پیوسته نیستند) باشد، آنگاه کاپولایی از فضای n بعدی واحد به محدودهٔ صفر و یک، $C:[0,1]^n \to [0,1]$، وجود دارد که برای همهٔ مقادیر $x_1, x_2, ..., x_n$ در مجموعهٔ اعداد حقیقی رابطهٔ (1) را برآورده می‌کند:

$$F(x_1,...,x_n)=C(F(x_1),...,F(x_n)) \qquad (1)$$

در این رابطه، اگر توابع توزیع حاشیه‌ای پیوسته باشند، آنگاه C یکتا می‌باشد، در غیر این صورت C بر روی $RanF_1 \times RanF_2 ... \times RanF_n$ که در آن Ran، برد توابع حاشیه‌ای را نشان می‌دهد، به صورت یکتا تعیین می‌شود. از این قضیه به راحتی می‌توان رابطهٔ (2) را نتیجه گرفت:

$$C(u_1,u_2,...u_n)=F((F_1^{-1}(u_1),F_2^{-1}(u_2),...,F_n^{-1}(u_n)) \qquad (2)$$

رابطهٔ (2) نشان می‌دهد که C خود یک تابع توزیع است؛ بنابراین کاپولا توزیعی چند متغیره است که توزیعهای حاشیه‌ای آن یکنواخت می‌باشند. با توجه به این توضیحات هرگونه تابع توزیع (C)، $C:[0,1]^n \to [0,1]$، با خصوصیات زیر یک کاپولاست:

- $C(x_1, x_2, ..., x_n)$ برای هر مولفهٔ x_i افزایشی است؛
- برای تمامی مقادیر i به گونه‌ای که $i \in \{1,...,n\}, x_i \in [0,1]$ باشد، خواهیم داشت: $C(1,...1,x_i,1,...,1)=x_i$؛
- به ازای تمامی مقادیر a_i و b_i به گونه‌ای که $(a_1,...a_n),(b_1,...,b_n) \in [0,1]^n$, $a_i \le b_i$، داریم:

$$\sum_{i_1=1}^{2}...\sum_{i_n=1}^{2}(-1)^{i_1+...+i_n}C(x_{1i_1},...,x_{ni_n}) \ge 0$$

در این رابطه برای تمامی مقادیر $j \in \{1,...,n\}$، رابطهٔ $x_{j1}=a_j\ , x_{j2}=b_j$ برقرار است.

با توجه به اینکه متغیرهای x_i در واقع مقادیر به دست آمده از توزیعهای احتمالی‌اند، اثبات روابط مذکور با این دید بسیار قابل درک و ساده خواهد بود. این تعاریف نشان می‌دهند که کاپولا همانند توزیعهای آماری می‌تواند فرم‌های پارامتری مانند توزیع نرمال یا فرم‌های غیرپارامتری، که به صورت تجربی به دست می‌آیند، داشته باشد؛ اما برخلاف توزیعهای آماری، با یافتن کاپولایی مناسب برای داده‌های مورد نظر می‌توان ساختار وابستگی داده‌ها را به طور مستقیم به دست آورد و مورد مطالعه قرار داد. در ادامه یکی از مهمترین خانواده‌های پارامتری کاپولا توضیح داده شده است.

2-2- کاپولاهای ارشمیدسی

در این قسمت دستهٔ مهمی از کاپولاها به نام کاپولاهای ارشمیدسی بررسی شده‌اند. اگرچه تاکنون خانواده‌های پارامتری متفاوتی برای کاپولا ارائه شده است، اما این دسته از کاپولاها به دلیل خواص مطلوب زیر کاربرد بسیاری دارند [7]:

- سادگی ساخت این دسته از کاپولاها (سادگی برازش این خانواده به داده‌ها)؛
- تعلق بسیاری از خانواده‌های پارامتری کاپولا به این دسته؛
- تنوع در استخراج و تحلیل ساختارهای وابستگی متفاوت؛
- خصوصیات مطلوب هرکدام از اعضای این خانواده از کاپولاها.

کاپولاهای ارشمیدسی امکان مطالعهٔ کاپولای چند متغیره را در قالب تابعی یک متغیره امکانپذیر می‌سازد. فرض کنید ϕ مجموعه‌ای از توابع φ باشد که در آن $\varphi:[0,1] \to [0,\infty)$ و همچنین φ تابعی پیوسته، اکیداً نزولی، محدب و مقادیر آن در صفر و یک به ترتیب

برابر با بی‌نهایت و صفر باشد. حال اگر φ^{-1} معکوس φ در نظرگرفته شود که خواص مشابهی با φ دارد، با این تفاوت که مقدار آن در صفر و بی‌نهایت به ترتیب یک و صفر می‌شود، هر عضو ϕ کاپولای ارشمیدسی C را تولید خواهد کرد که تابعی دو متغیره با حاشیه‌های یکنواخت بر بازه $[0,1]$ است و از رابطهٔ (3) به دست می‌آید:

$$C(u,v)=\varphi^{-1}(\varphi(u)+\varphi(v)) \tag{3}$$

در این رابطه φ مولد C نامیده می‌شود. یک مثال ساده تابع ضرب می‌باشد که کاپولایی ارشمیدسی است. اثبات این موضوع در زیر دیده می‌شود [6]:

اگر X و Y دو متغیر مستقل از هم باشند، آنگاه برای تمامی مقادیر x و y در مجموعهٔ اعداد حقیقی خواهیم داشت: $F(x,y)=F_1(x)F_2(y)$. حال اگر مولد $\varphi(t)=-\ln(t)$ برای $t\in[0,1]$ در نظر گرفته شود، خواهیم داشت:

$$\varphi^{-1}(t)=\exp(-t)\Rightarrow C(u,v)=\exp(-[(-\ln u)+(-\ln v)])=uv=\prod(u,v)$$

پس، تابع ضرب، کاپولایی ارشمیدسی است [8]. به دست آوردن ساختار واقعی وابستگی بین متغیرهای آماری در زمینه‌های گوناگون بسیار حائز اهمیت است. از آنجا که در مطالعات زلزله و لرزه‌خیزی نیز می‌توان سریهای زمانی را متغیرهایی آماری در نظر گرفت، تعیین ساختار وابستگی بین سریهای زمانی در تحلیل ارتباطات، کارکرد بسیار مهمی در پیش‌یابی (مکان زمین‌لرزه‌های آتی) است و می‌تواند نتایج و تحلیل آنها را کاملاً تحت تأثیر قرار دهد. با داشتن توزیع توأم متغیرهای X_1 و X_2، می‌توان ساختار وابستگی را، که در این توزیع نهفته است، استخراج کرد. در واقع، به کمک احتمالات شرطی، توزیعهای حاشیه‌ای و رفتار آنها با توزیع توأم به دست می‌آید؛ اما تعیین توزیع توأم در اکثر مواقع کار ساده‌ای نیست. کاپولا امکان استخراج ساختار وابستگی را بدون نیاز به محاسبهٔ مستقیم توزیع توأم فراهم می‌کند؛ همان گونه که نلسن عنوان کرده است، کاپولا به دو دلیل عمده حائز اهمیت است:

- به عنوان روشی برای مطالعهٔ ساختار وابستگی متغیرهای آماری؛
- به عنوان نقطهٔ آغازی در ساخت توزیعهای دومتغیره (معمولاً به منظور تولید اعداد تصادفی). این واقعیتها از روی تعاریف کاپولا نیز قابل درک است.

کاپولا و معیارهای مبتنی بر آن خواص بسیار مطلوبی در تعیین وابستگی بین متغیرهای آماری از جمله سریهای زمانی دارند. برای درک اهمیت و کارایی استفاده از معیارهای مبتنی بر کاپولا در اندازه‌گیری وابستگی، ابتدا محدودیتهای معیار همبستگی متقابل در نظر گرفته می‌شود که در اکثر مطالعات مورد استفاده قرار می‌گیرد. از نظر تئوری این معیار فقط وابستگی‌های خطی را اندازه می‌گیرد؛ در حالی که سریهای زمانی رخدادهای زلزله می‌توانند ارتباط غیرخطی با یکدیگر داشته باشند. یکی از معایب همبستگی متقابل و بسیاری از معیارهای اندازه‌گیری دیگر این است که اگر متغیرهای X و Y تحت تبدیلهای اکیداً صعودی قرار گیرند، این معیار ثابت نمی‌ماند. در واقع، اگر ρ همبستگی متقابل X و Y باشد و T تبدیل غیرخطی افزایشی را نشان دهد، خواهیم داشت: $\rho(T(X),T(Y))\neq\rho(X,Y)$. این محدودیت در مقایسهٔ وابستگی‌ها بسیار تأثیرگذار است. به عنوان مثال، اگر متغیرهای X و Y در مقیاس گرم یا کیلوگرم اندازه‌گیری شده باشند، وابستگی به دست آمده بین آنها در مقایسه با حالتی که X یا Y یا هر دو در مقیاس لگاریتمی اندازه‌گیری شده باشند، متفاوت است؛ زیرا اعمال لگاریتم (که تابعی غیرخطی و افزایشی است) به متغیرها وابستگی را تغییر می‌دهد. همچنین این موضوع دقت بیشتر معیار مبتنی بر کاپولا را در اندازه‌گیری روابط غیرخطی نشان می‌دهد.

علاوه بر موارد ذکر شده، این معیار نسبت به عوامل محیطی نیز پایداری خوبی دارد. معیارهای دیگر اندازه‌گیری همبستگی نیز هر کدام معایب مربوط به خود را دارند. بر اساس خواص معرفی شده در این تحقیق اگر δ معیاری کامل برای نشان دادن وابستگی متغیرهای X و Y باشد، آنگاه باید خواص زیر را داشته باشد:

- متقارن باشد: $d(X,Y)=d(Y,X)$؛
- نرمالیزه باشد: $-1\leq d(X,Y)\leq 1$؛
- اگر هریک از متغیرهای X یا Y تابعی غیرخطی و اکیداً صعودی از دیگری باشد، آنگاه: $d(X,Y)=1$، اگر هر کدام تابعی غیرخطی و اکیداً نزولی از دیگری باشد، آنگاه:

. $\delta(X,Y)=-1$

- اگر α و β توابعی اکیداً صعودی بر روی برد متغیرهای X و Y باشند، آنگاه خواهیم داشت: $\delta(\alpha(X),\beta(Y))=\delta(X,Y)$
- اگر و فقط اگر X و Y مستقل باشند: $\delta(X,Y)=0$.

همبستگی متقابل فقط خواص اول و دوم را دارد. اطلاعات متقابل نیز تراز شده نیست و خواص سوم به بعد را نیز به طور عمده ندارد. از بین تمامی متغیرهایی که تا کنون معرفی شده‌اند، فقط معیاری که توسط شویزر (Schweizer) پیشنهاد شد، تمامی خواص مذکور را دارد [8]:

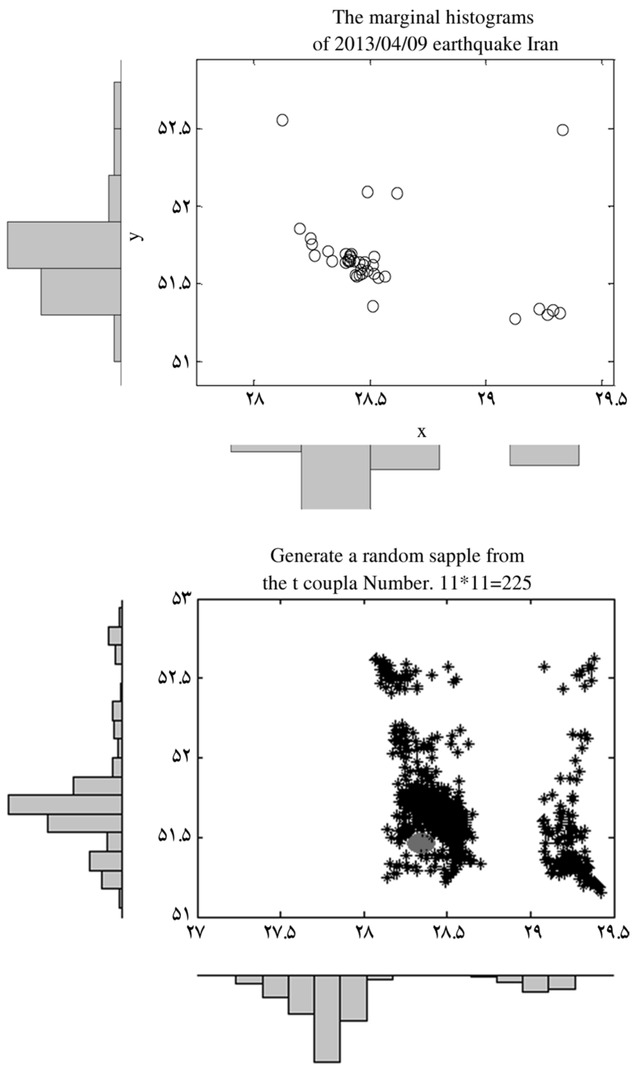
$$\delta(X,Y)=12\times\iint_{I^2}\left|C(u,v)-uv\right|dudv \qquad (4)$$

در رابطه (4)، C کاپولای برازش شده به متغیرهای X و Y، u و v به ترتیب توزیعهای حاشیه‌ای X و Y را نشان می‌دهند. علاوه بر رابطهٔ (4) معیارهای دیگری نیز بر اساس کاپولا تعریف شده‌اند؛ اما در این تحقیق از همین معیار استفاده شده است.

نتایج مقایسهٔ این روش و روشهای معمول دیگر همانند همبستگی متقابل و اطلاعات متقابل حاکی از پایداری بیشتر این روش نسبت به نوفه است. همچنین نتایج حاکی از آنند که این روش کارایی بسیار بهتری در تشخیص ارتباطات غیرخطی دارد.

3- پردازش مکان زلزله‌های آتی بر اساس نظریه کاپولا

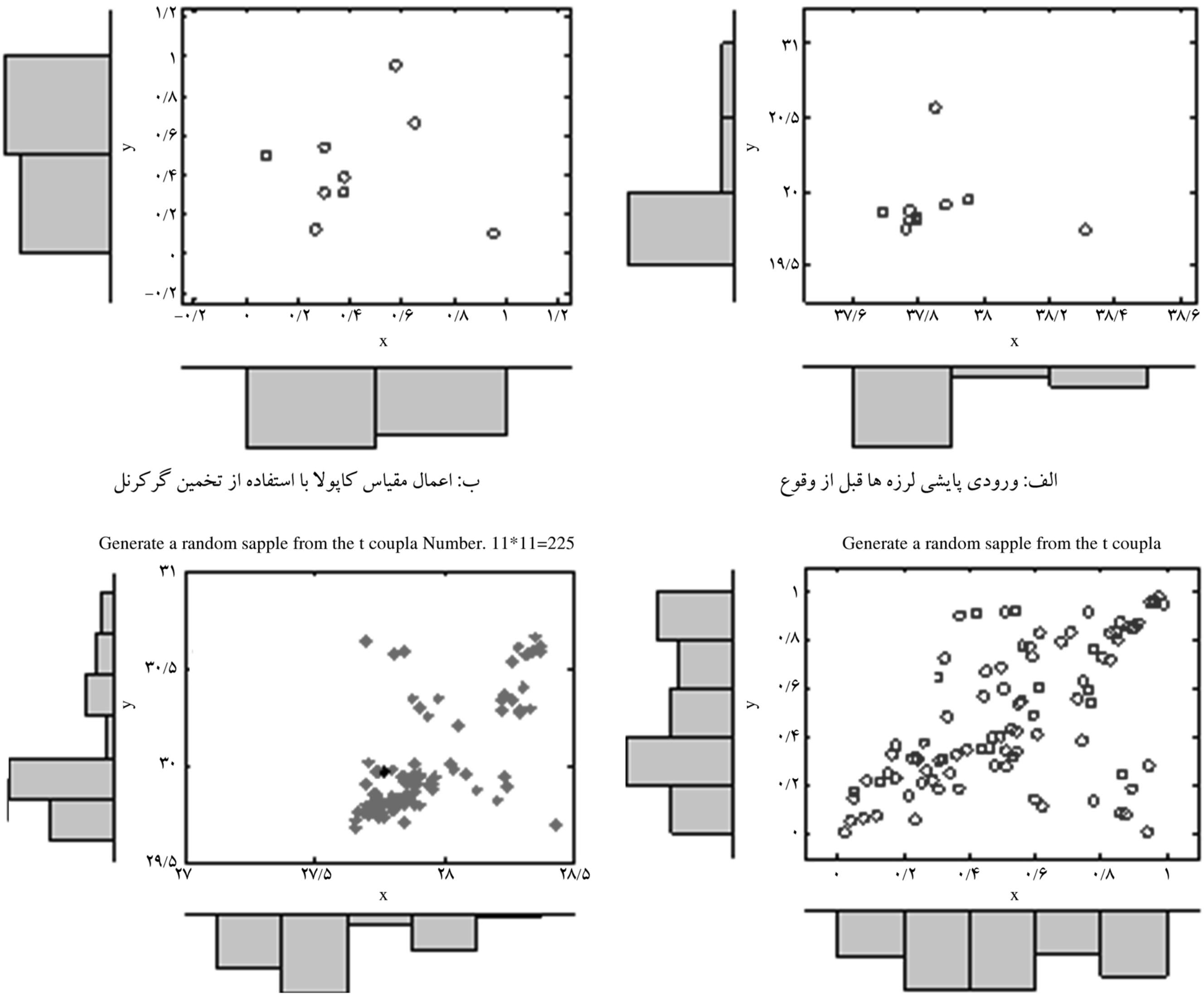
در این تحقیق از معیار کاپولا برای تعیین همبستگی زلزله در مطالعهٔ شبکه زلزله‌ها با استفاده از داده‌های پژوهشگاه بررسی شده است. به همین دلیل، ابتدا مفهوم کاپولا و روشهای یافتن و برازش آن بر داده‌های زلزله بررسی شد و در مواردی همچون خوشه‌یابی زلزله مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج به دست آمده نشان‌دهندهٔ برتری این معیار نسبت به معیارهایی همانند شبکه‌های عصبی مصنوعی بوده است. در این تحقیق ابتدا داده‌های کاتالوگ از نظر پس‌لرزه‌ها و پیش‌لرزه‌ها پیش‌پردازش شدند. سپس، با بکارگیری این الگوریتم کل خوشه‌های پر خطر لرزه‌ای آینده (ناحیه قرمز در شکل 2 و 3 و یافتن روند پس‌لرزه‌های آتی، ستاره‌ها) تفکیک شده است. در این نمودارها هر گره میانگین متناظر با نواحی این مکانها را نشان می‌دهد و فاصله بین این گرهها همبستگی بین آنها را نمایان می‌سازد که توسط معیار مبتنی بر کاپولای پیشنهادی به دست می‌آید (شکل 2).



شکل (2): الگوی دونات شبکه کاپولا برای زلزله 2013/04/09 با بزرگای 6/3 شبیه‌سازی شده است. ستاره قرمز رنگ مکان زمین‌لرزه آتی را نشان می‌دهد به گونه‌ای که بدرستی رخ داده است (الگوی دونات مشهود است.

4- نتیجه‌گیری

یکی از مراحل مهم در تحلیل داده‌های لرزه‌ای، تعیین خوشه‌یابی و همبستگی بین آنهاست. تا کنون معیارهای متعددی همانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، فرضیه نمودار و معیارهای دیگر برای تعیین همبستگی به کار رفته‌اند؛ اما پیچیدگی و کارایی کم آنها در مقابل عوامل محیطی، زمینه را برای تحقیقات بیشتر در راستای ارائهٔ معیارهایی که ساختار وابستگی را دقیقتر نشان دهند فراهم می‌کند. در این تحقیق نیز معیاری مبتنی بر کاپولا برای شناسایی خوشه‌های پر خطر و الگوهای دونات ارائه



الف: ورودی پایشی لرزه ها قبل از وقوع

ب: اعمال مقیاس کاپولا با استفاده از تخمین گر کرنل

ج: افزایش داده ها با استفاده از روش مونت کارلو

د: ظاهر شدن الگوی دونات با تولید کاپولا ۱۱*۱۱

شکل (3): الگوی دونات شناسایی شده توسط الگوریتم کاپولا برای زلزله به تاریخ 1360/5/6 با بزرگای 7/3— ستاره مشکی مکان رویداد رخداد است.

شد که کارایی بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی از خود نشان داده است. با توجه به محدودیت برخی از معیارها در تعیین همبستگی زمین‌لرزه‌ها، در این تحقیق از معیاری مبتنی بر کاپولا برای تعیین ارتباطات بین نواحی مختلف استفاده شده است. به نظر می‌رسد که این معیار در مقایسه با برخی از معیارهای متداول در این زمینه کارایی بهتر، پایداری بیشتر نسبت به نوفه و توانایی بیشتری در تعیین ارتباطات غیرخطی (افزایشی) بین داده‌ها را خواهد داشت. مراحل پیش‌یابی به روش کاپولا در مورد زمین‌لرزه‌ای با بزرگای 7/3 در 1360/5/6 منطقه‌ای در استان کرمان در شکل (3) نشان داده شده است. شکل (3، الف) ورودی یا پیش‌لرزه‌ها قبل از وقوع است. شکل(3، ب) با استفاده از تخمین‌گر کرنل مقیاس کاپولا اعمال شده، سپس در شکل (3، ج) با استفاده از شبیه‌سازی مونت‌کارلو داده‌ها افزایش می‌یابد در شکل (3، د) با تولید Copula (11*11) الگوی دونات ظاهر می‌شود. گروههای زلزله متصل به هم در این شکل در حقیقت برای کمّی کردن و شناسایی گروههایی از زلزله‌هاست که ارتباط درونی زیادی و در آینده احتمال رخداد زیادی دارند.

5- مراجع

1. Jones, L.M. and Molnar, P. (1976). Frequency of foreshocks. Nature, 62, p. 677-679.
2. Mogi, K. (1968). Development of aftershock areas of

great earthquakes. *Bull.Earthq. Res. Inst.*, *46*, p. 175-203.

3. علامه‌زاده، مصطفی؛ مصطفی‌زاده، مهرداد؛ مهشادنیا، لیلا. (1393). *توسعه روش‌های شناسایی الگوهای پیچیده مکانی زمین‌لرزه‌ها در کمربند لرزه‌خیز البرز* [گزارش 6-93 پ-9604]. تهران: پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله.
4. علامه‌زاده، مصطفی. (23 تا 25 اردیبهشت 1393). شبیه‌سازی الگوهای پیچیده زمین‌لرزه‌ها با استفاده از تئوری کاپولا. مجموعه مقالات *شانزدهمین کنفرانس ژئوفیزیک ایران. تهران: انجمن ژئوفیزیک ایران.*
5. AllamehZadeh, M. and Mokhtari, M. (Fall, 2003). Prediction of aftershocks distribution using self-organizing feature maps (SOFM) and its application on the Birjand, Ghaen and Izmit. *Earthquakes Engineering (JSEE), Vol. 5*, No. 3, p. 1-15.
6. Pitt, M., Chan, D., and Kohn. R. (2006). Efficient bayesian inference for Gaussian copula regression. *Biometrika*, *93*, p. 537–554.
7. بهرامی، محسن. (1393). *آنالیز و مقایسه ارتباطات کارکردی حالت استراحت داده fMRI در افراد سالم و افراد مبتلا به بیماری آلزایمر MRI*. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی برق و کامپیوتر.
8. Nelsen, R.B. (2006). *An Introduction to copulas.* Springer series in statistics.

سال اول، شماره اول، زمستان 1393

The Use of Monte Carlo Simulations by Using Copula algorithm for Seismic Hazard Assessment in the Iran

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

Rasol Mazloom
Graduate Student, International Institute of Earthquake Engineering and Seismology (IIEES)

In this article, we showed the results of pattern recognition by using numerical simulations models using Copula methods for earthquake prediction for central Alborz (Tehran region) and compared them with the results of seismogenic nodes. The goal of this paper is to identify where earthquakes with M≥6.0 can occur and define the assemblage of geological -geomorphological features that discriminate such sites from areas of lower seismic potential. It is demonstrated that the synthetic clustering in space and time of earthquakes are useful for seismic hazard assessment and intermediate-range earthquake in Tehran region. In these experiments, we will present a Copula methods that can finds the unknown location of the possibility major earthquakes by using foreshocks, Seismic silence, and Doughnut pattern in this region. Our model and computer simulations obtain these synchrony results across in Tehran region located in center of Alborz in Irananian plate.

Keywords: Monte-Carlo Simulation, Pattern Recognition, Copula, Doughnut Pattern, Seismic Hazard