

بکارگیری زمین آمار مکانی-زمانی در پایش خشکسالی‌های شمال شرق ایران

مهسا سامتی^۱ - سید حسین ثنائی نژاد^{۲*} - فیروزه ریواز^۳ - بیژن قهرمان^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۴/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۱۱/۰۷

چکیده

خشکسالی به عنوان یکی از زیان‌بارترین بلایای طبیعی، از جمله پدیده‌هایی است که هم تغییرات مکانی و هم تغییرات زمانی آن حائز اهمیت است. تحلیل توأم مکانی-زمانی خشکسالی‌ها بطور قطع، یکی از روش‌های موثر در پایش و ارزیابی خشکسالی‌ها به منظور تشخیص به موقع این رویداد و جلوگیری از اثرات مخرب بعدی خواهد بود. روش‌های زمین‌آمار مکانی-زمانی از جمله روش‌هایی هستند که با وارد نمودن بعد زمان در معادلات خود به این گونه تحلیل‌ها می‌پردازند. در این تحقیق، با استفاده از داده‌های بارش ماهانه ۴۸ ایستگاه هواشناسی، باران‌سنجی و اقلیم‌شناسی شمال شرق کشور طی دوره‌ی آماری ۱۹۸۱-۲۰۱۲، شاخص خشکسالی SPI در مقیاس ۱۲ ماهه محاسبه گردید. سپس چهار نوع تابع تغییرنگار مکانی-زمانی بکار گرفته شد و از طریق معیارهای MSE در برآورد پارامترهای مدل و معیار MSPE در پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده مقایسه شدند. مدل ضربی-جمعی به عنوان بهترین مدل شناخته شد. با بکارگیری این مدل، مقادیر شاخص SPI در سال ۲۰۱۲ توسط روش کریجینگ مکانی-زمانی برآورد شده و نقشه‌های ماهانه آن با نقشه‌های مقادیر مشاهداتی مقایسه شدند. از نتایج تحلیل مشخص شد که مدل توانسته است به خوبی وضعیت‌های خشکسالی و ترسالی را شناسایی نماید. بنابراین به کمک روش‌های تحلیل توأم می‌توان شاخص خشکسالی را برای موقعیت‌ها و زمان‌های دلخواه، پیش‌گویی کرد. اعتبارسنجی متقابل توابع تغییرنگار مکانی-زمانی و مکانی محض نشان داد عملکرد توابع مختلف تفاوت چشمگیری با یکدیگر نداشته و این مدل‌ها توانسته‌اند دقت مدل‌های مکانی را افزایش دهند.

واژه‌های کلیدی: خشکسالی، زمین آمار، کریجینگ، تغییرنگار ضربی-جمعی

مقدمه

داشته باشد. به همین دلیل، تعیین شروع و پایان خشکسالی آسان نیست و به آن پدیده‌ای خزنده می‌گویند (۳۹). بنابراین تشخیص خشکسالی قبل از آنکه به مسئله‌ای بحرانی تبدیل شود مشکل است، اما در صورتی که بتوان در مراحل اولیه‌ی خشکسالی، الگوی توسعه‌ای دقیقی از آن تعیین نمود، در بدترین شرایط نیز می‌توان از آمادگی لازم برخوردار بود (۳۳).

شناخته‌شده‌ترین طبقه‌بندی خشکسالی‌ها ابتدا توسط دراکوپ و همکاران (۱۳) ارائه شد و سپس به وسیله‌ی ویلپه‌ایت و گلنتز (۴۰) تجمیع شدند. آنها چهار نوع طبقه‌بندی برای خشکسالی ارائه نمودند: ۱- خشکسالی هواشناسی، ۲- خشکسالی هیدرولوژی ۳- خشکسالی کشاورزی و ۴- خشکسالی اجتماعی-اقتصادی. انواع منابع آب قابل استفاده شامل رطوبت خاک، آب زیرزمینی، آب حاصل از برف، جریان رودخانه و منابع ذخیره‌ای هستند که مشخصه‌ی مقیاس زمانی دارند. به عبارتی زمان دریافت بارش تا هنگام در دسترس قرار گرفتن آب در هر یک از فرم‌های مذکور تغییرات زیادی دارد. بنابراین اثرات کمبود آب تابعی پیچیده از منبع و کاربری آب خواهد بود. آنچه انواع مختلف خشکسالی‌ها را باعث شده است، مقیاس زمانی است که طی آن کمبودهای بارش تجمع پیدا می‌کنند (۲۸). خشکسالی‌ها قابل اجتناب نیستند اما ارزیابی آنها به منظور کاهش اثرات منفی رویدادهای آینده

افزایش دمای جهانی به دلیل تغییر اقلیم، باعث تسریع و تشدید چرخه جهانی هیدرولوژیک و تغییر الگوهای مکانی-زمانی بارش شده است که می‌تواند باعث افزایش رخداد وقایع حدی مانند سیل‌ها و خشکسالی‌ها گردد (۴۲). خشکسالی یکی از بلایای طبیعی بسیار پیچیده و برگشت‌پذیر اقلیم است که طی یک دوره طولانی با بارش معنی‌دار کمتر از سطوح نرمال به وقوع می‌پیوندد (۳۶). این پدیده بیشتر از سایر پدیده‌ها جوامع انسانی را تحت تاثیر قرار می‌دهد و اثرات اقتصادی، اجتماعی و زیست محیطی مهمی در پی دارد (۲۵) و (۴۰). به دلیل آنکه پیشرفت خشکسالی تدریجی می‌باشد، اثرات آن اغلب به آرامی طی یک دوره‌ی بلندمدت تجمع پیدا می‌کنند که ممکن است حتی برای چندین سال پس از خاتمه‌ی پدیده هم وجود

۱، ۲ و ۴- به ترتیب دانشجوی دکتری، دانشیار و استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

(Email: sanaein@gmail.com)

(*)- نویسنده مسئول:

۳- استادیار گروه آمار، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران
DOI: 10.22067/jsw.v33i5.73766

زمانی می‌نامند (۳۳).

در سال‌های اخیر تلاش زیادی به منظور تحلیل این‌گونه داده‌ها انجام شده است که از جمله می‌توان به بسط روش‌های تحلیل مکانی به تکنیک‌های تحلیل مکانی-زمانی اشاره نمود. در حالی که در حالت مکانی، تعیین ساختار همبستگی داده‌ها اغلب توسط نیم‌تغییرنگار انجام می‌شود، در حالت مکانی-زمانی، تابع هم‌تغییرنگار (کوواریانس) مکانی-زمانی این کار را انجام می‌دهد که بیان ریاضی آن دشوار است (۲۹). تاکنون محققین مختلف برای سادگی کار، با تعیین شرایطی ویژه توانسته‌اند ترکیب‌های مختلفی از مدل‌های مکانی و زمانی را معرفی نمایند.

از جمله مطالعاتی که به تحلیل منطقه‌ای خشکسالی پرداخته‌اند می‌توان به مطالعه‌ی آشگر طوسی و علیزاده (۳) اشاره نمود که به کمک شاخص خشکسالی SPI طی سال‌های ۱۹۷۰-۲۰۰۲ و با استفاده از روش زنجیره مارکوف، خشکسالی‌های شمال شرق کشور را پیش‌بینی و پهنه‌بندی کردند. انصاری و داوری (۴) با استفاده از داده‌های شاخص خشکسالی SPI استان خراسان، در دوره‌ی آماری ۱۹۶۸-۲۰۰۰ در مقیاس‌های زمانی مختلف، به تحلیل مکانی خشکسالی پرداختند و از بین چهار روش میان‌یابی مختلف، روش کریجینگ را به عنوان روش برتر معرفی نمودند. مطالعات دیگری نیز تحلیل منطقه‌ای خشکسالی را از طریق تحلیل مولفه‌های اصلی انجام داده‌اند (۵، ۶، ۱۵، ۳۰، ۳۱، ۳۲، ۳۸ و ۴۲).

در تمامی این مطالعات بیشتر جنبه‌ی مکانی خشکسالی مورد مطالعه قرار گرفته است و یا حالت مکانی و زمانی به صورت جداگانه تحلیل شده‌اند. در سال‌های اخیر مطالعات مختلفی بر روی تحلیل مکانی-زمانی پدیده‌های زیست محیطی با استفاده از روش‌های زمین‌آماری انجام گرفته است. هیولینک و گریفیت (۲۰) مدل هم‌تغییرنگار متریک-جمعی را برای تحلیل مکانی-زمانی داده‌های متوسط ماهانه‌ی تابش اشعه‌ی گاما طی ۵ سال ۲۰۰۳-۲۰۰۷، بکار گرفتند. ریواز و همکاران (۳۴) با در نظر گرفتن یک مدل ضربی-جمعی برای داده‌های غلظت منوکسید کربن در سطح شهر تهران، به پیش‌بینی منوکسید کربن مبتنی بر روش بیز تجربی پرداختند. گرالر و همکاران (۱۶) تحلیل مکانی-زمانی اندازه‌گیری غلظت PM₁₀ را تحت مدل‌های تفکیک‌پذیر و ضربی جمعی، برای سال ۲۰۰۹ در اروپا انجام دادند. آنها هم‌چنین در سال ۲۰۱۶ مدل‌های مختلف هم‌تغییرنگار اعم از تفکیک‌پذیر، ضربی-جمعی، متریک و متریک-جمعی را بر روی داده‌های روزانه‌ی غلظت PM₁₀ در سال ۲۰۰۵ در آلمان بکار گرفته و آن را با حالت مکانی مقایسه کردند (۱۷). هنگل و همکاران (۱۹) به منظور تولید نقشه‌های دمای هوای روزانه، از مدل هم‌تغییرنگار متریک-جمعی با استفاده از اندازه‌گیری‌های زمینی ۱۵۹ ایستگاه و تصاویر دمای سطح زمین ماهواره‌ی MODIS^۲ در سال

در هر منطقه‌ی خاص، برای برنامه‌ریزی و مدیریت بهتر منابع آب ضروری خواهد بود.

یکی از ابزارهای اصلی برای پایش خشکسالی، استفاده از شاخص‌های خشکسالی است. از بین شاخص‌های مختلف معرفی شده توسط محققین مختلف، شاخص بارش استاندارد (SPI^۱) یکی از قدرتمندترین و مشهورترین شاخص‌های خشکسالی است. این شاخص توسط مک‌کی و همکاران (۱۹۹۳) به منظور کمی نمودن بارش در مقیاس‌های زمانی چندگانه‌ی ۳، ۶، ۹، ۱۲، ۲۴ و ۴۸ ماه توسعه داده شد تا اثرات کمبود بارش بر منابع آبی مختلف کوتاه مدت (۳-۶ ماه) و بلندمدت (۱۲، ۲۴ و ۴۸ ماه) مشخص شود. مزیت دیگر SPI، سادگی و نیاز به حداقل داده است. از طرفی در مناطقی که داده‌های بارش به خوبی ثبت شده‌اند اما دیگر متغیرهای هواشناسی اندازه‌گیری نشده‌اند و نیز پراکندگی نامناسب ایستگاه‌ها در منطقه‌ی مطالعاتی، موجب عدم دسترسی به سایر متغیرهای هواشناسی در دوره‌ی آماری مورد نظر شده و در چنین شرایطی استفاده از شاخص SPI بهترین گزینه می‌باشد. به منظور محاسبه‌ی SPI برای هر منطقه و هر دوره‌ی زمانی خاص، داده‌ی بارش بلندمدت ماهانه‌ی ۳۰ سال یا بیشتر نیاز می‌باشد. در هر مجموعه داده، یک تابع چگالی احتمال به توزیع فراوانی بارش تجمعی در مقیاس زمانی مورد نظر، برای هر ماه و هر موقعیتی در فضا برازش داده می‌شود و سپس توزیع تجمعی آن با استفاده از توزیع هم‌احتمال به توزیع نرمال با میانگین صفر و انحراف استاندارد یک تبدیل می‌شود (۲۶ و ۲۷). مقادیر مثبت SPI نشان دهنده‌ی بارش بیشتر از میانه و مقادیر منفی نشان دهنده‌ی بارش کمتر از میانه هستند.

بطور کلی مطالعه در مورد خشکسالی را می‌توان به دو گروه مطالعات نقطه‌ای و مطالعات منطقه‌ای تقسیم‌بندی نمود. در بررسی‌های نقطه‌ای که از آمار کلاسیک استفاده می‌کنند، سری زمانی یک متغیر یا یک شاخص خشکسالی در یک نقطه‌ی معین، بدون در نظر گرفتن بعد مکان و ارتباط آن با مقادیر مجاور خود، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد (۲۲)، در صورتی که در مطالعات منطقه‌ای، موقعیت مکانی همراه با کمیت مورد نظر هم‌زمان در تحلیل لحاظ می‌شوند (۴۱).

به مجموعه داده‌هایی که مستقل نبوده و برحسب مکان قرارگیریشان در ناحیه‌ی مورد مطالعه به یکدیگر وابسته‌اند، داده‌های مکانی می‌گویند. بنابراین این داده‌ها با دو مشخصه‌ی مقدار و موقعیت مکانی شناخته می‌شوند و برای تحلیل آنها از روش‌های زمین‌آماری که علم تحلیل این‌گونه داده‌هاست، استفاده می‌شود. اما بیشتر داده‌های مکانی در علوم زیست محیطی مانند هواشناسی، محیط زیست، زمین‌شناسی و بسیاری از رشته‌های دیگر، نه تنها در مکان بلکه در زمان نیز تغییر می‌کنند. این نوع از متغیرها را که هم از نظر موقعیت فضایی و هم زمان وقوع به یکدیگر وابسته‌اند، داده‌های فضایی-

2- Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

1- Standardized Precipitation Index

توابع هم‌تغییرنگار مختلف از هر دو گروه تفکیک‌پذیر و تفکیک‌ناپذیر و مقایسه‌ی کارایی آنها به منظور انتخاب بهترین تابع می‌باشد.

مواد و روش‌ها

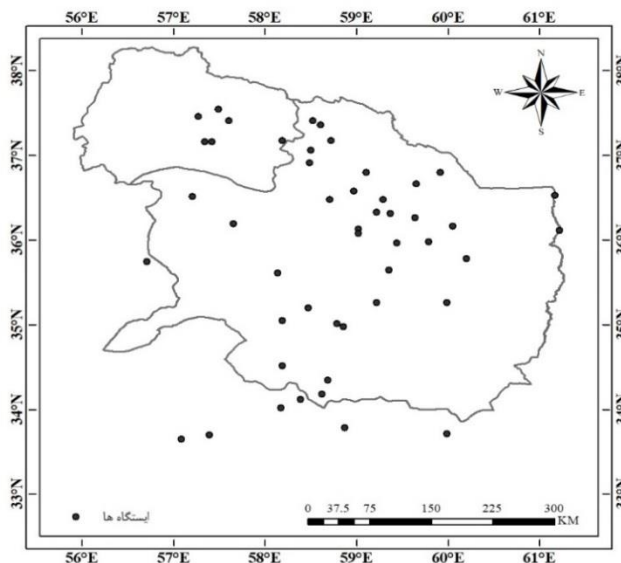
مشخصات منطقه و ایستگاه‌های مطالعاتی

محدوده‌ی مورد مطالعه، شمال شرق ایران (شامل استان‌های خراسان رضوی و شمالی) می‌باشد. گستره‌ی خراسان رضوی در فاصله‌ی طول جغرافیایی ۵۶ درجه و ۱۹ دقیقه تا ۶۱ درجه و ۱۶ دقیقه و عرض جغرافیایی ۳۳ درجه و ۵۲ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۴۲ دقیقه با مساحت ۱۱۸۸۵۱ کیلومتر مربع و گستره‌ی جغرافیایی خراسان شمالی از ۵۵ درجه و ۵۲ دقیقه تا ۵۸ درجه و ۲۸ دقیقه شرق و ۳۶ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۱۸ دقیقه شمال با مساحت حدود ۲۸۴۳۴ کیلومتر مربع می‌باشد. به دلیل وجود اختلاف ارتفاع زیاد و نیز ورود انواع مختلف توده‌های هوا، اقلیم منطقه بسیار متغیر است. از بین کلیه‌ی ایستگاه‌های قابل دسترس، بطور کلی داده‌های بارش ماهانه‌ی ۴۸ ایستگاه شامل (۱۰ ایستگاه سینوپتیک، ۳۳ ایستگاه باران سنجی و ۵ ایستگاه اقلیم‌شناسی) از سازمان هواشناسی کشاورزی استخراج گردید. شکل ۱، محدوده‌ی منطقه‌ی مطالعاتی و توزیع ایستگاه‌ها را نمایش می‌دهد. ایستگاه‌هایی که دارای داده‌ی آماری بیش از ۳۰ سال بودند انتخاب و دوره‌ی آماری ۱۹۸۱-۲۰۱۲ مشخص گردید. پس از آن به کنترل کیفی داده‌ها پرداخته شد. داده‌های ایستگاه‌های دارای داده گمشده به روش نسبت‌ها و به کمک ایستگاه‌های مجاور کامل شدند. از این میان برای سه ایستگاه کاشمر، گلمکان و فردوس تطویل آمار انجام گرفت. آزمون همگنی دنباله‌ها برای هرماورد آزمون قرار گرفت و در موارد مورد نیاز، داده‌ها با استفاده از روش جرم مضاعف اصلاح شدند.

۲۰۰۸، بهره گرفتند. اکبرزاده و قهرمان (۲) برای تعیین شبکه‌ی بهینه‌ی پایش کیفی منابع آب زیرزمینی دشت مشهد با استفاده از داده‌های نیترات ۱۰۳ حلقه چاه و طی سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۸۹، از آنروپی و کریجینگ مکانی-زمانی با استفاده از تابع هم‌تغییرنگار تفکیک‌پذیر ضربی به صورت همزمان استفاده کردند.

کیلیاردا و همکاران (۲۴) درون‌یابی مکانی-زمانی داده‌های میانگین، بیشینه و کمینه‌ی دمای هوای روزانه را با استفاده از مدل متریک-جمعی، انجام دادند. حسنعلیزاده و همکاران (۱۸) نیز با استفاده از داده‌های بارش ماهانه‌ی ۳۰ ایستگاه در دوره‌ی آماری ۱۳۶۱-۱۳۹۱، مدل‌سازی مکانی-زمانی بارش ماهانه‌ی استان گلستان را با مقایسه‌ی انواع مدل‌های هم‌تغییرنگار مکانی-زمانی و انتخاب مدل متریک-جمعی به عنوان بهترین مدل و سپس استفاده از کریجینگ مکانی-زمانی، انجام دادند. هو و همکاران (۲۱) کریجینگ مکانی-زمانی را برای پیش‌بینی بارش با استفاده از تابع کواریانس ضربی-جمعی با استفاده از داده‌های سری زمانی MODIS در ۵۹ ایستگاه هواشناسی و برای دوره‌ی ۲۰۰۴-۲۰۱۳ در زینجانگ چین، بکاربردند. احمد و همکاران (۱) نیز تحلیل مکانی-زمانی آلودگی هوا را با استفاده از متوسط ماهانه‌ی PM_{10} ، NO_2 و SO_2 طی سال‌های ۲۰۱۱-۲۰۱۵ در مصرمورد بررسی قرار داده و از میان مدل‌های مختلف تفکیک‌پذیر، ضربی-جمعی، متریک و متریک-جمعی، مدل متریک-جمعی را به عنوان بهترین مدل برای میان‌یابی مکانی-زمانی ارائه نمودند. در اکثر این مطالعات محققین مختلف از توابع مختلفی برای تحلیل‌های خود استفاده نموده‌اند.

از آنجا که تاکنون مطالعه‌ای در زمینه‌ی تحلیل توأم مکانی-زمانی خشکسالی‌ها صورت نگرفته است بنابراین، آنچه در این تحقیق مورد ارزیابی و تحلیل قرار گرفته است، تحلیل توأم مکانی-زمانی خشکسالی با استفاده از شاخص SPI در مقیاس ۱۲ ماهه با بکارگیری



شکل ۱- موقعیت ایستگاه‌ها در منطقه مورد مطالعه
Figure 1- Location of stations in study area

دو دسته‌ی توابع تفکیک‌پذیر و تفکیک‌ناپذیر تقسیم‌بندی نمود. در این تحقیق به بررسی چند مدل تابع هم‌تغییرنگار مکانی-زمانی و معادل تغییرنگار آن پرداخته شده است.

در صورتی که بتوان تابع هم‌تغییرنگار فضایی-زمانی را به صورت

$$C(h, u) = C_s(h)C_t(u) \quad (h, u) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R} \quad (5)$$

نوشت به طوری که C_s و C_t به ترتیب، توابع هم‌تغییرنگار فضایی و زمانی معتبر هستند، گوئیم ساختار وابستگی تفکیک‌پذیر است (۷) و (۳۵). به رابطه‌ی (۵)، مدل ضربی نیز گفته می‌شود.

در مدل ضربی - جمعی ساختار هم‌تغییرنگار به صورت زیر است:

$$C(h, u) = k_1 C_s(h)C_t(u) + k_2 C_s(h) + k_3 C_t(u) \quad (6)$$

که در آن $k_1 > 0$ ، $k_2 \geq 0$ و $k_3 \geq 0$ و معادله‌ی تغییرنگار آن به صورت

$$\gamma(h, u) = (k \cdot \text{sill}_t + 1) \gamma_s(h) + (k \cdot \text{sill}_s + 1) \gamma_t(u) - k \cdot \gamma_s(h) \gamma_t(u) \quad (7)$$

می‌باشد که γ_s و γ_t واریوگرام‌های مکانی و زمانی هستند. sill_s و sill_t به ترتیب آستانه‌های زمانی و فضایی می‌باشند و پارامتر k بایستی مثبت باشد (۸، ۹، ۱۰ و ۱۱).

معادله‌ی هم‌تغییرنگار و تغییرنگار مدل متریک به ترتیب به فرم معادله‌های (۸) و (۹) می‌باشد:

$$C(h, u) = C(\sqrt{h^2 + (\alpha \cdot u)^2}) \quad (8)$$

$$\gamma(h, u) = \gamma_{\text{joint}}(\sqrt{h^2 + (k \cdot u)^2}) \quad (9)$$

به طوری که α ضریب ناهمسانگردی و γ_{joint} تغییرنگار توأم می‌باشد که واحدهای جداسازی زمانی (u) را به فواصل مکانی (h) تبدیل می‌کند (۱۲).

ساختار تابع هم‌تغییرنگار متریک - جمعی به صورت

$$C(h, u) = C_s(h) + C_t(u) + C_{st}(\sqrt{h^2 + (\alpha \cdot u)^2}) \quad (10)$$

و ساختار تغییرنگار آن به صورت

$$(h, u) = \gamma_s(h) + \gamma_t(u) + \gamma_{\text{joint}}(\sqrt{h^2 + (k \cdot u)^2}) \quad (11)$$

است (۳۷).

کریجینگ مکانی-زمانی

پس از تعیین روند و ساختار همبستگی فضایی-زمانی، می‌توان درون‌یابی (مکانی-زمانی) را برای هر نقطه‌ی مکانی-زمانی (s_0, t_0) مشاهده نشده‌ای انجام و مقدار متغیر $Z(s_0, t_0)$ را بدست آورد. برای این منظور ابتدا داده‌ها روندزدایی می‌شوند که به مقدار حاصل، باقیمانده گویند. سپس از بهترین پیشگوی خطی ناریب (BLUP)^۱ استفاده می‌شود:

$$\hat{Z}(s_0, t_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i, t_i) \quad (12)$$

که \hat{Z} مقدار پیشگو و λ_i ها، بیانگر وزن مشاهدات در پیشگویی

در این تحقیق پس از محاسبه شاخص SPI با استفاده از نرم‌افزار سری داده‌های سال‌های ۱۹۸۱-۲۰۱۱ به عنوان داده‌ی آموزشی و داده‌های سال ۲۰۱۲ به عنوان داده‌ی آزمایشی لحاظ شدند.

مدلسازی داده‌ها

میدان تصادفی $Z = \{Z(s, t); s \in S \subset \mathbb{R}^2, t \in \{1, 2, 3, \dots\}\}$ را در نظر بگیرید که در موقعیت‌های s_i و زمان‌های t برای $i = 1, \dots, 30$ و $t = 1, \dots, 48$ مشاهده شده است. هم‌چنین فرض کنید مدل آماری تعریف‌کننده‌ی تغییرات مکانی-زمانی $Z(\cdot; \cdot)$ به صورت

$$Z(s, t) = m(s, t) + Y(s, t) + \varepsilon(s, t) \quad (1)$$

باشد به طوری که $m(s, t)$ میانگین میدان تصادفی است که بیان‌کننده‌ی روند یا تغییرات بزرگ مقیاس است و بر اساس ویژگی‌های جغرافیایی یا اطلاعات متغیرهای کمکی مدل‌بندی می‌شود و فرض می‌شود ترکیبی خطی از k متغیر پیشگو به صورت

$$m(s, t) = \sum_{i=1}^k \beta_i f_i(s_i, t) \quad (2)$$

است که f_i ها متغیرهای پیشگو و β_i ها ضرایب رگرسیونی هستند. $Y(s, t)$ مولفه‌ی تصادفی برای مدل‌بندی تغییرات کوچک مقیاس است که فرض می‌شود یک فرایند گاوسی با میانگین صفر و تابع هم‌تغییرنگار $C(\cdot; \theta)$ است. مؤلفه‌ی $\varepsilon(s, t)$ که برای مدل‌بندی خطای محض است، فرض می‌شود دارای توزیع $N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ و مستقل از $Y(s, t)$ است.

مدل‌بندی همبستگی فضایی-زمانی

مدل‌بندی همبستگی فضایی-زمانی می‌تواند از طریق تابع هم‌تغییرنگار (C) یا نیم‌تغییرنگار (γ) انجام شود که به ترتیب به صورت

$$C(s_i, t_i, s_j, t_j) = E[Y(s_i, t_i) \times Y(s_j, t_j)] \quad (3)$$

$$\gamma(s_i, t_i, s_j, t_j) = \frac{1}{2} E[(Y(s_i, t_i) - Y(s_j, t_j))^2] \quad (4)$$

تعریف می‌شوند. دو فرض معمول که برای تابع هم‌تغییرنگار در نظر گرفته می‌شود که موجب سادگی تحلیل و کاهش پیچیدگی‌های آن می‌شود فرض مانایی و همسانگردی است. مانایی بیان می‌کند که کواریانس بین $Y(s, t)$ و $Y(s+h, t+u)$ تنها تابعی از بردارهای جداکننده‌ی h و u است. عبارت دیگر، $C(s, t, s+h, t+u) = C(h, u)$. در صورتی که هم‌تغییرنگار علاوه بر این که تابعی از بردارهای جداکننده‌ی h و u است، سوی h و u در مقدار آن تأثیری نداشته باشد یعنی تنها تابعی از فاصله‌ی بین موقعیت‌ها باشد، گوئیم همسانگردی برقرار است.

با توجه به این که تابع هم‌تغییرنگار بایستی معتبر باشد یعنی در ویژگی همیشه مثبت بودن صدق کند (۱۴)، لذا همان‌طور که پیش از این گفته شد، محققین روش‌های مختلفی را برای تعریف ساختارهای هم‌تغییرنگار مکانی-زمانی معتبر معرفی نموده‌اند که می‌توان آنها را به

1- Best Linear Unbiased Predictor

پیشگویی شده است.

نتایج و بحث

به منظور تحلیل مکانی-زمانی داده‌های خشکسالی، ابتدا روند داده‌ها بررسی می‌شود. برای تعیین الگوی روند، متوسط هر ایستگاه در طول زمان محاسبه و نمودار آن در مقابل طول و عرض جغرافیایی رسم شد (شکل ۲). همانطور که مشاهده می‌شود، این دو نمودار الگوی خاصی را نشان نمی‌دهند. به منظور بررسی مانایی در زمان نیز، مقادیر متوسط SPI برای هر زمان محاسبه و سری زمانی آن در شکل ۳ رسم شده است. ملاحظه می‌شود که در طول زمان مقادیر SPI دارای روندی نسبتاً نزولی (البته با شیب بسیار کم) است. برای مدل‌سازی تابع روند مطابق شکل از یک رابطه رگرسیونی ساده درجه یک استفاده شد و روند زمانی داده‌ها حذف گردید.

هم‌چنین قبل از تعیین ساختار همبستگی، فرض همسانگردی مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای این منظور، تغییرنگار مکانی در چهار سوی مختلف (صفر، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه) ترسیم شدند (شکل ۴). همانطور که مشاهده می‌شود تغییرنگارها در تمام سوها تقریباً بر هم منطبق بوده و تفاوت معنی‌داری نسبت به یکدیگر نشان نمی‌دهند. بنابراین فرض همسانگردی داده‌ها نیز پذیرفته می‌شود.

برای انتخاب مدل‌های مناسب تغییرنگار مکانی و زمانی برای استفاده در مدل توأم، تغییرنگارهای مکانی و زمانی به‌طور جداگانه مدل می‌شوند. از بین مدل‌های مختلف، تغییرنگار کروی برای حالت مکانی و تغییرنگار خطی برای حالت صرفاً زمانی به‌عنوان بهترین تابع برازش داده شدند که در شکل ۵ نشان داده شده است. در حالت مکانی، بطور تقریبی می‌توان گفت داده‌ها در حدود ۲۵ کیلومتری به آستانه خود با مقدار ۰٫۳۵ می‌رسند و مقدار اثر قطعه‌ای هم حدود ۰٫۱۸ است. اما در حالت زمانی، داده‌ها پس از گذشت ۱ سال (۱۲ ماه) به مقدار آستانه‌ی نزدیک به ۱ می‌رسند و اثر قطعه‌ای نیز صفر می‌باشد. در این تحقیق فاصله‌ی مکانی ابتدا برحسب متر و در قسمت مدل‌سازی تغییرنگارهای مکانی-زمانی برحسب کیلومتر و فاصله‌ی زمانی بر حسب سال آورده شده است.

پس از تحلیل اولیه‌ی داده‌ها، به مسئله‌ی پیشگویی با استفاده از کربجینگ مکانی-زمانی پرداخته شد. برای این کار بایستی ابتدا تغییرنگار تجربی مکانی-زمانی داده‌ها ترسیم گردد. شکل ۶ نیم‌تغییرنگار تجربی مکانی-زمانی (الف) و تغییرنگار مکانی برای تأخیرهای زمانی مختلف (ب) را نشان می‌دهد. همانطور که انتظار می‌رفت با افزایش فاصله‌ی مکانی و نیز افزایش تأخیرهای زمانی، همبستگی بین داده‌ها، کمتر می‌شود. به کمک این گونه نمودارها می‌توان مقادیر اولیه‌ی پارامترها را برای مدل‌سازی توابع مختلف هم‌تغییرنگار تخمین زد.

همان‌طور که پیش از این گفته شد، توابع تغییرنگار مکانی-زمانی مختلفی پیشنهاد شده‌اند که لازم است بهترین مدل از میان آنها

$Z(s_0, t_0)$ است (۳۹). معادله‌ی (۱۲) را مشابه با حالت مکانی می‌توان به صورت

$$\hat{Z}(s_0, t_0) = C_0^T C^{-1} \bar{Z} \quad (13)$$

نوشت که C ماتریس $n \times n$ واریانس-کواریانس باقیمانده‌ها، C_0 بردار کواریانس‌های بین باقی‌مانده‌ها با (s_0, t_0) و Z بردار باقی‌مانده‌ها است (۲۴). پس از پیشگویی باقیمانده در (s_0, t_0) ، مقادیر روند به آنها اضافه می‌شود تا مقادیر پیشگویی متغیر بدست آیند.

به طور خلاصه می‌توان گفت داده‌های SPI ابتدا بایستی روندزدایی شوند، پس از آن ساختار همبستگی فضایی-زمانی آنها از طریق یکی از توابع معرفی شده (معادلات ۵ تا ۸)، تعیین شده و در نهایت با استفاده از کربجینگ مکانی-زمانی، مقادیر شاخص برای هر موقعیت و زمان دلخواه برآورد و با اضافه کردن مقادیر روند، مقادیر واقعی حاصل می‌شوند.

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی دقت مدل‌های مختلف تغییرنگار مکانی-زمانی تعریف شده، از معیارهای آماری میانگین توان دوم خطا (MSE^1) و میانگین توان دوم خطای پیشگویی ($MSPE$) استفاده می‌شود. MSE میانگین توان دوم اختلاف بین تغییرنگار نمونه‌ای و برآورد شده است. در حالی که $MSPE$ میانگین توان دوم اختلاف مقادیر پیشگویی با واقعی است. یعنی

$$MSPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z^*(x_i) - Z(x_i))^2 \quad (14)$$

که $Z^*(x_i)$ مقدار پیشگویی SPI با استفاده از داده‌های آزمایشی، $Z(x_i)$ مقدار مشاهداتی SPI و n تعداد موقعیت‌های پیشگویی شده است.

هم‌چنین اعتبارسنجی متقابل مدل‌های مختلف توسط معیارهای جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE^2$)، میانگین خطای مطلق (MAE^3)، میانگین خطا (ME^4) و همبستگی (COR^5) نیز انجام گرفته است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{Z^*(x_i) - Z(x_i)\}^2} \quad (15)$$

$$MAE = \frac{1}{n} |Z^*(x_i) - Z(x_i)| \quad (16)$$

$$ME = \frac{1}{n} (Z^*(x_i) - Z(x_i)) \quad (17)$$

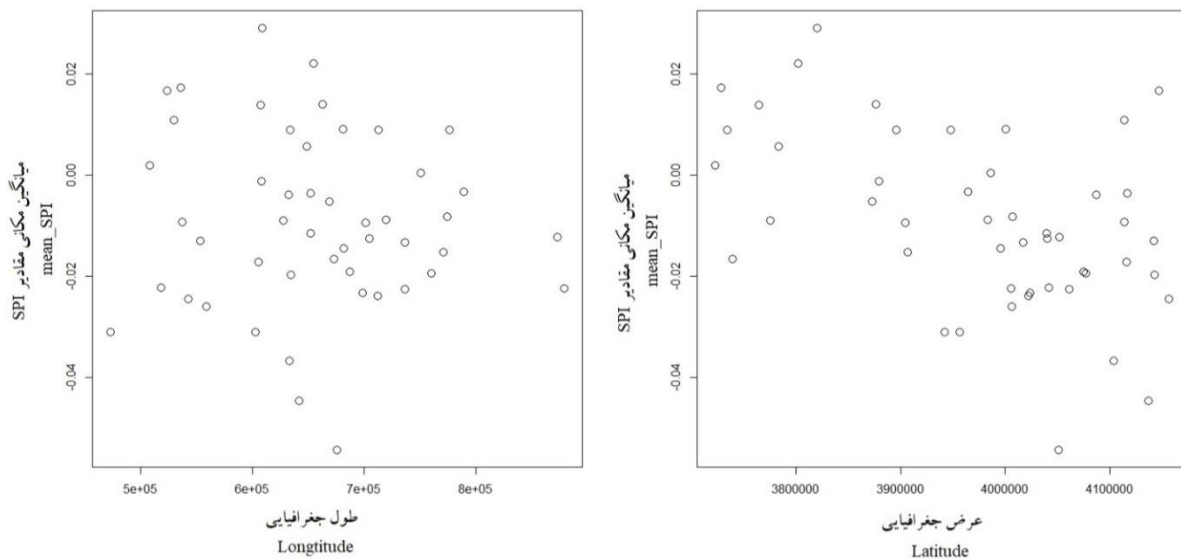
$$COR = \sqrt{1 - \frac{ESS}{TSS}} \quad (18)$$

در روابط بالا $Z^*(x_i)$ مقدار برآورد شده‌ی SPI با استفاده از داده‌های آزمایشی، $Z(x_i)$ مقدار مشاهداتی SPI و n تعداد موقعیت‌های

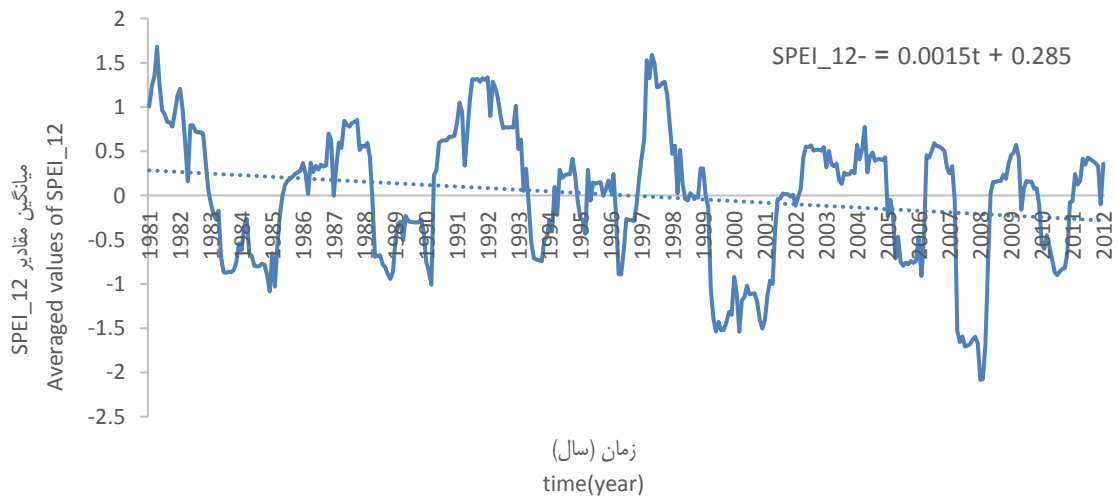
- 1- Mean Squared Error
- 2- Root Mean Squared Error
- 3- Mean Absolute Error
- 4- Mean Error
- 5- Correlation

داشته است. مدل متریک تفاوت چشمگیری بین مدل‌های مختلف نشان نداده و خطای آن در هر سه مدل حدود ۰,۰۰۲۹۵ می‌باشد. مدل ضربی-جمع‌ی با تغییرنگار نمایی برای مکان و تغییرنگار خطی برای زمان خطایی برابر ۰,۰۰۱۱۱ و مدل متریک-جمع‌ی با مقدار خطای ۰,۰۰۱۱۲ تغییرنگار خطی برای هر دو حالت مکان و زمان و نیز برای حالت توأم را انتخاب نموده است. از مقایسه‌ی عملکرد تغییرنگارها می‌توان نتیجه گرفت که در تمامی مدل‌ها، تغییرنگار خطی برای زمان بهترین گزینه است که در حالت بررسی تغییرنگار صرفاً زمانی نیز چنین نتیجه‌ای بدست آمد. به طور کلی عملکرد مدل‌های مختلف نزدیک به هم بوده است اما توابع تغییرنگار متریک و تفکیک‌پذیر بیشترین میزان خطا را داشته‌اند که به دلیل ساده بودن این دو تابع، چنین نتیجه‌ای دور از انتظار نیست.

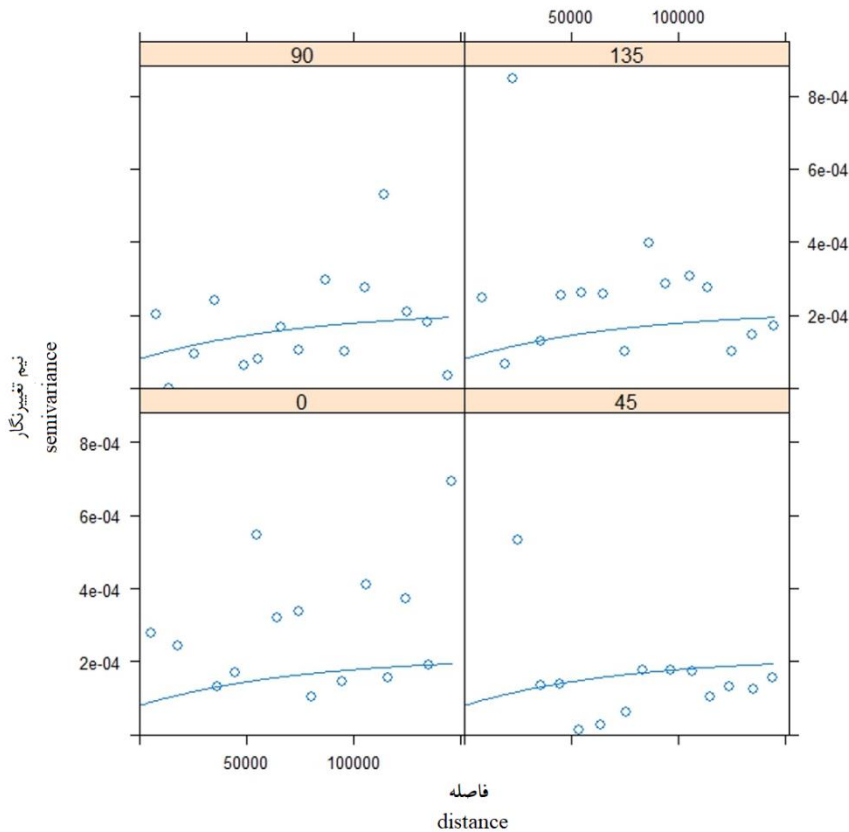
انتخاب شود. برای این کار از ۴ مدل تغییرنگار مکانی-زمانی تفکیک‌پذیر، ضربی-جمع‌ی، متریک و متریک-جمع‌ی استفاده شد. ترکیب تغییرنگارهای مختلف کروی، نمایی و خطی برای مدل‌سازی تغییرنماهای مکانی و زمانی مورد ارزیابی قرار گرفت و در نهایت عملکرد مدل‌ها با استفاده از معیار MSE مقایسه شد که نتایج این تحلیل در جدول ۱ قابل مشاهده است. به عنوان مثال در مورد مدل تفکیک‌پذیر در ردیف اول جدول تغییرنگارهای خطی، کروی و نمایی برای مکان و تغییرنگار خطی برای زمان انتخاب شده و مقدار MSE آنها بدست آمده است. در ردیف دوم هم همان تغییرنگارها برای مکان و تغییرنگار کروی و سپس نمایی در ردیف سوم برای زمان انتخاب شده‌اند. جدول نشان می‌دهد مدل تفکیک‌پذیر با انتخاب تغییرنگار نمایی برای مکان و تغییرنگار خطی برای زمان خطایی برابر ۰,۰۰۱۳۹



شکل ۲- پراکندگی متوسط مقادیر SPI در برابر طول و عرض جغرافیایی
Figure 2- Scatter plot of mean SPI values against longitude and latitude



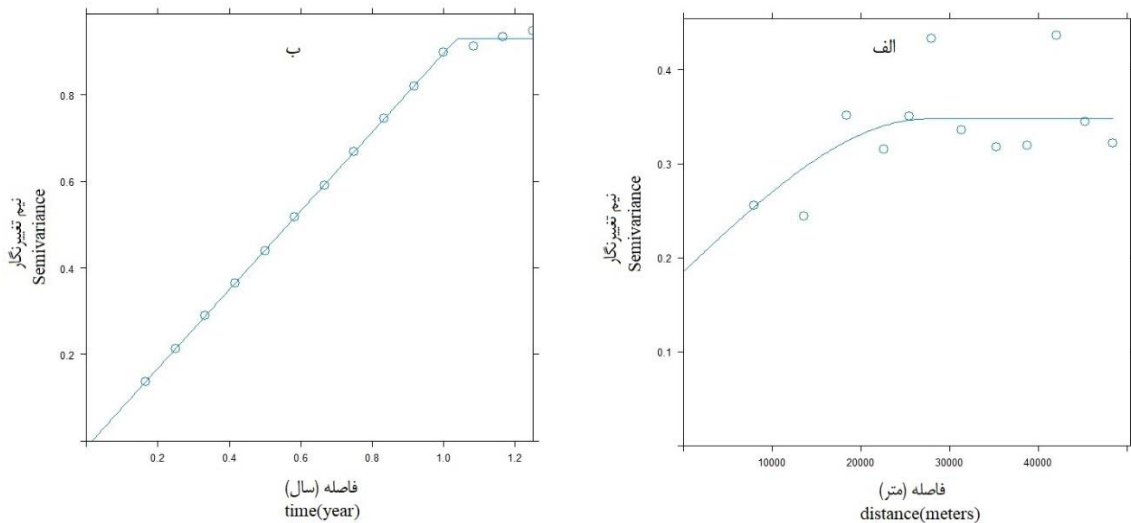
شکل ۳- سری زمانی متوسط مقادیر SPI ۱۲ ماهه
Figure 3- Time series of averaged values of 12-months SPI



شکل ۴- تغییرنگار متوسط مقادیر SPI در چهار جهت مختلف (+، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه)
 Figure 4- Variogram plots of mean SPI values in 4 different directions(0, 45, 90, 135)

تغییرنگارهای تجربی و برازش یافته‌ی مکانی-زمانی داده‌ها در شکل ۷ ترسیم شده است که می‌توان مشاهده نمود که سطوح برازش یافته توسط مدل‌های ضریبی-جمعی و متریک-جمعی از دو مدل دیگر بهتر است. این تفاوت در گام‌های ابتدایی مکانی و زمانی بیشتر قابل مشاهده است.

توابع تغییرنگار ضریبی-جمعی و متریک-جمعی دارای کمترین میزان خطا و مقادیر خطای مشابهی برای برآورد پارامترهای مدل می‌باشند، بنابراین طبق گرالر و همکاران (۱۷)، تصمیم‌گیری تنها بر مبنای این جدول ممکن است صحیح نبوده و قضاوت بصری این برازش‌ها نیز مورد نیاز می‌باشند.



شکل ۵- نیم تغییرنگار تجربی و برازش داده شده‌ی صرفاً مکانی(الف) و صرفاً زمانی(ب)
 Figure 5- Empirical and theoretical semivariograms for purely spatial(a) , purely tmporal(b)

جدول ۱- مقادیر MSE برای ۴ نوع مدل تغییرنگار مکانی-زمانی برازش داده شده با استفاده از داده‌های آموزشی

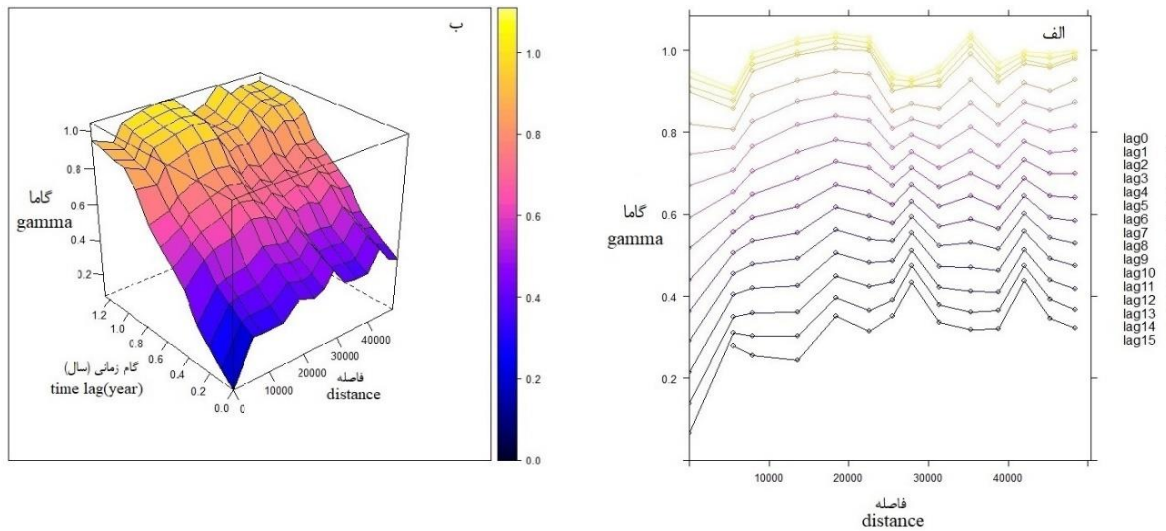
Table 1- MSE values for 4 fitted spatio-temporal variogram models by using training dataset

مدل Model	تغییرنگار توأم Joint variogram	مکانی-زمانی Space-time	مکانی-زمانی Space-time	مکانی-زمانی Space-time
تفکیک پذیر (Separable)		خطی-خطی (0.00141)	کروی-خطی (0.00141)	نمایی-خطی (0.00139)
		خطی-کروی (0.00151)	کروی-کروی (0.00151)	نمایی-کروی (0.0015)
		خطی-نمایی (0.00193)	کروی-نمایی (0.00193)	نمایی-نمایی (0.00193)
متریک (meric)		خطی (0.00295)	کروی (0.00299)	نمایی (0.0031)
ضربی-جمعی (Product-sum)		خطی-خطی (0.00117)	کروی-خطی (0.00132)	نمایی-خطی (0.00111)
		خطی-کروی (0.00134)	کروی-کروی (0.00167)	نمایی-کروی (0.00129)
متریک-جمعی (Sum-metric)	نمایی (Exponential)	خطی-نمایی (0.00178)	کروی-نمایی (0.00202)	نمایی-نمایی (0.00175)
		خطی-خطی (0.00116)	کروی-خطی (0.00114)	نمایی-خطی (0.0015)
		خطی-کروی (0.00136)	کروی-کروی (0.00132)	نمایی-کروی (0.00133)
		خطی-نمایی (0.00146)	کروی-نمایی (0.00145)	نمایی-نمایی (0.00146)
	کروی (Spherical)	خطی-خطی (0.00115)	کروی-خطی (0.00116)	نمایی-خطی (0.00115)
		خطی-کروی (0.00131)	کروی-کروی (0.00132)	نمایی-کروی (0.0013)
		خطی-نمایی (0.00143)	کروی-نمایی (0.00144)	نمایی-نمایی (0.00143)
	خطی (Linear)	خطی-خطی (0.00112)	کروی-خطی (0.00116)	نمایی-خطی (0.00119)
		خطی-کروی (0.00131)	کروی-کروی (0.00132)	نمایی-کروی (0.00138)
		خطی-نمایی (0.0015)	کروی-نمایی (0.0015)	نمایی-نمایی (0.00167)

با استفاده از مدل ضربی-جمعی، می‌توان کریجینگ مکانی-زمانی را مورد استفاده قرار داد و مقادیر SPI ۱۲ ماهه را برای سال ۲۰۱۲ پیش-بینی نمود. پس از پیش‌بینی، مقادیر روند به داده‌ها اضافه می‌شود تا مقادیر واقعی بدست آیند. هم‌چنین در صورتی که داده‌ی گمشده‌ای وجود داشته باشد، می‌توان آن را برآورد کرد. برای حصول اطمینان از مدل انتخابی، نقشه‌های پیش‌بینی شده‌ی هر دو مدل نیز با مقادیر مشاهداتی به صورت بصری مقایسه شدند و شباهت بیشتر نقشه‌های بدست آمده از این مدل با نقشه‌های مشاهداتی، صحت انتخاب مدل را تایید نمود. شکل ۸ نقشه‌ی مقادیر SPI مشاهده شده‌ی سال ۲۰۱۲ و شکل ۹ نقشه-ی مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از مدل ضربی-جمعی را نشان می‌دهد.

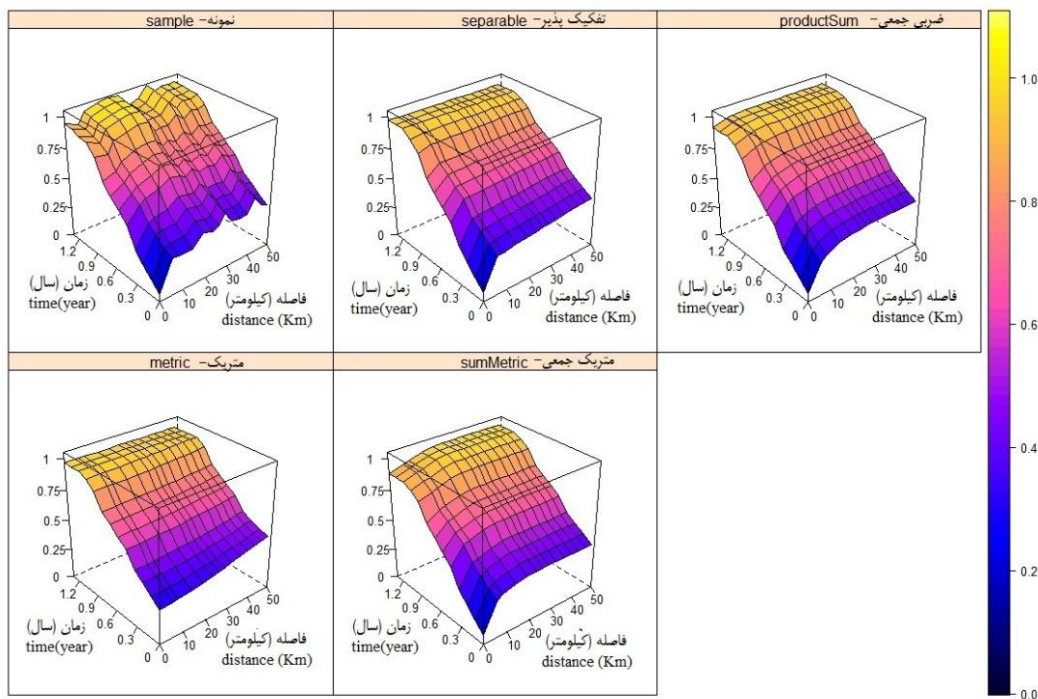
برای تصمیم‌گیری در مورد انتخاب بهترین مدل از معیار MSPE استفاده شد و خطای دو مدل ضربی-جمعی و متریک-جمعی در برآورد داده‌های آزمایشی مورد مقایسه قرار گرفت که نتایج آن در جدول ۲ آورده شده است. جدول نشان می‌دهد خطای مدل ضربی-جمعی (۰,۲۸۵) نسبت به مدل متریک-جمعی (۰,۴) کمتر است و بنابراین به عنوان روش برتر انتخاب می‌شود.

پارامترهای برآورد شده توسط مدل ضربی-جمعی با مدل نمایی برای تغییرنگار مکانی و تغییرنگار زمانی در جدول ۳ آورده شده است. پارامترهای اثرقطعه‌ای، آستانه‌ی نسبی و دامنه برای تغییرنگار مکانی به ترتیب برابر ۰,۰۶۳، ۵,۷۸ و برای تغییرنگار زمانی به ترتیب برابر ۰,۰۶۳۵ و ۱,۰۴۴ می‌باشد.



شکل ۶- تغییرنگار تجربی داده‌های SPI الف) ۳ بعدی و ب) ۲ بعدی

Figure 6- Empirical variograms of 12-month SPI values in 3-dimentional (a) and 2-dimention(b) mode



شکل ۷- تغییرنگارهای تجربی و برازش یافته‌ی چهارگانه سه بعدی سری شاخص SPI ۱۲ ماهه طی دوره آماری ۱۹۸۱-۲۰۱۱

Figure 7- Three-dimensional mperical and fitted variograms of 12-month SPI values in the period of 1981-2012

پیش‌بینی نماید.

و پارامتر k برابر ۷ می‌باشد.

جدول ۴، اعتبارسنجی متقابل مدل‌های مختلف مکانی-زمانی و صرفاً مکانی را برای مقادیر شاخص در سال ۲۰۱۲ نشان می‌دهد. از این جدول دو نتیجه می‌توان گرفت. اول آنکه بطور کلی عملکرد مدل‌های مختلف تفاوت چشمگیری نسبت به یکدیگر نداشته‌اند. مقادیر ضریب همبستگی و خطای آنها تقریباً در یک محدوده نوسان

با مقایسه‌ی این دو نقشه می‌توان مشاهده کرد مدل توانسته است به خوبی ترسالی‌ها و خشکسالی‌ها را شناسایی نماید. در هر دو نقشه ماه نوامبر به عنوان خشک‌ترین ماه شناخته شده است. طی ماه‌های ژانویه، فوریه و دسامبر در جنوب منطقه و در ماه دسامبر در شمال منطقه شرایط خشک‌تری مشاهده شده است اما در سایر ماه‌ها می‌توان گفت تقریباً شرایط نرمال حاکم بوده است. شکل ۹ نشان می‌دهد مدل با کمی تفاوت توانسته است مقادیر مشاهداتی را به درستی

عملکرد بهتری بدست نیامده است. این نتیجه نیز با نتایج بدست آمده از مطالعه‌ی گرالر و همکاران (۲۰۱۶) بر روی داده‌های غلظت PM_{10} ، مطابقت دارد.

می‌کند. دوم آنکه حتی عملکرد بهترین مدل هم نتوانسته است بهبودی بر نتایج حاصل از حالت صرفاً مکانی بدهد، به عبارتی با وجود وارد کردن بعد زمان به داده‌ها و استفاده از سری داده‌های بیشتر،

جدول ۲- مقایسه‌ی عملکرد توابع تغییرنگار ضربی-جمعی و متریک-جمعی در برآورد داده‌های آزمایشی SPI

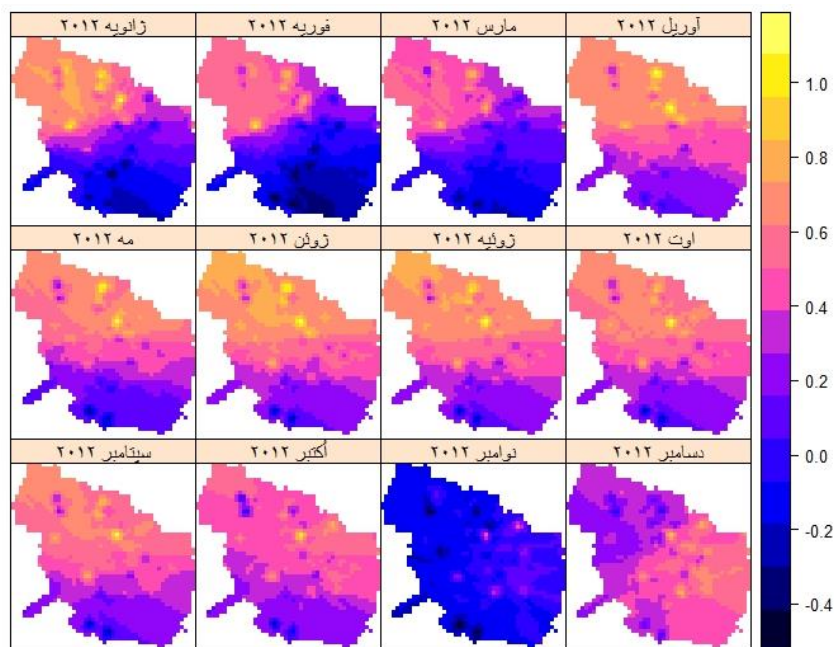
Table 2- Comparison of product-sum and sum-metric variogram model performances in estimating experimental data of SPI

مدل مکانی-زمانی	MSPE
Spatio-temporal model	
ضربی-جمعی (Product-sum)	0.285
متریک-جمعی (Sum-metric)	0.40

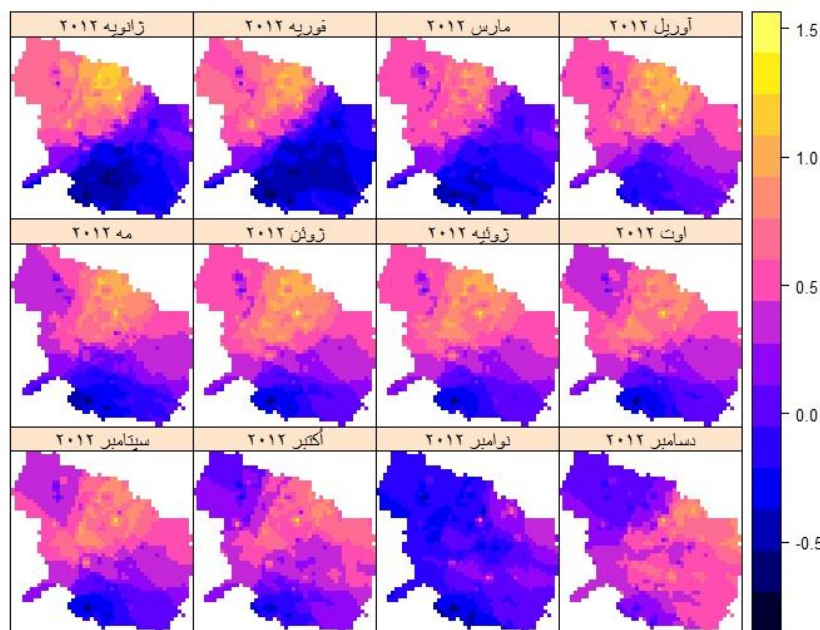
جدول ۳- پارامترهای برآورد شده‌ی مدل ضربی-جمعی در مقیاس ۱۲ ماهه برای داده‌های آموزشی

Table 3- Estimated parameters of product-sum model in 12-month time scale for training data

پارامترهای مدل Model parameters	تغییر نگار مکانی (نمایی) (Spatial variogram)	تغییر نگار زمانی (خطی) (Temporal variogram)
اثر قطعه‌ای (Nugget effect)	0.00	0.00
آستانه نسبی (Partial sill)	0.063	0.635
دامنه (Range)	5.78	1.044



شکل ۸- نقشه مقادیر مشاهداتی SPI ۱۲ ماهه سال ۲۰۱۲
Figure 8- Map of observed values of 12-month SPI in 2012



شکل ۹- نقشه مقادیر پیش‌بینی شده SPI ۱۲ ماهه سال ۲۰۱۲
Figure 9- Map of predicted values of 12-month SPI in 2012

نتیجه‌گیری

شد تا عملکرد مدل در برآورد مقادیر ماهانه‌ی این سال سنجیده شود. پس از تحلیل‌های اکتشافی اولیه، مشخص شد که شاخص SPI با هیچ یک از پارامترهای طول و عرض جغرافیایی رابطه‌ی معنی‌داری ندارد اما یک رابطه‌ی نزولی در زمان مشاهده شد که توسط معادله‌ی

در این تحقیق با استفاده از داده‌های شاخص SPI در مقیاس ۱۲ ماهه در بخش شمال شرقی کشور، به تحلیل توأم مکانی-زمانی خشکسالی پرداخته شد. بدین منظور از سری زمانی ۳۲ ساله ۱۹۸۱-۲۰۱۲ شاخص SPI استفاده گردید و سال ۲۰۱۲ از سری داده حذف

جدول ۴- اعتبارسنجی متقابل نتایج مربوط به مقادیر شاخص SPI ۱۲ ماهه برای داده‌های آزمایشی

Table 4- Cross-validation of 12-month SPI values for experimental data

مدل Model	COR	ME	MAE	RMSE
مکانی (۲۵ همسایگی) Spatial(25 Neighbours)	0.78	0.00	0.48	0.62
مکانی (۴۷ همسایگی) Spatial(47 Neighbours)	0.74	0.00	0.52	0.66
تفکیک پذیر (۲۵ همسایگی) Separable(25 Neighbours)	0.66	0.00	0.58	0.76
تفکیک پذیر (۴۷ همسایگی) Separable(47 Neighbours)	0.65	0.00	0.59	0.76
ضربی-جمعی (۲۵ همسایگی) Product-sum(25 Neighbours)	0.66	0.00	0.58	0.75
ضربی-جمعی (۴۷ همسایگی) Product-sum(47 Neighbours)	0.66	0.00	0.58	0.75
متریک (۲۵ همسایگی) Metric(25 Neighbours)	0.65	0.00	0.61	0.79
متریک (۴۷ همسایگی) Metric(47 Neighbours)	0.64	0.00	0.6	0.78
متریک - جمعی (۲۵ همسایگی) Sum-metric(25 Neighbours)	0.67	0.00	0.58	0.76
متریک - جمعی (۴۷ همسایگی) Sum-metric(47 Neighbours)	0.66	0.00	0.58	0.75

در برآورد متغیرها نسبت به روش کاملاً مکانی و کاملاً زمانی داشته باشند، اما همان طور که مشاهده گردید در منطقه مطالعاتی، عملکرد مدل‌های مختلف بسیار نزدیک به هم بوده و تصمیم‌گیری در مورد انتخاب بهترین مدل تنها با برازش یک مدل تغییرنگار مکانی-زمانی بر داده‌ها و مقایسه‌ی آنها به سادگی امکان‌پذیر نخواهد بود. مقایسه‌ی مدل مکانی-زمانی انتخابی با مدل مکانی، نشان داد که برخلاف آنچه انتظار میرفت، مدل‌های کلاسیک مکانی-زمانی نتوانسته‌اند دقت مدل‌ها را افزایش دهد.

سپاسگزاری

نویسندگان مقاله از دکتر بندیکت گرالر (دانشیار پژوهشی و مشاور ابتکار عمل ۵۲ درجه‌ی شمالی برای نرم‌افزار رایگان جغرافیایی GmbH^۱ شهر مانستر آلمان) به خاطر راهنمایی‌های ارزشمندشان کمال تشکر و قدردانی را دارند.

ساده رگرسیونی مدل گردید. هم‌چنین فرض همسانگرد بودن داده‌ها نیز پذیرفته شد. پس از آن، ابتدا نیم‌تغییرنگار تجربی ۳ بعدی مربوط به کل سری داده‌ی مکانی-زمانی، ترسیم شد، سپس از بین مدل‌های تغییرنگار معرفی شده (تفکیک‌پذیر، ضربی-جمعی، متریک و متریک-جمعی)، مدل ضربی-جمعی با مدل نمایی برای مکان و مدل خطی برای زمان، به عنوان بهترین مدل شناخته شد و در نهایت مقادیر شاخص برای هر ماه و هر ایستگاه در سال ۲۰۱۲ به وسیله‌ی کریجینگ مکانی-زمانی برآورد و مقادیر روند به آنها اضافه شد. شباهت نقشه‌ی پهنه‌بندی مقادیر پیش‌بینی شده با نقشه‌ی پهنه‌بندی مقادیر مشاهداتی به تفکیک هر ماه نشان داد مدل توانسته است خشکسالی‌ها و ترسالی‌ها را به خوبی شناسایی نماید اما در حالت‌های نزدیک به شرایط نرمال، تفاوت‌هایی مشاهده می‌شود. به کمک این مدل‌ها می‌توان مقادیر متغیر مورد نظر خود را بویژه در صورت وجود داده‌های گمشده در سری داده‌ها، در هر مکان و هر زمان برآورد نمود. انتظار می‌رود استفاده از روش‌های تحلیل توأم مکانی-زمانی به دلیل استفاده از داده‌های بیشتر و توأم مکان و زمان، توانایی بیشتری

منابع

- 1-Ahmed S.O., Mazloum R., and Abou-Ali H. 2018. Spatiotemporal interpolation of air pollutants in the Greater Cairo and the Delta, Egypt. *Environmental Research* 160: 27-34.
- 2-Akbarzadeh M., and Ghahraman B. 2013. A combined strategy of entropy and spatio-temporal kriging in determining optimal network for groundwater quality monitoring of Mashhad basin. *Journal of Water and Soil* 27(3): 613-629. (In Persian with English abstract)
- 3-Ashgar Toosi, Sh., and Alizadeh A. 2005. Monitoring and forecasting droughts in eastern Iran. *Journal of Drought and Agricultural Drought* 16: 1-16. (In Persian)
- 4-Ansari H., and Davari K. 2007. Dry period zoning using standardized precipitation index in GIS environment (Case study: Khorasan Province). *Journal of Geographical Researches* 60: 97-108. (In Persian)
- 5-Bonaccorso B., Bordi I., Cancelliere A., Rossi G., and Sutera A. 2003. Spatial variability of drought: An analysis of the SPI in Sicily. *Water Resources Management* 17(4): 273-296.
- 6-Bordi I., Fraedrich K., Jiang J.-M., and Sutera A. 2004. Spatio-temporal variability of dry and wet periods in eastern China. *Theoretical and Applied Climatology* 79(1-2): 81-91.
- 7-De Cesare L., Myers D.E., and Posa D. 1997. Spatial temporal modeling of SO₂ in the Milan district. In: Baafi, E.Y., Schofeld, N.A. (Eds.), *Geostatistics Wollongong '96*, Vol. 2. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 1031-1042.
- 8-De Cesare L., Myers D.E., and Posa D. 2001a. Estimating and modelling space-time correlation structures. *Statistics and Probability Letters* 51(1): 9-14.
- 9-De Cesare L., Myers D.E., and Posa D. 2001b. Product-sum covariance for space-time modeling: an environmental application. *Environmetrics* 12: 1-23.
- 10- De Iaco S., Myers D.E., and Posa D. 2001. Space-time analysis using a general product-sum model. *Statistics and Probability Letters* 52(1): 21-28.
- 11-De Iaco S., Myers D.E., and Posa D. 2002a. Space-time variograms and a functional form for total air pollution measurements. *Computational Statistics and Data Analysis* 41(2): 311-328.
- 12-Dimitrakopoulos R., and Luo X. 1994. Spatiotemporal modeling: covariances and ordinary kriging System. In R. Dimitrakopoulos (ed), *Geostatistics for the Next Century*. Kluwer Academic Publisher, Dordrecht. P. 88-93.
- 13-Dracup J.A., Lee K.S., and Paulson E.G. 1980. On the definition of droughts. *Water Resources Research* 16(2): 297-302.
- 14-Gneiting T. 2002. Nonseparable, stationary covariance functions for space-time data. *American Statistical Association* 97(458): 590-600.

- 15-Gocic M., and Trajkovic S. 2014. Spatiotemporal characteristics of drought in Serbia. *Hydrology* 510: 110–123.
- 16-Gräler B., Rehr M., Gerharz L., and Pebesma E. 2013. Spatio-temporal analysis and interpolation of PM10 measurements in Europe for 2009. ETC/ACM Technical paper 2012/8, March 2013.
- 17-Gräler B., Pebesma E., and Heuvelink G. 2016. Spatio-Temporal Interpolation using gstat. Available at Web site <https://cran.r-project.org/web/packages/gstat/vignettes/spatio-temporal-kriging.pdf>.
- 18-Hasanalizadeh N., Mosaedi A., Zahiri A.R., and Hosseinalizadeh M. 2015. Modeling spatio-temporal variation of monthly precipitation (Case study: Golestan province). *Journal of Water and Soil Conservation* 22(1): 251-269. (In Persian with English abstract)
- 19-Hengl T., Heuvelink G.B.M., Tadić M., and Pebesma E.J. 2012. Spatio-temporal prediction of daily temperatures using time-series of MODIS LST images. *Theoretical and Applied Climatology* 107(1–2): 265–277.
- 20-Heuvelink G.B.M., Griffith D.A. 2010. Space-time geostatistics for geography: A case study of radiation monitoring across parts of Germany. *Geographical Analysis* 42(2): 161–179.
- 21-Hu D., Shu H., Hu H., and Xu J. 2017. Spatiotemporal regression Kriging to predict precipitation using time-series MODIS data. *Cluster Computing* 20(1): 347–357.
- 22-Karamooz M., and Araghi nejhada Sh. 2010. *Advanced Hydrology*. Publication of Amirkabir University of Technology (polytechniques), Tehran. (In Persian)
- 23-Kim D.W., Byun H.R., and Choi K.S. 2009. Evaluation, modification, and application of the Effective Drought Index to 200-Year drought climatology of Seoul, Korea. *Hydrology* 378(1–2): 1–12.
- 24-Kilibarda M., Hengl T., Heuvelink G.B.M., Gräler B., Pebesma E., Perčec Tadić, M., and Bajat B. 2014. Spatio-temporal interpolation of daily temperatures for global land areas at 1 km resolution. *Geophysical Research: Atmospheres* 119(5): 2294–2313.
- 25-Komuscu A.U. 1999. Using the SPI to Analyze Spatial and Temporal Patterns of Drought in Turkey Using the SPI to Analyze Spatial and Temporal Patterns of Drought in Turkey. *Drought Network News* 11(1): 6–13.
- 26-Lloyd-Hughes B., Saunders M.A. 2002. A drought climatology for Europe. *Climatology* 22(13): 1571–1592
- 27-Lorenzo-Lacruz J., and Morán-Tejeda E. 2016. Spatio-temporal patterns of meteorological droughts in the Balearic Islands (Spain). *Cuadernos de Investigación Geográfica* 42(1): 49-66.
- 28-McKee T.B., Doesken N.J., and Kleist J. 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In 8th Conference on Applied Climatology, Anaheim, California, 17-22 January 1993, p. 17–22.
- 29-Montero J., Fernandez-Aviles G., and Mateu J. 2015. *Spatial and Spatio-Temporal Geostatistics Modeling and Kriging*. John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK.
- 30-Oh S.B., Byun H.R., and Kim D.W. 2014. Spatiotemporal characteristics of regional drought occurrence in East Asia. *Theoretical and Applied Climatology* 117(1): 89–101.
- 31-Potop V., Boroneanț C., Možný M., Štěpánek P., and Skalák P. 2014. Observed spatiotemporal characteristics of drought on various time scales over the Czech Republic. *Theoretical and Applied Climatology* 115(3–4): 563–581.
- 32-Raziei T., Saghafian B., Paulo A.A., Pereira L.S., and Bordi I. 2009. Spatial patterns and temporal variability of drought in Western Iran. *Water Resources Management* 23(3): 439–455.
- 33-Rivaz F., Mohammadzadeh M., and Jafari Khaledi M. 2007. Empirical Bayesian prediction for spatio-temporal data under a separable model. *Journal of Statistical Science* 1(1): 45-59. (In Persian)
- 34-Rivaz F., M. Mohammadzadeh M., and Jafari Khaledi M. 2011. Spatio-temporal modeling and prediction of CO concentrations in Tehran city, *Applied Statistics* 38(9): 1995–2007.
- 35-Rodríguez-Iturbe I., and Mejía J.M. 1974. The design of rainfall networks in time and space. *Water Resources Research* 10(4): 713–728.
- 36-Shadeed S. 2013. Spatio-temporal Drought Analysis in Arid and Semi-arid Regions: A Case Study from Palestine. *Arabian Journal for Science and Engineering* 38(9): 2303–2313.
- 37-Snepvangers J.J.J.C., Heuvelink G.B.M., and Huisman J.A. 2003. Soil water content interpolation using spatio-temporal kriging with external drift. *Geoderma* 112(3–4): 253–271.
- 38-Vicente-Serrano S.M., González-Hidalgo J.C., De Luis M., and Raventós J. 2004. Drought patterns in the Mediterranean area: The Valencia region (eastern Spain). *Climate Research* 26(1): 5–15.
- 39-Wilhite D.A. 2000. Drought as a natural hazard: Concepts and definitions. In: Wilhite D (ed) *Drought: A Global Assessment*, Vol 1. Routledge publishers, London. pp. 3–18.
- 40-Wilhite D.A., and Glantz M.H. 1985. Understanding: the Drought Phenomenon: The Role of Definitions. *Water International* 10(3): 111–120.
- 41-Zamani R., Akhonalı A.M., Solaimani K., Ansari A., and Allahbakhshian P. 2012. Application of geostatistics in zone classification of drought severities (Case study: Fars province). *Journal of Watershed Management Research* 6: 15-29. (In Persian with English abstract)
- 42-Zhang Q., Sun P., Li J., Singh V.P., and Liu J. 2015. Spatiotemporal properties of droughts and related impacts on agriculture in Xinjiang, China. *Climatology* 35(7): 1254-1266.



Application of Space-time Geostatistics on Drought Monitoring in Northeast of Iran

M. Sameti¹- S.H. Sanaei Nejad^{2*}- F. Rivaz³- B. Ghahraman⁴

Received: 02-07-2018

Accepted: 27-01-2019

Introduction: Drought is a very complex natural phenomenon which changes with time and space. Spatial and temporal variations of drought are analyzed separately. Geostatistical methods can be used for spatiotemporal analyses to find related spatial and temporal pattern changes. These methods, which use the spatio-temporal data, considering the spatial position of the data relative to each other, also take into account their temporal dependence. If needed, they can estimate values of their variable at any location and any time. Moreover, the drought spatial variations in the studied region can be drawn at every desired period. On the other hand, it is expected that intervening of the time dimension in the equations of these methods, as compared to the purely spatial methods, provide more precision in estimating the values of drought indices, which is studied in this research.

Materials and Methods: Monthly rainfall data of 48 stations in the northeast of Iran for the period of 1981-2012 were used in this study. The SPI drought index is calculated for the 12-month time scale. Data were divided into two groups of training data from 1981-2011 and experimental data of 2012. After analyzing the data regarding their stationarity and isotropic assumptions, the spatiotemporal data were formed and their spatiotemporal empirical variogram was drawn. Furthermore, the purely spatial and temporal variograms for the zero space and time steps were also drawn. Then, four models of the spatiotemporal variogram functions were applied on the training data. The performance of these models was tested and compared by estimating the parameters of the model based on the Square Error (MSE). Moreover, three-dimensional fitted variograms were drawn for different models. Mean The best spatiotemporal variogram model was selected by comparing the models prediction with experimental data using the Mean Square Prediction Error (MSPE). Using spatiotemporal kriging method, the predicted values of experimental data were interpolated and that of the observed values were interpolated by kriging method. Cross validation on experimental data was also performed using RMSE, MAE, ME and COR. Then spatiotemporal and purely spatial variogram models were investigated and compared.

Results and Discussion: The results showed that the 12-month SPI index had no spatial trend but had a decreasing trend against the time. Hence, a simple regression equation was used for fitting the trend of the data. After detrending the data, the SPI index values were considered as the dependent variable, while the time was taken as the independent variable. On the other hand, drawing the variogram in different directions (0° , 45° , 90° , and 135°) had no significant effect relative to each other, and the hypothesis of isotropic state was accepted. The plots of purely spatial and temporal variograms showed that the spherical variogram for space and the linear variogram for the time would have the best fitting. The empirical 3-D and 2-D spatiotemporal variograms of the training data were plotted. The empirical 3-D variogram showed that the data had reached to its temporal sill in a 1-year time lag, and had reached to its spatial sill, in about 25-kilometers, which are in conformity with the purely spatial and temporal variograms. The comparison of different variogram functions showed that the MSE values of the separable, metric, product-sum and sum-metric models were 0.00139, 0.00295, 0.00111, and 0.00112, respectively, the last two of which had fewer errors. Drawing the spatiotemporal variogram of these functions showed that the spatiotemporal variogram of product-sum and sum-metric models have more similarity to the sample one. Regarding the selection of the best model, the MSPE statistics of the product-sum and sum-metric models were 0.281 and 0.389, respectively. Therefore, the product-sum model could be selected as the best model. The least rate of errors was found in the exponential variogram model for space, and in the linear variogram for the time. The parameters of the nugget effect, partial sill and range for the spatial variogram would be 0.00, 0.063, and 5.78, and for the temporal variogram would be 0.00, 0.635, and 1.044, respectively. After predicting values of 12-month SPI in 2012 by the product-sum variogram model and adding the values of the trend, they were interpolated by using

1, 2 and 4- Ph.D Student, Associate Professor and Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran, respectively.

(*- Corresponding Author Email: sanaein@gmail.com)

3- Assistant Professor, Department of Statistics, Faculty of Mathematical Sciences, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

the spatiotemporal kriging, and the observed values were interpolated by the use of kriging. The obtained plot from the predicted values had great similarity with that of the observed values, which indicates the appropriate capability of the model in predicting the unobserved values. The cross-validation of different spatiotemporal and the spatial models with 25 and 47 neighborhoods showed that the performance of the models had no significant differences relative to each other, and they also had no better performance relative to the purely spatial model.

Conclusion: The results of this study showed that the product-sum model had a better performance among different spatiotemporal variogram models in predicting the 12-month SPI values of 2012. However, the performances of different spatiotemporal models were quite close to each other. There is no significant difference that could be observed between spatiotemporal and purely spatial models. Also, it is proposed to use the dynamic spatiotemporal models and the results to be compared with the classical models.

Keywords: Drought, Geostatistics, Kriging, Product-sum, Spatiotemporal