



دانشگاه گواران، منابع طبیعی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد بیست و ششم، شماره چهارم، ۱۳۹۸
۱۱۵-۱۲۳

<http://jwsc.gau.ac.ir>
DOI: 10.22069/jwsc.2019.15898.3116

پیش‌بینی مکانی - زمانی خشکسالی با استفاده از شاخص SPEI در شمال شرق ایران

مهسا سامتی^۱، * سید حسین ثنائی‌نژاد^۲، بیژن قهرمان^۳ و فیروزه ریواز^۴

^۱ دانشجوی دکتری گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد، دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد،

^۲ استاد گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد، ^۳ استادیار گروه آمار، دانشگاه شهید بهشتی

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۹/۰۶؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۲/۳۰

چکیده

سابقه و هدف: خشک‌سالی به‌عنوان پیچیده‌ترین و خطرناک‌ترین بلایای طبیعی است که هم در مکان و هم طی زمان تغییر می‌کند. گرمایش جهانی در سال‌های اخیر باعث تشدید این‌گونه رویدادهای حدی شده است. از این‌رو استفاده از شاخص‌های خشک‌سالی که هر دو اثر بارش و دما را در نظر می‌گیرند و نیز استفاده از روش‌های توأم مکانی-زمانی که گسترش یافته آمار مکانی هستند، احتمالاً می‌تواند باعث پایش بهتر خشک‌سالی‌ها و در نتیجه افزایش دقت پیش‌بینی‌ها گردد. در این روش‌ها ساختار همبستگی داده‌ها توسط توابع کوواریانس مکانی-زمانی مشخص می‌شود. هدف از این پژوهش به‌کارگیری و مقایسه چند تابع تغییرنگار مکانی-زمانی برای پیش‌بینی و پهنه‌بندی مکانی-زمانی خشک‌سالی با استفاده از شاخص SPEI در مقیاس ۱۲ ماهه است.

مواد و روش‌ها: در این پژوهش از داده‌های ماهانه بارندگی و دمای ۴۸ ایستگاه در شمال شرق کشور طی دوره آماری ۱۹۸۱-۲۰۱۲ برای محاسبه مقادیر شاخص SPEI در مقیاس ۱۲ ماهه استفاده شده است. تحلیل اکتشافی داده‌ها از نظر فرض‌های مانایی و همسانگردی نیز مورد بررسی قرار گرفت. داده‌ها به دو گروه داده‌های آموزشی و آزمایشی سال ۲۰۱۲ تقسیم شدند. توابع کوواریانس مکانی-زمانی تفکیک‌پذیر، متریک، متریک-جمعی و ضربی-جمعی با تعیین بهترین ترکیب از تغییرنگارهای کروی، خطی و نمایی برای هر یک از تغییرنگارهای مکانی و زمانی بر روی داده‌های آموزشی برازش داده شدند. بهترین مدل با استفاده از معیارهای آماری MSE و MSPE، انتخاب و پارامترهای مورد نیاز آن برآورد شدند. در نهایت با استفاده از کریجینگ مکانی-زمانی، داده‌های آزمایشی پیش‌بینی و پهنه‌بندی شده و با نقشه مقادیر مشاهداتی مقایسه شدند. اعتبارسنجی متقابل مدل‌های مکانی-زمانی و مکانی محض از طریق معیارهای آماری ME، COR، MAE و RMSE با به‌کارگیری ۲۵ و ۴۷ همسایگی انجام گرفت.

یافته‌ها: بررسی مانایی داده‌های مکانی-زمانی، مانایی در فضا را نشان داد. رسم میانگین سری زمانی داده‌ها هم یک روند کاهشی را نشان داد که توسط یک رابطه رگرسیونی ساده با به‌کارگیری مقادیر شاخص SPEI به‌عنوان متغیر

* مسئول مکاتبه: sanaein@gmail.com

وابسته و زمان به‌عنوان متغیر تبیینی مدل گردید و داده‌ها روندزدایی شدند. تغییرنگار مکانی داده‌ها در چهار جهت صفر، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه، تفاوت زیادی را بین چهار تغییرنگار نشان نداد و بنابراین فرض همسانگردی مورد پذیرش قرار گرفت. برای تعیین ساختار همبستگی داده‌ها از مدل‌های تفکیک‌پذیر، متریک، متریک-جمعی و ضربی-جمعی استفاده شد. مقایسه مدل‌ها از طریق معیار MSE نشان داد دو مدل ضربی-جمعی و متریک جمعی خطای کم‌تری نسبت به دو مدل دیگر دارند. مقایسه این دو مدل در پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده از طریق معیار MSPE، مدل ضربی-جمعی را با تغییرنگار خطی برای هر دو فضا و زمان به‌عنوان مدل برتر انتخاب نمود. پس از برآورد پارامترهای مدل و با به‌کارگیری کریجینگ مکانی-زمانی، مقادیر شاخص SPEI برای داده‌های آزمایشی پیش‌بینی و نقشه مکانی-زمانی آن‌ها ترسیم شد. شباهت نقشه مقادیر پیش‌بینی شده و نقشه مقادیر مشاهداتی نشان داد عملکرد خوب در پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده را نشان داد. اعتبارسنجی مدل‌های تغییرنگار مکانی-زمانی و مکانی محض نیز نشان داد عملکرد مدل‌های مختلف بسیار نزدیک به یکدیگر بوده است.

نتیجه‌گیری: نتایج این پژوهش نشان داد مدل کوواریانس مکانی-زمانی ضربی-جمعی نسبت به مدل‌های دیگر توانایی خوبی در پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده دارد و به کمک این گونه مدل‌ها می‌توان مقادیر متغیر مورد نظر خود را در هر موقعیت مکانی و هر مقطع زمانی پیش‌بینی نمود. هم‌چنین اعتبارسنجی مدل‌ها نشان داد مدل‌های مختلف مکانی-زمانی و فضایی محض تفاوت چشمگیری نسبت به یکدیگر نداشته و دقت مدل‌ها نیز نسبت به حالت مکانی محض افزایش پیدا نکرده است.

واژه‌های کلیدی: خشک‌سالی، شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده، کریجینگ مکانی-زمانی، مدل ضربی-جمعی

مقدمه

آمار مکانی شاخه‌ای از علم آمار است که در آن متغیرهایی که ساختار همبستگی مکانی دارند، مورد مطالعه قرار می‌گیرند. در این شاخه سعی بر آن است تا این ساختار، یعنی ارتباط بین مقادیر متغیر، فاصله و جهت قرارگیری آن‌ها تعیین شده و به‌منظور افزایش دقت در تحلیل آماری آن‌ها مورد استفاده قرار گیرد (۲۰). بیش‌تر داده‌های مکانی در علوم محیطی مانند هواشناسی، محیط‌زیست، زمین‌شناسی و اقیانوس‌شناسی در طول زمان نیز به یکدیگر وابسته‌اند. این نوع داده‌ها که هم از نظر موقعیت مکانی و هم از نظر موقعیت زمانی وابسته‌اند را داده‌های مکانی-زمانی می‌نامند (۲۲). به‌عنوان مثال، اگر موضوع تحت

مطالعه آلودگی هوا به‌دلیل ذرات معلق در یک شهر خاص باشد، با در نظر گرفتن هر دوی مکان و زمان نسبت به در نظر گرفتن توزیع مکانی محض در یک زمان معین (یک فرآیند مکانی محض)، مزایای مهمی به‌دست می‌آید (۲۱). ساختار همبستگی داده‌های مکانی-زمانی عموماً به‌وسیله کوواریانس مکانی-زمانی تعیین می‌شود که از طرفی سخت‌ترین بخش تحلیل مکانی-زمانی داده‌ها محسوب شده و از طرف دیگر سبب افزایش دقت تحلیل‌ها می‌شود. در سال‌های اخیر پژوهشگران تلاش‌های زیادی برای تعیین ساختار همبستگی، مدل‌سازی و تحلیل چنین داده‌هایی انجام داده‌اند (۴، ۸، ۹، ۱۰، ۱۳، ۱۴، ۲۵ و ۲۷). در نهایت، ساده‌سازی برازش توابع کوواریانس

از جمله مطالعاتی که با استفاده از این روش‌ها انجام گرفته است می‌توان به مطالعه هیوولینک و گریفیت (۲۰۱۰) اشاره نمود که مدل کوواریانس متریک- جمعی را برای تحلیل مکانی- زمانی داده‌های متوسط ماهانه تابش اشعه گاما طی ۵ سال ۲۰۰۳-۲۰۰۷، به‌کار گرفتند (۱۷). ریواز و همکاران (۲۰۱۱) با در نظر گرفتن یک مدل ضربی- جمعی برای داده‌های غلظت مونوکسید کربن در سطح شهر تهران، به پیش‌بینی مونوکسیدکربن مبتنی بر روش بیز تجربی پرداختند (۲۳). هنگل و همکاران (۲۰۱۲) به‌منظور تولید نقشه‌های دمای هوای روزانه، از مدل کوواریانس متریک- جمعی با استفاده از اندازه‌گیری‌های زمینی ۱۵۹ ایستگاه و تصاویر دمای سطح زمین ماهواره MODIS^۲، در سال ۲۰۰۸، بهره گرفتند (۱۶). اکبرزاده و قهرمان (۲۰۱۳) برای تعیین شبکه بهینه پایش کیفی منابع آب زیرزمینی دشت مشهد با استفاده از داده‌های نیترات ۱۰۳ حلقه چاه و طی سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۸۹، از آنتروپی و کریجینگ مکانی- زمانی با استفاده از تابع کوواریانس تفکیک‌پذیر ضربی به‌صورت هم‌زمان استفاده کردند (۳). کیلیباردا و همکاران (۲۰۱۴) درون‌یابی مکانی- زمانی داده‌های میانگین، بیشینه و کمینه دمای هوای روزانه را با استفاده از مدل متریک- جمعی، انجام دادند (۱۹). حسنعلی‌زاده و همکاران (۲۰۱۵) نیز با استفاده از داده‌های بارش ماهانه ۳۰ ایستگاه در دوره آماری ۱۳۶۱-۱۳۹۱، مدل‌سازی مکانی- زمانی بارش ماهانه استان گلستان را با مقایسه انواع مدل‌های تغییرنگار مکانی- زمانی و انتخاب مدل متریک- جمعی به‌عنوان بهترین مدل و سپس استفاده از کریجینگ مکانی- زمانی، انجام دادند (۱۵). گرالر و همکاران (۲۰۱۶) نیز

مکانی- زمانی معتبر از طریق اعمال شرایطی خاص بر آن‌ها صورت گرفته است. توابع کوواریانس کلاسیک مکانی- زمانی معتبر تعریف‌شده به دو گروه تفکیک‌پذیر و تفکیک‌ناپذیر تقسیم شده است (۲۰).

تغییرات مکانی و زمانی داده‌ها، حجم داده‌های جمع‌آوری‌شده در ایستگاه‌های پایش و تأثیر عوامل مختلف طبیعی و غیرطبیعی بر پدیده موردنظر، باعث پیچیدگی تحلیل‌ها شده است. خشک‌سالی یکی از پیچیده‌ترین پدیده‌های طبیعی است که هم در مکان و هم در زمان تغییر می‌کند. این پدیده توسط شاخص‌های مختلف خشک‌سالی در ایستگاه‌های مختلف مورد محاسبه قرار می‌گیرد. گرمایش جهانی ناشی از تغییر اقلیم نیز باعث تسریع چرخه هیدرولوژی و تشدید وقایع حدی مانند سیل‌ها و خشک‌سالی‌ها شده است. بر خلاف شاخص‌های خشک‌سالی ابتدایی که تنها از داده‌های بارش در محاسبات خود استفاده می‌کردند شاخص‌های جدید معرفی شده در سال‌های اخیر تأثیر دما را نیز در معادلات خود دخالت داده‌اند. به‌عنوان مثال شاخص SPEI^۱ که توسط ویستنه- سرانو و همکاران معرفی شده است، از جمله شاخص‌هایی است که از هر دو داده بارش و دما استفاده کرده و اثر افزایش حرارت پیش‌بینی‌شده را نیز مدنظر قرار می‌دهد (۲۸). از طرف دیگر استفاده از روش‌های تحلیل توأم مکانی- زمانی در سال‌های اخیر با اضافه کردن بعد زمان به بعد مکان، قابلیت‌های زیادی را در اختیار قرار داده‌اند. این نوع مدل‌ها که هر دو وابستگی‌های مکانی و زمانی را به‌صورت هم‌زمان در نظر می‌گیرند، می‌توانند در هر موقعیتی از فضای مورد مطالعه و هر مقطع زمانی، متغیر موردنظر را پیش‌بینی نموده و با به‌کارگیری کریجینگ مکانی- زمانی، نقشه پهنه‌بندی‌شده آن را نیز ارائه دهند.

1- Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index

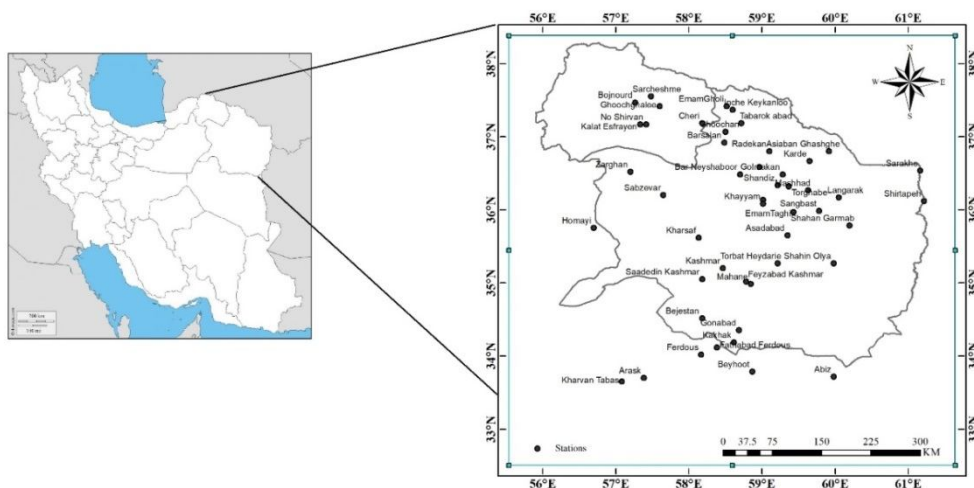
2- Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: محدود مورد مطالعه، شمال شرق ایران (شامل استان‌های خراسان رضوی و شمالی) می‌باشد. گستره خراسان رضوی در فاصله طول جغرافیایی ۵۶ درجه و ۱۹ دقیقه تا ۶۱ درجه و ۱۶ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۳ درجه و ۵۲ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۴۲ دقیقه شمالی با مساحت بیش از ۱۲۷,۰۰۰ کیلومترمربع و گستره خراسان شمالی از ۵۵ درجه و ۵۲ دقیقه تا ۵۸ درجه و ۲۸ دقیقه شرقی و ۳۶ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۱۸ دقیقه شمال جغرافیایی با مساحت حدود ۲۸,۴۳۴ کیلومترمربع است. به دلیل وجود اختلاف ارتفاع زیاد و نیز ورود انواع مختلف توده‌های هوا، اقلیم منطقه بسیار متغیر است. از بین همه ایستگاه‌های قابل دسترس، به طور کلی داده‌های بارش ماهانه ۴۸ ایستگاه شامل (۱۰ ایستگاه سینوپتیک، ۳۳ ایستگاه باران‌سنجی و ۵ ایستگاه اقلیم‌شناسی) از سازمان هواشناسی کشاورزی استخراج گردید که از میان آن‌ها تنها ۱۵ ایستگاه دارای داده متوسط دمای ماهانه بودند. شکل ۱، منطقه مطالعاتی و توزیع ایستگاه‌ها را نمایش می‌دهد. سپس ایستگاه‌های دارای داده آماری بیش از ۳۰ سال انتخاب و دوره 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 هر ماه مورد آزمون قرار گرفت و در موارد مورد نیاز، داده‌ها با استفاده از روش جرم مضاعف اصلاح شدند.

به مدل‌سازی مکانی-زمانی داده‌های روزانه PM₁₀ مربوط به سال ۲۰۰۵ در آلمان پرداختند و مدل‌های مختلف تغییرنگار مکانی-زمانی شامل مدل‌های تفکیک‌پذیر، متریک، ضربی-جمعی و متریک-جمعی را ارزیابی و مقایسه کردند و مدل متریک-جمعی را به عنوان مدل برتر انتخاب نمودند (۱۲). هو و همکاران (۲۰۱۷) کریجینگ مکانی-زمانی را برای پیش‌بینی بارش با استفاده از تابع تغییرنگار ضربی-جمعی با استفاده از داده‌های سری زمانی MODIS در ۵۹ ایستگاه هواشناسی و برای دوره ۲۰۰۴-۲۰۱۳ در زینجیانگ چین، به کار بردند (۱۸). احمد و همکاران (۲۰۱۸) نیز تحلیل مکانی-زمانی آلودگی هوا را با استفاده از متوسط ماهانه PM₁₀، NO₂ و SO₂ طی سال‌های ۲۰۱۱-۲۰۱۵ در مصر مورد بررسی قرار داده و از میان مدل‌های مختلف، مدل متریک-جمعی را به عنوان بهترین مدل برای مدل‌سازی ساختار همبستگی مکانی-زمانی ارائه نمودند (۲).

از آن‌جا که تاکنون مطالعه‌ای در زمینه استفاده از آمار مکانی-زمانی برای پیش‌بینی و پیش‌خشک‌سالی‌ها انجام نشده است، در این مطالعه از تابع کوواریانس مکانی-زمانی تفکیک‌ناپذیر ضربی-جمعی به منظور پیش‌بینی داده‌های شاخص SPEI در مقیاس ۱۲ ماهه سال ۲۰۱۲ استفاده شده است. نقشه مقادیر پیش‌بینی شده توسط کریجینگ مکانی-زمانی با نقشه مقادیر مشاهداتی مورد مقایسه قرار گرفته است.



شکل ۱- موقعیت ایستگاه‌ها در منطقه مورد مطالعه.

Figure 1. Location of stations in the study area.

تغییرنگار تجربی مقادیر متوسط شاخص به صورت مکانی (در چهار جهت صفر، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه) ترسیم و یک مدل مناسب بر آن‌ها برازش داده می‌شود. در صورتی که نمودارها در چهار جهت مختلف بر هم منطبق باشند، همسانگرد بودن داده‌ها مورد پذیرش قرار می‌گیرد. پس از تحلیل اکتشافی داده‌ها، داده مکانی- زمانی تشکیل و به دو سری داده آموزشی (۲۰۱۱-۱۹۸۱) و داده آزمایشی ۲۰۱۲ تقسیم شد. با انتخاب تابع کوواریانس مکانی- زمانی ضربی- جمعی و استفاده از توابع تغییرنگار مناسب مکانی و زمانی برای رسیدن به کم‌ترین خطا، ساختار همبستگی داده‌ها تعیین و با به‌کارگیری کریجینگ معمولی مقادیر مربوط به داده‌های آزمایشی پیش‌بینی و پهنه‌بندی شدند و نقشه‌های مکانی- زمانی آن‌ها ترسیم گردید. محاسبه شاخص SPEI: این شاخص که توسط ویسنه- سرانو و همکاران پیشنهاد شده است از معادله ساده بیلان آب یعنی اختلاف بین مقدار بارندگی P و تبخیر و تعرق پتانسیل PE برای ماه i مطابق رابطه ۱ استفاده می‌کند (۲۸).

در این پژوهش با استفاده از اطلاعات ۱۵ ایستگاه دارای اطلاعات دمای ماهانه و به‌کارگیری روش میان‌بایی وزندهی معکوس IDW (نقشه دمای مربوط به سایر ایستگاه‌ها (۳۳ ایستگاه دیگر) برای هر ماه ترسیم و با نمونه‌گیری از آن مقدار دمای ایستگاه‌های فاقد آمار دما استخراج گردید. بدین ترتیب برای تمامی ۴۸ ایستگاه داده بارش و دما در اختیار قرار گرفت و شاخص SPEI با استفاده از پکیج SPEI نصب شده در نرم‌افزار R محاسبه گردید. پس از آن بررسی داده‌ها به منظور داشتن روند و همسانگردی آن‌ها مورد بررسی قرار گرفت. به منظور بررسی روند در داده‌ها، مقادیر متوسط مکانی شاخص در برابر طول و عرض جغرافیایی و مقادیر متوسط زمانی شاخص در برابر زمان ترسیم می‌شود. وجود هر گونه رابطه مشخصی میان هر یک از متغیرهای مستقل طول و عرض جغرافیایی و زمان، به معنای وجود روند بوده و باید با استفاده از روش مناسب مدل شود که ساده‌ترین کار استفاده از معادلات رگرسیونی می‌باشد. پس از حذف روند از داده‌ها به بررسی همسانگرد بودن آن‌ها پرداخته شد. بدین ترتیب که

2- Precipitation

3- Potential Evapotranspiration

1- Inverse Distance Weighting

$$D_i = P_i - PE_i \quad (1)$$

را انتخاب نمود. نتایج نشان داده است از بین توابع مختلف، تابع چگالی احتمال لوگ-لجستیک سه‌پارامتری برازش خوبی بر سری داده‌ها در مقیاس‌های زمانی مختلف دارد. شکل کلی این تابع به صورت رابطه ۲ است:

$$f(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x-\gamma}{\alpha}\right)^{\beta-1} \left[1 + \left(\frac{x-\gamma}{\alpha}\right)^{\beta}\right]^{-2} \quad (2)$$

محدوده $(\gamma > D < \infty)$ و تابع احتمال تجمعی آن نیز مطابق رابطه ۳ است:

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x-\gamma}\right)^{\beta}\right]^{-1} \quad (3)$$

$F(x)$ ، به دست آید. برای مثال، با پیروی از تقریب کلاسیک زیر (۱)،

$$SPEI = W - \frac{C_0 + C_1 W + C_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} \quad (4)$$

که

$$W = \sqrt{-2 \ln(p)} \quad \text{for } P \leq 0.5 \quad (5)$$

P با $1-P$ جایگزین شده و علامت SPEI به دست آمده معکوس می‌شود. ضرایب به صورت زیر هستند:

$$C_0 = 2/515517, C_1 = 0.802853, C_2 = 0.10328$$

$$d_1 = 1/432788, d_2 = 0.189269, d_3 = 0.01308$$

لوگ-لجستیک مربوط به ۵۰٪ احتمال تجمعی است.

در این پژوهش برای محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل از روش ساده تورنت وایت استفاده شده است. همانند روش محاسباتی شاخص SPI^1 ، در این شاخص نیز باید یک تابع چگالی احتمال مناسب بر مقادیر احتمال تجمعی D_i برازش داده شود. به منظور پوشش دادن مقادیر منفی D_i ، یک توزیع سه‌پارامتری

که در آن، α ، β و γ پارامترهای مقیاس، شکل و موقعیت توزیع آماری هستند که برای مقادیر D در

با در اختیار داشتن $F(x)$ ، برای تبدیل توزیع آماری لوگ-لجستیک به توزیع آماری نرمال، SPEI می‌تواند به سادگی به عنوان مقادیر استاندارد شده

و P احتمال تجاوز از مقدار معین D ، $P = 1 - F(x)$ است. اگر $P \geq 0.5$ ، در این صورت

مقدار میانگین عدد SPEI، صفر و انحراف معیار آن برابر یک است. SPEI یک متغیر استاندارد شده است و می‌تواند با سایر مقادیر SPEI در مکان و زمان مقایسه شود. SPEI برابر صفر، طبق توزیع

است. تغییرات مکانی- زمانی $Z(s, t)$ می‌تواند به صورت رابطه ۶ مدل شود:

$$Z(s, t) = \mu(s, t) + Y(s, t) \quad (6)$$

مدل‌سازی ساختار روند: بخش جبری مدل به وسیله رابطه ۷ مدل می‌شود:

$$\mu(s, t) = \sum_{h=1}^p a_h f_h(s, t) \quad (7)$$

مدل‌سازی ساختار همبستگی مکانی- زمانی: بخش تصادفی مدل نیز یک فرآیند گاوسی با میانگین صفر فرض می‌شود که توسط تابع کوواریانس در رابطه ۸ یا نیم‌تغییرنگار در رابطه ۹ مدل می‌شود.

$$C(s_i, t_i, s_j, t_j) = E[Y(s_i, t_i) \times Y(s_j, t_j)] \quad (8)$$

$$\gamma(s_i, t_i, s_j, t_j) = \frac{1}{2} E[(Y(s_i, t_i) - Y(s_j, t_j))^2] \quad (9)$$

چگونگی ترکیب مدل‌های مکانی و زمانی معتبر برای به دست آوردن مدل‌های تغییرنگار مکانی- زمانی معتبر پرداخته‌اند که در ادامه به چهار مورد از آن‌ها اشاره شده است. اگر برای $h = s_i - s_j$ و $u = t_i - t_j$ تابع تغییرنگار به صورت رابطه ۱۰ بیان شود:

$$\gamma(h, u) = C_s(0)\gamma_t(u) + C_t(0)\gamma_s(h) - \gamma_s(h)\gamma_t(u) \quad (10)$$

تابع تغییرنگار ضربی- جمعی مطابق رابطه ۱۱ است.

میدان تصادفی مکانی- زمانی: میدان تصادفی مکانی- زمانی $Z(\cdot; \cdot)$ در دامنه مکانی S و دامنه زمانی T تغییر می‌کند و شامل مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی مانند $Z(\cdot, \cdot) = \{Z(s, t); (s, t) \in S \times T \subseteq \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}\}$

که $\mu(s, t)$ بخش جبری مدل و بیانگر تغییرات بزرگ- مقیاس یا روند و $Y(s, t)$ بخش تصادفی مدل و بیانگر تغییرات کوچک- مقیاس و تغییرات مکانی و زمانی می‌باشد (۲۱).

که $f_h(s, t), h = 1, \dots, p$ تابع معلوم و تعداد p ترم‌های به کار گرفته شده در تقریب و ضرایب a_h رگرسیونی هستند.

تحلیل ساختار همبستگی مکانی- زمانی داده‌ها مستلزم برآزش یک مدل همبستگی معتبر به تغییرنگار یا کوواریانس تجربی داده‌هاست. اما بسط یک مدل مکانی به مکانی- زمانی به سادگی امکان‌پذیر نیست. به همین دلیل بسیاری از پژوهشگران به مطالعه

که در آن، $\gamma_s(h)$ و $\gamma_t(u)$ به ترتیب توابع تغییرنگار معتبر مکانی و زمانی و $C_t(0)$ و $C_s(0)$ آستانه مکانی و زمانی باشند، آن را تابع تغییرنگار مکانی- زمانی ضربی یا تفکیک‌پذیر می‌نامند (۵ و ۲۴).

$$\gamma(h, u) = (k_2 + k_1 \cdot C_t(0))\gamma_s(h) + (k_3 + k_1 C_s(0))\gamma_t(u) - k_1 \gamma_s(h)\gamma_t(u) \quad (11)$$

تابع تغییرنگار مکانی- زمانی متریک به صورت رابطه ۱۲ بیان می‌شود به طوری که α ضریب ناهمسانگردی است که واحدهای جداسازی زمانی (u) را به فواصل مکانی (h) تبدیل می‌کند (۱۱):

که در آن، $k_3 \geq 0$ ، $k_2 \geq 0$ و $k_1 > 0$ ضرایب ثابتی هستند که شرط معتبر بودن تابع را تضمین می‌کنند (۶، ۷، ۸ و ۹).

$$\gamma(h, u) = \gamma_{st}(\sqrt{h^2 + (\alpha \cdot u)^2}) \quad (12)$$

و ساختار تابع تغییرنگار متریک- جمعی مطابق رابطه ۱۳ است (۲۶).

و γ_{st} تغییرنگار توأم می‌باشد.

$$\gamma(h, u) = \gamma_s(h) + \gamma_t(u) + \gamma_{st}(\sqrt{h^2 + (\alpha \cdot u)^2}) \quad (13)$$

برای پیش‌بینی داده‌های آزمایشی استفاده می‌شود. طبق رابطه ۱۴، فرمول‌های کریجینگ مکانی- زمانی به لحاظ ریاضی یا آماری تفاوت اساسی با فرمول‌های کریجینگ مکانی ندارند.

پیش‌بینی مکانی- زمانی

کریجینگ مکانی- زمانی: پس از برآورد پارامترهای تابع تغییرنگار مکانی- زمانی با استفاده از داده‌های آموزشی روند زدوده، از کریجینگ مکانی- زمانی به‌عنوان بهترین پیشگوی خطی نارایب^۱ (BLUP)

$$\hat{Y} = C_0^T C^{-1} \bar{Y} \quad (14)$$

باقیمانده‌هاست. طبق رابطه ۱۵، پس از پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده سال ۲۰۱۲، مقدار روند به داده‌ها اضافه می‌شود تا مقادیر نهایی پیش‌بینی به‌دست آیند.

که در آن، C ماتریس واریانس- کوواریانس $n \times n$ باقیمانده‌ها در n نقطه مشاهداتی مکانی- زمانی، C_0 بردار کوواریانس بین باقیمانده‌ها در نقاط مشاهداتی و پیش‌بینی، T ماتریس ترانزاده و \bar{Y} بردار

$$\hat{Z}(s_0, t_0) = \hat{\mu}(s_0, t_0) + \hat{Y}(s_0, t_0) \quad (15)$$

ارزیابی مدل: برای ارزیابی دقت مدل تغییرنگار مکانی- زمانی در برآورد پارامترها، از معیار میانگین مربع خطاها^۲ (MSE) طبق رابطه ۱۶ استفاده شد:

که در آن، $\hat{\mu}(s_0, t_0)$ تابع رگرسیونی خطی مربوط به روند است (۱۹).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z^*(x_i) - Z(x_i))^2 \quad (16)$$

1- Best Linear Unbiased Prediction

2- Mean Square Error

مقایسه عملکرد مدل‌ها در پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده نیز توسط رابطه ۱۷ که بیانگر معیار میانگین مربع خطاهای پیش‌بینی (MSPE) است، انجام گرفته است:

$$MSPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z^*(x_i) - Z(x_i))^2 \quad (17)$$

سری حذف شده و پیش‌بینی‌ها بدون در نظر گرفتن آن مشاهده صورت می‌گیرد و واریانس همراه با این پیش‌بینی‌ها $(\sigma_{-i}^2(s_i, t_i))$ نیز براساس مشاهدات باقیمانده به دست می‌آید. از نتیجه فوق می‌توان معیارهای آماری جذر میانگین مربعات خطا $(RMSE)^2$ ، میانگین خطای مطلق $(MAE)^3$ ، میانگین خطا $(ME)^4$ و همبستگی $(COR)^5$ را طبق رابطه‌های ۱۸ تا ۲۱ به دست آورد (۲۱):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{Z^*(x_i) - Z(x_i)\}^2} \quad (18)$$

$$MAE = \frac{1}{n} |Z^*(x_i) - Z(x_i)| \quad (19)$$

$$ME = \frac{1}{n} (Z^*(x_i) - Z(x_i)) \quad (20)$$

$$COR = \frac{Cov(Z^*, Z)}{\sqrt{Var(Z^*)Var(Z)}} \quad (21)$$

میانگین به دو صورت مکانی و زمانی بررسی می‌شود. برای بررسی مانایی میانگین در فضا، میانگین مقادیر SPEI ۱۲ ماهه تمامی ایستگاه‌ها در برابر طول و عرض جغرافیایی ترسیم شد اما الگوی مشخصی بین شاخص SPEI و متغیرهای طول و عرض جغرافیایی مشاهده نشد. بنابراین تابع روندی در فضا در نظر

که در آن، $Z^*(x_i)$ مقادیر برآوردشده به وسیله تغییرنگار برازش یافته، $Z(x_i)$ مقادیر تغییرنگار نمونه و n تعداد مشاهدات است.

که در آن، $Z^*(x_i)$ مقدار پیش‌بینی شده SPEI با استفاده از داده‌های آزمایشی، $Z(x_i)$ مقدار مشاهداتی SPEI و n تعداد موقعیت‌های پیش‌بینی شده است. اعتبارسنجی متقابل $(CV)^1$ یا روش حذف تک‌به‌تک، ارزیابی عملکرد مدل هم‌تغییرنگار انتخابی را با مقادیر پیش‌بینی شده $\hat{Z}_{-i}(s_i, t_i)$ برای هر یک از مشاهدات $Z(s_i, t_i)$ $i = 1, \dots, n$ انجام می‌دهد با این تفاوت که هر بار طبق اندیس $-i$ ، مشاهده $Z(s_i, t_i)$ از

که در آن‌ها $Z^*(x_i)$ مقدار برآوردشده SPEI با استفاده از داده‌های آزمایشی، $Z(x_i)$ مقدار مشاهداتی SPEI و n تعداد موقعیت‌های پیش‌بینی شده است. $Cov(Z^*, Z)$ بیانگر کوواریانس و $Var(Z^*)$ و $Var(Z)$ نیز بیانگر واریانس مقادیر Z^* و Z می‌باشند.

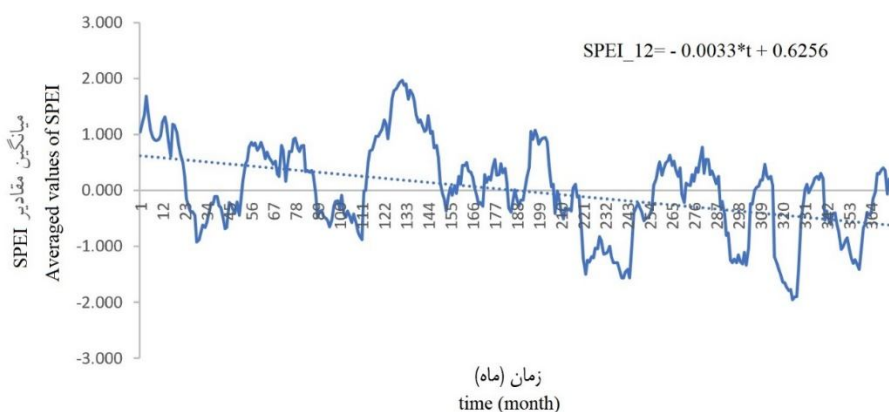
نتایج و بحث

قبل از هر گونه مدل‌سازی مکانی-زمانی داده‌ها، ابتدا بررسی ماهیت داده‌ها از نظر فرض‌های مانایی در میانگین و همسانگردی انجام شده است. مانایی در

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

طبق شکل ۲ یک روند نزولی قابل مشاهده است. بنابراین برای زمان روند به صورت یک رابطه رگرسیونی ساده درجه ۱ در نظر گرفته شد.

گرفته نشد. مانایی میانگین در زمان نیز با رسم متوسط مقادیر شاخص SPEI مربوط به ایستگاه‌ها در تمامی دوره زمانی موردنظر، در برابر زمان ترسیم گردید که

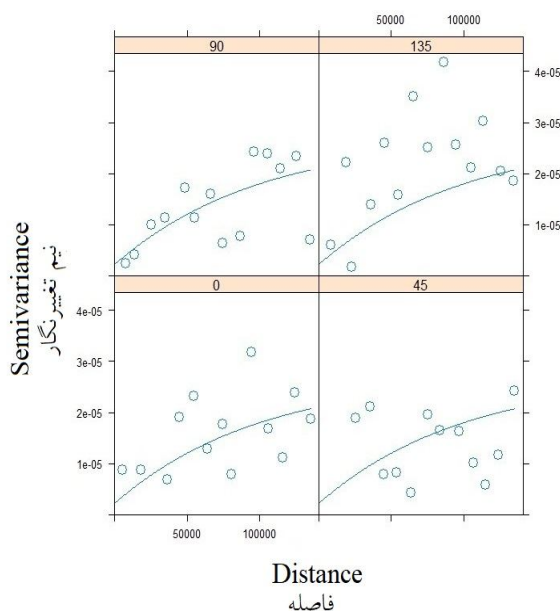


شکل ۲- سری زمانی متوسط مقادیر SPEI ۱۲ ماهه.

Figure 2. Average time series of the 12-month SPEI values.

می‌دهد تغییرنگارها در تمام جهت‌ها تفاوت معنی‌داری نسبت یکدیگر نداشته و تقریباً بر هم منطبق هستند؛ بنابراین فرض همسانگردی مورد پذیرش قرار می‌گیرد.

پس از حذف روند زمانی از داده‌ها، فرض همسانگرد بودن داده‌ها نیز با رسم مقادیر تغییرنگار داده‌های روندزوده در چهار جهت صفر، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه مورد آزمون قرار گرفت. شکل ۳ نشان

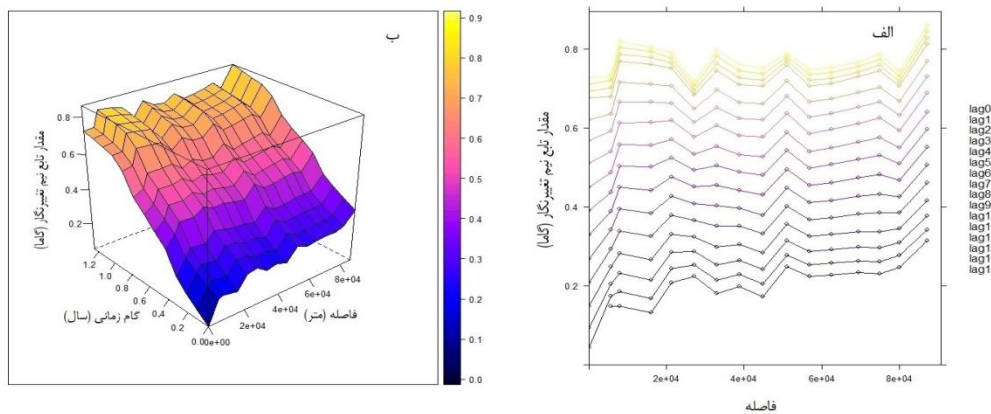


شکل ۳- تغییرنگار متوسط مقادیر SPEI در چهار جهت مختلف (۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه).

Figure 3. Variogram of averaged SPEI values in four different directions (0, 45, 90 and 135 degrees).

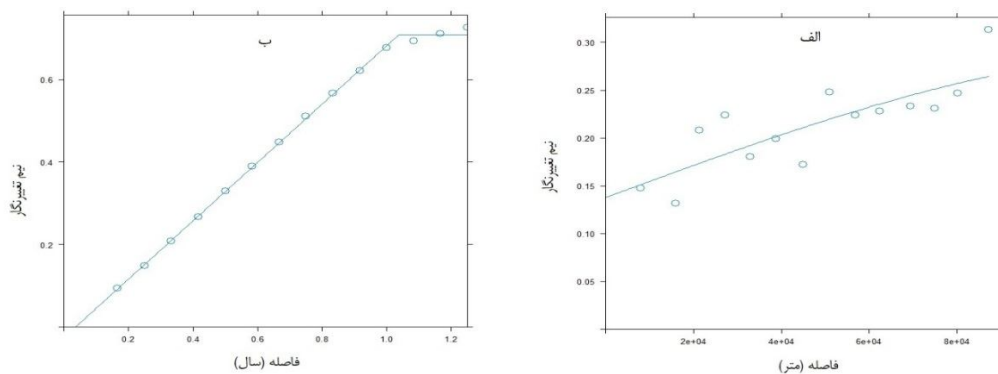
کاسته می‌شود. شکل ۴-ب هم حالت سه‌بعدی تغییرنگار تجربی مکانی-زمانی را نشان می‌دهد که به صورت یک رویه در فضای سه‌بعدی ترسیم شده است. رسم تغییرنگارهای تجربی مکانی-زمانی در گام فضایی و زمانی صفر، تغییرنگارهای مکانی و زمانی محض را نتیجه می‌دهد که در شکل ۵ ترسیم شده است. در حالت مکانی، تغییرنگار نمایی و در حالت زمانی، تغییرنگار خطی بهترین برازش را بر داده‌ها داشت. از شکل الف می‌توان نتیجه گرفت تغییرنگار مکانی در فاصله حدود ۸۰ کیلومتری مقدار آستانه خود به مقدار تقریبی ۰/۲۵ می‌رسد و در شکل ب، تغییرنگار در فاصله ۱ سال به مقدار تقریبی آستانه خود در حدود ۰/۷۵ می‌رسد.

پیش از مدل‌سازی مکانی-زمانی داده‌ها، برای شناخت اولیه داده‌های مکانی-زمانی، تغییرنگار تجربی مکانی-زمانی آن‌ها در دو و سه بعد ترسیم می‌شود. رسم تغییرنگارهای تجربی مکانی-زمانی در برش‌های مکانی مختلف نشان داد، پس از فاصله حدود ۹۰ کیلومتری می‌توان همبستگی مکانی داده‌ها را ناچیز در نظر گرفت. بنابراین تحلیل مکانی-زمانی داده‌ها تا فاصله ۹۰ کیلومتر انجام شده است (شکل ۴). در شکل ۴-الف مشاهده می‌شود تغییرنگار در تأخیر زمانی ۱ سال به یک خط مستقیم تبدیل شده و نمودارها در گام زمانی ۱۲ام به یکدیگر نزدیک شده‌اند. بنابراین می‌توان گفت تغییرنگار در گام زمانی ۱۲ (۱ سال) بیش‌ترین همبستگی زمانی را داراست و پس از آن از شدت همبستگی‌ها



شکل ۴- تغییرنگار مکانی-زمانی تجربی مقادیر SPEI روندزوده (الف) دوبعدی و (ب) سه‌بعدی.

Figure 4. Spatio-temporal variogram of the detrended SPEI values A) Two-dimensional) and B) Three-dimensional.



شکل ۵- تغییرنگار تجربی و برازش داده شده صرفاً مکانی (الف) و صرفاً زمانی (ب).

Figure 5. Experimental and fitted variogram of purely spatial (A) and purely temporal (B).

متریک- جمعی نسبت به دو مدل دیگر، تشابه بیشتری با تغییرنگار نمونه دارند. در تمامی مقیاس‌های زمانی مدل‌های متریک و تفکیک‌پذیر نتوانسته‌اند کاهش اولیه در ابتدای تغییرنگار تجربی را مدل نمایند. در گام زمانی آخر نیز شیب افزایشی کوچکی که در تغییرنگار نمونه مشاهده می‌شود در مدل‌های متریک و تفکیک‌پذیر، به صورت کاملاً هموار ترسیم شده است که ضعف مدل‌های مذکور را نشان می‌دهد.

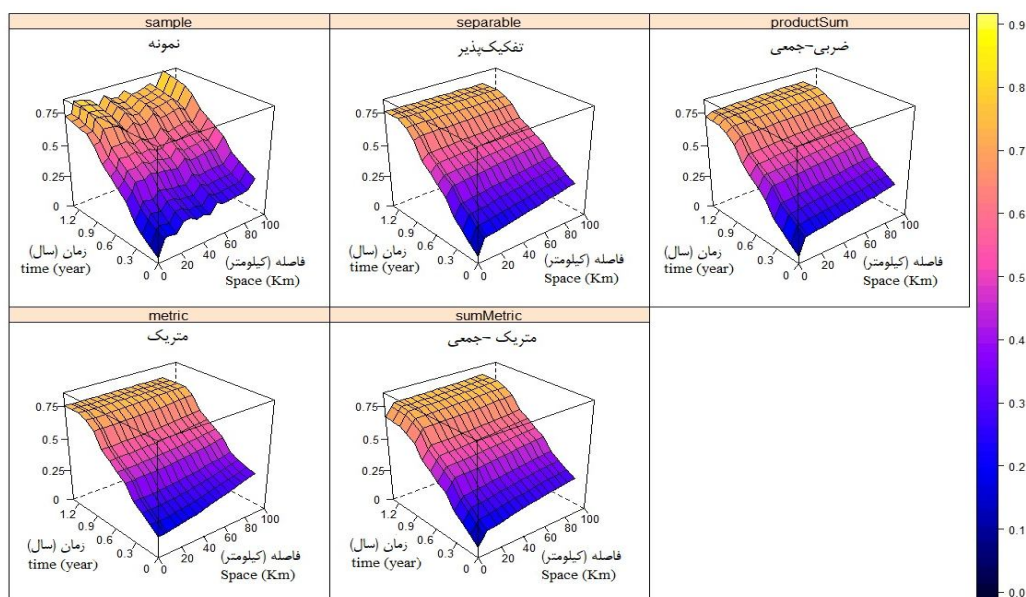
به منظور انتخاب بهترین مدل، این دو مدل برای داده‌های آزمایشی به کار گرفته شدند. مقایسه نتایج نشان داد مقدار MSPE برای مدل ضربی- جمعی و متریک- جمعی به ترتیب برابر $0/388$ و $0/63$ می‌باشد و می‌توان نتیجه گرفت مدل ضربی- جمعی خطای کم‌تری در پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده دارد. پارامترهای به دست آمده توسط مدل ضربی- جمعی با استفاده از داده‌های آموزشی در جدول ۲ آورده شده است. جدول نشان می‌دهد پارامترهای اثر قطعه‌ای، آستانه نسبی و دامنه (واحد کیلومتر برای فضا و سال برای زمان) برای تغییرنگار مکانی به ترتیب $0/285$ ، $0/27$ و $85/18$ و برای تغییرنگار زمانی به ترتیب $0/00$ ، $0/52$ و $1/052$ و پارامتر k برابر $6/7$ برآورد شده‌اند. مطابق با نتایج این جدول، تغییرنگار پس از گام زمانی تقریباً یک سال و گام مکانی 80 کیلومتر، به سطح ثابتی تبدیل شده و مقدار همبستگی‌ها تقریباً ناچیز شده است.

برای به دست آوردن بهترین پارامترهای برآورد شده توسط مدل‌های مختلف توسط داده‌های آموزشی، ترکیب‌های مختلف مدل‌های تغییرنگار خطی، کروی و نمایی برای تغییرنگارهای مکانی و زمانی در نظر گرفته شد. به این صورت که طی سه مرحله، ابتدا تغییرنگارهای کروی، نمایی و خطی برای تغییرنگار مکانی در نظر گرفته شد و تغییرنگار مربوط به زمان در هر سه مورد به صورت یکسان خطی، در مرحله دوم نیز همان تغییرنگارها برای فضا و تغییرنگار کروی برای زمان لحاظ شد. در مرحله سوم نیز مطابق مراحل قبل اما تغییرنگار نمایی برای زمان در نظر گرفته شد و عملکرد نه ترکیب مختلف، به وسیله MSE مقایسه شدند و برای هر مدل بهترین ترکیب با کم‌ترین مقدار خطا انتخاب گردید که نتایج آن در جدول ۱ آورده شده است. در این جدول می‌توان مشاهده نمود که انتخاب تغییرنگار خطی برای هر دو فضا- زمان و زمان نسبت به انتخاب تغییرنگارهای کروی و یا نمایی، خطای کم‌تری داشته است. از میان توابع تغییرنگار مختلف عملکرد مدل‌های متریک- جمعی و ضربی- جمعی نزدیک به هم بوده است. تغییرنگارهای سه‌بعدی برازش داده شده با استفاده از چهار مدل به کار گرفته شده به همراه تغییرنگار تجربی (نمونه) را در شکل ۶ نشان می‌دهد. در این شکل با وجود شباهت زیاد بین مدل‌ها، می‌توان مشاهده کرد که مدل‌های ضربی- جمعی و

جدول ۱- خلاصه بهترین عملکرد توابع کوواریانس مکانی- زمانی مختلف در برآورد پارامترها برای SPEI ۱۲ ماهه.

Table 1. Summary of the best performance of different spatio-temporal covariance functions in estimating parameters of 12-month SPEI.

مدل	تفکیک‌پذیر	متریک	متریک- جمعی	ضربی- جمعی
Model	Seprable	Metric	Sum-metric	Product-sum
تغییرنگار مکانی- زمانی	خطی- خطی	خطی	خطی- خطی- نمایی	خطی- خطی
Spatiotemporal variogram	Linear-Linear	Linear	Linear-Linear- Exponential	Linear-Linear
میانگین مربع خطاها MSE	0.000911	0.00136	0.00085	0.000813



شکل ۶- تغییرنگار برازش‌یافته سه‌بعدی شاخص SPEI ۱۲ ماهه طی دوره آماری ۱۹۸۱-۲۰۱۱.

Figure 6. Three-dimensional fitted variogram of 12-month SPEI during the statistical period 1981-2011.

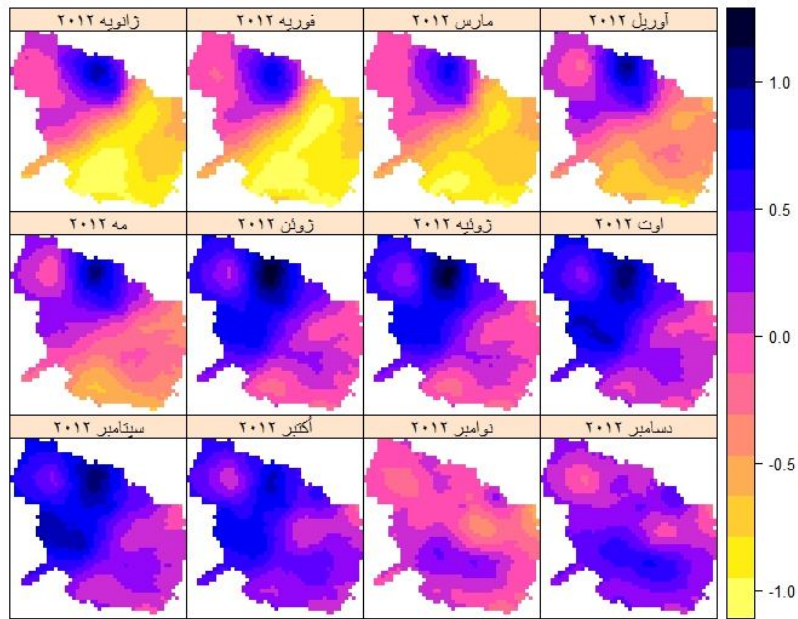
جدول ۲- پارامترهای برآوردشده مدل ضربی-جمع به وسیله داده‌های آموزشی.

Table 2. Estimated parameters of the product-sum model by training data.

تغییرنگار مکانی (خطی) Spatial variogram (Linear)	تغییرنگار زمانی (خطی) Temporal variogram (Linear)	پارامترهای مدل Model parameters
0.0285	0.00	اثر قطعه‌ای Nugget effect
0.027	0.52	آستانه نسبی Partial sill
85.18	1.052	دامنه Range

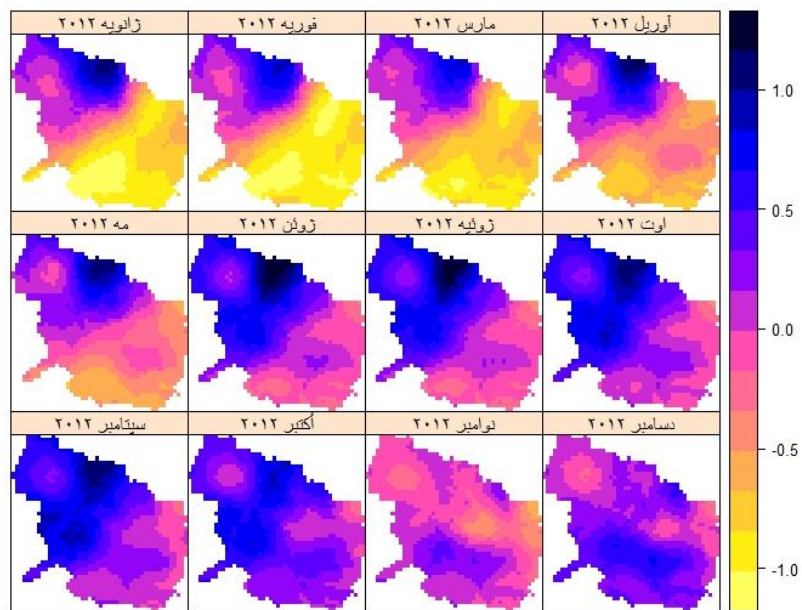
نقشه مکانی- زمانی مقادیر واقعی در شکل ۷ آورده شده است. با استفاده از مدل تغییرنگار مکانی- زمانی انتخاب شده، مقادیر ۱۲ ماهه شاخص SPEI برای داده‌های آزمایشی سال ۲۰۱۲ پیش‌بینی شدند و با اضافه کردن مقادیر روند به داده‌ها و به‌کارگیری کریجینگ مکانی- زمانی به‌صورت یک نقشه مکانی- زمانی در شکل ۸ نشان داده شده‌اند. مقایسه این دو نقشه، شباهت زیاد نقشه پیش‌بینی شده و نقشه مشاهداتی را نشان می‌دهد. به‌عنوان مثال نقشه مقادیر

واقعی نشان می‌دهد در ماه‌های ژانویه، فوریه، مارس و آوریل در بخش جنوبی منطقه شرایط خشکسالی ملایم و طی ماه‌های می تا اکتبر در بخش شمال و شمال‌شرقی کشور شرایط ترسالی ملایم و در دو ماه آخر نیز شرایط نرمال حاکم بوده است. نقشه مقادیر پیش‌بینی شده هم با اختلاف جزئی همین شرایط را نشان داده است که بیانگر توانایی خوب مدل در پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده است.



شکل ۷- نقشه مقادیر مشاهده شده SPEI ۱۲ ماهه در سال ۲۰۱۲.

Figure 7. Map of observed 12-month SPEI values in 2012.



شکل ۸- نقشه مقادیر پیش‌بینی شده SPEI ۱۲ ماهه در سال ۲۰۱۲.

Figure 8. Predicted 12-month SPEI values in 2012.

یکدیگر نداشته‌اند. هم‌چنین نسبت به حالت مکانی محض نیز تفاوت چشمگیری مشاهده نمی‌شود. همین نتیجه توسط گرالر و همکاران (۲۰۱۶) در مدل‌سازی مقادیر روزانه PM_{10} در سال ۲۰۰۵ برای آلمان به‌دست آمد (۱۲).

جدول ۳ اعتبارسنجی مدل‌های تغییرنگار مکانی- زمانی مختلف و نیز مدل مکانی محض را با به‌کارگیری ۲۵ و ۴۷ همسایگی نشان می‌دهد. از این جدول می‌توان نتیجه گرفت به‌طور کلی عملکرد توابع تغییرنگار مکانی- زمانی تفاوت زیادی نسبت به

جدول ۳- اعتبارسنجی متقابل توابع کواریانس مکانی- زمانی و مکانی محض شاخص SPEI در مقیاس ۱۲ ماهه در سال ۲۰۱۲.

Table 3. Cross-validation of spatio-temporal and spatial covariance functions of the 12-month SPEI in 2012.

جذر میانگین مربعات خطا	متوسط قدرمطلق خطا	متوسط خطا	ضریب همبستگی	مدل
RMSE	MAE	ME	COR	Model
0.47	0.39	0.01	0.74	تفکیک پذیر (۲۵ همسایگی) Separable (25 Neighbors)
0.47	0.37	0.01	0.74	تفکیک پذیر (۴۷ همسایگی) Separable(47 Neighbors)
0.47	0.38	0.01	0.74	ضربی- جمعی (۲۵ همسایگی) Product-sum (25 Neighbours)
0.47	0.37	0.02	0.74	ضربی- جمعی (۴۷ همسایگی) Product-sum (47 Neighbors)
0.51	0.42	0.02	0.7	متریک (۲۵ همسایگی) Metric (25 Neighbors)
0.52	0.43	0.02	0.69	متریک (۴۷ همسایگی) Metric (47 Neighbors)
0.47	0.39	0.01	0.74	متریک- جمعی (۲۵ همسایگی) Sum-metric (25 Neighbors)
0.48	0.38	0.01	0.73	متریک- جمعی (۴۷ همسایگی) Sum-metric (47 Neighbors)

نتیجه گیری کلی

در این پژوهش از شاخص SPEI ۱۲ ماهه طی دوره آماری ۲۰۱۲-۱۹۸۱ به منظور تحلیل مکانی- زمانی خشک سالی شمال شرق کشور استفاده شد. با بررسی مانایی میانگین، یک روند نزولی در زمان مشاهده شد که توسط یک رابطه رگرسیونی ساده خطی از داده‌ها حذف گردید. با مقایسه توابع تغییرنگار مکانی- زمانی مختلف از طریق معیار MSE با استفاده از داده‌های آموزشی، این نتیجه حاصل شد که توابع تغییرنگار مکانی- زمانی ضربی- جمعی و متریک- جمعی نسبت به توابع تفکیک پذیر و متریک خطای کمتری داشته‌اند اما سنجش این دو مدل توسط معیار MSPE در پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده، مدل ضربی- جمعی را به‌عنوان مدل برتر در پیش‌بینی و پایش شاخص خشک سالی SPEI در مقیاس ۱۲ ماهه انتخاب نمود. در این مدل استفاده از تغییرنگار خطی

برای فضا و زمان کم‌ترین مقدار خطا را در برداشت. پارامترهای اثر قطعه‌ای، آستانه نسبی و دامنه (بر حسب کیلومتر برای مکان و بر حسب سال برای زمان) برای تغییرنگار مکانی به ترتیب ۰/۰۲۷، ۰/۰۲۸۵ و ۸۵/۱۸ و برای تغییرنگار زمانی به ترتیب ۰/۰۰، ۰/۵۲ و ۱/۰۵۲ برآورد گردید. پس از برآورد پارامترهای مورد نیاز مدل، مقادیر داده‌های آزمایشی سال ۲۰۱۲ پیش‌بینی شده و توسط کریجینگ مکانی- زمانی پهنه‌بندی شدند. مقایسه نقشه مکانی- زمانی مقادیر پیش‌بینی شده با نقشه مقادیر شباهت زیادی را نشان می‌داد. اعتبارسنجی مدل‌های مختلف مکانی- زمانی و مکانی محض نشان داد مدل‌های مختلف تفاوت زیادی با یکدیگر نداشته‌اند و نیز استفاده از روش‌های مکانی- زمانی نتوانسته است دقت مدل‌های مکانی محض را افزایش دهد. هم‌چنین بررسی روند داده‌ها نیز این نتیجه را در پی داشت که استفاده از

مکانی-زمانی به پیش‌پردازش‌های دیگری برای بهبود نتایج نیاز خواهد بود، اما در حال از این روش‌ها می‌توان در برآورد و پیش‌بینی مقادیر مشاهده نشده در فضا و نیز در مقاطع زمانی مختلف مورد نظر استفاده نمود آنچه در روش‌های مکانی محض فقط برای یک مقطع زمانی امکان‌پذیر بود.

مدل‌های رگرسیونی ساده نمی‌تواند روند موجود در داده‌ها را مدل نماید و بهتر است از مدل‌های سری زمانی اتورگرسیو و یا مدل‌های مکانی-زمانی دینامیکی دیگر استفاده شود تا نتایج دقیق‌تری حاصل گردد. گرالر و همکاران (۲۰۱۶) نیز در مطالعه خود اشاره کردند که در به‌کارگیری کریجینگ

منابع

1. Abramowitz, M., and Stegun, I.A. 1965. Handbook of Mathematical Functions, with Formulas, Graphs, and Mathematical Tables. Dover Publications, New York, 1046p.
2. Ahmed, S.O., Mazloum, R., and Abou-Ali, H. 2018. Spatiotemporal interpolation of air pollutants in the Greater Cairo and the Delta, Egypt. J. Environ. Res. 160: 27-34.
3. 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. J. Water Soil. 27: 3. 613-629. (In Persian)
4. Cressie, N., and Huang, C. 1999. Classes of nonseparable, spatiotemporal stationary covariance functions. J. Am. Stat. Assoc. 94: 1330-40.
5. De Cesare, L., Myers, D., and Posa, D. 1997. Spatial-temporal modeling of SO₂ in Milan district. In: E.Y. Baafi and N.A. Schofield (eds), Geostatistics Wollongong'96, 2: 1031-42. Kluwer Academic Publishers, the Netherlands, Pp: 1031-1042.
6. 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.
7. De Cesare, L., Myers, D.E., and Posa, D. 2001b. Product-sum covariance for space-time modeling: an environmental application. Environmetrics. 12: 11-23.
8. 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.
9. De Iaco, S., Myers, D.E., and Posa, D. 2002a. Space-time variograms and a functional form for total air pollution measurements. J. Comput. Stat. Data. Anal. 41: 2. 311-328.
10. De Iaco, S., Myers, D.E., and Posa, D. 2002b. Nonseparable space-time covariance models: some parametric families. J. Math Geol. 34: 23-42.
11. Dimitrakopoulos, R., and Luo, X. 1994. Spatiotemporal modeling: covariances and ordinary kriging system. In R. Dimitrakopoulos (ed.), Geostatistics for the Next Century, P 88-93. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Pp: 88-93.
12. Gräler, B., Pebesma, E., and Heuvelink, G. 2016. Spatio-Temporal Interpolation using gstat. *Wp*, 8: 1-20. (<https://cran.r-project.org/web/packages/gstat/vignettes/spatio-temporalkriging.pdf>) (last access: 25 Mar 2016).
13. Gneiting, T. 2002. Nonseparable, stationary covariance functions for space-time data. J. Am. Stat. Assoc. 97: 458. 590-600.
14. Guttorp, P., Sampson, P.D., and Newman, K. 1992. Nonparametric Estimation of Spatial Covariance with Application to Monitoring Network Evaluation, Statistics in the Environmental and Earth Sciences, Edward Arnold Press, London, Pp: 39-57.
15. Hasanalizadeh, N., Mosaedi, A., Zahiri, A.R., and Hosseinalizadeh, M. 2015. Modeling spatio-temporal variation of monthly precipitation (Case study: Golestan province). J. Water Soil Cons. 22: 1. 251-269. (In Persian)

16. Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., Tadić, M., and Pebesma, E. 2012. Spatio-temporal prediction of daily temperatures using time-series of MODIS LST images. *J. Theor. Appl. Climatol.* 107: 265-277.
17. Heuvelink, G.B.M., and Griffith, D.A. 2010. Space-time geostatistics for geography: A case study of radiation monitoring across parts of Germany. *J. Geogr. Anal.* 42: 2. 161-179.
18. Hu, D., Shu, H., Hu, H., and Xu, J. 2017. Spatiotemporal regression Kriging to predict precipitation using time-series MODIS data. *J. Cluster Comput.* 20: 1. 347-357.
19. 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. *J. Geophys. Res. Atmos.* 119: 5. 2294-2313.
20. Mohammadzadeh, M. 2012. *Spatial Statistics and Its Application*. Tarbiat Modares University. Press, 416p. (In Persian)
21. Montero, J.M., Fernández-Avilés, G., and Mateu, J. 2015. *Spatial and Spatio-Temporal Geostatistical Modeling and Kriging*. John Wiley & Sons, Ltd, Chichester: UK, 400p.
22. Rivaz, F., Mohammadzadeh, M., and Jafari Khaledi, M. 2007. Empirical Bayesian prediction for spatio-temporal data under a separable model. *J. Stat. Sci.* 1: 1. 45-59. (In Persian)
23. Rivaz, F., Mohammadzadeh, M., and Khaledi, M.J. 2011. Spatio-temporal modeling and prediction of CO concentrations in Tehran city, *J. Appl. Stat.* 38: 9. 1995-2007.
24. Rodríguez-Iturbe, I., and Mejía, J.M. 1974. The design of rainfall networks in time and space. *Water. Resour. Res.* 10: 4. 713-728.
25. Rouhani, S., and Hall, T.J. 1989. Space-time kriging of groundwater data. In: M. Armstrong (ed.) *Geostatistics: 639-51*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht. Pp: 639-651.
26. 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. *J. Geoderma.* 112: 253-271.
27. Stein, M.L. 2005. Statistical Methods for Regular Monitoring Data. *J. Roy. Stat. Soc. B.* 67: 667-687.
28. Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., and López-Moreno, J.I. 2010. A multi-scalar drought index sensitive to global warming: the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index-SPEI. *J. Clim.* 23: 7. 1696-1718.



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 26(4), 2019

<http://jwsc.gau.ac.ir>

DOI: 10.22069/jwsc.2019.15898.3116

Spatio-temporal Prediction of Drought using SPEI in North-East of Iran

M. Sameti¹, *S.H. Sanaei Nejad², B. Ghahraman³ and F. Rivaz⁴

¹Ph.D. Student, Dept. of Water Science and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad,

²Associate Prof., Dept. of Water Science and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad,

³Professor, Dept. of Water Science and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad,

⁴Assistant Prof., Dept. of Statistics, Shahid Beheshti University

Received: 11.27.2018; Accepted: 05.20.2019

Abstract

Background and Objectives: Drought is one of the most complex and dangerous natural disasters that changes both in space and time. Global warming has intensified such extreme events in recent years. Thus, the use of drought indices that consider both the effects of precipitation and temperature, as well as the use of joint spatio-temporal methods, which are the extensions of spatial statistics, can probably lead to better drought monitoring and thereby increasing the accuracy of predictions. The data correlation structure is determined by the spatio-temporal covariance functions in these methods. The aim of this study is to use and compare a number of spatio-temporal variograms for predicting and spatio-temporal mapping of drought by using the 12- month SPEI index.

Materials and Methods: In this research, the monthly rainfall and temperature data of 48 stations in the northeast of Iran during the statistical period of 1981-2012 were used to calculate the SPEI index in a 12-month time scale. The exploratory analysis of the data was studied in terms of stationarity and isotropy assumptions. The data were divided into two groups of training and experimental data of 2012. The separable, metric, sum-metric and product-sum spatio-temporal covariance functions were fitted to determine the best combination of spherical, linear and exponential variograms for each of the spatial and temporal variograms on training data. The best model was selected using the MSE and MSPE statistical criteria, and the required parameters were estimated. Finally, using spatio-temporal kriging, the experimental data were predicted, mapped, and compared with the map of the observed values. Cross-validation of spatio-temporal and purely spatial models was done via COR, ME, MAE and RMSE statistical criteria by using 25 and 47 neighborhoods.

Results: The test of the stationarity of spatio-temporal data showed the spatial stationarity. Drawing of the average time series data showed a decreasing trend, which was modeled by a simple regression with the use of SPEI index values as dependent variable and time as an explanatory variable, and the data were detrended. The spatial variogram in four directions of 0°, 45°, 90° and 135° did not show a significant difference between the four variograms and the assumption of isotropy was therefore accepted. The separable, metric, sum-metric and product-sum models were used to determine the correlation structure of data. The comparison of models by means of MSE criteria showed that product-sum and sum-metric models have less error as compared with the other two models. Comparison of these two models in the prediction of unobserved values selected the product-sum model as the better model with the linear variogram for both the space and time via the MSPE criteria. After estimating the model parameters and

* Corresponding Author; Email: sanaein@gmail.com

using spatio-temporal kriging, the SPEI values were predicted for the experimental data and their spatio-temporal maps were plotted. The similarity of the map of the predicted values and that of observed values indicated the good performance of the model in predicting the unobserved values. Cross-validation of spatio-temporal and purely spatial models also showed that the performances of various models were very close to each other.

Conclusion: The results of this study showed that the product-sum spatio-temporal covariance model has a good ability to predict the unobserved values as compared to other models, and with the aid of these models, the values of the desired variable can be predicted in any spatial location and at any time scale. Also, cross-validation of the models showed that the different spatio-temporal and purely spatial models do not differ significantly from one another, and the precision of the models have not increased as compared to the purely spatial state.

Keywords: Drought, Product-sum model, Spatio-temporal kriging, Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index

