

## پیش‌بینی خشکسالی در منطقه خشک و نیمه‌خشک ایران با استفاده از مدل‌های سری زمانی و زنجیره مارکف

طیب رضیئی\*

<sup>۱</sup> استادیار، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۱۲/۲۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۸/۰۶

### چکیده

با استفاده از مدل‌های سری زمانی و زنجیره مارکف مرتبه اول امکان پیش‌بینی پدیده خشکسالی در بخش خشک و نیمه‌خشک مرکز و شرق ایران مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور با استفاده از داده‌های بارش ۶۹ ایستگاه سینوپتیک و اقلیم‌شناسی منطقه مورد مطالعه در دوره ۲۰۰۵-۱۹۷۵ نمایه SPI در مقیاس‌های زمانی سه، شش و ۱۲ ماهه برای همه ایستگاه‌ها محاسبه شد. با استفاده از تحلیل مولفه‌های اصلی و چرخش به روش وریمکس منطقه مورد مطالعه بر اساس تغییرات زمانی SPI سه و ۱۲ ماهه به دو منطقه و بر اساس تغییرات زمانی SPI شش ماهه به سه منطقه کاملاً همگن تقسیم و سری زمانی نمره استاندارد مولفه‌های انتخابی به‌عنوان سری زمانی منطقه‌ای SPI در هر منطقه برای پیش‌بینی شدت خشکسالی با استفاده از مدل‌های سری زمانی باکس-جنکینز مورد استفاده قرار گرفت. با برآزش مدل‌های مختلف باکس-جنکینز به سری‌های منطقه‌ای SPI در مقیاس‌های مختلف، مدل مناسب برای هر یک از سری‌های منطقه‌ای شناسایی شد. همچنین با استفاده از مدل زنجیره مارکف مرتبه اول احتمال وقوع دوره‌های خشک، نرمال و تر و نیز تعداد و تداوم رویدادهای خشک و تر مورد انتظار برای همه ایستگاه‌ها محاسبه شد. نتیجه این بررسی نشان می‌دهد که احتمال رسیدن از یک حالت معین به همان حالت در ماه بعدی در همه ایستگاه‌ها بسیار زیاد و اغلب بیش از ۶۰ درصد است. در مقابل احتمال گذر از یک وضعیت به وضعیت مخالف در همه ایستگاه‌ها بسیار پائین و اغلب کمتر از ۱۰ درصد است. نتیجه این بررسی همچنین نشان داد که مدل ARMA با سری‌های منطقه‌ای SPI سه و شش ماهه و مدل SARIMA با سری‌های منطقه‌ای SPI دوازده ماهه بهترین برآزش را دارند. با استفاده از مدل‌های شناسایی شده مقدار SPI برای گام‌های زمانی آینده برای هر یک از سری‌های SPI منطقه‌ای پیش‌بینی شد و مشخص شد که مدل‌های انتخاب شده حداکثر می‌توانند تا سه ماه آینده را با دقت مناسب پیش‌بینی کنند، اما از دقت پیش‌بینی برای گام‌های زمانی بیش از سه ماه جلوتر به سرعت کاسته می‌شود.

واژه‌های کلیدی: احتمال انتقال، تحلیل مولفه‌های اصلی، SPI، SARIMA، ARIMA

### مقدمه

سامانه‌های کشاورزی و منابع آب دارد. یکی از مهمترین محدودیت‌ها در مدیریت خشکسالی و کاهش اثرات آن عدم امکان پیش‌بینی به هنگام آن

پیش‌بینی خشکسالی نقش بسیار بزرگی در مدیریت خشکسالی و کاهش اثرات آن بر روی

سری‌های زمانی مورد مطالعه و مدل‌های زنجیره مارکف به کمک احتمالات شرطی امکان پیش‌بینی دوره‌های خشک و شدت‌های آن‌ها را فراهم می‌سازند. با محاسبه احتمال پایان یافتن یک دوره خشکسالی روی داده در جزیره سیسیل ایتالیا، Cancelliere و همکاران (۱۹۹۶) توانستند روشی را برای پیش‌بینی‌های کوتاه تا میان مدت خشکسالی ارائه کنند. Lohani و همکاران (۱۹۹۸) به کمک مدل زنجیره مارکف مرتبه اول و بر اساس شرایط خشکسالی در زمان حاضر، توانستند شرایط خشکسالی را برای چند ماه آینده پیش‌بینی کنند. Mishra و Desai (۲۰۰۵) نیز با اجرای مدل‌های ARIMA و SARIMA بر روی سری‌های زمانی SPI در یک حوزه آبخیز در هندوستان نشان دادند که می‌توان با استفاده از این مدل‌ها وقوع پدیده خشکسالی و شدت آن‌ها را با دقت مناسب پیش‌بینی کرد. همچنین Yurekli و همکاران (۲۰۰۵) با استفاده از همین مدل‌ها توانستند تغییرات جریان رودخانه Kelkit در ترکیه را شبیه‌سازی کنند. Fernandez و همکاران (۲۰۰۸) نیز با استفاده از مدل SARIMA جریان رودخانه Galicia در شمال غرب اسپانیا را پیش‌بینی کردند.

Soltani و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از مدل‌های خانواده ARIMA توانستند ویژگی‌های سری‌های زمانی بارش ۲۸ ایستگاه هواشناسی پراکنده در سطح ایران را استخراج و کشور را بر اساس ویژگی‌های استخراج شده و به کمک روش خوشه‌بندی به مناطق همگن جغرافیایی تقسیم کنند. با اجرای مدل SARIMA بر روی سری‌های ماهانه جریان رودخانه زاینده‌رود، Modarres (۲۰۰۷) توانست روند تغییرات جریان این رودخانه را شبیه‌سازی و به پیش‌بینی مقدار جریان برای گام‌های زمانی یک تا ۱۲ ماه آینده بپردازد. نتیجه این بررسی نشان داد که با استفاده از مدل‌های سری زمانی می‌توان مقدار جریان را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی و از نتایج آن برای استفاده در برنامه‌ریزی‌های منابع آب حوضه استفاده نمود. هدف از انجام این پژوهش پیش‌بینی شدت و تداوم خشکسالی در منطقه خشک و نیمه‌خشک ایران است که بخش گسترده‌ای از کشور را در بر می‌گیرد. وجود

می‌باشد (Desai و Mishra، ۲۰۰۵). وجود یک سامانه پیش‌بینی به هنگام خشکسالی می‌تواند زمینه‌های لازم را برای راه‌اندازی یک سامانه مناسب آبیاری در کشور فراهم نماید و موجب افزایش راندمان آبیاری‌ها در کشاورزی و همچنین مدیریت منابع آب شهری شود.

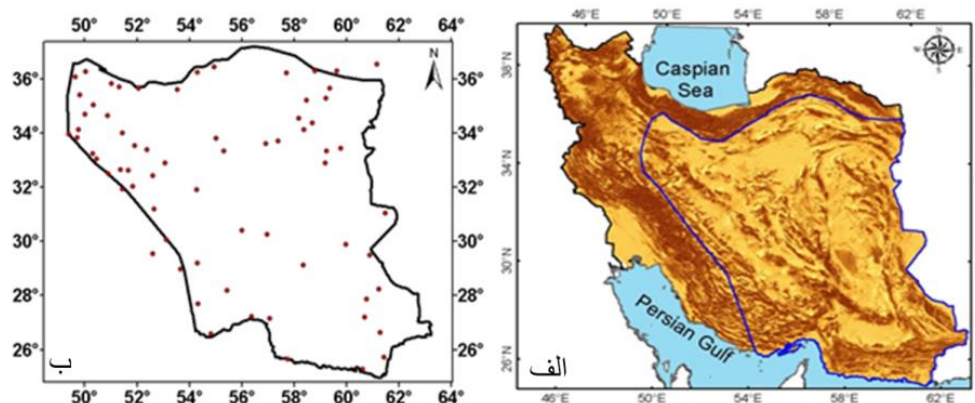
سری زمانی متغیرهای هواشناسی که با فاصله‌های زمانی کوتاهی نسبت به یکدیگر قرار گرفته‌اند، اغلب با یکدیگر همبستگی زمانی دارند. شناسایی این همبستگی زمانی در فهم فرایندهای اقلیمی و پیش‌بینی آن‌ها بسیار سودمند است. استفاده از همبستگی زمانی موجود میان داده‌های مشاهده‌ای در سری‌های زمانی اقلیمی و هیدرولوژیکی این امکان را فراهم می‌سازد تا بتوان با به‌کارگیری مدل‌های مناسب وضعیت و روند سری را در آینده پیش‌بینی نمود. اگر بتوان کمیت مورد نظر را دقیقاً محاسبه نمود، مدل مورد استفاده را قطعی گویند. با توجه به این‌که در بوجود آمدن یک پدیده عوامل ناشناخته زیادی ممکن است موثر باشند، شاید نتوان پدیده‌ای را در طبیعت پیدا نمود که با استفاده از مدل‌های قطعی بتوان به پیش‌بینی آن پرداخت؛ اما این امکان وجود دارد که با استفاده از مدل‌های احتمالاتی بتوان احتمال وقوع یک پدیده را در درون یک دامنه از خطای مجاز پیش‌بینی کرد. استفاده از مدل‌های ریاضی در سری‌های زمانی همانند برازش یک توزیع تئوری به یک سری از داده‌های اقلیمی و یا هیدرولوژیکی است. در برازش توزیع‌های تئوری به یک سری از داده‌ها، به ترتیب قرار گرفتن داده‌ها توجه نمی‌شود، در حالی‌که چگونگی قرارگرفتن داده‌ها در طی زمان پایه اصلی مدل‌های سری زمانی باکس-جنکینز (Box و Jenkins، ۱۹۷۶) را تشکیل می‌دهد (Wilks، ۱۹۹۵). از این رو با استفاده از ترتیب قرارگرفتن داده‌ها در طی زمان می‌توان متغیرهای اقلیمی را به کمک مدل‌های سری زمانی و زنجیره مارکف مدلسازی و رفتار آن‌ها را در طی زمان پیش‌بینی کرد. مدل‌های خود همبسته- میانگین لغزان (ARMA) و زنجیره مارکف می‌توانند با دقت تقریباً مناسبی ما را در پیش‌بینی به هنگام خشکسالی‌ها یاری کنند. مدل‌های خود همبسته- میانگین لغزان با شناخت الگوی تغییرات زمانی

مورد نیاز برای مطالعه خشکسالی، بارش در دسترس‌ترین داده اقلیمی در تمامی ایستگاه‌های کشور به شمار می‌رود که از طول دوره داده‌برداری مناسب و کیفیت لازم برخوردار است. با توجه به وجود داده‌های کامل بارش در دوره داده‌برداری ۱۹۷۱ تا ۲۰۰۵ در همه ایستگاه‌های منطقه مورد مطالعه، از بارش ماهانه ایستگاه‌ها در این دوره ۳۵ ساله استفاده شده است. همگنی داده‌های بارش تمامی ایستگاه‌ها با استفاده از آزمون ناپارامتری من-ویتنی و منحنی جرم مضاعف مورد بررسی قرار گرفت و همگن بودن داده‌ها در همه ایستگاه‌ها تأیید شد. استقلال داده‌ها نیز به کمک روش ناپارامتری اسپیرمن مورد ارزیابی قرار گرفت و پذیرفته شد. اندک داده‌های گم شده در برخی از ایستگاه‌های مورد مطالعه نیز با ایجاد رابطه همبستگی بین ایستگاه مبنا و ایستگاه دارای داده گم شده برآورد شد.

یک پیش‌بینی به هنگام از احتمال بروز یک خشکسالی در منطقه و میزان شدت و نیز تداوم احتمالی آن می‌تواند برنامه‌ریزان مدیریت منابع آب و مدیریت ریسک خشکسالی در منطقه را در ارائه هرچه بهتر و کارآمدتر مدیریت منابع آب شهری و کشاورزی در دوره‌های خشکسالی یاری نماید.

## مواد و روش‌ها

**منطقه مورد پژوهش:** منطقه مورد مطالعه که بیابان-های ایران را نیز در خود جای داده است، بخش گسترده‌ای از کشور را در بر می‌گیرد که دارای آب و هوای نیمه‌خشک تا فراخشک می‌باشد (شکل ۱-الف). برای مطالعه پدیده خشکسالی در این بخش از کشور از داده‌های بارش ماهانه ۶۹ ایستگاه سینوپتیک و اقلیم‌شناسی وابسته به سازمان هواشناسی که از داده‌های مناسب و بلندمدت برخوردارند، بهره‌گیری شده است (شکل ۱-ب). از میان متغیرهای اقلیمی



شکل ۱- الف) موقعیت محدوده مورد مطالعه بر روی نقشه ایران و ب) پراکنش ایستگاه‌های سینوپتیک و کليماتولوژی در منطقه مورد مطالعه

پیروی از McKee و همکاران (۱۹۹۳) نمایه SPI در مقیاس‌های زمانی سه، شش و ۱۲ ماهه برای همه ایستگاه‌های مورد مطالعه محاسبه شد. چگونگی محاسبه نمایه SPI در این مطالعه پیشتر به‌وسیله Raziei (۲۰۱۵) به تفصیل بیان شده است. برای مطالعه بیشتر در ارتباط با روش محاسبه SPI به Raziei و همکاران (۲۰۰۷) و Fatahi و Raziei (۲۰۱۱) مراجعه شود.

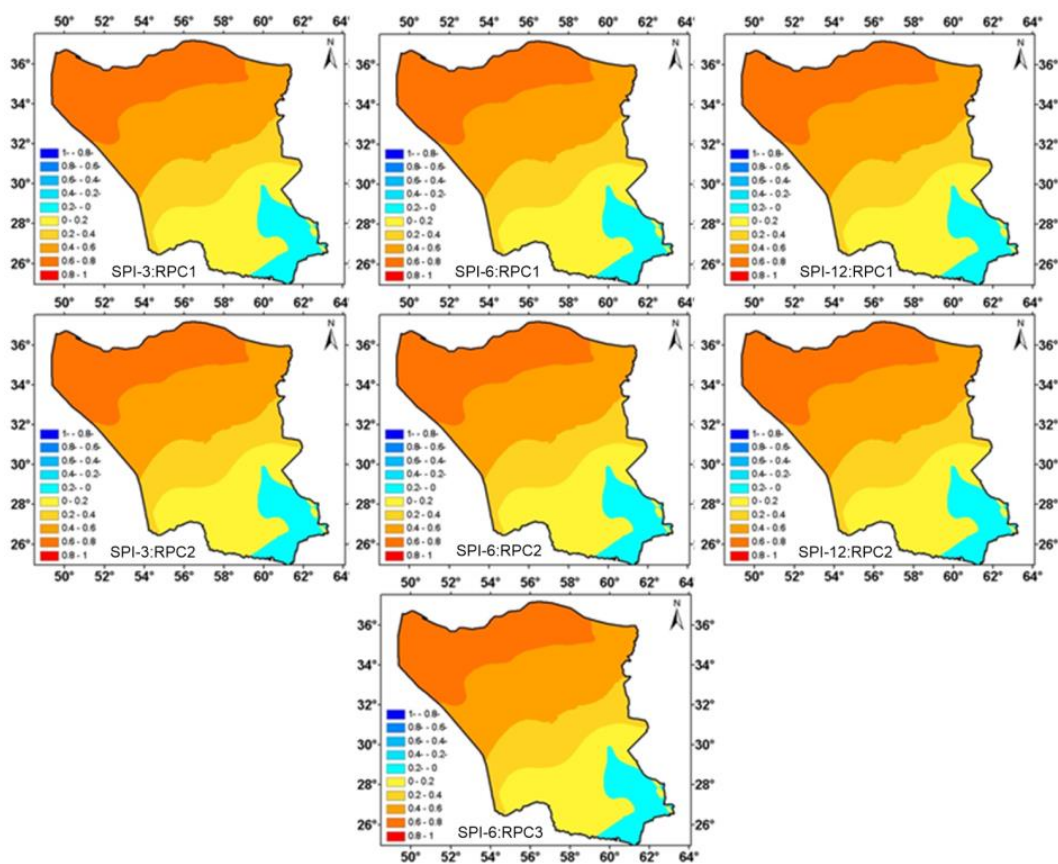
**تحلیل مولفه‌های اصلی:** با توجه به تعداد زیاد ایستگاه‌های مورد مطالعه، از روش تحلیل مولفه‌های

## روش پژوهش

**نمایه SPI:** برای بررسی خشکسالی در منطقه مورد مطالعه از نمایه SPI استفاده شد که برای محاسبه آن تنها به داده‌های بارش ماهانه ایستگاه‌ها نیاز است. به‌منظور کمی کردن مقدار کمبود بارش در مقیاس‌های زمانی گوناگون McKee و همکاران (۱۹۹۳) نمایه SPI را طراحی نمودند تا به کمک آن تاثیر میزان کمبود بارش را بر روی آبهای زیر زمینی، منابع ذخیره آب، رطوبت خاک، توده‌های برفی و جریان‌ات سطحی بررسی کنند. در این پژوهش نیز به

کردن تحلیل و تفسیر زمانی و مکانی پدیده خشکسالی استفاده کرده‌اند. در این پژوهش نیز با انجام تحلیل مولفه‌های اصلی (Yarnal, ۱۹۹۳) بر روی سری‌های زمانی SPI در مقیاس‌های زمانی مختلف، منطقه مورد مطالعه به چند منطقه همگن از نظر تغییرپذیری خشکسالی تقسیم شد (شکل ۲). جزئیات انجام این منطقه‌بندی پیش از این به‌طور مفصل به‌وسیله Raziei (۲۰۱۵) ارائه شده است و به همین علت از تکرار دوباره این مطالب خوداری می‌شود.

اصلی برای کاهش حجم داده‌ها و گروه‌بندی ایستگاه‌ها استفاده شد. در مطالعات اقلیم‌شناسی از این روش برای بررسی الگوهای زمانی و مکانی متغیرها و شناخت مناطق همگن استفاده می‌شود (Ehrendorfer, ۱۹۸۷). پژوهشگران بسیار زیادی چون Bordi و Sutera (۲۰۰۲)، Bonaccorso و همکاران (۲۰۰۳)، Bordi و همکاران (۲۰۰۴)، Vicente-Serrano و همکاران (۲۰۰۴) و Bordi و همکاران (۲۰۰۶) از این روش برای کاهش تعداد سری‌های زمانی SPI به چند مولفه اصلی و ساده



شکل ۲- الگوی توزیع مکانی مقادیر بارگویه مولفه‌ها پس از چرخش به روش وریمکس مربوط به سری‌های زمانی SPI سه ماهه (سمت چپ)، شش ماهه (وسط) و دوازده ماهه (راست). مناطق با بارگویه برابر یا بزرگ‌تر از ۰/۶ معرف یک منطقه همگن می‌باشد.

مرتبه تقسیم‌بندی می‌شوند. تعداد حالت در زنجیره مارکف می‌تواند از دو تا N حالت تغییر یابد. در اقلیم‌شناسی و هیدرولوژی، زنجیره مارکف دو یا سه حالته بیشترین کاربرد را دارد (Wilks, ۱۹۹۵). یک مدل زنجیره مارکف بر اساس تعداد حالت‌ها و احتمال‌های انتقال از حالت i به حالت j ( $P_{ij}$ ) شناخته می‌شود. احتمال انتقال بیانگر احتمال بودن سیستم در یکی از

**زنجیره مارکف:** مدل‌های زنجیره مارکف از جمله فرایندهای احتمالاتی هستند که در شبیه‌سازی و مدل‌سازی سری‌های زمانی گسسته کاربرد گسترده‌ای دارند. وابستگی متغیرهای تصادفی به زمان در سری‌های زمانی یا از طریق ضریب خودهمبستگی و یا از طریق ماتریس‌های احتمال انتقال بیان می‌شوند. مدل‌های زنجیره مارکف بر اساس تعداد حالت (s) و

که در آن،  $\hat{p}_{ij}$  احتمال انتقال از حالت  $i$  به حالت  $j$ ،  $n$  تعداد دفعات گذر از حالت  $i$  به حالت  $j$  و  $N$  تعداد حالت‌های ممکن است.

اندازه نمونه و تعداد حالت‌های در نظر گرفته شده برای مدل‌سازی بر روی برآوردها تاثیر می‌گذارد. تعداد پارامترهای مدل نیز به تعداد حالت‌های انتخابی بستگی دارد. هر چه اندازه و ابعاد نمونه مورد مطالعه بزرگ‌تر باشد، نتایج برآورد شده نیز به واقعیت نزدیک‌تر خواهد بود. در پژوهش حاضر اندازه نمونه برای سری زمانی SPI سه و شش‌ماهه به ترتیب ۴۳۰ و ۴۲۷ می‌باشد. با استفاده از سطح آستانه  $SPI = \pm 0.5$  حالت‌ها یا دوره‌های خشک (D)، تر (W) و نرمال (N) تعیین شد. به این ترتیب مقادیر SPI کوچک‌تر از  $-0.5$ ، خشک، بزرگ‌تر از  $+0.5$ ، تر، و بین  $-0.5$  و  $+0.5$  نرمال در نظر گرفته شد. بر مبنای سه حالت تر، خشک و نرمال، ماتریس‌های احتمال انتقال برای سری‌های زمانی SPI محاسبه و سپس با استفاده از ماتریس احتمال انتقال و محاسبه نسبت فراوانی شرطی، احتمال تعادل برای هر یک از حالت‌های سه‌گانه محاسبه شد. به‌عنوان مثال در صورت داشتن تعداد فراوانی انتقال از حالت‌های ممکن به حالت خشک، می‌توان احتمال تعادل دوره خشک را از رابطه (۳) به‌دست آورد.

$$P^*_D = (p_{D,D} + p_{W,D} + p_{N,D}) / N \quad (3)$$

که در آن،  $p^*_D$  احتمال تعادل دوره خشک،  $p_{D,D}$  احتمال انتقال از دوره خشک به یک دوره خشک دیگر،  $p_{W,D}$  احتمال انتقال از یک دوره تر به یک دوره خشک،  $p_{N,D}$  احتمال گذر از یک دوره نرمال به یک دوره خشک و  $N$  تعداد کل انتقال ممکن از یک حالت به حالت خشک می‌باشد.

احتمال تعادل را همچنین می‌توان با چندین بار ضرب ماتریس احتمال انتقال در بردار شرط اولیه به‌دست آورد. بدین ترتیب که بر اساس مفهوم زنجیره مارکف، بردار حاصل ضرب در هر نوبت جایگزین شرط اولیه می‌شود.

انتقال از حالتی به حالتی دیگر و یا تعیین تعداد دفعاتی که سری مورد مطالعه در یک حالت معین قرار می‌گیرد، یکی از موضوعات مهمی است که در مدل‌های سری‌های زمانی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

حالت‌های ممکن در گام زمانی آینده است. مدل زنجیره مارکف مرتبه اول اصلی‌ترین شکل مدل زنجیره مارکف به شمار می‌رود که از کاربرد زیادی برخوردار است. زنجیره مارکف مرتبه اول عبارت است از یک سری زمانی گسسته که در آن رفتار سری در گام زمانی آینده تنها به زمان حال بستگی دارد. مدل زنجیره مارکف مرتبه اول به شکل رابطه (۱) بیان می‌شود (Wilks، ۱۹۹۵).

$$p\{x_{t+1} | x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_1\} = p\{x_{t+1} | x_t\} \quad (1)$$

که در آن،  $p$  احتمال وقوع حالت  $x_{t+1}$  به شرط وقوع حالت  $x_t$ ،  $x$  متغیر حالت و  $t$  گام زمان می‌باشد.

بر اساس این رابطه اگر کل حالت‌ها برای سری زمانی SPI، خشک (D)، نرمال (N) و مرطوب (W) در نظر گرفته شود، وضعیت محیط در گام بعدی می‌تواند با درصدی از احتمال هر یک از حالت‌های D، N و W باشد. احتمال یاد شده، احتمال انتقال نامیده شده و در صورت استفاده از زنجیره مارکف مرتبه نخست و با توجه به وضعیت موجود به‌صورت یک احتمال شرطی برآورد می‌شود. درجه همبستگی میان حالت‌ها را می‌توان به کمک یک ماتریس به نام ماتریس احتمال انتقال نشان داد که مجموع درایه‌های هر سطر آن باید معادل یک شود. در صورتی که بتوان این ماتریس را به تعادل رسانید، یعنی احتمال انتقال از همه حالت‌ها به یک حالت خاص را به عددی ثابت میل داد، می‌توان به کمک این احتمالات تعادلی وضعیت سیستم را در درازمدت پیش‌بینی کرد. به ماتریس حاصل که تمام سطرهای آن برابر است ماتریس تعادل گفته می‌شود. برای به‌دست آوردن این ماتریس می‌باید ماتریس احتمال انتقال را بی‌نهایت بار در خود ضرب کرد (Wilks، ۱۹۹۵؛ Thompson، ۱۹۹۹).

در این پژوهش از مدل زنجیره مارکف مرتبه اول برای مدل‌سازی سری‌های زمانی SPI استفاده شده است. ماتریس احتمال انتقال هر سری  $p = [p_{ij}] = p\{x_{t+1} = j | x_t = i\}$  با استفاده از شمارش تعداد دفعاتی که سری SPI از حالت  $i$  به حالت  $j$  ( $n_{ij}$ ) انتقال پیدا کرده است محاسبه شد (رابطه (۲)).

$$\hat{p}_{ij} = n_{ij} / \sum_{k=1}^N n_{ik} \quad (2)$$

از فلوچارت ارائه شده در شکل ۳ مناسب‌ترین مدل برای پیش‌بینی روند تغییرات و شدت خشکسالی در هر منطقه انتخاب شد.

اولین گام در تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی در روش باکس-جنکینز (Box و Jenkins، ۱۹۷۶)، رسم نمودار داده‌ها به منظور تعیین مدل مناسب می‌باشد. برای این منظور داده‌ها باید ایستا و پایدار باشند. در صورتی که سری ایستا نباشند، ابتدا باید سری به یکی از شیوه‌های مرسوم ایستا شود. گام دوم پس از ایستا نمودن سری، شناخت مدل مناسب است. مدل‌های باکس-جنکینز شامل سه مدل اصلی خود همبسته (AR)، میانگین لغزان (MA) و ترکیبی از این دو مدل (ARMA) هستند. معروف‌ترین مدل باکس-جنکینز مدل ARIMA است که با افزودن مولفه تفاضل‌گیری منظم مرتبه  $d$  به مدل ARMA به دست می‌آید. مدل‌های خانواده ARIMA به صورت  $(p,d,q)$  نشان داده می‌شوند. در مورد سری‌های فصلی، شباهت داده‌هایی که با فاصله زمانی  $s$  از هم قرار دارند، وسیله‌ای است که به کمک آن می‌توان اثر فصلی را تعیین و در صورت نیاز آن را حذف و سپس با آن‌ها همانند سری‌های غیر فصلی برخورد کرد.

در مدل‌های اتورگرسیو (AR) مقدار فعلی فرایند با استفاده از یک رابطه خطی و بر مبنای مقدار فرایند در زمان‌های  $t-1$ ،  $t-2$ ،  $t-p$  به دست می‌آید و به شکل رابطه (۷) نمایش داده می‌شود.

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + \dots + \phi_p z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (7)$$

که در آن،  $\phi$  پارامتر اتورگرسیو و  $\varepsilon+1$  مقدار پسماند می‌باشد.

در مدل‌های میانگین لغزان (MA) نیز مقدار  $z_t$  به‌طور خطی به تعداد متناهی  $q$  از  $\varepsilon$ ‌های پیشین وابسته می‌باشد و به شکل رابطه (۸) بیان می‌شود. این فرایند را میانگین لغزان مرتبه  $q$  می‌نامند.

$$z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (8)$$

از ترکیب مدل‌های اتورگرسیو و میانگین لغزان مدل ARMA به دست می‌آید که از انعطاف‌پذیری و کارایی زیادتری برخوردار است (رابطه (۹)).

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \dots + \phi_p z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (9)$$

از این رو برای تعیین تعداد دوره‌های خشک، تر و یا نرمال مورد انتظار در آینده، ابتدا باید احتمال وقوع دوره‌های خشک (تر یا نرمال) در سری مورد مطالعه تعیین شود. اگر محیط در حالت تر و یا نرمال باشد و به حالت خشک گرایش پیدا کند، خشکسالی روی می‌دهد. بنابراین احتمال انتقال به یک دوره خشک از یک دوره غیره خشک را می‌توان از طریق جمع جبری حاصل ضرب احتمال انتقال از آن حالت ویژه به دوره خشک در احتمال تعادل همان حالت به شکل رابطه (۴) به دست آورد.

$$p_D = p^*_N \cdot p_{N,D} + p^*_W \cdot p_{W,D} \quad (4)$$

که در آن،  $p_D$  احتمال گذر از حالت نرمال و تر به خشک یا عبور شاخص به پائین‌تر از سطح آستانه،  $p^*_W$  و  $p^*_N$  احتمال تعادل حالت‌های نرمال و تر و  $p_{W,D}$  و  $p_{N,D}$  به ترتیب احتمال انتقال از حالت‌های نرمال و تر به خشک می‌باشند.

تعداد دفعاتی که خشکسالی (گذر از حالت‌های تر به خشک و یا نرمال به خشک) روی می‌دهد برابر است با حاصل ضرب احتمال گذر از سطح آستانه ( $p_D$ ) در طول مدت سری زمانی مورد بررسی که به شکل رابطه (۵) بیان می‌شود.

$$E(N) = p_D(L) \quad (5)$$

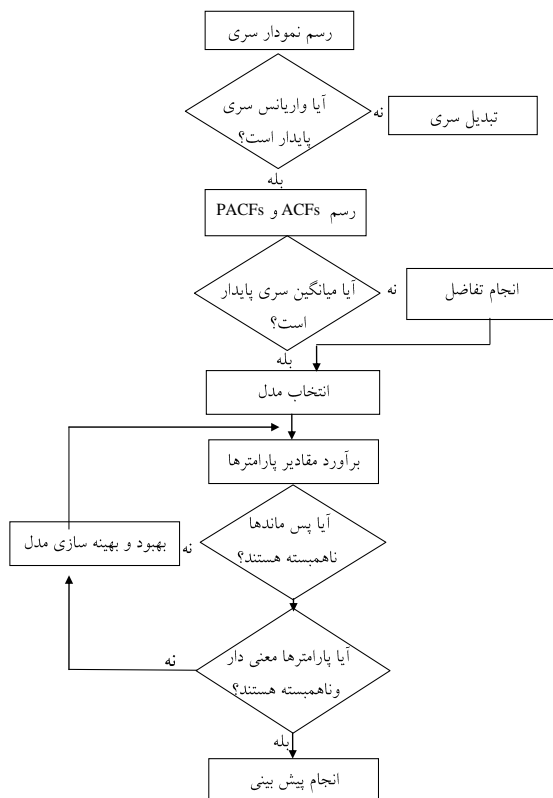
که در آن،  $E(N)$  امید ریاضی وقوع یک حالت یا تعداد رویدادهای مورد انتظار از آن حالت و  $L$  دوره تداوم یک حالت می‌باشد.

پیش‌بینی میانگین تداوم خشکسالی (ترسالی یا نرمال) با استفاده از رابطه (۶) قابل دستیابی است که در آن  $E(L)$  میانگین تداوم حالت مورد نظر می‌باشد.

$$E(L) = (p^*_D) / (p_D) \quad (6)$$

با توجه به این نکته که تبدیل مقایر نقطه‌ای به نقشه امکان مقایسه مکانی و تفسیر نتایج را آسان‌تر می‌سازد، با استفاده از روش زمین آماری کریجینگ در محیط ArcGIS مقادیر به دست آمده از رابطه (۲) تا (۶) برای تمامی ایستگاه‌ها به نقشه تبدیل شد.

**مدل‌های سری زمانی:** برای پیش‌بینی روند تغییرات شدت خشکسالی در منطقه مورد مطالعه، مدل‌های مختلف باکس-جنکینز (Box و Jenkins، ۱۹۷۶) به سری‌های زمانی منطقه‌ای SPI هر یک از مناطق همگن اقلیمی ارائه شده در شکل ۲ برازش و با پیروی



شکل ۳- مراحل مدل‌سازی Box و Jenkins (۱۹۷۶)

سری‌های زمانی SPI در مقیاس‌های زمانی سه‌ماهه و بالاتر از فرایند میانگین لغزان پیروی می‌کنند. پیروی از فرایند میانگین لغزان و نیز استاندارد بودن سری‌های زمانی SPI، امکان استفاده از مدل‌های خطی را برای پیش‌بینی آن‌ها افزایش می‌دهد. از این رو در این پژوهش کوشش شده است تا با برازش مدل‌های مختلف ARIMA بر سری‌های زمانی SPI در مقیاس‌های سه، شش و دوازده ماهه امکان پیش‌بینی خشکسالی و ترسالی در ماه‌های آینده مورد بررسی قرار گیرد. به‌منظور شناسایی مناسب‌ترین و برازنده‌ترین مدل سری‌های زمانی به سری‌های SPI در منطقه مورد مطالعه لازم است که این مدل‌ها بر تک تک ایستگاه‌ها برازش و مدل مناسب برای هر ایستگاه انتخاب شود. از آنجایی که روند تغییرات زمانی سری‌های SPI ایستگاه‌های مجاور اغلب همانند هستند و نیز انتخاب مدل برای تک تک ایستگاه‌ها به زمان زیادی نیازمند است، در این مطالعه مدل‌های سری زمانی تنها برای سری‌های منطقه‌ای SPI مناطق مشخص شده در شکل ۲ شناسایی و بر

مدل ARIMA یک مدل غیرفصلی است که از ترکیب عملگرهای اتورگرسیو با مرتبه  $p$  و میانگین لغزان با مرتبه  $q$  به دست می‌آید. در مدل‌های خانواده ARIMA که به شکل رابطه (۱۰) نشان داده می‌شوند، با عمل تفاضل‌گیری مرتبه  $d$  نام‌ناایستایی سری حذف می‌شود. از این رو مدل‌های خانواده ARIMA بر اساس مقداری که سه پارامتر اصلی مدل به خود می‌گیرند، دسته‌بندی می‌شوند.

$$\phi(B)\nabla^d z_t = \theta(B)a_t \quad (10)$$

که در آن،  $\phi(B)$  و  $\theta(B)$  به ترتیب چند جمله‌ای‌های مرتبه  $p$  و  $q$  هستند که به شکل رابطه (۱۱) و (۱۲) بیان می‌شوند.

$$\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \quad (11)$$

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \quad (12)$$

به‌طور کلی مدل‌سازی سری‌های زمانی با استفاده از مدل ARIMA از سه مرحله تعیین پارامترهای  $p$ ,  $d$ ,  $q$  با استفاده از نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی، برآورد مقدار  $p$  و  $q$ ، و بررسی باقی‌مانده‌های مدل به‌منظور ارزیابی چگونگی برازش مدل به سری مورد بررسی تشکیل می‌شود.

Box و همکاران (۱۹۹۴) با ایجاد تغییری در مدل ARIMA توانستند از این مدل برای پیش‌بینی سری‌هایی که از مولفه فصلی برخوردار هستند، استفاده کنند. آن‌ها با در نظر گرفتن مولفه فصلی  $(S)$  سری‌های زمانی مدل SARIMA را معرفی کردند که به شکل رابطه (۱۳) بیان می‌شود.

$$\phi(B)\Phi(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D(Z_t^{(s)} - \mu_t) = \theta(B)\Theta(B^s)a_t \quad (13)$$

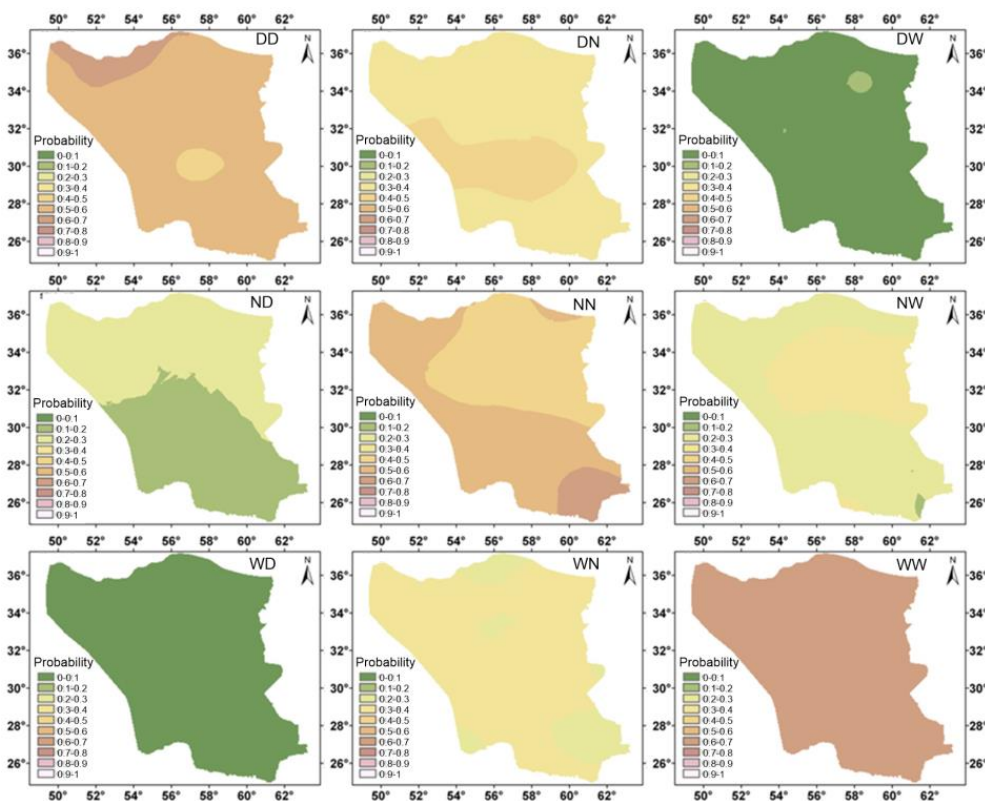
که در آن،  $t$  شماره داده مشاهده‌ای،  $s$  تعداد فصل در یک سال و  $a_t$  مولفه نویز می‌باشد. عبارت‌های  $\phi(B)$  و  $\Phi(B^s)$  به ترتیب مولفه‌های اتورگرسیو (AR) غیرفصلی و فصلی مرتبه  $p$  و  $P$  می‌باشند. به همین ترتیب عبارت‌های  $\theta(B)$  و  $\Theta(B^s)$  نیز به ترتیب مولفه‌های میانگین لغزان (MA) غیرفصلی و فصلی مرتبه  $q$  و  $Q$  هستند. عبارت‌های  $(1-B)^d$  و  $(1-B^s)^D$  نیز به ترتیب عملگرهای تفاضلی غیرفصلی و فصلی می‌باشند و در آخر، پارامتر  $\lambda$  نیز ضریب تبدیل باکس-کاکس است.

۸۰ درصد می‌رسد. در مجموع می‌توان گفت که احتمال انتقال از حالت خشک به خشک در منطقه مورد مطالعه بین ۶۰ تا ۸۰ درصد است و این بدان مفهوم است که اگر منطقه در یک ماه معین در حالت خشک قرار گیرد، به احتمال ۶۰ تا ۸۰ درصد ماه بعدی نیز خشک خواهد بود. نقشه مربوط به احتمال انتقال از حالت خشک به نرمال نشان می‌دهد که در سرتاسر منطقه مورد مطالعه احتمال انتقال از حالت خشک به نرمال بین ۳۰ تا ۴۰ درصد می‌باشد و تنها در بخش کوچکی از جنوب غرب منطقه این مقدار به ۵۰ درصد افزایش می‌یابد. از این رو می‌توان گفت که در بیشتر بخش‌های منطقه احتمال گذر از یک دوره خشک به دوره نرمال بین ۳۰ تا ۴۰ درصد است. نقشه احتمال انتقال از حالت خشک به تر نیز نشان می‌دهد که احتمال رسیدن به ترسالی پس از یک ماه خشک در تمامی منطقه کمتر از ۱۰ درصد است.

اساس آن‌ها مقدار SPI برای گام‌های زمانی آینده پیش‌بینی شد. سری‌های زمانی SPI بر اساس داده‌های بارش ماهانه دوره زمانی ۱۹۷۱ تا ۲۰۰۵ محاسبه شده‌اند. در این بررسی سری‌های زمانی SPI دوره ۱۹۷۱-۲۰۰۴ برای شناسایی مدل و داده‌های سال ۲۰۰۵ برای واسنجی مدل مورد استفاده قرار گرفت.

### نتایج و بحث

**پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از مدل زنجیره مارکوف:** شکل ۴ احتمال انتقال از یک حالت معین به حالتی دیگر را در منطقه مورد مطالعه برای SPI سه‌ماهه نشان می‌دهد. با توجه به این شکل ملاحظه می‌شود که احتمال انتقال از یک ماه خشک به ماه خشک دیگر در سرتاسر منطقه مورد مطالعه بین ۶۰ تا ۷۰ درصد است و تنها در بخش کوچکی از شمال منطقه این مقدار افزایش یافته و به رقمی بین ۷۰ تا



شکل ۴- احتمال انتقال از وضعیتی به وضعیتی دیگر در منطقه بر اساس SPI سه‌ماهه (واحد: درصد)

۱۰ درصد و در نیمه شمالی منطقه بین ۲۰ تا ۳۰ درصد است. در مقابل نقشه احتمال انتقال از حالت نرمال به نرمال نشان می‌دهد که احتمال گذر از حالت

نقشه احتمال انتقال از حالت نرمال به خشک نیز نشان می‌دهد که احتمال گذر از یک ماه نرمال به ماه خشک در نیمه جنوبی منطقه مورد مطالعه کمتر از

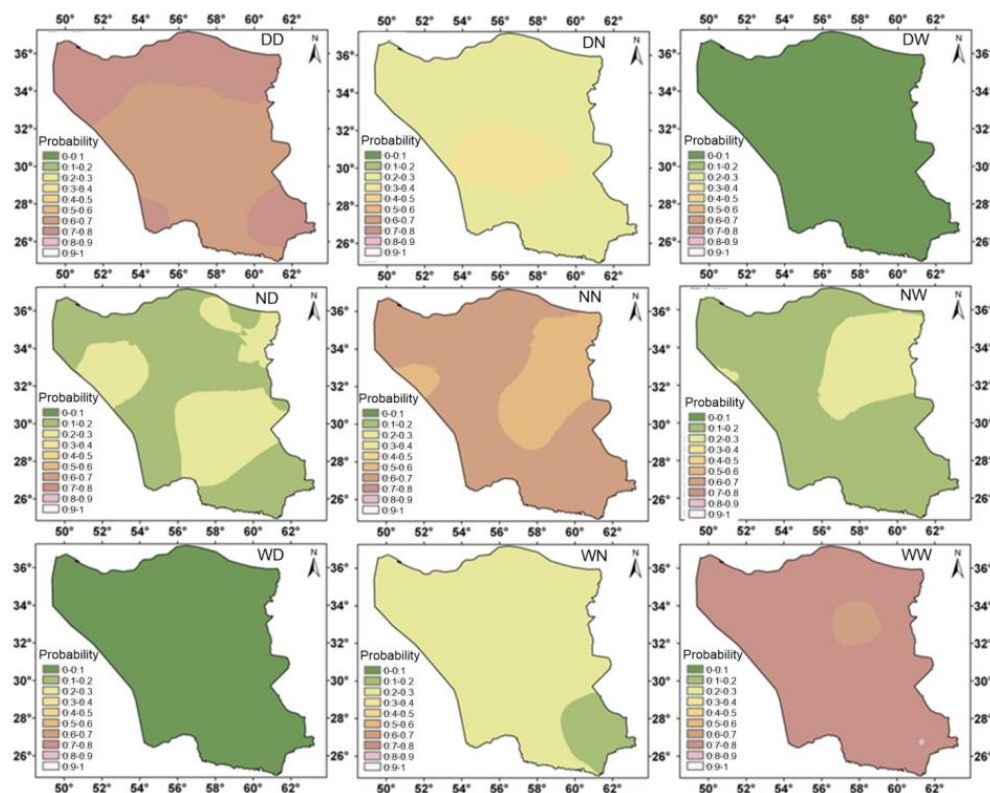


احتمال گذر از یک ماه تر به یک ماه دیگر به‌طور یکنواخت بین ۷۰ تا ۸۰ درصد است.

شکل ۵ نیز احتمال انتقال از وضعیتی به وضعیت دیگر را بر اساس سری‌های زمانی SPI شش‌ماهه نشان می‌دهد. بر اساس این شکل نیز ملاحظه می‌شود که احتمال گذر از یک دوره خشک به دوره خشک دیگر در سرتاسر منطقه بین ۶۰ تا ۸۰ درصد می‌باشد که در نیمه شمالی و حاشیه جنوب شرقی منطقه این مقدار به بالاترین میزان خود یعنی ۷۰ تا ۸۰ درصد می‌رسد. احتمال گذر یک ماه خشک به یک ماه نرمال نیز در سرتاسر منطقه بین ۲۰ تا ۳۰ درصد می‌باشد و تنها در بخشی از جنوب غرب منطقه این مقدار به ۳۰ تا ۴۰ درصد افزایش می‌یابد. با توجه به نقشه مربوطه ملاحظه می‌شود که احتمال گذر از یک ماه خشک به یک ماه تر در سرتاسر منطقه کمتر از ۱۰ درصد است. احتمال رسیدن به یک ماه خشک پس از یک ماه نرمال در همه منطقه کمتر از ۲۰ درصد و در برخی نقاط بین ۲۰ تا ۳۰ درصد است.

نرمال به نرمال در بخش مرکزی و شمال شرقی منطقه بین ۵۰ تا ۶۰ درصد، در حاشیه غربی و شمال غربی منطقه بین ۶۰ تا ۷۰ درصد و در جنوب و جنوب شرق کشور بین ۷۰ تا ۸۰ درصد می‌باشد. این به این مفهوم است که اگر منطقه در یک ماه معین در حالت نرمال باشد، ۵۰ تا ۸۰ درصد احتمال وجود دارد که ماه بعدی نیز نرمال باشد. احتمال انتقال از حالت نرمال به تر در سرتاسر منطقه بین ۲۰ تا ۳۰ درصد می‌باشد و تنها در بخش مرکزی منطقه احتمال انتقال از حالت نرمال به تر به ۳۰ تا ۴۰ درصد افزایش می‌یابد. احتمال رویداد یک ماه خشک پس از یک ماه تر در منطقه مورد مطالعه بسیار ناچیز و کمتر از ۱۰ درصد است که نقشه مربوطه این را به خوبی نشان می‌دهد. احتمال گذر از وضعیت تر به نرمال نیز در سرتاسر منطقه مورد مطالعه بین ۳۰ تا ۴۰ درصد است.

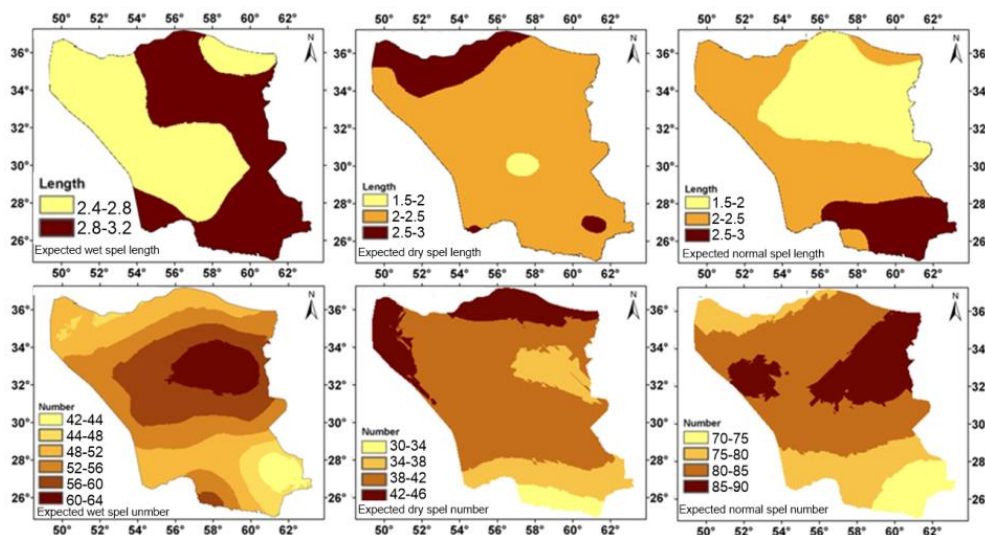
با توجه به نقشه احتمال انتقال از حالت تر به تر مشاهده می‌شود که در تمامی منطقه مورد مطالعه



شکل ۵- احتمال انتقال از وضعیتی به وضعیتی دیگر در منطقه بر اساس SPI شش‌ماهه (واحد: درصد)

دوره‌های خشک قابل انتظار نیز بین ۳۰ تا ۳۸ در حاشیه جنوبی منطقه، ۳۸ تا ۴۲ در بیشتر بخش‌های مرکزی منطقه و ۴۲ تا ۴۶ مورد در حاشیه شمالی و شمال غربی منطقه مورد مطالعه برآورد شده است. تداوم قابل انتظار دوره‌های نرمال به‌دست آمده از سری‌های زمانی SPI سه‌ماهه نیز در بیشتر بخش‌های منطقه مورد مطالعه بین دو تا ۲/۵ ماه برآورد شده است که این مقدار در جنوب شرق به ۲/۵ تا سه ماه افزایش می‌یابد و در شمال شرق منطقه به ۱/۵ تا دو ماه کاهش می‌یابد. تعداد دوره‌های نرمال قابل انتظار نیز در بیشتر بخش‌های منطقه بین ۸۰ تا ۸۵ مورد و در حاشیه جنوبی و شمالی منطقه بین ۷۰ تا ۸۰ مورد و در نقاطی از شمال شرق و غرب منطقه بین ۸۵ تا ۹۰ مورد برآورد شده است.

**پیش‌بینی تعداد و تداوم خشکسالی:** با استفاده از مدل زنجیره مارکف تعداد و تداوم قابل انتظار دوره‌های خشک، نرمال و تر برای ایستگاه‌های منطقه محاسبه و نتیجه آن به‌صورت نقشه در شکل‌های ۶ و ۷ ارائه شده است. با توجه به شکل ۶ تداوم قابل انتظار دوره‌های تر برای نیمه غربی منطقه بین ۲/۴ تا ۲/۸ ماه و برای نیمه شرقی و جنوبی منطقه بین ۲/۸ تا ۳/۲ ماه پیش‌بینی شده است. تعداد دوره‌های تر قابل انتظار نیز از حداقل ۴۸-۴۲ مورد در جنوب شرق منطقه تا ۶۴-۵۶ مورد در بخش مرکزی و شرقی منطقه در نوسان است. تداوم قابل انتظار دوره‌های خشک نیز در سرتاسر منطقه بین دو تا ۲/۵ ماه برآورد شده است که این مقدار در حاشیه شمالی منطقه مورد مطالعه به ۲/۵ تا سه ماه افزایش می‌یابد. تعداد



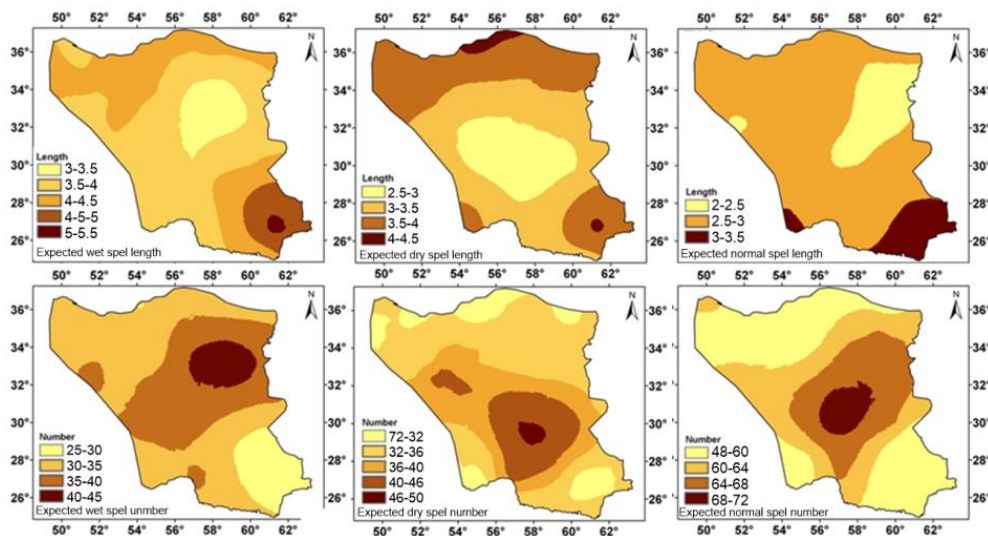
شکل ۶- تعداد (راست) و تداوم (چپ) قابل انتظار دوره‌های خشک، تر و نرمال در منطقه بر اساس SPI سه‌ماهه

تداوم دوره‌های خشک قابل انتظار برای بخش مرکزی منطقه مورد مطالعه بین ۲/۵ تا ۳/۵ و برای حاشیه شمالی و جنوب شرقی منطقه مورد مطالعه بین ۳/۵ تا ۴/۵ ماه برآورد شده است. تعداد دوره‌های خشک قابل انتظار نیز برای بخش بزرگی از منطقه مورد مطالعه بین ۲۷ تا ۳۶ مورد و تنها برای بخش کوچکی از مرکز منطقه بین ۴۰ تا ۵۰ مورد برآورد شده است و سرانجام تداوم قابل انتظار دوره‌های نرمال برای بخش بزرگی از کل منطقه مورد مطالعه در حدود دو تا سه ماه و برای بخش کوچکی در جنوب شرق منطقه بین سه تا ۳/۵ ماه برآورد شده است. تعداد دوره‌های نرمال

شکل ۷ نیز تعداد و تداوم قابل انتظار دوره‌های خشک، تر و نرمال در منطقه را که با استفاده از سری‌های زمانی SPI شش‌ماهه محاسبه و برآورد شده‌اند را نشان می‌دهد. با توجه به این شکل دیده می‌شود که تداوم قابل انتظار دوره‌های تر در بیشتر نقاط منطقه در حدود سه تا ۴/۵ ماه برآورد شده است و تنها در جنوب شرق منطقه مورد مطالعه این مقدار بین چهار تا ۵/۵ ماه برآورد شده است. تعداد دوره‌های تر قابل انتظار نیز در اغلب بخش‌های منطقه بین ۲۵ تا ۳۵ برآورد شده است و تنها در بخش مرکزی و شرقی این مقدار به ۳۵ تا ۴۵ مورد افزایش می‌یابد.

شرق منطقه این مقدار بین ۶۴ تا ۷۲ مورد برآورد شده است.

قابل انتظار نیز برای بیشتر بخش‌های منطقه مورد مطالعه بین ۴۸ تا ۶۴ و برای بخش کوچکی از مرکز و

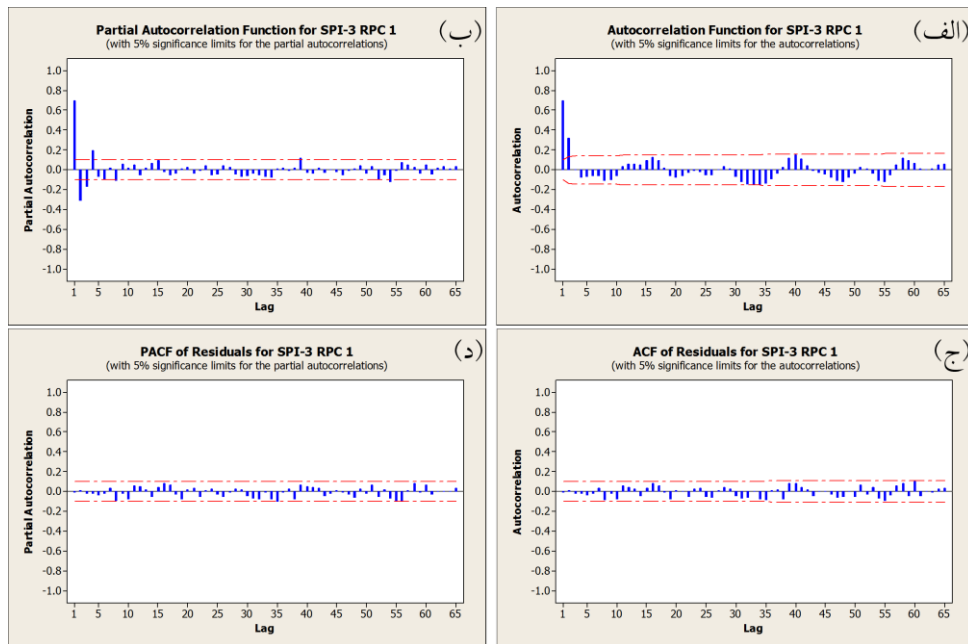


شکل ۷- تعداد (راست) و تداوم (چپ) دوره‌های خشک، تر و نرمال قابل انتظار در منطقه بر اساس SPI شش‌ماهه

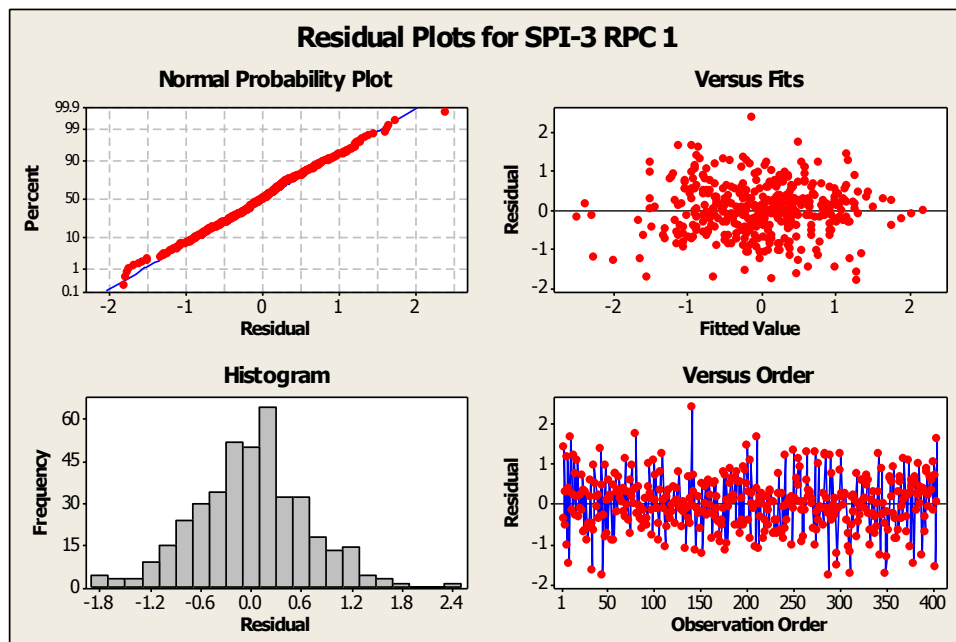
دهد. بنابراین مدل‌های در نظر گرفته شده برای این سری همگی از نوع مدل‌های غیرفصلی  $ARMA(p,q)$  می‌باشند. از میان مدل‌های مورد نظر مدلی که مجموع مربعات خطای آن کمترین بوده است، به‌عنوان برزنده‌ترین مدل انتخاب و برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفته است. مناسب‌ترین مدل برازش یافته با سری زمانی SPI سه‌ماهه منطقه مولفه اول مدل  $ARIMA(2,0,2)$  می‌باشد. ارزیابی مدل نشان داد که مدل انتخاب شده برازش مناسبی با داده‌ها دارد و در میان دیگر مدل‌ها از مجموع مربعات خطای کمتری برخوردار است. شکل‌های ۸-ج و ۸-د نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها را پس از برازش مدل  $ARIMA(2,0,2)$  بر سری منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه اول نشان می‌دهد. با توجه به این شکل‌ها ملاحظه می‌شود که باقی‌مانده‌ها هیچ گونه همبستگی با یکدیگر ندارند که نشان دهنده برازش خوب مدل بر داده‌ها و تصادفی بودن باقی‌مانده‌ها است. نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها، نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر برازش مدل در شکل ۹ نمایش داده شده است. این نمودارها نشان می‌دهند که باقی‌مانده‌ها کاملاً تصادفی توزیع شده و دارای توزیع نرمال می‌باشند و مدل

پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از مدل‌های سری زمانی: شکل ۸ نشان می‌دهد که سری منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه اول ایستا و تغییرات سری پیرامون میانگین می‌باشد. برای شناسایی مدل‌های سری زمانی مناسب از این نمودارها کمک گرفته شده است. نمودار خودهمبستگی SPI سه‌ماهه منطقه مولفه اول به‌صورت سینوسی فروکش می‌کند و مقدار خودهمبستگی تنها برای تاخیرهای زمانی یک و دو ماهه معنی‌دار است (شکل ۸-الف). نمودار خودهمبستگی جزئی مربوطه نیز نشان می‌دهد که مقدار خودهمبستگی در تاخیرهای زمانی یک تا چهار معنی‌دار است (شکل ۸-ب). بر این اساس می‌توان گفت که سری مورد مطالعه را می‌توان با ترکیب اتورگرسیو (AR) و میانگین لغزان (MA) مدل‌سازی نمود. از این رو با توجه به نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی (شکل ۸-الف و ب) دامنه مختلفی از مدل‌های  $ARIMA(p, 0, q)$  برای سری مورد مطالعه شناسایی و مورد آزمون قرار گرفتند تا مناسب‌ترین و برزنده‌ترین مدل به سری مربوطه شناسایی شود. با توجه به استاندارد بودن و ایستا بودن سری SPI سه‌ماهه مورد بررسی، عمل تفاضل‌گیری صورت نگرفته است. همچنین سری مربوطه تغییرات فصلی معنی‌داری از خود نشان نمی‌-

انتخاب شده با داده‌ها کاملاً برازش دارد و از دقت لازم برخوردار می‌باشد.



شکل ۸- (الف) نمودار خودهمبستگی، (ب) نمودار خودهمبستگی جزئی سری زمانی منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه اول، (ج) نمودار خودهمبستگی و (د) نمودار خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(2,0,2)$  بر سری منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه اول



شکل ۹- نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(2,0,2)$  بر سری منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه اول

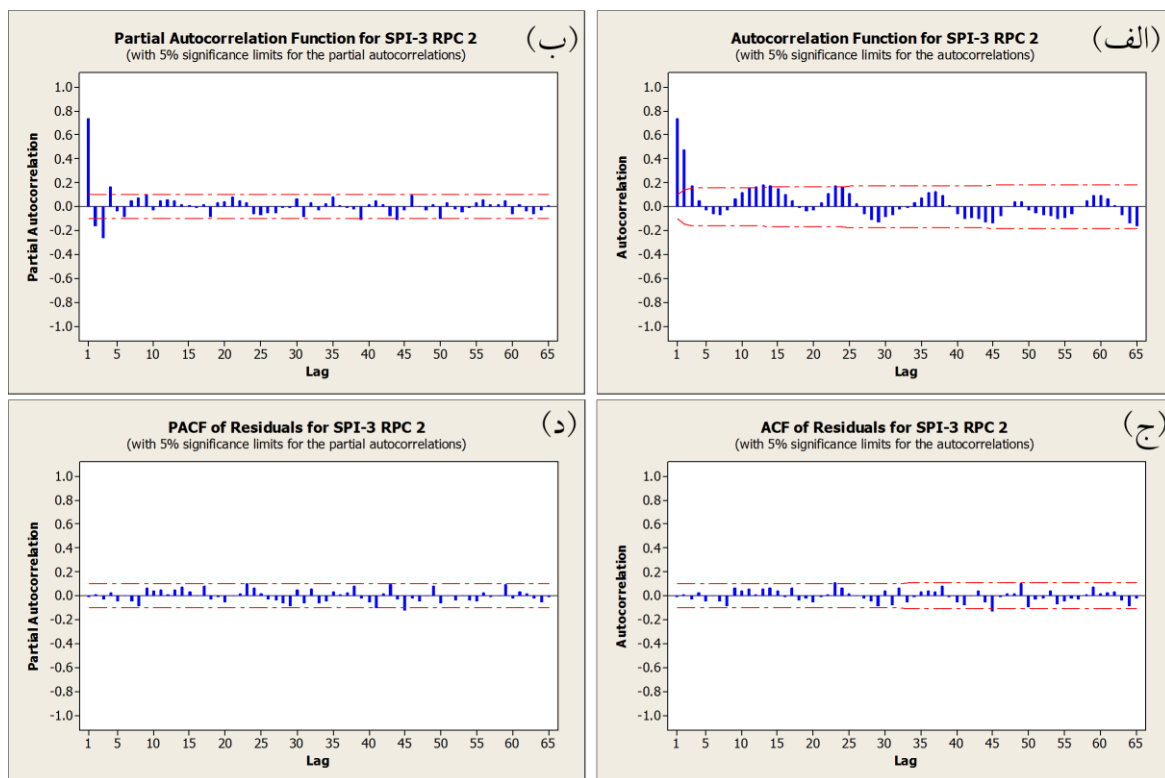
فروکش می‌کند و مقدار خودهمبستگی تنها برای تاخیرهای زمانی یک و دو ماهه معنی‌دار است. نمودار خودهمبستگی جزئی مربوطه نیز نشان می‌دهد که

با توجه به شکل ۱۰-الف ملاحظه می‌شود که سری منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه دوم نیز کاملاً ایستا است و نمودار خودهمبستگی به سرعت

است. شکل‌های ۱۰-ج و ۱۰-د نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها را پس از برازش مدل  $ARIMA(1,0,2)$  بر سری منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه دوم نشان می‌دهد. با توجه به این شکل ملاحظه می‌شود که باقی‌مانده‌ها هیچ گونه همبستگی با یکدیگر ندارند که نشان دهنده برازش خوب مدل بر داده‌ها و تصادفی بودن باقی‌مانده‌ها می‌باشد.

نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها، نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر برازش مدل نیز نشان می‌دهند که باقی‌مانده‌ها کاملاً تصادفی توزیع شده و دارای توزیع نرمال می‌باشند و مدل انتخاب شده با داده‌ها کاملاً برازش دارد و از دقت لازم برخوردار است (شکل ۱۱).

مقدار خودهمبستگی در تاخیرهای زمانی یک تا چهار معنی‌دار است (شکل ۱۰-ب). با توجه به نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی در شکل ۱۰ دامنه مختلفی از مدل‌های  $ARIMA(p,0,q)$  برای سری مورد مطالعه شناسایی و مورد آزمون قرار گرفتند تا مناسب‌ترین و برازنده‌ترین مدل به سری مربوطه شناسایی شود. سری زمانی SPI منطقه مولفه دوم نیز ایستا است و تغییرات فصلی معنی‌داری از خود نشان نمی‌دهد و به همین علت عمل تفاضل‌گیری بر روی آن انجام نگرفته است. مدل  $ARIMA(1,0,2)$  به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برازش یافته با سری زمانی SPI سه‌ماهه منطقه مولفه دوم شناسایی شد. ارزیابی مدل نشان داد که مدل انتخاب شده برازش مناسبی با داده‌ها دارد و در میان دیگر مدل‌ها از مجموع مربعات خطای کمتری برخوردار



شکل ۱۰- الف) نمودار خودهمبستگی، ب) خودهمبستگی جزئی سری زمانی منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه دوم، ج) نمودار خودهمبستگی و د) نمودار خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(1,0,2)$  بر سری منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه دوم

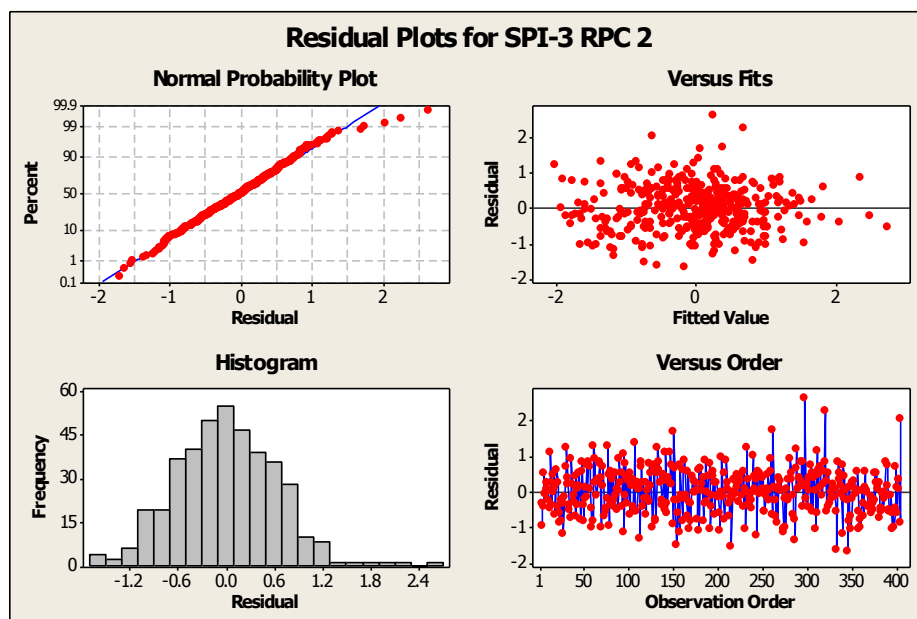
شکل ۱۲-الف ملاحظه می‌شود که نمودار خودهمبستگی به سرعت فروکش می‌کند و مقدار خودهمبستگی تنها برای تاخیرهای زمانی یک تا پنج

شکل ۱۲-الف و ب نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه را برای منطقه مولفه اول نمایش می‌دهد. با توجه به

مدل انتخاب شده برازش مناسبی با داده‌ها دارد و در میان دیگر مدل‌ها از مجموع مربعات خطای کمتری برخوردار است.

شکل ۱۲-ج و شکل ۱۲-د نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها را پس از برازش مدل  $SARIMA(1,0,0)(2,0,2)_6$  به سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه منطقه مولفه اول نشان می‌دهد. با توجه به این شکل ملاحظه می‌شود که باقی‌مانده‌ها هیچ گونه همبستگی با یکدیگر ندارند که نشان دهنده برازش خوب مدل بر داده‌ها و تصادفی بودن باقی‌مانده‌ها می‌باشد. نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها، نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر برازش مدل (شکل ۱۳) نشان می‌دهند که باقی‌مانده‌ها کاملاً تصادفی توزیع شده و دارای توزیع نرمال هستند و مدل انتخاب شده با داده‌ها کاملاً برازش دارد.

معنی‌دار است. نمودار خودهمبستگی جزئی مربوطه نیز نشان می‌دهد که مقدار خودهمبستگی برای گام زمانی یک، پنج و شش معنی‌دار است (شکل ۱۲-ب). نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی به خوبی فصلی بودن سری را نمایش می‌دهند. از این رو دامنه مختلفی از مدل‌های  $SARIMA(p, (P, 0, Q)_w$  (0, q) برای سری مورد مطالعه شناسایی و مورد آزمون قرار گرفتند تا مناسب‌ترین و برازنده‌ترین مدل به سری مربوطه شناسایی شود. همچنین، با توجه به شکل ۱۲-الف و شکل ۱۲-ب سری زمانی SPI شش‌ماهه منطقه مولفه اول ایستا در نظر گرفته شد و به همین علت عمل تفاضل‌گیری بر روی آن انجام نگرفت. از میان مدل‌های مختلف SARIMA، مدل  $SARIMA(1,0,0)(2,0,2)_6$  به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برازش یافته به سری زمانی SPI شش‌ماهه منطقه مولفه اول شناسایی شد. ارزیابی مدل نیز نشان داد که



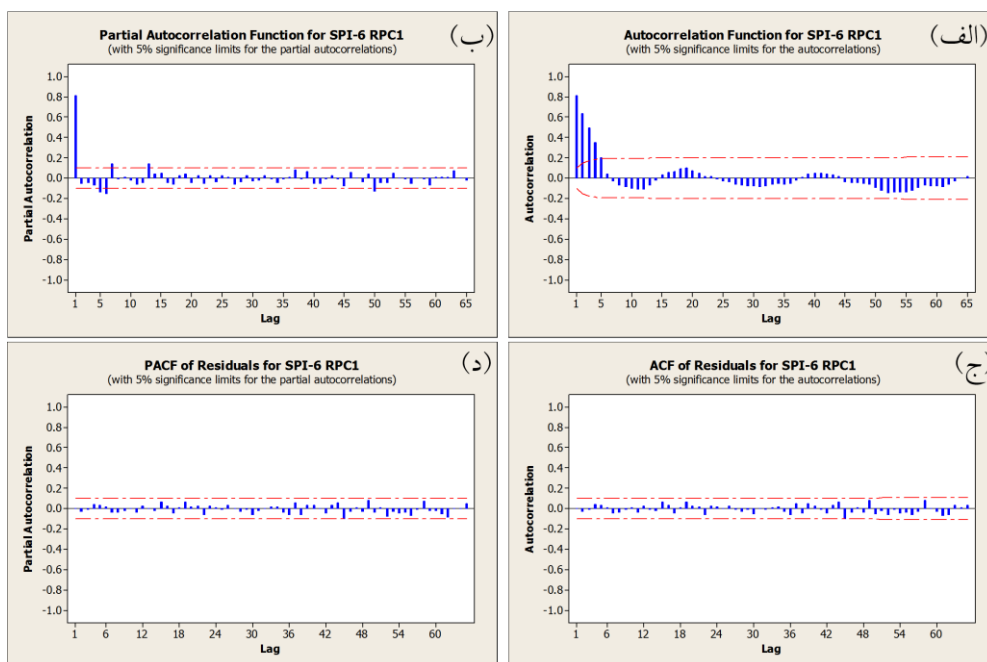
شکل ۱۱- نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(1,0,2)$  بر سری منطقه‌ای SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه دوم

زمانی یک، دو و سه معنی‌دار است (شکل ۱۴-ب). این نمودارها به خوبی فصلی بودن سری را نشان می‌دهند. از میان مدل‌های مختلف SARIMA، مدل  $SARIMA(1,0,2)(1,0,2)_6$  به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برازش یافته به سری زمانی SPI شش‌ماهه منطقه مولفه دوم شناسایی شد. ارزیابی مدل نیز نشان داد که

با توجه به شکل ۱۴-الف نمودارهای خودهمبستگی سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه منطقه مولفه دوم به سرعت فروکش می‌کند و مقدار خودهمبستگی تنها برای تاخیرهای زمانی یک تا چهار معنی‌دار است. نمودار خودهمبستگی جزئی مربوطه نیز نشان می‌دهد که مقدار خودهمبستگی برای گام

می‌باشد. نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها، نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر مدل (شکل ۱۵) نیز نشان می‌دهند که باقی‌مانده‌ها کاملاً تصادفی توزیع شده و دارای توزیع نرمال می‌باشند و مدل انتخاب شده با داده‌ها کاملاً برازش دارد و از دقت لازم برخوردار است.

مدل انتخاب شده برازش مناسبی با داده‌ها دارد و در میان دیگر مدل‌ها از مجموع مربعات خطای کمتری برخوردار است. شکل ۱۴-ج و د نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها را پس از برازش مدل SARIMA (1,0,2)(1,0,2)6 به سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه منطقه مولفه دوم نشان می‌دهد. نبود همبستگی زمانی بین باقی‌مانده‌ها نشان دهنده برازش خوب مدل بر داده‌ها و تصادفی بودن باقی‌مانده‌ها



شکل ۱۲- (الف) نمودار خودهمبستگی، (ب) نمودار خودهمبستگی جزئی سری زمانی منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه اول، (ج) نمودار خودهمبستگی و (د) نمودار خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل SARIMA(1,0,0)(2,0,2)6 بر سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه اول

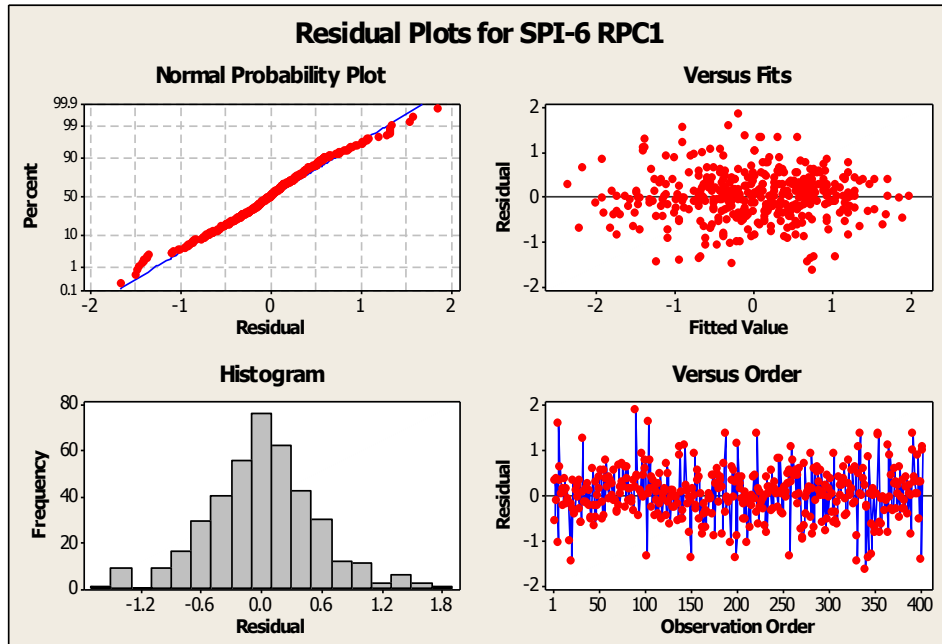
مولفه سوم شناسایی شد. ارزیابی مدل نیز نشان داد که مدل انتخاب شده برازش مناسبی با داده‌ها دارد و در میان دیگر مدل‌ها از مجموع مربعات خطای کمتری برخوردار است.

شکل ۱۶-ج و ۱۶-د نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها را پس از برازش مدل SARIMA(1,0,0)(2,0,2)6 به سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه منطقه سوم نشان می‌دهد. با توجه به این شکل‌ها ملاحظه می‌شود که باقی‌مانده‌ها هیچ‌گونه همبستگی با یکدیگر ندارند که نشان دهنده برازش خوب مدل بر داده‌ها و تصادفی بودن باقی‌مانده‌ها است. نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار

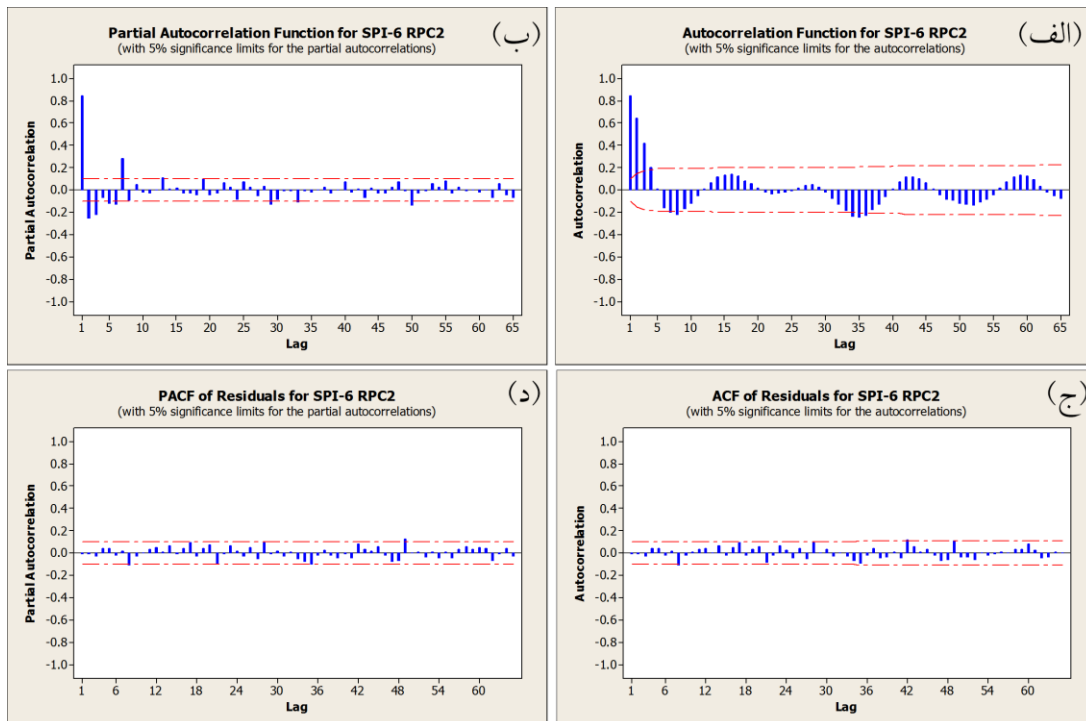
نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه منطقه سوم به خوبی فصلی بودن سری را نمایش می‌دهند (شکل ۱۶-الف و ۱۶-ب). با توجه به شکل ۱۶-الف نمودار خودهمبستگی این سری به سرعت فروکش می‌کند و مقدار آن برای تاخیرهای زمانی یک تا پنج معنی‌دار است. نمودار خودهمبستگی جزئی مربوطه نیز نشان می‌دهد که مقدار خودهمبستگی برای گام زمانی نخست معنی‌دار است (شکل ۱۶-ب). از میان مدل‌های مختلف SARIMA، مدل SARIMA(1,0,0)(2,0,2)6 به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برازش یافته به سری زمانی SPI شش‌ماهه منطقه

توزیع شده و دارای توزیع نرمال می‌باشند (شکل ۱۷) و مدل انتخاب شده با داده‌ها کاملاً برازش دارد و از دقت لازم برخوردار است.

احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها، نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر برازش مدل نیز نشان می‌دهند که باقی‌مانده‌ها کاملاً تصادفی

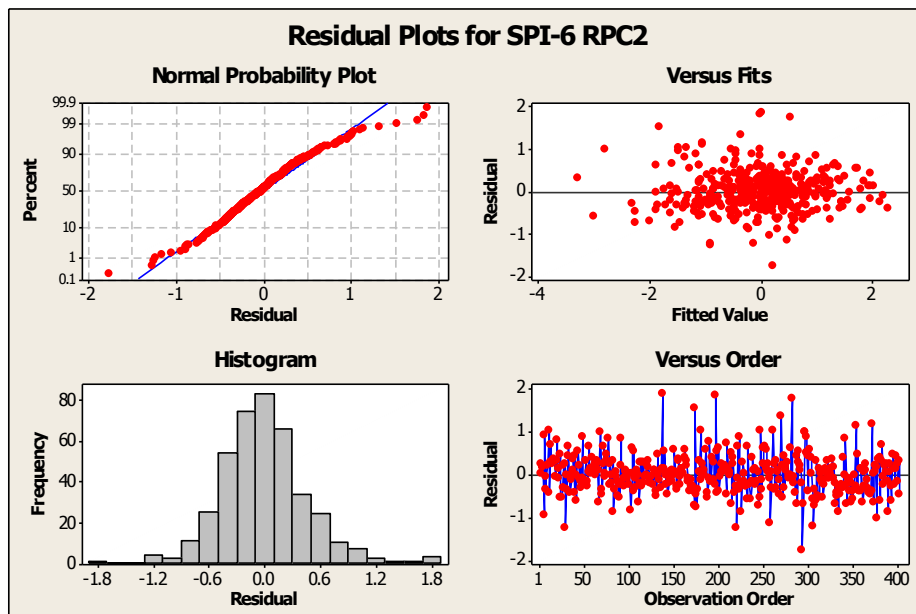


شکل ۱۳- نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها پس از برازش مدل ARIMA (1,0,0) (2,0,2)6 بر سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه اول

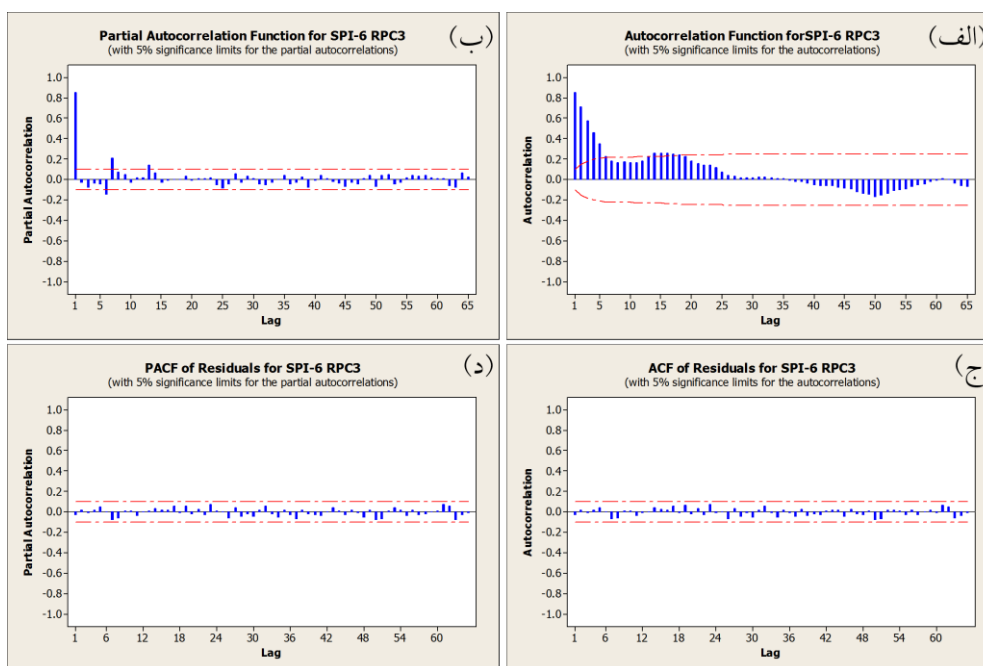


شکل ۱۴- (الف) نمودار خودهمبستگی، (ب) نمودار خودهمبستگی جزئی سری زمانی منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه دوم، (ج) نمودار خودهمبستگی و (د) نمودار خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل ARIMA (1,0,2) (1,0,2)6 بر سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه دوم





شکل ۱۵- نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(1,0,2)(1,0,2)_6$  بر سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه دوم



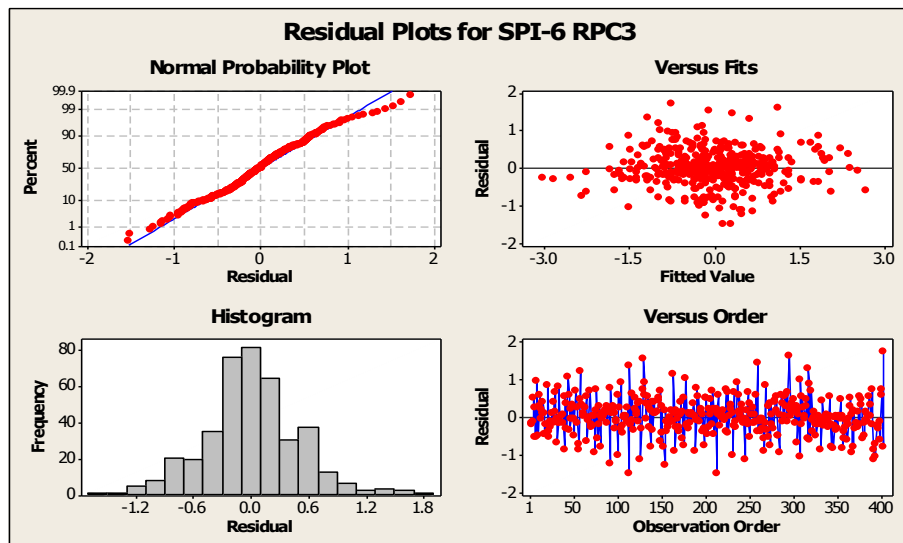
شکل ۱۶- (الف) نمودار خودهمبستگی، (ب) نمودار خودهمبستگی جزئی سری زمانی منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه دوم، (ج) نمودار خودهمبستگی و (د) نمودار خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(1,0,0)(2,0,2)_6$  بر سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه سوم

معنی‌دار است. نمودار خودهمبستگی جزئی سری نیز نشان می‌دهد که مقدار خودهمبستگی برای دو گام زمانی نخست معنی‌دار است (شکل ۱۸-ب). همچنین مقدار خودهمبستگی با فاصله‌های زمانی ۱۲، ۲۴، ۳۶ و ۴۸ رقم معنی‌داری را نشان می‌دهد که نشان دهنده رفتار فصلی سری می‌باشد. از میان مدل‌های مختلف

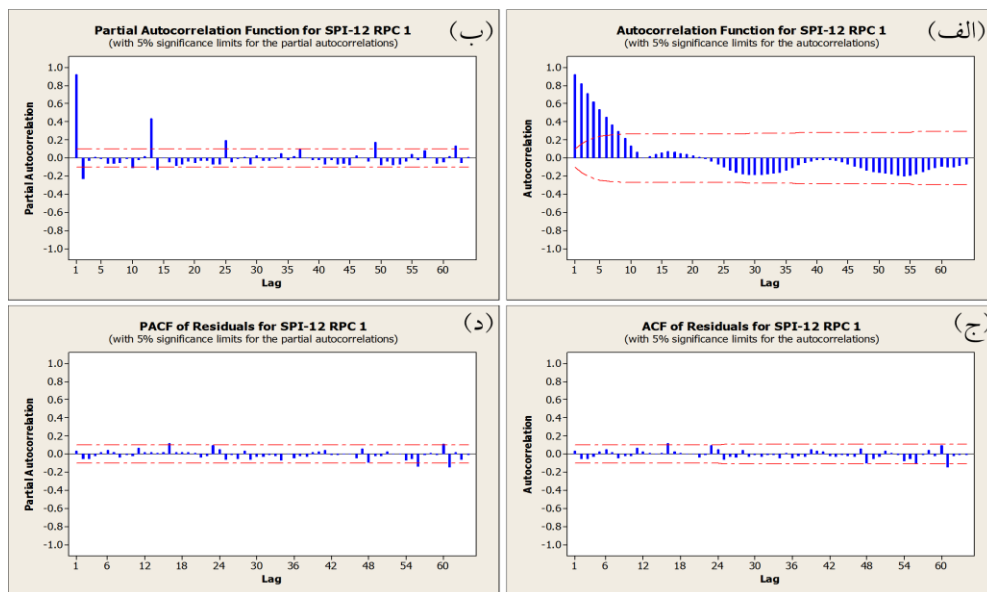
شکل ۱۸-الف و ۱۸-ب نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه را برای منطقه مولفه اول نمایش می‌دهند. شکل ۱۸-الف نشان می‌دهد که مقدار خودهمبستگی به سرعت و به شکل سینوسی کاهش می‌یابد و مقدار خودهمبستگی برای تاخیرهای زمانی یک تا هفت

۱۸- الف و ب) نشان می‌دهند که باقی‌مانده‌ها هیچ گونه همبستگی با یکدیگر ندارند و مدل به خوبی بر داده‌ها برازش یافته و باقی‌مانده‌ها کاملاً تصادفی هستند. نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها، نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر برازش مدل (شکل ۱۹) نیز توزیع تصادفی باقی‌مانده‌ها تأیید می‌کنند و نشان می‌دهند که مدل انتخاب شده کاملاً با داده‌ها برازش دارد.

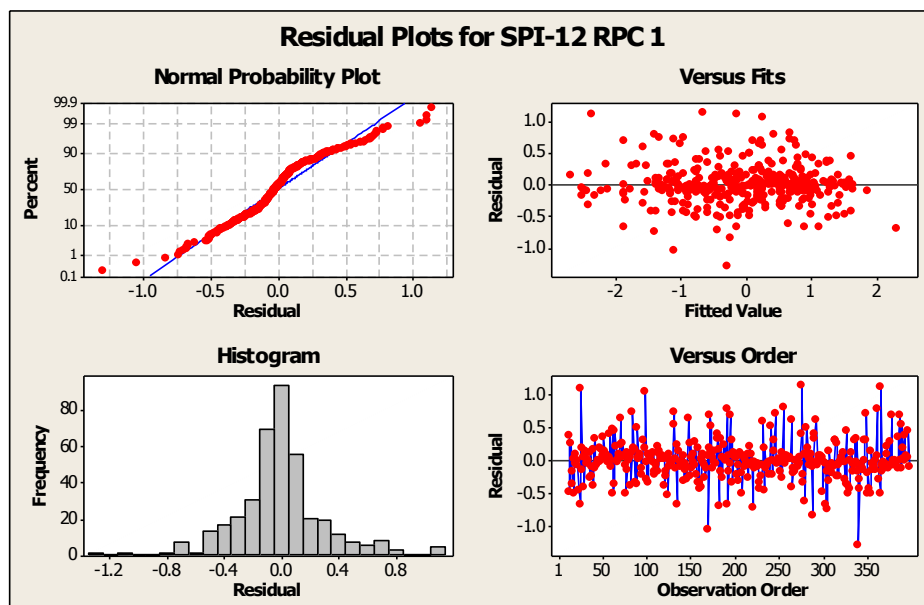
SARIMA(2,0,0)(1,1,3)<sub>12</sub> مدل به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برازش یافته به سری زمانی SPI ۱۲ ماهه منطقه مولفه اول شناسایی شد. ارزیابی مدل نیز نشان داد که مدل انتخاب شده برازش مناسبی با داده‌ها دارد و در میان دیگر مدل‌ها از مجموع مربعات خطای کمتری برخوردار است. نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل SARIMA(2,0,0)(1,1,3)<sub>12</sub> بر سری منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه منطقه مولفه اول (شکل



شکل ۱۷- نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها پس از برازش مدل ARIMA (1,0,0) (2,0,2)<sub>6</sub> بر سری منطقه‌ای SPI شش‌ماهه در منطقه مولفه سوم



شکل ۱۸- الف) نمودار خودهمبستگی، ب) نمودار خودهمبستگی جزئی سری زمانی منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه در منطقه مولفه اول، ج) نمودار خودهمبستگی و د) نمودار خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل SARIMA(2,0,0)(1,1,3)<sub>12</sub> بر سری منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه در منطقه مولفه اول



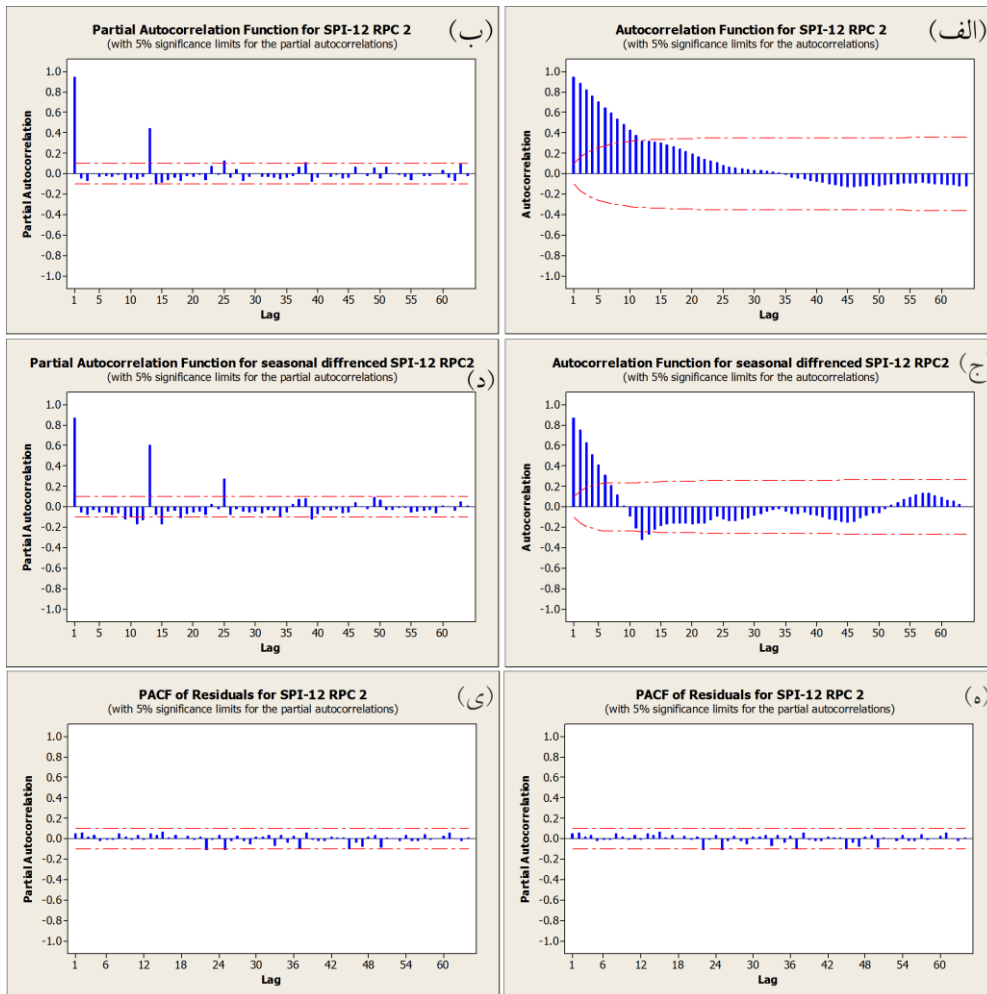
شکل ۱۹- نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(2,0,0)(1,1,3)_{12}$  بر سری منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه در منطقه مولفه اول

دیگر مدل‌ها از مجموع مربعات خطای کمتری برخوردار است. شکل ۲۰-ه و ۲۰-ی نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها را پس از برازش مدل  $SARIMA(1,0,0)(1,1,3)_{12}$  به سری منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه منطقه مولفه دوم نشان می‌دهند. با توجه به این شکل‌ها ملاحظه می‌شود که باقی‌مانده‌ها هیچ گونه همبستگی با یکدیگر ندارند که نشان دهنده برازش خوب مدل بر داده‌ها و تصادفی بودن باقی‌مانده‌ها است. نمودار ستونی باقی‌مانده‌ها، نمودار احتمال نرمال باقی‌مانده‌ها، نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر پیش‌بینی‌ها و نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر برازش مدل (شکل ۲۱) نیز نشان می‌دهند که باقی‌مانده‌ها کاملاً تصادفی توزیع شده و مدل انتخاب شده با داده‌ها کاملاً برازش دارد.

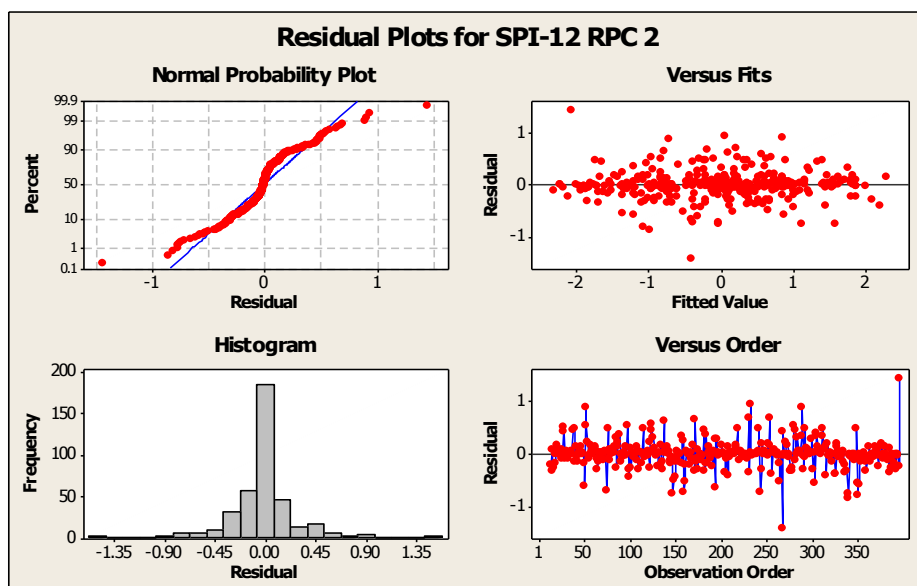
**پیش‌بینی خشکسالی:** پس از شناسایی برازنده‌ترین مدل به سری‌های زمانی SPI منطقه‌ای، امکان پیش‌بینی مقدار SPI برای گام‌های زمانی آینده با استفاده از مدل انتخابی مورد ارزیابی قرار گرفت. همان‌گونه که پیش از این گفته شده داده‌های SPI سال ۲۰۰۵ برای مقایسه با پیش‌بینی‌ها و و ارزیابی دقت مدل‌های انتخابی از مطالعه خارج شد و مدل‌ها بر اساس رفتار سری داده‌ها در دوره ۱۹۷۱ تا ۲۰۰۴ به‌دست آمدند.

با توجه به شکل ۲۰-الف مقدار خودهمبستگی سری منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه منطقه مولفه دوم به کندی فروکش می‌کند که بیانگر ناپایداری و یا ایستایی ضعیف سری می‌باشد. نمودار خودهمبستگی جزئی سری نیز نشان می‌دهد که مقدار خودهمبستگی برای گام زمانی نخست معنی‌دار است (شکل ۲۰-ب). همچنین، مقدار خودهمبستگی با فاصله‌های زمانی ۱۲ رقم معنی‌داری را نشان می‌دهد که نشان دهنده رفتار فصلی سری می‌باشد. میرایی کند نمودار خودهمبستگی نشان می‌دهد که سری از ایستایی ضعیفی برخوردار است و نیاز به تفاضل‌گیری دارد.

شکل ۲۰-ج و ۲۰-د نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری را پس از تفاضل‌گیری فصلی مرتبه اول نشان می‌دهند. با توجه به نمودار خودهمبستگی در شکل ۲۰-ج ملاحظه می‌شود که مقدار خودهمبستگی به سرعت کاهش یافته و پس از گام هفتم دیگر معنی‌دار نیست. نمودار خودهمبستگی جزئی در شکل ۲۰-د باز هم رفتار فصلی سری را تأیید می‌کند. از میان مدل‌های مختلف  $SARIMA$ ، مدل  $SARIMA(1,0,0)(1,1,3)_{12}$  به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برازش یافته به سری زمانی SPI ۱۲ ماهه منطقه مولفه دوم شناسایی شد. ارزیابی مدل نیز نشان داد که مدل انتخاب شده برازش مناسبی با داده‌ها دارد و در میان

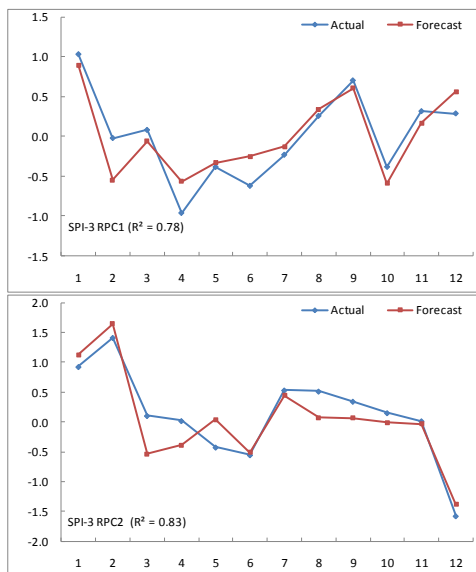


شکل ۲۰- (الف نمودار خودهمبستگی، ب) نمودار خودهمبستگی جزئی سری زمانی منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه در منطقه مولفه دوم، ج) نمودار خودهمبستگی، د) نمودار خودهمبستگی جزئی سری زمانی منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه در منطقه مولفه دوم پس از تفاضل‌گیری فصلی مرتبه اول، ه) نمودار خودهمبستگی و ی) نمودار خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(1,0,0)(1,1,3)_{12}$  بر سری منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه در منطقه مولفه دوم

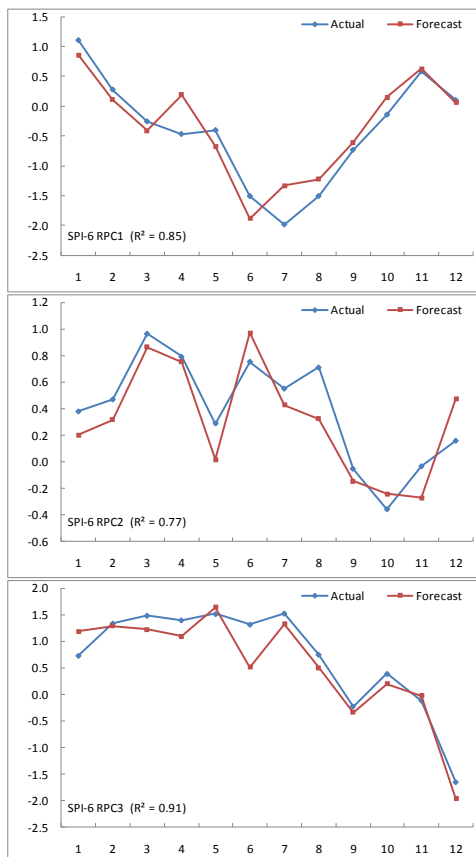


شکل ۲۱- نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقی‌مانده‌ها پس از برازش مدل  $ARIMA(1,0,0)(1,1,3)_{12}$  بر سری منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه در منطقه مولفه دوم

نوسان‌های فراوان موجود در سری‌های زمانی SPI سه‌ماهه و شش‌ماهه باعث بی‌نظمی بیشتر سری و در نتیجه پائین آمدن دقت پیش‌بینی‌ها می‌شود.



شکل ۲۲- مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده SPI سه‌ماهه با مقادیر مشاهده شده سال ۲۰۰۵ (گام زمانی پیش‌بینی = یک ماه)



شکل ۲۳- مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده SPI شش‌ماهه با مقادیر مشاهده شده در سال ۲۰۰۵ (گام زمانی پیش‌بینی = یک ماه)

از این رو با استفاده از مدل‌های انتخابی مقدار SPI برای گام‌های زمانی یک تا ۱۲ ماه آینده (ژانویه تا دسامبر ۲۰۰۵) پیش‌بینی شد. با استفاده از مدل‌های انتخاب شده، مقادیر SPI به ترتیب برای یک، دو، سه، ...، ۱۰، ۱۱ و ۱۲ ماه بعد پیش‌بینی شد. شکل‌های ۲۲ تا ۲۴ مقادیر SPI مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده را برای ماه‌های مختلف سال ۲۰۰۵ نشان می‌دهند. گام زمانی انتخابی در پیش‌بینی مقدار SPI در این شکل‌ها یک ماه بعد در نظر گرفته شده است. با توجه به این شکل‌ها ملاحظه می‌شود که دقت مدل در پیش‌بینی مقدار SPI ماه بعد بسیار زیاد است و مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر مشاهده‌ای از همخوانی بالایی برخوردار است.

ضریب همبستگی میان داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده SPI سه‌ماهه در منطقه مولفه اول ۰/۷۸ و در منطقه مولفه دوم ۰/۸۳ می‌باشد. ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهده‌ای SPI-6 سال ۲۰۰۵ و مقادیر پیش‌بینی شده آن به وسیله مدل انتخابی برای منطقه مولفه اول، دوم و سوم به ترتیب ۰/۸۵، ۰/۷۷ و ۰/۹۱ می‌باشد که نشان دهنده هماهنگی مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر مشاهده‌ای است (شکل ۲۳). با توجه به شکل ۲۴ نیز ملاحظه می‌شود که دقت پیش‌بینی مقادیر SPI برای مقیاس زمانی ۱۲ ماهه در هر دو منطقه مولفه اول و دوم در مقایسه با SPI سه و شش‌ماهه افزایش یافته است که نشان دهنده این موضوع است که مدل‌های سری زمانی با سری‌های زمانی SPI ۱۲ ماهه بهتر برازش داشته و در نتیجه پیش‌بینی‌های دقیق‌تری به دست می‌دهند. هماهنگی میان مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر مشاهده‌ای در شکل ۲۴ کاملاً آشکار است.

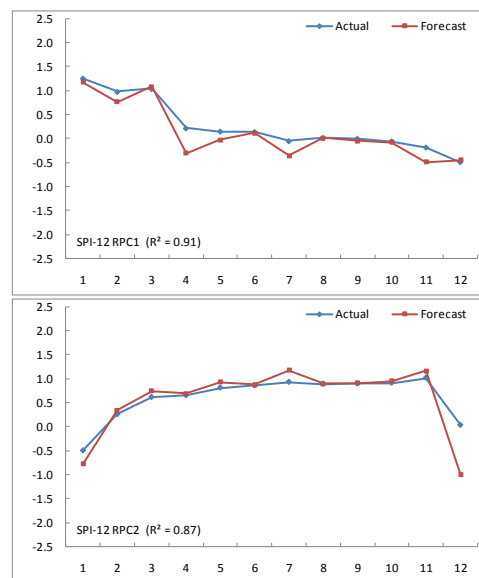
این هماهنگی با ضریب همبستگی ۰/۹۱ در منطقه مولفه اول و ۰/۸۷ در منطقه مولفه دوم از نظر آماری نیز تأیید می‌شود. افزایش دقت پیش‌بینی در SPI ۱۲ ماهه در مقایسه با مقیاس‌های سه و شش‌ماهه به این علت است که وابستگی زمانی یا خودهمبستگی میان داده‌ها در این مقیاس افزایش می‌یابد که این موضوع سبب می‌شود که مدل‌های سری زمانی به سری‌های SPI ۱۲ ماهه بهتر برازش پیدا نموده و در نتیجه پیش‌بینی دقیق‌تری ارائه نمایند. در مقابل،

روش تحلیل مولفه‌های اصلی به چند منطقه کاملاً همگن تقسیم و سری زمانی نمره استاندارد مولفه‌های انتخابی به‌عنوان سری زمانی منطقه‌ای SPI در هر منطقه برای پیش‌بینی شدت خشکسالی با استفاده از مدل‌های سری زمانی باکس-جنکینز مورد استفاده قرار گرفت.

احتمال وقوع دوره‌های خشک، نرمال و تر و نیز تعداد و تداوم رویدادهای خشک و تر مورد انتظار با استفاده از مدل زنجیره مارکف مرتبه اول برای همه ایستگاه‌های مورد مطالعه محاسبه و نتایج آن به‌صورت نقشه ارائه و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. با توجه به وجود خاطره زمانی در سری‌های زمانی SPI و وابسته بودن مقدار SPI در هر نقطه از سری به مقدار SPI ماه قبل خود، می‌توان گفت که استفاده از مدل زنجیره مارکف ابزار مناسبی برای محاسبه احتمال وقوع خشکسالی با شدت‌های مختلف در منطقه می‌باشد و می‌تواند به‌عنوان ابزاری مناسب برنامه‌ریزان را یاری رساند. نتیجه این بررسی نشان می‌دهد که احتمال رسیدن از یک حالت معین به همان حالت در ماه بعدی بسیار زیاد و اغلب بیش از ۶۰ درصد می‌باشد. در مقابل احتمال گذر از یک وضعیت به وضعیت مخالف در همه حالت‌ها بسیار پائین و اغلب کمتر از ۱۰ درصد است. برای مثال احتمال انتقال از حالت تر به خشک و یا بر عکس در همه مناطق مقدار پائینی را نشان می‌دهد. همچنین، احتمال گذر از یک حالت به حالت نرمال قابل ملاحظه است. به‌عنوان مثال در همه مناطق احتمال گذر از وضعیت تر به نرمال و یا از خشک به نرمال رقم قابل ملاحظه‌ای را در بر می‌گیرد.

با برازش مدل‌های مختلف باکس-جنکینز به سری‌های منطقه‌ای SPI در مقیاس‌های مختلف، مدل مناسب برای هر یک از سری‌های منطقه‌ای شناسایی شد. نتیجه این بررسی نشان داد که مدل ARMA با سری‌های منطقه‌ای SPI سه و شش‌ماهه و مدل SARIMA با سری‌های منطقه‌ای SPI ۱۲ ماهه بهترین برازش را دارند. با استفاده از مدل‌های شناسایی شده مقدار SPI برای گام‌های زمانی آینده برای هر یک از سری‌های SPI منطقه‌ای پیش‌بینی و مشخص شد که مدل‌های انتخاب شده حداکثر می‌توانند تا سه ماه

بررسی همبستگی میان داده‌های مشاهده‌ای و مقادیر پیش‌بینی شده نشان داد که با افزایش گام زمانی مورد پیش‌بینی از میزان دقت آن کاسته می‌شود. از این رو می‌توان گفت که مدل‌های انتخابی می‌توانند با دقت کافی نشان دهند که آیا سری SPI در ۱۲ ماه آینده در وضعیت خشک قرار خواهد داشت و یا در وضعیت تر، اما دقت مدل در برآورد شدت خشکسالی و یا تر سالی به گام زمانی مورد پیش‌بینی بستگی دارد. هر چه گام زمانی انتخاب شده برای پیش‌بینی کوتاه‌تر باشد، دقت برآورد مدل نیز بیشتر می‌باشد. به‌عبارت دیگر این مدل‌ها می‌توانند حداکثر تا سه ماه بعد را با دقت بسیار بالا پیش‌بینی نمایند، ولی پیش‌بینی آن‌ها برای ماه‌های بعدی تنها می‌تواند وضعیت این ماه‌ها را از نظر خشک بودن و یا تر بودن به خوبی پیش‌بینی کند، اما در پیش‌بینی شدت و یا میزان خشک بودن و یا تر بودن محیط از دقت پائینی برخوردارند. از این رو در صورت به روز بودن داده‌های بارش ماهانه می‌توان مقدار SPI را محاسبه و به کمک مدل‌های سری زمانی مقدار آن را برای یک تا سه ماه بعد با دقت مناسب پیش‌بینی نمود.



شکل ۲۴- مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده SPI ۱۲ ماهه با مقادیر مشاهده شده در سال ۲۰۰۵

### نتیجه‌گیری

منطقه مورد مطالعه از نظر تغییرات زمانی سری‌های SPI در ۶۹ ایستگاه مورد بررسی و به کمک

فعالیت‌های کشاورزی را بر مبنای نتایج پیش‌بینی‌ها مدیریت نمود.

### تشکر و قدردانی

این مقاله بخشی از گزارش نهایی طرح تحقیقاتی "ارزیابی روش‌های مختلف و تعیین روش مناسب پیش‌بینی خشکسالی در ناحیه شرقی و مرکزی کشور با استفاده از داده‌های هواشناسی" است که با کد ۰۹-۰۰۰۰۳۳۵۰۰۵۰۸۱ به ثبت رسیده است.

آینده را با دقت مناسب پیش‌بینی کنند، اما از دقت پیش‌بینی برای گام‌های زمانی بیش از سه ماه آینده به سرعت کاسته می‌شود. از این رو با استفاده از این مدل‌ها می‌توان در هر زمان وضعیت منطقه مورد مطالعه را برای سه ماه آینده پیش‌بینی و بر اساس نتایج پیش‌بینی برنامه‌ریزی نمود. به‌عنوان مثال در ابتدای بهار می‌توان وضعیت منطقه را از نظر پتانسیل بارش و شرایط خشکسالی برای ماه‌های اردیبهشت و خرداد که فصل کاشت بسیاری از محصولات کشاورزی در بسیاری از نقاط کشور است پیش‌بینی و

### منابع مورد استفاده

1. Bonaccorso, B., I. Bordi, A. Cancelliere, G. Rossi and A. Sutera. 2003. Spatial variability of drought: an analysis of the SPI in Sicily. *Journal of Water Resources Management*, 17: 273–296.
2. Bordi, I., K. Fraedrich, M. Petitta and A. Sutera. 2006. Large-scale assessment of drought variability based on NCEP/NCAR and ERA-40 re-analyses. *Water Resources Management*, 20: 899–915.
3. Bordi, I. and A. Sutera. 2002. An analysis of drought in Italy in the last fifty years. *Nuovo Cimento C*, 25(C): 185–206.
4. Bordi, I., K. Fraedrich, J.M. Jiang and A. Sutera. 2004. Spatio-temporal variability of dry and wet periods in eastern China. *Theoretical and Applied Climatology*, 79: 81–91.
5. Box, G.E.P. and G.M. Jenkins. 1976. *Time series analysis, forecasting and control*. Holden-Day, San Francisco.
6. Box, G.E.P., G.M. Jenkins and G.C. Reinsel. 1994. *Time series analysis, forecasting and control*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA.
7. Cancelliere, A., G. Rossi and A. Ancarani. 1996. Use of palmer index as drought indicator in Mediterranean regions. In: *Proceedings of IAHR Congress "From flood to drought"*, Sun City, South Africa, 5–7 August 1996, p S4.12-1-25.
8. Ehrendorfer, M. 1987. A regionalisation of Austria's precipitation climate using principal component analysis. *Journal of Climatology*, 7: 71–89.
9. Fernandez, C., J.A. Vega, T. Fonturbel and E. Jimenez. 2008. Streamflow drought time series forecasting: a case study in a small watershed in North West Spain. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23: 1063–1070.
10. Lohani, V.K., G.V. Loganathan and S. Mostaghimi. 1998. Long term analysis and short-term forecasting of dry spells by Palmer drought severity index. *Nord. Hydrol.*, 29(1): 21–40.
11. McKee, T.B., N.J. Doesken and J. Kleist. 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. *Preprints, 8th Conference on Applied Climatology*, 17-22 January, Anaheim, CA, 179-184.
12. Mishra, A.K. and V.R. Desai. 2005. Drought forecasting using stochastic models. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 19: 326–339.
13. Modarres, R. 2007. Streamflow drought time series forecasting. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 21: 223–233.
14. Razinei, T. 2015. Investigation of drought characteristics in arid and semi-arid regions of Iran. In press, *Journal of Watershed Engineering and Management*, (in Persian).
15. Razinei, T. and E. Fatahi. 2011. Evaluation of the applicability of the NCEP/NCAR precipitation dataset for drought monitoring in Iran. *Journal of Earth and Space Physics*, 37(3): 225-247 (in Persian).
16. Razinei, T., P. Daneshkar Arasteh, R. Akhtari and B. Saghafian. 2007. Investigation of meteorological droughts in Sistan and Baluchestan Province, using the standardized precipitation index and Markov Chain model. *Iran-Water Resources Research*, 3(1): 25-35 (in Persian).
17. Soltani, S., R. Modarres and S.S. Eslamian. 2007. The use of time series modeling for the determination of rainfall climates of Iran. *International Journal of Climatology*, 27: 819–829.
18. Thompson, S. 1999. *Hydrology for water management*. Prentice Hall, 287-308.
19. Vicente-Serrano, S.M., J.C. González-Hidalgo, M. De Luis and J. Raventós. 2004. Drought patterns in the Mediterranean area: the Valencia region (eastern Spain). *Journal of Climate Research*, 26: 5–15.

20. Wilks, D.S. 1995. Statistical methods in the atmospheric sciences. Academic Press, San Diego, California, USA, 467 pages.
21. Yarnal, B. 1993. Synoptic climatology in environmental analysis. A primer, Belhaven Press, London, UK.
22. Yurekli, K., A. Kurunc and F. Ozturk. 2005. Application of linear stochastic models to monthly flow data of Kelkit Stream. Ecological Modeling, 183: 67-75.