

پیش‌بینی سری زمانی بارش سالانه ۱۲۵ ساله مشهد

نقیسه سیدنژاد گل خطمی^{۱*}، نرگس عباسی^۲، حجت رضایی پزند^۳

۱- دانشجوی آمار و ریاضی، دانشگاه پیام نور، مشهد، ایران

۲- دانشیار، گروه آمار و ریاضی، عضو هیات علمی، دانشگاه پیام نور، شیراز، ایران

۳- مربی، هیدرولوژی، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

چکیده

سری‌های زمانی بارش در مقیاس سالانه دارای سه مولفه روند، تغییرات بلند مدت و نوسانات تصادفی است. دو مولفه روند و تغییرات بلندمدت با طول دوره آماری کمتر از ۱۰۰ سال در مناطق خشک و نیمه‌خشک بیان نمی‌شود. لذا الگوهای سری زمانی خطی، غیرخطی، ابتکاری یا فراابتکاری نمی‌تواند به خوبی این پدیده را تبیین کنند. سری زمانی بارش سالانه و طولانی مدت ایستگاه مشهد با دوره آماری ۱۲۵ سال در این تحقیق بررسی شد. ابتدا معنی‌داری روند با بکارگیری دو آزمون پارامتری من-کندال و سن در سطح ۹۵ درصد ارزیابی شد. نتایج نشان داد بارش سالانه مشهد روند معنی‌دار در میانگین ندارد. اما روند در واریانس وجود دارد که با تبدیل باکس-کاکس تثبیت شد. بررسی تغییرات دوره‌ای با برازش چندجمله‌ای‌ها از درجه شش تا ۱۲ انجام و نتایج نشان داد که هیچکدام معنی‌دار نیستند. انتخاب بهینه تعداد پارامترهای الگو بر اساس توابع خودهمبستگی (ACF)، خودهمبستگی جزئی ($PACF$)، خودهمبستگی توسعه‌یافته ($EACF$)، معیارهای آکائیک (AIC) و بیز (BIC) انجام شد. عملکرد الگوها با معیارهایی مانند میانگین قدرمطلق خطا (MAE)، مجذور مربعات خطا ($RMSE$)، میانگین درصد قدرمطلق خطا ($MAPE$) و غیره بررسی شد. نتایج نشان داد الگوی $IMA(1,1)$ دارای تعداد بهینه پارامتر در الگو، پارامترهای معنی‌دار و بهترین عملکرد است و مشاهدات نیز دارای داده پرت نیستند. نتایج تحلیل باقیمانده‌ها نیز نشان داد که باقیمانده‌ها نسبت به زمان پایا هستند، از توزیع نرمال پیروی می‌کنند و مستقل‌اند. بنابراین، سری زمانی بارش سالانه طولانی مدت مشهد از نوفه سفید پیروی می‌کند و بهترین پیش‌بینی مقدار بارش، میانگین داده‌ها است.

کلید واژه‌ها: سری‌های زمانی، تغییرات دوره‌ای، داده پرت، بارش طولانی مدت، مشهد.

مقدمه

بارش یکی از متغیرهای اصلی جو است که تأثیر مهمی بر جنگل‌ها، مراتع، اراضی کشاورزی و در نهایت زندگی انسان دارد. بدلیل اهمیت بارش بر زندگی بشر مورد توجه اقلیم-شناسان بوده و روش‌های آماری مختلفی برای توصیف و پیش‌بینی این متغیر به کار رفته است. یکی از این روش‌ها رهیافت سری‌های زمانی است. یک سری زمانی دنباله‌ای از مشاهدات است که بر حسب زمان مرتب شده‌اند. هدف سری‌های زمانی کشف و شناسایی الگوی حاکم بر داده‌ها و پیش‌بینی مقادیر آینده سری است. یک سری زمانی متشکل از مولفه‌های تغییرات دوره‌ای، تغییرات فصلی، روند در میانگین و واریانس و تغییرات تصادفی است. سری‌های زمانی با روش‌های مختلفی الگوبندی می‌شوند که یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین آن‌ها الگوهای میانگین متحرک جمع بسته اتورگرسیو است که مشهور به الگوهای باکس و جنکینز (۱۹۷۶) است. الگوهای باکس و جنکینز برای پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی مختلفی مانند بارش، دما، دبی رودخانه و خشک‌سالی در نقاط مختلف دنیا (کاووشیک و سینگ، ۲۰۰۸؛ مهسین و همکاران، ۲۰۱۲؛ سامپسون و همکاران، ۲۰۱۳؛ موندال و همکاران، ۲۰۱۴) و نیز در ایران (حسینعلی‌زاده و همکاران، ۲۰۱۴؛ حجایی و بذرافشان، ۲۰۱۳؛ عبدالله‌نژاد، ۲۰۱۵؛ گودرزی و روزبهانی، ۲۰۱۷؛ سلطانی و همکاران، ۲۰۱۷؛ رسولی و همکاران، ۲۰۰۲؛ شریفیان و همکاران، ۲۰۰۷؛ مکانیک، ۲۰۱۰) به کار رفته است. الگوهای باکس و جنکینز بر مبنای عدم روند یا ایستایی سری استوار می‌باشند. معمولاً در تحقیقات فرض ایستایی کوواریانس یا ایستای ضعیف مرتبه دوم مبنای قرار می‌گیرد؛ زیرا بررسی دو گشتاور اول، میانگین و واریانس، نسبتاً ساده است (وی، ۲۰۰۶). بنابراین قبل از کاربرد روش‌های باکس و جنکینز بایستی وجود تغییرات دوره‌ای، فصلی و روند در میانگین و واریانس بررسی و در صورت وجود هر کدام، از سری حذف شوند. تحقیقات مختلفی در ایران رهیافت سری زمانی را برای بررسی متغیرهای اقلیمی به کار برده و نیز وجود روند در داده‌ها را بررسی کرده‌اند. به عنوان مثال قدوسی و همکاران (۲۰۱۳) با بررسی بارش سالانه ۱۵ ایستگاه باران سنج حوضه آبریز آجی‌چای دریافتند که روند معنی‌داری در

سری‌های زمانی بارش وجود ندارد. شمس‌نیا و همکاران (۲۰۱۱) با بررسی سه متغیر اقلیمی میانگین دما، بارش و رطوبت نسبی ماهانه در ایستگاه آبادیه دریافتند سری زمانی این متغیرها دارای مولفه فصلی است. محمدی (۲۰۱۲) وجود روند در سری زمانی بارش سالانه یاخته‌ای ایران با استفاده از آمار ۱۴۳۷ ایستگاه همدید، اقلیمی و باران‌سنجی را در یک دوره ۴۰ ساله با روش‌های سن و من-کندال بررسی کرد. نتایج نشان داد روند معنی‌داری در داده‌ها وجود ندارد. بررسی آمار ۳۰ ساله بارندگی ماهانه در ایستگاه ارازکوسه استان گلستان و کاربرد رهیافت باکس و جنکینز نشان داد سری زمانی داده‌ها دارای مولفه فصلی است (حسینعلی‌زاده و همکاران، ۲۰۱۴). روند بارش کشور بر اساس پایگاه داده آفرودیت در دوره ۱۳۳۶-۱۳۸۵ با روش‌های سن و من-کندال بررسی شده و نتایج نشان داد بارش در مقیاس‌های ماهانه (بجز ماه آذر)، فصلی و سالانه دارای روند افزایشی است اما این روند معنی‌دار نیست (نصرآبادی و مسعودیان، ۲۰۱۳). بررسی روند داده‌های بارش شبکه‌ای منظم در سطح ایران از پایگاه GPCC در دوره ۱۹۹۲-۲۰۱۳ نشان داد که بارش سالانه دارای روند کاهشی معنی‌دار است (حلبیان، ۲۰۱۶).

حجم نمونه در بررسی‌های آماری مهم است. زیرا افزایش حجم نمونه می‌تواند دقت برآورد پارامترها را افزایش دهد. حجم نمونه (طول دوره آماری) بارش، رواناب، سیلاب‌ها و غیره در مناطق خشک و نیمه خشک برای تحلیل فراوانی، تحلیل سری‌های زمانی، تحلیل خشکسالی‌ها و غیره باید حداقل ۱۰۰ سال باشد تا بتوان به تحلیل داده‌ها اطمینان نسبی (برآورد سازگار) پیدا کرد (ادموند و همکاران، ۱۹۷۳ و جاکوب و همکاران، ۱۹۹۹) و درک بهتری از اقلیم آن مکان و تغییراتش در طی زمان (روند و تغییرات دوره‌ای) حاصل - شود (بلالا و همکاران، ۲۰۱۸). هر سری زمانی سالانه دارای سه مولفه روند، نوسانات دوره‌ای و نوسانات تصادفی است. نوسانات دوره‌ای (دوره تر، خشک و معمولی در بارش) در این پدیده‌ها خود را در آمار بلند مدت نشان می‌دهد. لذا الگوهای سری زمانی خطی و غیرخطی یا ابتکاری و فراابتکاری نمی‌تواند به خوبی این پدیده را تبیین کنند. تحقیقات ما نشان می‌دهد که دوره آماری اکثر مطالعات انجام‌شده در ایران در خصوص بارش، رواناب و سیلاب

نوسانات دوره‌ای در مشاهدات سری زمانی بارش از الزامات اولیه تحلیل سری‌های زمانی است. چون داده‌ها سالانه هستند بنابراین نوسانات فصلی وجود ندارند. لذا، مولفه‌های سری زمانی به سه مولفه محدود می‌شوند. ابتدا تحلیل روند و سپس، تحلیل نوسانات دوره‌ای انجام می‌شود. تحلیل روند با دو آزمون من-کندال و سن در این مقاله انجام شده که توضیح آن‌ها به ترتیب در ادامه آمده است.

آزمون‌های روند

آزمون رتبه‌ای من-کندال ناپارامتری است و برای تعیین معنی‌داری روند در سری‌های زمانی به کار می‌رود. این آزمون روند غیرخطی را نشان نمی‌دهد. فرض صفر عدم وجود روند و فرض مقابل وجود روند در سری زمانی است. انجام این آزمون مطابق مراحل زیر است. الف- برآورد آماره S : این آماره به کمک تابع علامت مجموع اختلافات دو به دو مشاهدات را محاسبه می‌کند که در واقع جمع جبری علامت‌های فاصله دو به دو داده‌ها است (رابطه ۱). ب- محاسبه واریانس S : این آماره برحسب اینکه حجم نمونه ۱۰ یا کمتر باشد با رابطه (۲) برآورد می‌شود. پ- برآورد آماره Z_M من کندال مطابق رابطه (۴). اگر این آزمون معنی‌دار باشد، وجود روند را نشان می‌دهد و مقدار منفی Z_M بیانگر روند کاهشی و مقدار مثبت آن نشانگر روند افزایشی در سری زمانی است. توزیع آماره Z_M نرمال فرض می‌شود. رد فرض صفر در سطح پنج درصد $|Z_M| > 1.96$ است.

کمتر از ۶۰ سال است (رضیئی، ۲۰۰۸؛ مکانیک، ۲۰۱۰؛ شمس‌نیا و همکاران، ۲۰۱۱؛ عساکره و همکاران، ۲۰۱۲؛ محمدی، ۲۰۱۲؛ گودرزی و روزبهانی، ۲۰۱۳؛ حجابی و بذرافشان، ۲۰۱۳؛ نصرآبادی و مسعودیان، ۲۰۱۳؛ حسینعلی‌زاده و همکاران، ۲۰۱۴؛ حلبیان، ۲۰۱۶؛ سلطانی و همکاران، ۲۰۱۷). با توجه به اینکه استفاده از داده‌های طولانی مدت فرض اساسی تحلیل‌های قابل اعتماد در آب و هواشناسی است. هدف این مقاله بررسی رفتار و الگوبندی سری زمانی بارش سالانه طولانی مدت ایستگاه مشهد به طول دوره آماری ۱۲۵ سال با رهیافت سری زمانی باکس و جنکینز است. تغییرات دوره‌ای سری زمانی داده‌ها با برازش چندجمله‌ای‌ها بررسی و دو روش غیرپارامتری و مرسوم من-کندال و سن برای بررسی وجود روند در سری زمانی داده‌ها به کار رفته است. پس از تعیین الگو و برآورد پارامترها و آزمون‌های لازم، تحلیل داده پرت نیز انجام شده است که در تحقیقات دیگر کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

این مطالعه بر روی بارش سالانه ایستگاه مشهد واقع در شرق کشور با موقعیت جغرافیایی طول ۵۹ درجه و ۶۳ دقیقه شرقی، عرض جغرافیایی ۳۶ درجه و ۲۴ دقیقه شمالی و ارتفاع ۹۹۹ متر از سطح دریا است. طولانی‌ترین آمار مربوط به بارش سالانه مشهد نزدیک به ۱۲۵ سال (۱۸۹۴ - ۲۰۱۸) است که داده‌های مفقود این آمار توسط فرزندگی و همکاران (۲۰۱۹) بازسازی شده است. بررسی دو مولفه روند و

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \operatorname{sgn}(x_j - x_i), \quad \operatorname{sgn}(x_j - x_i) = \begin{cases} +1 & (x_j - x_i) > 0 \\ 0 & (x_j - x_i) = 0 \\ -1 & (x_j - x_i) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\operatorname{VAR}(S) = \frac{1}{18} \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^q t_p(t_p-1)(2t_p+5) \right], \quad n > 10 \quad (2)$$

$$Z_M = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\operatorname{VAR}(S)}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\operatorname{VAR}(S)}} & S < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$T(X_t) = X_t^{(\lambda)} = \frac{X_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda} \quad (7)$$

که $T(X_t)$ تبدیل باکس-کاکس، X_t سری داده‌های اولیه و λ پارامتر تبدیل است. مقدار λ به گونه‌ای انتخاب می‌شود که سری زمانی تبدیل شده کمترین ضریب تغییرات را داشته باشد (گوئرو، ۱۹۹۳). تابع هدف به صورت رابطه (۸) است.

$$\min [Var(X)]^{1/2} / [E(X)]^{1-\lambda}, \quad -\infty \leq \lambda \leq \infty \quad (8)$$

الگوبندی سری زمانی

روش‌های مختلفی برای الگوبندی سری‌های زمانی تصادفی ارائه شده‌اند. الگوهای خودهمبسته (AR) و میانگین متحرک (MA) دو مورد از این روش‌ها هستند. الگوهای AR بر مبنای الگوهای زنجیره مارکوف توسعه یافته و مشابه رگرسیون خطی است. الگوی آن‌ها مطابق رابطه ۹ و الگوی کلی مطابق ۱۰ است. این الگوها همبستگی بین توالی زمانی متغیرها را در نظر گرفته و مقدار یک متغیر تابعی از مقادیر گذشته (یا آینده) آن است. فرض اولیه این الگوها نرمال بودن سری زمانی است. الگوهای AR توانایی الگوبندی سری‌های با نوسانات کم را دارند. یکی دیگر از روش‌ها الگوهای میانگین متحرک MA است. الگوی MA مطابق رابطه ۱۱ و الگوی کلی آن مطابق رابطه ۱۲ است. باکس و جنکینز (۱۹۷۶) با اضافه کردن مولفه الگوی MA به الگوهای AR روشی جدید ارائه و نتایج الگوبندی را بهبود بخشیدند (باکس و همکاران، ۱۹۷۶ و باکس و همکاران، ۲۰۰۸). تلفیق یک الگوی AR با رتبه p و یک الگوی MA با رتبه q الگوی ARMA(p,q) را می‌دهد. شرط اساسی استفاده از الگوی ARMA ایستا بودن سری زمانی است. اگر سری ایستا نباشد (ایستا در میانگین یا واریانس)، می‌توان سری را با تفاضلی مرتبه یک (ایستا در میانگین) و مرتبه دو (ایستا در واریانس) ایستا کرد. استفاده از سری تفاضلی مرتبه d در سری الگوی ARMA(p,q) منجر به الگوی جدید غیر فصلی خود همبسته میانگین متحرک جمعی ARIMA(p,d,q) می‌شود که نمایش ریاضی آن مطابق رابطه ۱۳ است.

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + Z_t \quad (9)$$

که در آن n تعداد مشاهدات سری، x_j و x_i به ترتیب مشاهدات j -ام و i -ام سری و Sgn تابع علامت است. q تعداد گروه‌های ایجاد شده از داده‌های تکراری و t_p تعداد داده‌های تکراری در p امین گروه است.

سن (۱۹۶۸) روش غیرپارامتری را برای تحلیل روند سری‌های زمانی ارائه کرد. این روش براساس برآورد میانه شیب دو به دوی داده‌های مشاهده‌ای و معنی‌داری آن بنا شده. فرض صفر عدم وجود روند و فرض مقابل وجود روند صعودی یا نزولی در سری زمانی است. مراحل انجام آزمون به شرح زیر است. الف- شیب خط بین تمام مشاهدات سری با رابطه ۴ محاسبه شده که تعداد $N = n * (n - 1) / 2$ شیب به دست می‌آید. شیب‌ها به صورت صعودی مرتب و میانه با نماد Q_{med} مشخص می‌شود. ب- $var(s)$ مطابق آزمون من-کندال (رابطه ۲) و سپس، پارامتر C_α در سطح α با رابطه ۵ برآورد می‌شود. پ- کران‌های بالا و پایین M_1 و M_2 به کمک رابطه ۶ به دست می‌آید. ت- آزمون شیب: شیب‌های به دست آمده مرتب شده و M_1 امین و $(M_2 + 1)$ امین شیب استخراج می‌شود. اگر عدد صفر بین این دو شیب باشد، فرض صفر پذیرفته و سری بدون روند فرض می‌شود. در غیر این صورت سری دارای روند است. اگر $Q_{med} \geq 0$ باشد، روند سری صعودی و گرنه روند نزولی است.

$$Q = \frac{x_t - x_s}{t - s} \quad (4)$$

$$C_\alpha = Z_{1-\alpha/2} * \sqrt{var(s)} \quad (5)$$

$$M_1 = \frac{N + C_\alpha}{2}, M_2 = \frac{N - C_\alpha}{2} \quad (6)$$

که x_t و x_s به ترتیب داده‌های مشاهده‌ای در زمان t و s است که t واحد زمانی بزرگتر از s است. α سطح اطمینان، Z آماره توزیع نرمال استاندارد، N تعداد شیب‌های محاسبه شده با رابطه ۴ است.

تبدیل باکس - کاکس

اگر داده‌ها نایستا در واریانس باشند، باید واریانس را تثبیت کرد (روند زدایی). روش‌های معروف تبدیل باکس-کاکس و تفاضلی مرتبه دوم است. تبدیل باکس-کاکس مطابق رابطه (۸) انجام می‌شود (وی، ۲۰۰۶).

$$X'_t = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} (Z_t + W_{IO}^{(T)} I_T(t)) = \psi(B) \quad (14) \quad \phi_p(B) X_t = Z_t \quad (10)$$

$(Z_t + W_{IO}^{(T)} I_T(t)) = X_t + \psi_{t-T} W_{IO}^{(T)} I_T(t)$ که $\phi_p(B)$ ضرایب الگو AR، B عملگر پسرو و Z_t یک فرآیند تصادفی محض است.

و $W_{IO}^{(T)}$ اندازه داده پرت تحولی در زمان T است (خزایی، ۲۰۰۸). وجود نقطه پرت در یک سری و نوع آن با آزمون فرض انجام و فرض صفر عدم وجود داده پرت است. آماره آزمون مطابق رابطه تعیین می‌شود.

$$\lambda(T, tp) = \frac{\hat{W}_{tp}^{(T)}}{VAR(\hat{W}_{tp}^{(T)})} \quad (15)$$

که $\hat{W}_{tp}^{(T)}$ برآورد مقدار داده پرت، tp نوع داده پرت و T زمان رخداد داده پرت است. $\hat{W}_{tp}^{(T)}$ و $VAR(\hat{W}_{tp}^{(T)})$ برای داده پرت AO به ترتیب

$$\hat{W}_{AO}^{(T)} = \frac{\sum_{t=T}^n \pi_{t-T} y_t}{\sum_{t=T}^n \pi_{t-T}^2 y_t}$$

و $VAR(\hat{W}_{AO}^{(T)}) = \sigma^2 / \sum_{t=T}^n \pi_{t-T}^2$ برآورد می‌شود. ضرایب π_t ضرایب مدل $AR(\infty)$ هستند (کرایر و چان، ۲۰۰۸).

مقادیر $\hat{W}_{tp}^{(T)}$ و $VAR(\hat{W}_{tp}^{(T)})$ برای داده پرت IO به ترتیب $\hat{W}_{IO}^{(T)} = \pi(B) X_t$ و $VAR(\hat{W}_{IO}^{(T)}) = \sigma^2$ است. چون T معلوم نیست، باید تمام زمان‌ها آزمون شود. آزمون نسبت درست‌نمایی در این وضعیت عبارت است از:

$$\lambda(T^*, tp) = \max_{1 \leq T \leq n} |\lambda(T, tp)|, \quad tp = AO, IO \quad (16)$$

که T^* زمان متناظر با مقدار بیشینه است. چون توزیع این آماره‌ها معلوم نیست، مقدار بحرانی C معمولاً بین ۳ تا ۳/۵ در نظر گرفته می‌شود. اگر $\lambda(T^*, tp) > C$ باشد، نتیجه می‌گیریم در زمان T^* دورافتاده‌ای از نوع tp واقع شده است.

الگوبندی سری‌های زمانی مطابق گام‌های زیر انجام می‌شود. ۱- بررسی فرض‌های اولیه: ابتدا باید شروط ایستایی در میانگین و واریانس و نرمال بودن سری داده‌ها بررسی و اقدامات لازم انجام شود. آزمون‌های سن، من-کندال، شاپیرو-ویلک و تبدیل باکس-کاکس در این مرحله مورد نیاز هستند.

$$X_t = Z_t - \theta_1 Z_{t-1} + \theta_2 Z_{t-2} + \dots + \theta_q Z_{t-q} \quad (11)$$

$$X_t = \theta_q(B) Z_t \quad (12)$$

که $\theta_q(B)$ ضرایب مشاهدات Z_t در الگو MA است.

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_q(B) Z_t \quad (13)$$

آزمون داده پرت در سری‌های زمانی

داده‌های مشاهده‌ای ابتدا باید غربال شوند تا صحت و دقت داده‌ها مشخص شود. داده آلوده (داده پرت یا دورافتاده) در این مرحله شناسایی و تکلیف آن روشن می‌شود که آیا داده‌ای است که بر اثر اشتباهات به وجود آمده یا صحیح بوده و صرفاً از سایر مشاهدات فاصله دارد. آن را در علم آمار داده پرت می‌نامند. آن‌ها می‌توانند مشکلاتی در شناسایی الگو، برآورد پارامترها و ارزیابی الگوی برازش شده ایجاد کنند. در صورت وجود داده پرت، باید سراغ روش‌های مناسب برای در نظر گرفتن اثر این داده‌ها رفت و یا از روش‌های استوار استفاده کرد (خزایی، ۲۰۰۸).

تحقیق حاضر وجود دو نوع داده پرت جمعی (AO) و تحولی (IO) را در سری زمانی بارش ۱۲۵ ساله مشهد بررسی می‌کند. اگر سری زمانی داده‌ها $\{X_t\}$ باشد و در زمان $T=t$ به جای X_T ، $X'_T = X_T + W_{AO}^T$ مشاهده شود، گوئیم در زمان T یک داده پرت جمعی رخ داده و اندازه آن W_{AO}^T است. سری زمانی فاقد داده پرت و $\{X'_t\}$ سری زمانی آلوده به داده پرت است. دومین نوع داده پرت، داده پرت تحولی است که با اغتشاشی که در سری نوفه سفید در زمان T ایجاد می‌شود عناصر یک سری ARIMA را از زمان T به بعد تحت تأثیر قرار می‌دهد (فاکس، ۱۹۷۲). اگر $X_t \sim ARMA(p, q)$ باشد، سری مشاهده شده در حضور یک IO عبارت است از:

j -ام رگرسیون $AR(m)$ باشد. آن‌ها EACF نمونه‌ای با نماد ESACF مرتبه m یعنی $\hat{\rho}_j(m)$ را به عنوان تابع خودهمبستگی نمونه برای سری تبدیل شده، تعریف می‌کنند. مقادیر $\hat{\rho}_j(m)$ را در یک جدول دو طرفه به صورت جدول ۱ مرتب، سپس مقادیری که بزرگتر یا کمتر از $\pm 2Sd$ (انحراف معیار) باشند با عدد صفر و بقیه موارد را با x نشان می‌دهیم. اولین درایه‌ای که رأس یک مثلث تشکیل شده از بی‌نهایت صفرها را رتبه الگو در نظر می‌گیریم (وی، ۲۰۰۶).

۲- شناسایی الگو: نوع و مرتبه الگوهای اتورگرسیو یا میانگین متحرک با ارزیابی نمودارهای توابع خود همبستگی (ACF) و خود همبستگی جزئی (PACF) تعیین می‌شود. اما اگر الگویی به صورت $ARMA(p,q)$ باشد، استفاده از تابع خودهمبستگی نمونه‌ای گسترش یافته مناسب (EACF) است (خزایی، ۲۰۰۸). تسی و تیائو (۱۹۸۴) یک مجموعه کلی رگرسیون‌های تکراری را برای برآورد رتبه p و q با روش EACF پیشنهاد نمودند. با فرض $m=0,1,\dots$ فرض می‌کنیم $\hat{\phi}_i^j$ ، $i=0,1,\dots,m$ برآوردهای کمترین مربعات تکرار

جدول ۱- جدول ESACF

AR/MA	0	1	2	3	4	...
0	$\rho_1(0)$	$\rho_2(0)$	$\rho_1(0)$	$\rho_3(0)$	$\rho_3(0)$...
1	$\rho_1(1)$	$\rho_2(1)$	$\rho_3(1)$	$\rho_4(1)$	$\rho_5(1)$...
2	$\rho_1(2)$	$\rho_2(2)$	$\rho_3(2)$	$\rho_4(2)$	$\rho_5(2)$...
3	$\rho_1(3)$	$\rho_2(3)$	$\rho_3(3)$	$\rho_4(3)$	$\rho_5(3)$...
4	$\rho_1(4)$	$\rho_2(4)$	$\rho_3(4)$	$\rho_4(4)$	$\rho_5(4)$...
.	
.	
.	

استفاده شده است. θ پارامترهای الگو است (ادیکاری و آگراول، ۲۰۱۳).

$$AIC = 2k - 2 \ln(L(\theta)) \quad (17)$$

$$BIC = k \ln(n) - 2 \ln(L(\theta)) \quad (18)$$

گام بعدی تعیین توان دقت مدل در پیش‌گویی داده‌ها است (ادیکاری و آگراول، ۲۰۱۳). بنابر اهمیت اساسی پیش‌گویی سری‌های زمانی باید دقت کافی در انتخاب الگو انجام شود. اندازه‌های کاربردی مختلفی برای این منظور وجود دارد تا دقت برآورد پیش‌گویی و مقایسه الگوها انجام شود. آن‌ها را متریک‌های عملی نیز می‌نامند. هریک از آن‌ها تابعی از داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌گوشده از سری زمانی هستند. اندازه‌های MAE ، MPE ، $MAPE$ ، $RMSE$ ، $NMSE$ ، $SMSE$ و U زیر در این مقاله به کار گرفته شده‌اند (روابط ۱۹ تا ۲۵).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (19)$$

۳- برآورد پارامترها: پس از تعیین مرتبه الگو، پارامترهای آن با روش حداکثر درست‌نمایی (ML) برآورد می‌شوند.

۴- آزمون داده پرت و روشن کردن تکلیف داده پرت.

۵- بررسی صحت الگو: پس از شناسایی الگوی مناسب و برآورد پارامترها، برای اطمینان از صحت الگوی انتخابی، آسیب‌شناسی الگوی برازش داده شده به مشاهدات با تحلیل باقیمانده‌ها انجام می‌شود. این تحلیل شامل بررسی برقراری فرض‌های پایه‌ای است که در مورد داده‌ها انجام می‌شود. مثلاً باقیمانده‌ها باید از توزیع نرمال پیروی کنند.

۶- بررسی عملکرد الگو: مرتبه بهینه الگو توسط تعداد پارامترهای آن تعیین می‌شود که باید دو معیار آکائیک (AIC) و بی‌زی‌شوارز (BIC)، مطابق روابط ۱۷ و ۱۸ را کمینه کند. معیارهای AIC و BIC میزان اطلاعات از دست رفته توسط الگو را نشان داده و به تعداد پارامترهای الگو حساس‌اند. بنابراین، در تعریف این دو معیار ترکیب تابع درست‌نمایی $\ln(L(\theta))$ و تعداد پارامترهای الگو (k)

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n f_t^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n y_t^2}} \quad (25)$$

که در روابط فوق $e_t = X_t - X'_t$ و $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X_t$

سری مشاهداتی و سری پیش‌گو شده هستند. $\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2$

سری مشاهداتی و سری پیش‌گو شده هستند.

۷- پیش‌بینی چند سال آینده سری زمانی.

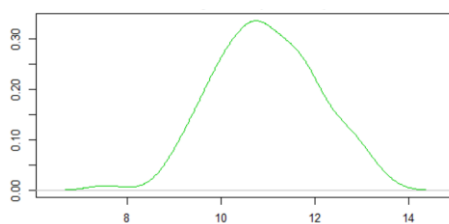
$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{e_t}{y_t} \times 100 \quad (20)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{y_t} \right| \times 100 \quad (21)$$

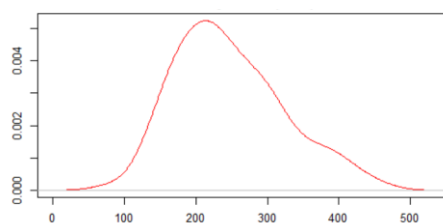
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (22)$$

$$NMSE = \frac{MSE}{\sigma^2} = \frac{1}{n\sigma^2} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (23)$$

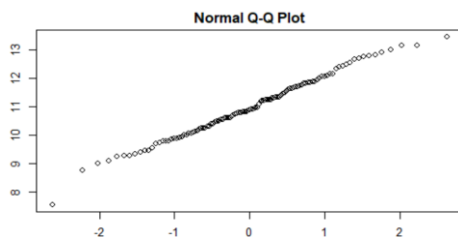
$$SMSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{e_t}{|e_t|} \right) e_t^2 \times 100 \quad (24)$$



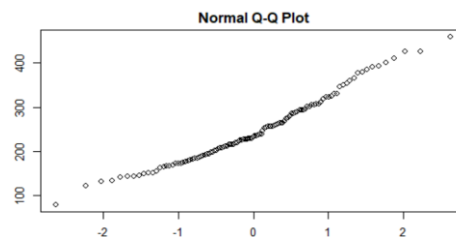
ب



الف



ت



پ

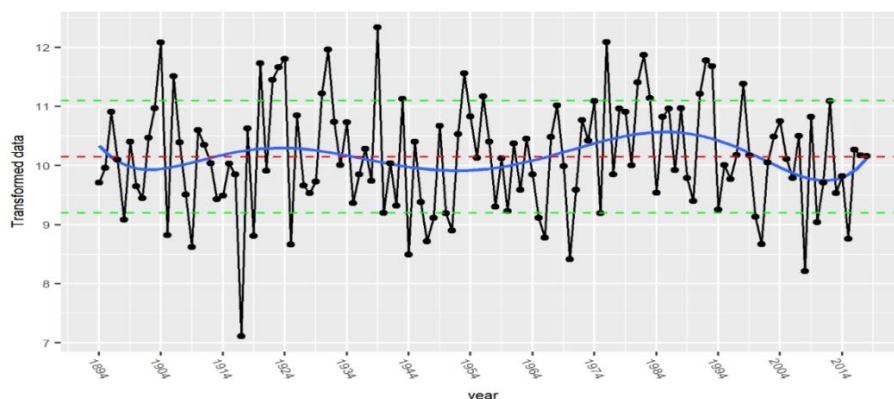
شکل ۱-الف- تابع چگالی داده‌ها (X) قبل از تبدیل باکس-کاکس و ب- بعد از تبدیل باکس-کاکس (XT)، پ- توزیع چندکی X. ت- توزیع چندکی XT.

جدول ۱- آزمون روند بارش سالانه ایستگاه مشهد با دو روش سن و مک-کندال (*: معنی‌داری در سطح اطمینان ۹۵٪)

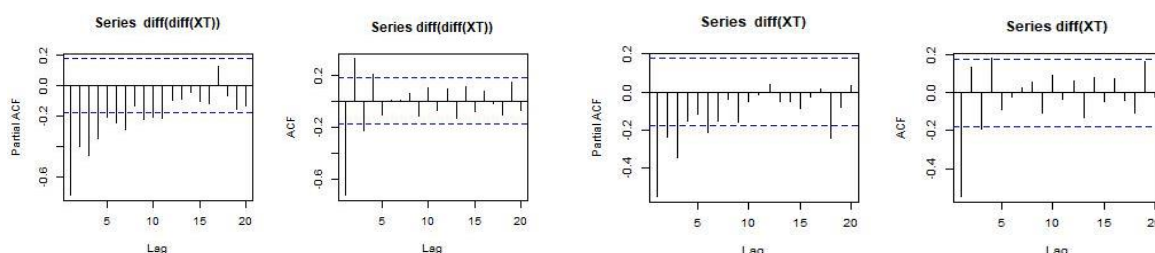
آزمون روند مک-کندال (Mann-Kendall trend test)		آزمون روند سن (Sens trend test)	
p-value	شیب (Slope)	p-value	شیب (Slope)
0.80	-	0.80	0.04

جدول ۲- نتایج آزمون شاپیرو-ویلک روی داده‌های مشاهده‌ای (X) و تبدیل‌یافته با تابع باکس-کاکس (XT).

چولگی اصلاح شده Exceed Kurtosis	کشیدگی Skewness	p-value احتمال	داده‌ها
0.3	-0.15	0.013	اولیه (X)
0.0016	-0.14	0.78	تبدیل‌یافته (XT)



شکل ۲- برازش منحنی درجه شش بر داده‌های XT . خط چین قرمز میانگین و خط چین سبز رنگ $\pm Sd$ است.



د

ج

ب

الف

شکل ۳- نمودارهای الف و ب، همبستگی (ACF) و خودهمبستگی جزئی (PACF) سری تفاضلی مرتبه اول XT و ج و د- سری

تفاضلی مرتبه دوم XT

AR/MA	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
1	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
2	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
3	x	o	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o
4	x	x	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o
5	x	o	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o
6	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
7	x	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o

ب

AR/MA	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
1	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
2	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
3	x	o	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
4	x	o	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
5	x	x	x	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o
6	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
7	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o

الف

شکل ۴- نمودارهای الف و ب به ترتیب EACF سری تفاضلی مرتبه اول و دوم XT . دایره مشکی نشان دهنده بهترین الگو است.

مناسب را می‌توان با تفاضل‌گیری مرتبه اول $IMA(1,1)$ ، $IMA(1,4)$ و $ARI(3,1)$ حدس زد (شکل ۳، الف و ب). هم‌چنین الگوهای بهینه با سری تفاضلی مرتبه دوم مطابق $IMA(2,4)$ حدس زده می‌شود (شکل ۳-ج و د). بهترین الگوها براساس نتایج نمودار EACF (شکل ۴) با سری‌های تفاضلی مرتبه اول و دوم XT ، به ترتیب $ARIMA(1,1,2)$ و $ARIMA(1,2,3)$ پیشنهاد می‌شود. جدول ۳ نشان می‌دهد که ضرایب الگوهای شماره یک، چهار و شش معنی‌دارند. بنابراین، تا این مرحله این سه

برای تشخیص الگوی حاکم بر سری زمانی بارش سالانه ایستگاه مشهد از الگوهای $ARIMA(p,d,q)$ و داده‌های تبدیل‌یافته با تابع بکس‌کاکس (XT) انجام شده است. انتخاب بهینه تعداد پارامترهای الگو بر اساس توابع خودهمبستگی (ACF)، خودهمبستگی جزئی (PACF) و خود همبستگی توسعه یافته (EACF) انجام شد. نمودارهای ACF و PACF برای سری تفاضلی XT در شکل ۳ رسم شده است. زیرا نمودارهای ACF و PACF برای داده‌های غیرتفاضلی الگوی خاصی را نشان نمی‌دهند. اما الگوهای

نتایج نشان داد اندازه‌های فوق (بجز $SMSE$) در الگوی $IMA(1,1)$ کمتر از دو الگوی دیگر بوده که به ترتیب برابر $۵۸/۹۴$ ، $-۴/۹۵$ ، $۲۵/۵۴$ ، $۷۵/۲۴$ ، $۷۵/۷۳$ ، -۴ ، و $۰/۱$ است (جدول ۴). آسیب‌شناسی با تحلیل باقیمانده‌های الگوهای یک و چهار در شکل ۵ آمده است. نتایج نشان می‌دهد که باقیمانده‌ها نسبت به زمان پایا هستند، از توزیع نرمال پیروی می‌کنند و مستقل‌اند.

الگو پذیرفته می‌شوند. الگوهای شماره یک و چهار کمترین aic و bic را دارند.

وجود دو نوع داده پرت IO و AO در تمام مشاهدات سری زمانی با فرض الگوهای یک تا شش جدول (۳) بررسی و نتایج نشان داد که داده پرت وجود ندارد.

عملکرد الگوهای یک، چهار و شش با اندازه‌های MAE ، $SMSE$ ، $NMSE$ ، $RMSE$ ، $MAPE$ ، MPE و U بررسی و

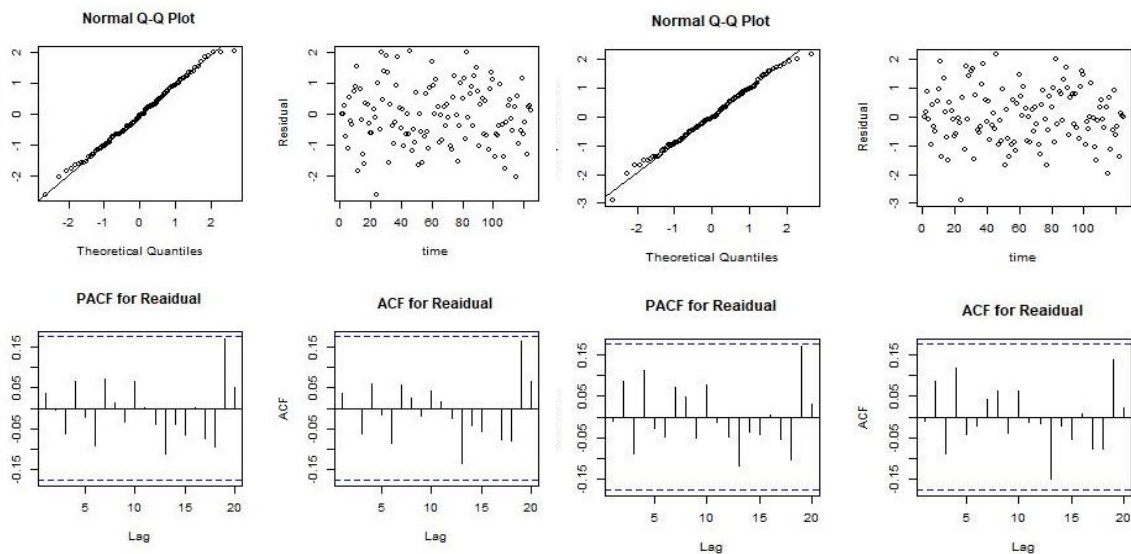
جدول ۳- بررسی معنی‌داری الگوهای منتخب برای سری زمانی XT

الگو	پارامتر	مقدار	$Pr(> z)$	الگو	پارامتر	مقدار	$Pr(> z)$
(1) IMA(1,1)	θ_1	-0.87	3.202e-10***	(4) ARIMA(1,2,3)	ϕ_1	-0.87	3.202e-10***
		-1.11	1.7e-07***			θ_1	<2.2-16***
		-0.64	0.04*			θ_2	
		-0.75	1.2e-05***			θ_3	
(2) IMA(1,4)	θ_1	-1.97	<2.2-16***	(5) IMA(2,4)	θ_1	-0.07	<2.2-16***
		1.02	2.7e-09***			θ_2	0.73
		-0.14	0.40			θ_3	0.19
		0.08	0.30			θ_4	0.36
(3) ARIMA(1,1,2)	ϕ_1	-0.75	< 2.2e-16***	(6) ARI(3,1)	ϕ_1	-0.88	6.7e-16***
		-0.47	2.412e-06***			θ_1	0.27
		-0.34	4.045e-05***			θ_2	1.7e-07***
						ϕ_1	3.2e-10***

Signif.codes: 0:***, 0.001:**, 0.01:*, 0.05:., 0.1:1

جدول ۴- بررسی انتخاب بهینه پارامترها و عملکرد الگوهای منتخب

مدل (Model)	AIC	BIC	RMSE	MAE	MAPE	MPE	SMSE	NMSE	U
IMA(1,1)	346	353	75.24	58.94	25.54	-4.95	-4	75.73	0.1
IMA(1,4)	350	366	74.62	59.13	25.63	-4.83	-4	74.47	0.1
ARIMA(1,1,2)	348	361	74.85	58.32	25.19	-4.82	-4	74.93	0.1
ARIMA(1,2,3)	360	376	75.6	60.85	26.79	-7.3	-5.6	76.45	0.1
IMA(2,4)	361	377	74.68	60.20	26.54	-7.08	-7.2	74.61	0.1
ARI(3,1)	366	379	80.81	64.50	28.23	-6.38	0.8	87.35	0.1

ب- مدل $ARIMA(1,2,3)$ الف- مدل $ARIMA(0,1,1)$

شکل ۵- نمودارهای باقیمانده-زمان، چندکی باقیمانده‌ها، **ACF** و **PACF** باقیمانده‌ها. الف- الگوی $ARIMA(0,1,1)$ ، ب-

الگوی $ARIMA(1,2,3)$.

نتیجه‌گیری

قرار خواهد گرفت. برازش الگوهای سری زمانی باکس و جنکینز بر داده‌ها بررسی شد. انتخاب بهینه تعداد پارامترهای الگو در سری‌های زمانی بر اساس توابع خودهمبستگی (**ACF**)، خودهمبستگی جزئی (**PACF**)، خودهمبستگی توسعه یافته (**EACF**)، معیار آکائیک (**AIC**) و اطلاعات بیز (**BIC**) انجام شد. عملکرد الگوهای مدنظر با معیارهایی مانند میانگین قدرمطلق خطا (**MAE**)، مجذور مربعات خطا (**RMSE**)، میانگین درصد قدرمطلق خطا (**MAPE**) و غیره بررسی شد. نتایج نشان داد الگوی $IMA(1,1)$ دارای تعداد بهینه پارامتر در الگو، پارامترهای معنی‌دار و بهترین عملکرد است. الگوهای $ARIMA(1,2,3)$ و $IMA(1,3)$ نیز دارای تعداد بهینه پارامتر در الگو و پارامترهای معنی‌دار در مرتبه بعد از الگوی $IMA(1,1)$ هستند. دو نوع داده پرت **AO** و **IO** بررسی و آزمون شد که نشان از نبود داده پرت در مشاهدات است. بنابراین، بافرض اینکه بارش رخ داده در این ایستگاه از الگوی خطی پیروی کند، سری زمانی بارش سالانه طولانی مدت مشهد از نوفه سفید پیروی می‌کند و بهترین پیش‌بینی برای رخداد بارش در این ایستگاه مقدار متوسط آن است. پیشنهاد می‌شود که سری‌های زمانی غیرخطی، شبکه عصبی، رگرسیون بردار پشتیبان و غیره نیز

سری‌های زمانی بارش در مقیاس سالانه دارای سه مولفه روند، تغییرات بلند مدت و نوسانات تصادفی هستند. طول دوره آماری کمتر از ۱۰۰ سال در مناطق خشک و نیمه خشک دو مولفه روند و تغییرات بلند مدت را نشان نمی‌دهد. لذا الگوهای سری زمانی خطی و غیرخطی یا ابتکاری و فراابتکاری نمی‌تواند به خوبی این پدیده را تبیین کنند. سری طولانی مدت بارش سالانه ایستگاه مشهد (۱۲۵ سال) در این تحقیق برای تعیین الگو و پیش‌بینی بارش بررسی شد. ابتدا معنی‌داری روند با به‌کارگیری دو آزمون ناپارامتری من-کندال و سن در سطح معنی‌دار ۹۵ درصد بررسی شد. نتایج نشان داد بارش سالانه مشهد روند معنی‌دار در میانگین ندارد. اما واریانس داده‌ها ایستا نیست (روند در واریانس) که با تبدیل باکس-کاکس تثبیت شد. تغییرات دوره‌ای با برازش چندجمله‌ای‌ها از درجه شش تا ۱۲ انجام شد. نتایج نشان داد که هیچکدام معنی‌دار نیستند. اما استفاده از سری طولانی مدت داده‌ها دوره‌های تر و خشک را تاحدی نشان می‌دهد. بارش سالانه ایستگاه مشهد در سال‌های مختلف دوره‌های خشک و تر را پشت سر گذاشته و به نظر می‌رسد سال‌های آتی در یک دوره عادی

- Journal of Agricultural Meteorology, 1(2): 32-45. (In Persian with English abstract).
12. Goodarzi, L. and A. Roozbahani, 2017, An Evaluation of ARIMA and Holt Winters Time Series Models for forecasting monthly precipitation and monthly temperature (Case study: Latian station), Irrigation Sciences and Engineering, 40(3):137-149. (In Persian with English abstract).
 13. Guerrero, V.M., 1993, Time-series analysis supported by power transformations, Journal of forecasting, 12: 37-48.
 14. Halabian, A.H., 2016, Assessment of Spatial- Temporal Changes of Precipitation in Iran. Desert Ecosystem Engineering Journal, 5(13): 101-116. (In Persian with English abstract).
 15. Hejabi, S. and Bazrafshan, J. 2013, Evaluation of several models in predicting standard precipitation index time series. Journal of water research in agriculture, 27(3): 429-444. (In Persian).
 16. Hosseinalizadeh, M., N. Hassanalizadeh, M. Babanezhad and M. Rezanezhad, 2014, Monthly Precipitation Forecast by Time Series Packages in R Environment (Case study: Arazkooseh station of Golestan province). Journal of Conservation and Utilization of Natural Resources, 2(2): 1-12. (In Persian with English abstract).
 17. Jacob. D., D. W. Reed, A. J. Robson., 1999. Choosing a pooling group. Flood Estimation Handbook. 3rd. Institute of Hydrology, Wallingford, UK.
 18. Kaushik, I. and S.M. Singh, 2008, Seasonal ARIMA model for forecasting of monthly precipitation and temperature. Journal of environmental research and development, 3(2):506-514.
 19. Khazae, M. 2008, Introduction to time series analysis using S-plus software. Iran Statistics Center, Tehran. (In Persian).
 20. Mahsin, Md., Y. Akhter and M. Begun, 2012, modeling precipitation in Dhaka Division of Bangladesh using time series analysis. Journal of Mathematical Modeling and Application, 1(5): 67-73.
 21. Mckee, T. B., N. J. Doesken and Kleist, J, 1993, The relationship of drought frequency and duration to time scales, 8th Conference of Applied Climatology, Anaheim, 179-184.
 22. Mekanik, f., 2010, Precipitation time series modeling for a mountainous region in west Iran, Abstract of thesis presented to Senate of Universiti Putra Malaysia in fulfilment of the requirements for the award of the degree of Doctor of Philosophy.
- برای برآزش و پیش‌بینی این داده‌ها به کار گرفته شوند. هم‌چنین، ممکن است در نظر گرفتن تاثیر توام سیگنال‌های بزرگ‌مقیاس جوی تا حدودی تغییرات غیرقابل پیش‌بینی آن را جبران کند.
- ### منابع
1. Abdolahnezhad, K. 2015, Forecasting of Monthly Sum-raining by stochastic models in time Series, Geographical planning of space quarterly Journal, 5(17):15-25. (In Persian with English abstract).
 2. Adhikari, R., R. K. Agrawal, 2013, An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting, LAP Lambert Academic Publishing, Germany.
 3. Asakereh, H., R. Khoshraftar, and F. Sotudeh 2012, Cycles Analysis of Time Discharge and Precipitation Series of Mashinekhaneh Station (Garanrood of Talesh Catchment). Journal of Water and Soil, 1128-1139. (In Persian with English abstract).
 4. Belala, F., A. Hirche, D. Muller and et. al, 2018, Precipitation patterns of Algerian steppes and the impacts on natural vegetation in the 20th century, Journal of Arid Land, 10(4): 561-573.
 5. Box, G. E. P. and G.M. Jenkins, 1976, Times series analysis forecasting and control. Holden-Day, San Francisco.
 6. Box, G. E. P., G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel, 2008, Time series analysis: forecasting and control, 4th ed., Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.
 7. Cryer, J. D. and K. S. Chan., 2008, Time Series Analysis with Applications in R (2nd Ed.). Springer.
 8. Edmond F. S., V. A. Koelzer, K. Mahmood, 1973, Floods and droughts, Water Resources Publications.
 9. Farzandi, M., H. Sanaeinejad, B. Ghahraman, M. Sarmad, 2019, Imputation of Missing Meteorological Data with Evolutionary and Machine Learning Methods, Case study: Long-term monthly Precipitation and temperature of Mashhad. (In Persian with English abstract).
 10. Fox, A.J. 1972, Outliers in Time Series. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 34: 350-363.
 11. Ghodoosi, M., S. Morid, M. Delavar, 2013, Comparison of detrending methods for the temperature and precipitations time series,

31. Sharifan, H., and B. Ghahraman, 2007, Evaluation of precipitation forecasting using SARIMA technique in Golestan province. *Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources*, 14(3): 18-27. (In Persian with English abstract).
32. Soltani-Gerdfaramarzi, S., A. Saberi, M. Gheisouri, 2017, Determination of the best time series model for forecasting annual precipitation of selected stations of Western Azerbaijan province. *Researches in Geographical Sciences*, 17(44): 87-105 (In Persian with English abstract).
33. Tasy, R. S. and G. C. Tiao, 1984, Consistent estimates of autoregressive parameters and extended sample autocorrelation function for stationary and non-stationary ARMA Models. , *Journal of the American Statistical Association*, 79: 84-96.
34. Wei, W. W. S. 2006, *Time series analysis: Univariate and multivariate methods*. Boston: Pearson Addison Wesley.
- of the requirements for the degree of Master of Science.
23. Mohamadi, B., 2012, Trend analysis of annual precipitation over Iran. *Journal of Geography and environmental planning*, 22(3): 95-106.
24. Mondal, P., L. Shit and S. Goswami, 2014, Study of effectiveness of time series modeling (ARIMA) in forecasting stock prices. *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications*, 4(2): 13.
25. Nasrabadi, E. and Masoodian, S. A. 2013. Analysis gridded APHRODITE precipitation with half a century duration in Iran, *Geographic Notion*, 13: 88. (In Persian)
26. Rasuli, A.A., 2002, modeling of climate parameters in north-west country. Forecasting monthly temperature of Tabriz city (Iran) by ARIMA model. *Journal of Sociology Science*, (8): 211-221. (In Persian with English abstract).
27. Raziiei., T., 2008, Investigation of annual precipitation trends in homogeneous precipitation sub-divisions of Western Iran, *BALWOIS, Republic of Macedonia*.
28. Sampson, W., N. Suleman and A.Y. Gifty. 2013, Proposed seasonal autoregressive integrated moving average Model for Forecastiing precipitation pattern in the Navrongo Municipality, Ghana. *Journal of Einvironment and Earth Scienc*. 3(12): 80-85.
29. Sen, P. K. 1968, asymptotically efficient tests by method of n rankings. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*. 30.
30. Shamsnia, S. A., N. Shahidi, A. Liaghat, A. Sarraf, S. F. Vahdat, 2011, Modeling of Weather Parameters Using Stochastic Methods (ARIMA Model) (Case Study: Abadeh region, Iran). *International Conference on Environment and Industrial Innovation, IPCBEE*, 12.