

پیش‌بینی تغییرات تولید خالص اولیه در مناطق مختلف رویشی ایران در دوره زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶ با استفاده از مدل‌های سری زمانی

فهیمه صیدزاده^۱، سعید سلطانی^{۲*} و رضا مدرس^۳

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۴/۰۵؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۷/۰۶)

چکیده

پوشش گیاهی از اجزاء مهم اکوسیستم‌های خاکی است که به صورت فصلی تغییر می‌کند و پارامترسازی دقیق پویایی پوشش-گیاهی با توسعه الگوهای دوره‌ای آن می‌تواند درک ما را از تعاملات پوشش گیاهی-اقلیمی تقویت کند. پژوهش حاضر با هدف بررسی و مدلسازی تغییرات تولید خالص اولیه در طول زمان در برخی از مناطق رویشی کشور شامل مناطق خزری، بلوچی، نیمه بیابانی، استپی معتدل، نیمه استپی گرم و جنگل‌های خشک و مقایسه رفتار تصادفی این مناطق با یکدیگر انجام گرفت. در پژوهش حاضر جهت بررسی تغییرات تولید خالص اولیه از تولیدات تصاویر سنجنده مودیس با کد MOD17A2 استفاده گردید. مدلسازی با استفاده از مدل سری زمانی (Seasonal Auto Regressive Intergrated Moving Average, SARIMA) انجام گردید. بررسی توابع (Autocorrelation Function, AFC) و (Partial Autocorrelation Function, PACF) در مناطق مورد مطالعه نشان داد که مدل‌های سری زمانی این مناطق، ایستا با ویژگی فصلی بودن در دوره‌های ۱۲ ماهه بودند. پوشش گیاهی در منطقه خزری پایدارتر بود که نشان دهنده یک محیط پایدار با کمترین انحراف در تغییرات آب، نور و مواد غذایی می‌باشد. همچنین مشخص گردید بیشتر مناطق رویشی ایران را می‌توان با SARIMA مدلسازی و تغییرات آن را تا حد قابل اطمینانی پیش‌بینی کرد. مدل‌های برآورد شده برای مناطق خزری $(\text{Mean Relative Absolute Error, MARE}) = 0/083$ ، $(\text{Root-Mean-Square Error, RMSE}) = 0/12$ و $R^2 = 0/87$ و نیمه بیابانی با $(\text{RMSE}) = 0/12$ و $R^2 = 0/95$ ، $(\text{MARE}) = 0/048$ نسبت به سایر مناطق مدل‌های مناسب‌تری بودند.

واژه‌های کلیدی: توابع خود همبستگی و خودهمبستگی جزئی، مدلسازی باکس و جنکینز، تغییرات فصلی، مدل فصلی خودهمبسته‌ی میانگین-متحرک

۱. دانشجوی دکتری علوم مرتع، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان.

۲. استاد، دانشکده منابع طبیعی و عضو قطب علمی مدیریت ریسکی و بلایای طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان.

۳. دانشیار، دانشکده منابع طبیعی و عضو قطب علمی مدیریت ریسکی و بلایای طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان.

*: مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: ssoltani@iut.ac.ir

مقدمه

تولید خالص اولیه (Net Primary Production, NPP) یکی از اجزاء مهم بیوفیزیکی عملکرد اکوسیستم بوده و نقش مهمی در آنالیز تعادل کربن و توزیع مکانی و زمانی CO₂ دارد. NPP از نظر زمان و مکان بسیار متغیر می‌باشد و به عوامل فیزیکی مانند دما، رطوبت و غلظت عناصر غذایی در خاک و ... و همچنین به انواع پوشش گیاهی (چوبی، علفی، سوزنی برگ و برگریز و ...) بستگی دارد. پایش و پیش‌بینی تولید اولیه خالص زمینی برای درک چرخه کربن و ارزیابی اثرات تغییرات آب و هوایی بین سالانه بر تولید مواد غذایی و فیبر مفید است. امروزه داده‌های سنجش از دور مانند تولیدات سنجده مودیس برای پایش تولید در مقیاس‌های محلی تا منطقه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد (۱۱). Zhao و Running (۲۰۱۰) گزارش دادند که مقدار NPP جهانی طی دوره خشک ۲۰۰۰ تا ۲۰۰۹ به میزان ۵۵٪ پتاگرم کربن کاهش یافته است و همچنین خشکسالی‌های بلندمدت باعث کاهش مقدار NPP در نیمکره جنوبی گردیده درحالی که در نیمکره شمالی افزایش یافته است (۱۶). محققان دیگری برخلاف این مورد را گزارش نمودند و عنوان کردند با کاهش وضعیت‌های خشکی در طول دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴، وضعیت‌های خشکی (Gross Primary Production, GPP) در نیمکره شمالی افزایش اما در نیمکره جنوبی کاهش یافته ولی در کل جهان افزایش داشته است (۱۴).

امروزه پیش‌بینی سری‌های زمانی نقش مهمی و کاربردی در تحقیقات علمی دارد. مدل‌های زیادی برای سری‌های زمانی استفاده می‌شوند، مانند مدل‌های سستی میانگین متحرک اتورگرسیون (Auto Regressive Moving Average, ARMA)، شبکه‌های عصبی ایستا و شبکه‌های عصبی پویا (۱).

مدل‌های Box-Jenkins (Box and Jenkins 1970) به‌عنوان ابزاری برای مدل‌سازی و پیش‌بینی فرآیندهای تصادفی با در نظر گرفتن رفتار گذشته سری‌های زمانی، که از مدل‌های خودرگرسیون (Auto Regressive, AR)، مدل‌های میانگین متحرک (Moving Average, MA)، یا ترکیب این دو (Auto Regressive Moving Average, ARMA) توسعه یافتند.

مدل‌های ARMA زمانی استفاده می‌شوند که سری زمانی ایستا باشد، یعنی مقادیر آنها به طور یکنواخت حول میانگینی که روند ندارد تغییر می‌کند. برای سری‌های غیر ایستا، که در مورد بسیاری از متغیرهای محیطی است، باید برای دستیابی به ایستایی، تفاضل‌هایی را در سری‌های زمانی اعمال کرد که یک مدل ARIMA را تعریف می‌کند. علاوه بر این، سری‌های زمانی پوشش گیاهی یا بارندگی که دارای ویژگی فصلی بودن مشخص هستند، اجازه می‌دهد تا تفاضل‌های فصلی را در مدل بگنجانند که یک مدل SARIMA (Seasonal ARIMA) را تعریف می‌کند. مدل‌های SARIMA به شکل SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s نمایش داده می‌شوند که p و q به ترتیب مرتبه پارامترهای AR و MA هستند؛ d مرتبه تفاضل اعمال شده به سری به منظور دستیابی به ایستایی است. P، D و Q به ترتیب مرتبه‌های پارامترهای فصلی (Seasonal Auto Regressive, SAR) و تفاضل‌های فصلی (Seasonal Moving Average, SMA) اعمال شده با توجه به دوره فصلی S هستند. معادله ساده شده برای مدل SARIMA به صورت زیر است:

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)\nabla^d\nabla_S^D Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\varepsilon_t \quad (1)$$

که در آن Y_t مقدار مشاهده شده سری زمانی در یک دوره معین t با دوره فصلی S است، ε_t خطاهای گذشته مدل در دوره t است، B یک عملگر برگشتی ساده یا فصلی است که برای هر

BSε_t = ε_t-S و Bε_t = ε_t-1 خواهیم داشت. Φ_P، Θ_Q به ترتیب ضرایب اتورگرسیون و میانگین متحرک و Φ_P و Θ_Q به ترتیب ضرایب اتورگرسیون فصلی و میانگین متحرک فصلی هستند (۸).

مراحل مدل‌سازی Box-Jenkins عبارتند از: شناسایی مدل، تخمین پارامترها، تشخیص و اعتبار مدل. به‌طور خلاصه، مرحله شناسایی مدل شامل انتخاب پارامترهای تفاضل d و/یا D برای دستیابی به ایستایی داده‌ها، و رتبه‌های مدل شامل P و Q از طریق تجزیه و تحلیل توابع خودهمبستگی (Auto Correlation Function, ACF) و توابع خودهمبستگی جزئی (Partial Auto Correlation Function, PACF) سری‌های تفاضلی است. تابع خودهمبستگی یکی از ویژگی‌های سری‌های زمانی است که میزان همبستگی خطی بین

منطقه مورد مطالعه در اسپانیا را بدست آوردند (۴). موتی و همکاران (۲۰۱۹) مطالعه ای با عنوان مدل‌های تصادفی سری زمانی NDVI برای پیش‌بینی پویایی پوشش گیاهی بر روی نقاط بیابان‌زایی انجام دادند و به این نتیجه رسیدند که پیش‌بینی‌ها برای یک دوره فصلی پیش‌رو رضایت‌بخش بود و نشان می‌دهد که چنین مدل‌هایی می‌توانند به عنوان ابزاری برای نظارت بر وضعیت‌های کوتاه‌مدت پوشش گیاهی مورد استفاده قرار گیرند (۹). مطالعه ای دیگر با عنوان نقشه برداری الگوهای دوره‌ای پوشش گیاهی جهانی بر اساس تجزیه و تحلیل طیفی سری‌های زمانی NDVI (۱۲) به این نتیجه رسید که اکثر پوشش‌های گیاهی سطح زمین (۹۳/۱۸٪) یک چرخه درون سالانه را نشان می‌دهد در حالی در مناطق گرمسیری و خشک همراه با مناطق کشاورزی چرخه‌های دوتایی و سه گانه نیز مشاهده می‌شود. تنها در ۱/۲۴٪ از پیکسل‌ها، فصلی بودن از نظر آماری معنی‌دار نبود. همچنین آنها دریافتند که بالاترین مقادیر دامنه و پایداری در عرض‌های جغرافیایی بالا در نیمکره شمالی یافت شد در حالی که کمترین مقادیر مربوط به مناطق گرمسیری و خشک بود، که چرخه‌های چند ساله بیشتری را نشان می‌داد (۸).

بر اساس مطالب گفته شده و بررسی سوابق انجام شده در خصوص پیش‌بینی تغییرات پوشش گیاهی اکوسیستم‌های مختلف، مطالعه‌ای که تغییرات پوشش گیاهی در طول زمان در انواع اکوسیستم‌های را در کشور بررسی کند انجام نگرفته است. لذا با توجه اینکه کشور ایران دارای مناطق رویشی متعدد بوده، انجام پژوهشی که تغییرات پوشش گیاهی را در طول زمان در این مناطق رویشی بررسی کند ضروری به نظر می‌رسد. لذا پژوهش حاضر با هدف مدلسازی تغییرات سری زمانی تولید خالص اولیه در برخی از مناطق رویشی کشور و همچنین مقایسه رفتار تصادفی مناطق مختلف بایکدیگر انجام گرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

این مطالعه در مناطق رویشی مختلف ایران براساس تقسیم‌بندی

اجزاء سری زمانی را نشان می‌دهد. ضریب خودهمبستگی بین Z_t و Z_{t+k} به شکل معادله زیر می‌باشد:

$$\rho_k = \frac{Y_k}{Y_0} = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}} \quad (2)$$

تابع خودهمبستگی جزئی نیز ویژگی‌های مهم سری‌های زمانی است و از رابطه زیر محاسبه می‌گردد (۱۲):

$$\varphi_{kk} = \text{Corr}(Z_t, Z_{t+k}|Z_{t+1}, \dots, Z_{t+k-1}) \quad (3)$$

در مرحله تخمین پارامترها، رتبه پارامترهای مدل مشخص و محاسبه می‌گردند. تشخیص اعتبار مدل نیز با استفاده از معیارهای خطا مانند امکان پذیر است.

تجزیه و تحلیل‌های ARIMA از سری‌های زمانی داده‌های سنجش از دور ابزاری بالقوه برای پیش‌بینی مخاطرات طبیعی مانند خشکسالی، خطر آتش سوزی یا بیماری‌های جنگلی ... است. این مدل‌ها می‌توانند به عنوان پایه‌ای برای سیستم‌های پایش پوشش گیاهی، مدیریت مراتع و همچنین مدیریت چرای دام و ... مورد استفاده قرار گیرند (۵).

مدل‌های ARMA توسط محققان زیادی مورد استفاده قرار گرفته است از جمله Hun و همکاران (۲۰۱۰) که برای پیش‌بینی خشکسالی از مدل‌های (Auto Regressive Integrate Moving Average, ARIMA) و براساس داده‌های سنجش از دوری شاخص شرایط درجه حرارت پوشش گیاهی (Vegetation temperature condition index) بهره بردند (۶). همچنین برای پیش‌بینی (NDVI, Normalized Differential Vegetation Index) در مناطق با گونه‌های مخروطی شکل از آنالیز زمانی ARIMA و داده‌های اقلیمی در مقیاس منطقه‌ای استفاده شد (۴). آنها از سری زمانی شاخص NDVI استخراج شده از NOVA-AVHRR در دوره ۱۹۹۳ تا ۱۹۹۷ استفاده کردند و مدل SARIMA (Seasonal Auto Regressive Integrate Moving Average) با تأخیر زمانی ۱۰ روزه و ۳۷ دوره برای یکسال پیاده‌سازی کردند. آنها رابطه بین NDVI و میزان بارش در برخی گونه‌های مخروطی با استفاده از سری زمانی اقلیمی و آنالیز مدل‌های پویا نشان دادند و تصویری از مقادیر NDVI در آینده نزدیک در

الگوهای فصلی ترسیم شد. همچنین آزمون روند من کندانل نیز جهت اطمینان از وجود یا عدم وجود روند در سری‌های زمانی انجام گرفت. فرض صفر این آزمون بر تصادفی بودن و عدم وجود روند در سری داده‌ها دلالت دارد و پذیرش فرض یک و رد فرض صفر دال بر وجود روند در سری داده‌ها است. مراحل محاسبه آزمون آماری من کندانل بر اساس آماره S به‌صورت زیر است:

الف) محاسبه اختلاف بین هریک از مشاهدات با همدیگر و اعمال تابع علامت sign function و استخراج پارامتر S به شرح رابطه (۴):

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(x_i - x_j) \quad (4)$$

در رابطه (۴) نماد n تعداد مشاهدات سری‌های زمانی و x_i و x_j به ترتیب داده‌های i ام و j ام سری است.

ب) واریانس $V(S)$ براساس یکی از روابط (۵) و (۶) محاسبه می‌گردد:

$$\text{Var}[S] = (n(n-1)(2n+5))/18 \quad \text{اگر } n > 10 \quad (5)$$

$$\text{اگر } n < 10 \quad (6)$$

$$\text{Var}[S] = (n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^q \text{tp}(tp-1)(2tp+5))/18,$$

ج) براساس معادلات بیان شده آزمون آماره استاندارد شده Z مطابق رابطه (۷) محاسبه می‌گردد:

$$Z_{MK} = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(s)}} & , S > 0 \\ 0 & , S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(s)}} & , S < 0 \end{cases} \quad (7)$$

در این آزمون، مقادیر مثبت Z_{mk} نشان دهنده روند افزایشی و مقادیر منفی نشان دهنده روند کاهشی در سری داده‌ها است (۸). مرحله دوم مدل‌سازی برازش مدل می‌باشد که پارامترهای مدل‌ها مشخص می‌گردد. جهت انجام مدل‌سازی ابتدا نرمال بودن سری‌های زمانی با استفاده از آزمون کلموگراف اسمیرنوف

پابو انجام گرفت. پابو کشور ایران را به ۳ فلور رویشی تقسیم کرد که شامل فلورهای بلوچی، خزری و ایران تورانی بود. فلور ایران تورانی را نیز خود به ۵ زیر منطقه نیمه بیابانی، استپی (گرم، سرد و معتدل)، نیمه استپی (گرم، سرد و معتدل)، جنگل‌های خشک و کوه‌های مرتفع تقسیم کرد (۱۰). برای انجام این مطالعه مناطق خزری، بلوچی، نیمه بیابانی، استپی معتدل، نیمه استپی گرم و جنگل‌های خشک به جهت پوشش‌دهی مناسب کل کشور انتخاب گردید. محدوده انتخابی برای هریک از این مناطق بر طبق جدول ۱ می‌باشد. موقعیت مکانی مناطق مورد مطالعه بر روی نقشه در شکل (۱) نشان داده شده است.

داده‌ها

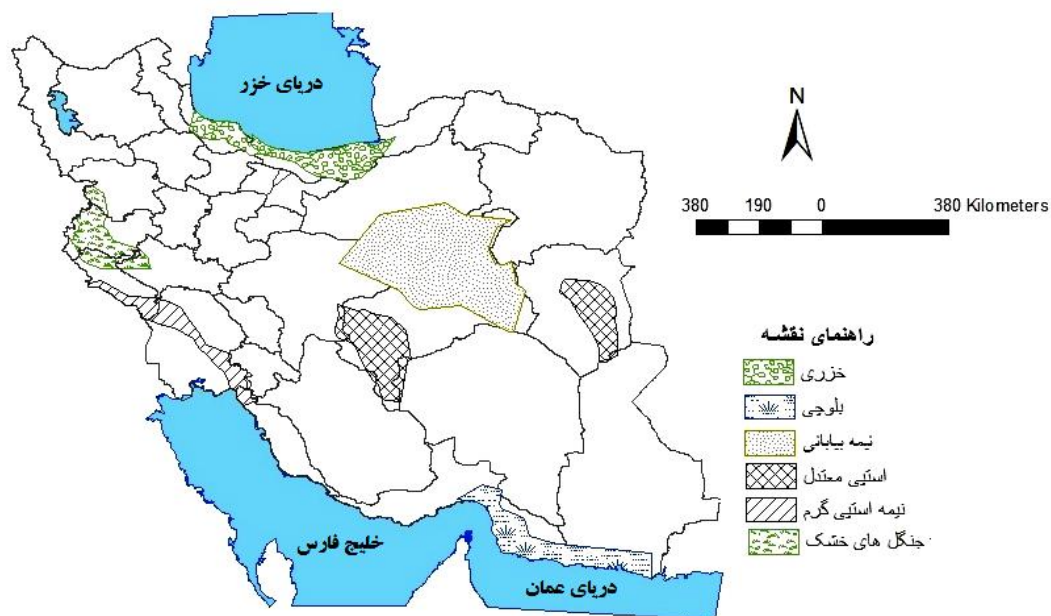
در پژوهش حاضر جهت مدل‌سازی تغییرات تولید، در مناطق رویشی مختلف از شاخص تولید خالص اولیه (NPP) استفاده گردید. داده‌های مربوط به تولید مذکور از سایت <https://neo.gsfc.nasa.gov> براساس تولیدات سنجنده مودیس دانلود شد. این داده‌ها از سری MOD17A2 تهیه گردید که دارای تفکیک زمانی ماهیانه، تفکیک زمینی 11×11 کیلومتر، سیستم تصویر سینوسی و فرمت HDF، یودند. تصاویر تهیه شده برای هر پهنه مورد مطالعه برش داده شد و سری زمانی ماهانه براساس مقادیر میانگین تولید خالص اولیه ماهیانه بر حسب کیلوگرم در هکتار در ماه ($\text{kg ha}^{-1} \text{m}^{-1}$) برای هریک از مناطق مورد مطالعه از سال ۲۰۰۰ تا سال ۲۰۱۶ تشکیل گردید.

مدلسازی سری‌های زمانی

گام اول در مدل‌سازی شناسایی و تعیین مدل است که براساس ویژگی‌ها و رفتار سری زمانی صورت می‌گیرد. جهت بررسی رفتار سری زمانی شاخص NPP، ابتدا نمودار سری‌های زمانی در مناطق مورد مطالعه رسم گردید. همچنین جهت بررسی بهتر سری‌های زمانی و مشاهده تغییرات سالیانه و دوره‌ای نمودار جعبه‌ای هریک از مناطق براساس ماه‌های مختلف سال ترسیم گردید. توابع ACF و PACF نیز برای بررسی ایستایی و

جدول ۱. مشخصات مناطق مورد مطالعه

ردیف	مناطق مورد مطالعه	محدوده انتخابی	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی
۱	بلوچی	بخش های از هرمزگان و سیستان و بلوچستان	۲۵° ۶' ۷" و ۲۷° ۲۹' ۵۰"	۳۷° ۵۹' ۵۴" و ۵۶° ۴۱' ۵۴" ۰۶۱
۲	خزری	بخش‌هایی از استان گیلان، استان مازندران و استان گلستان	۳۷° ۴۰' ۹/۳۴۹" و ۳۶° ۴۳' ۵۳/۴۸۱"	۵۱° ۵' ۵/۸۵۸" و ۱۹° ۱۷' ۰۴۱"
۳	نیمه بیابانی	قسمتی از شرق استان اصفهان، جنوب غربی استان سمنان و شرق و جنوب شرقی استان یزد	۳۶° ۱۹' ۸" و ۳۴° ۲۰' ۳۶/۱۹۸"	۵۲° ۰' ۱/۲۸۲" و ۵۷° ۳۶' ۱۸/۰۱۱"
۴	استپی معتدل	بخش مرکزی استان خراسان جنوبی	۳۵° ۷' ۳۸" و ۳۰° ۴' ۲"	۲۶° ۵۹' ۵۱" و ۵۹° ۲۹' ۵۱" ۰۶۰
۵	نیمه استپی گرم	قسمت‌های غربی و جنوبی استان ایلام، بخش‌هایی از غرب و مرکز و جنوب استان خوزستان و قسمت‌های شمالی استان بوشهر	۲۹° ۵۷' ۱۷" و ۲۹° ۲' ۱۸"	۴۶° ۴' ۴۰" و ۴۰° ۲۲' ۴۰" ۰۵۰
۶	جنگل‌های خشک	بخش‌هایی از غرب استان‌های کرمانشاه و لرستان و شمال استان ایلام	۳۳° ۵۹' ۲۷" و ۳۴° ۹' ۵۰"	۴۶° ۸' ۸" و ۴۶° ۱۷' ۵۰" ۰۴۷



شکل ۱. نقشه مناطق مورد مطالعه

اساس سری های زمانی نرمال شده انجام گرفت. با توجه به خصوصیات سری‌های زمانی تفاضل‌گیری مرتبه ۱ و یک مرتبه

مورد بررسی قرار گرفت. سری های زمانی که دارای توزیع نرمال نبودند با تبدیل‌های مناسب نرمال سازی شد و مدل‌سازی بر

مدل کامل نتیجه صفر خواهد بود. اگر مقدار آن مثبت باشد، مدل کم‌تر از ارزش واقعی را تخمین می‌زند و اگر منفی باشد، مدل بیش از ارزش واقعی را برآورد می‌کند (۲). مقادیر PDIFF از طریق معادله زیر محاسبه گردید:

$$PDIFF = \max(x_t) - \max(\hat{x}_t)$$

که در این رابطه x_t مقادیر مشاهده شده و \hat{x}_t مقادیر مدل شده می‌باشد.

جهت محاسبه مقادیر MARE میانگین خطای مطلق سری داده‌های مدل شده نسبت به سری مقادیر مشاهده شده محاسبه گردید. مقادیر این روش غیرمنفی است که هیچ حد بالایی ندارد و برای یک مدل کامل نتیجه صفر است. مقادیر MARE از طریق معادله زیر محاسبه گردید:

$$MARE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|x_t - \hat{x}_t|}{x_t}$$

که در این رابطه x_t مقادیر مشاهده شده، \hat{x}_t مقادیر مدل شده و n تعداد داده‌ها می‌باشد (۲).

پس از تعیین مدل‌ها و برآورد پارامترهای آن‌ها گام بعدی ارزیابی قابلیت مدل در پیش‌بینی می‌باشد. پس از آنکه مدل مناسب سری زمانی انتخاب گردید می‌توان نسبت به پیش‌بینی مقادیر آینده در فواصل زمانی مربوط به سری مشاهده شده اقدام نمود. این پیش‌بینی براساس گام زمانی $t+1$ از مبدأ زمانی t در هر مدل براساس عملگر پیشرونده انجام می‌شود. در پژوهش حاضر تمامی محاسبات مربوط به انتخاب رتبه مدل‌ها و برآورد پارامترهای آن‌ها تنها بر اساس داده‌های ۱۴ سال اول (سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴) می‌باشد. درحالی‌که دو سال آخر داده‌ها (سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۱۶) برای ارزیابی پیش‌بینی مدل مورد استفاده قرار گرفت. در نهایت معیارهای خطای مذکور برای مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر مشاهده شده محاسبه گردید و دقت مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل نیز بررسی گردید.

تمامی آنالیزهای انجام شده برای مدلسازی در محیط نرم‌افزار R با استفاده از پکیج‌های aatsa و forecast و

تفاضل‌گیری فصلی با دوره ۱۲ ماهه برای تمامی سری‌های زمانی در نظر گرفته شد و سپس مدل‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت مناسب‌ترین مدل برای هر یک از مناطق مورد مطالعه براساس مقدار (Akaike Information Criterion, AIC) و همچنین عدم خود همبستگی و نرمال بودن باقیمانده‌ها انتخاب گردید. مرحله سوم در مدلسازی تشخیص اعتبار مدل می‌باشد. از این رو هر مدل بایستی از نظر زمانی مستقل و باقیمانده‌های آن دارای توزیع نرمال باشد. به عبارت دیگر باقیمانده‌های مدل نبایستی خود همبستگی داشته باشند. در این مرحله شرط استقلال از طریق رسم نمودار ACF و شرط نرمال بودن باقیمانده‌ها از طریق آزمون نرمال بودن کلموگروف-اسمیرنوف و نیز رسم نمودار چندک - چندک باقیمانده‌های مدل‌های انتخابی در مناطق مورد مطالعه بررسی گردید. سپس جهت بررسی دقت مدل، معیارهای عملکرد مدل RMSE (Root Mean Squared Error)، R^2 ، MARE (Mean Absolute Relative Error) و PDIFF (Peak Difference) مورد بررسی قرار گرفت.

مقادیر RMSE از طریق معادله زیر محاسبه گردید:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2}{n}} \quad (8)$$

که در این رابطه x_t مقادیر مشاهده شده، \hat{x}_t مقادیر مدل شده و n تعداد داده‌ها می‌باشد مقادیر RMSE غیر منفی بوده که مقدار صفر بهترین مدل را نتیجه می‌دهد (۲).

مقادیر R^2 از طریق معادله زیر محاسبه گردید:

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})(\hat{x}_t - \bar{\hat{x}})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2 \sum_{t=1}^n (\hat{x}_t - \bar{\hat{x}})^2}} \right]^2 \quad (9)$$

که در این رابطه x_t مقادیر مشاهده شده، \bar{x} میانگین مقادیر مشاهده شده، \hat{x}_t مقادیر مدل شده، $\bar{\hat{x}}$ میانگین مقادیر مدل شده و n تعداد داده‌ها می‌باشد (۲). محدوده آن از ۰٪ تا ۱۰۰٪ به ترتیب مدل ضعیف تا مدل کامل است.

روش PDIFF برای محاسبه اختلاف پیک‌ها است و مقادیر بدست آمده از این روش هیچ محدودیتی ندارد و برای یک

آزمون‌های نرمال بودن در محیط نرم افزار minitab انجام گرفت.

نتایج و بحث

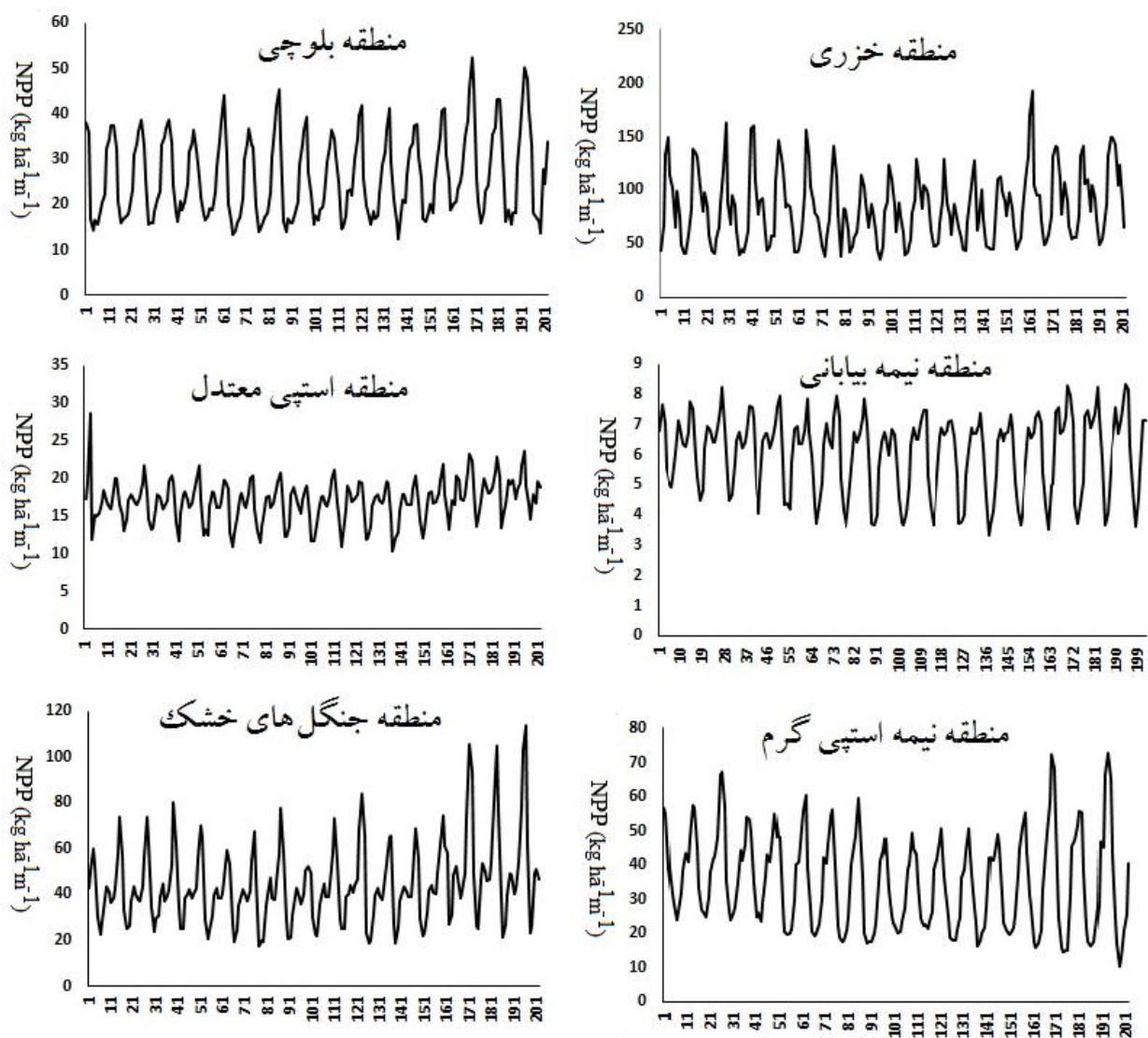
بررسی نمودار سری‌های زمانی در مناطق مورد مطالعه نشان داد که داده‌های سری‌های زمانی مورد نظر به صورت دوره سالیانه دارای فراز و فرود بوده و در همه مناطق تا حد قابل قبولی میانگین و انحراف معیار داده‌ها ثابت بوده و بنابراین سری‌های زمانی، ایستا با تغییرات دوره‌ای یکساله می‌باشند (شکل ۲). جهت اطمینان از داشتن یا نداشتن روند در مناطق مختلف علاوه بر رسم نمودار، آزمون من کندال نیز گرفته شد که نتایج آن در جدول (۲) آورده شده است. لازم به توضیح است که فرض صفر در این آزمون عدم وجود روند در داده‌های سری زمانی است.

همچنین بررسی نمودار جعبه‌ای نشان داد که در همه مناطق مورد مطالعه تغییرات فصلی وجود دارد بطوریکه در منطقه خزری بیشترین مقدار NPP، ۲۰۰ کیلوگرم در هکتار در ماه و در فصل بهار و اوایل تابستان یعنی ماه‌های آوریل تا ژوئن، در مناطق بلوچی و نیمه بیابانی در فصل زمستان یعنی ماه‌های ژانویه تا مارس، در مناطق استپی معتدل و نیمه استپی گرم اواخر زمستان یعنی ماه‌های مارس و آوریل و در منطقه جنگل‌های خشک نیز بیشترین مقدار NPP، ۱۱۰ کیلوگرم در هکتار در ماه و در اواخر زمستان و اوایل بهار بود. از لحاظ الگوی فصلی مناطق نیمه بیابانی، استپی معتدل، نیمه استپی سرد و جنگل‌های خشک که در تقسیم‌بندی پابو جزو فلور ایران تورانی تقسیم بندی شده اند، مشابه یکدیگر بودند اما منطقه خزری و نیز منطقه بلوچی الگوهای فصلی متفاوتی از لحاظ رشد گیاهان داشتند (شکل ۳).

بررسی توابع ACF و PACF سری‌های زمانی نیز همانطور که انتظار می‌رفت نشان می‌دهند که تمامی سری‌های زمانی مورد مطالعه دارای تغییرات فصلی و دوره‌ای با دوره‌های ۱۲ ماهه هستند (شکل ۴).

بیشترین مقدار خود همبستگی در منطقه خزری و در تأخیر زمانی ۱ ماه حدود ۰/۸ بود و منطقه استپی معتدل کمترین مقدار خودهمبستگی (حدود ۰/۴۵) را دارا بود (شکل ۴). در منطقه خزری به دلیل بارش نسبتاً پیوسته در تمام طول سال و وجود پوشش گیاهی متراکم همبستگی بالایی داشت. Dyah و Bambang (۲۰۱۲) این نتیجه را تأیید کردند. آنان که الگوی فصلی پوشش گیاهی را با استفاده از سری زمانی شاخص NDVI بررسی کرده بودند، عنوان کردند که منطقه جنگلی مرطوب پایداری بالاتری از مناطق خشک‌تر داشت (۳). همچنین بالا بودن همبستگی در نمودار PACF در تأخیرهای زمانی ۱ و ۱۲ ماه نشان دهنده الگوی فصلی این منطقه می‌باشد. منطقه بلوچی دارای الگوی فصلی منظم یکساله با حداکثر همبستگی حدود ۰/۶ بود و همچنین در این منطقه همبستگی قوی در دوره‌های ۶ ماهه دیده شد (شکل ۴). منطقه نیمه بیابانی با وجود داشتن پوشش گیاهی بسیار کم و از نوع گیاهان یکساله و گونه‌های سازگار با خشکی دارای همبستگی بالایی در برخی تأخیرهای زمانی (حدود ۰/۷۵) بود (شکل ۴) که می‌تواند به دلیل محیط یکنواخت و کمبود دائمی آب و وجود اندک پوشش گیاهی سازگار به این شرایط در منطقه باشد.

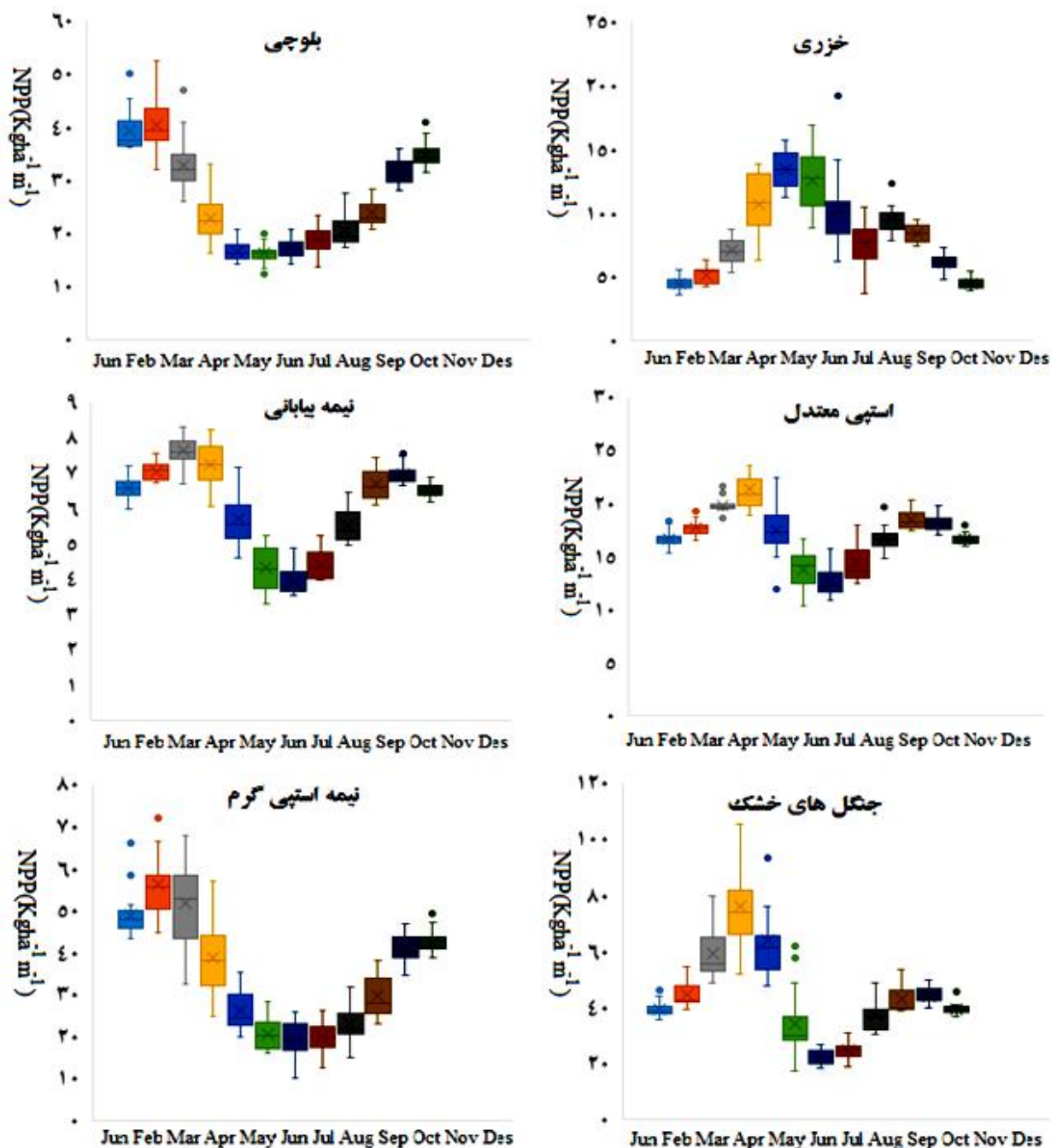
منطقه استپی معتدل دارای حداکثر خودهمبستگی حدود ۰/۷۵ در تأخیر زمانی ۱۲ ماه بود و بالا بودن همبستگی در تأخیرهای زمانی ۱، ۱۲، ۲۴ و ۳۶ ماه در نمودار ACF و تأخیرهای ۱ و ۱۲ در نمودار PACF نشان‌دهنده الگوی فصلی با دوره ۱۲ ماهه می‌باشد. رفتار نسبتاً متغیری که در این منطقه وجود دارد می‌تواند ناشی از تغییر پذیری و نوسان زیاد در اثر تغییرات زیاد عوامل اقلیمی در این منطقه باشد (شکل ۵). در منطقه نیمه استپی گرم حداکثر خودهمبستگی حدود ۰/۷ در تأخیر زمانی ۱ و ۱۲ ماه بود در این منطقه نیز بالا بودن همبستگی در تأخیرهای زمانی ۱، ۱۲، ۲۴ و ۲۶ ماه در نمودار ACF و تأخیرهای ۱ و ۱۲ در نمودار PACF نشان دهنده الگوی فصلی با دوره ۱۲ ماهه می‌باشد. این منطقه در محدوده استان خوزستان بیشتر شامل اراضی کشاورزی آبی می‌باشد و به



شکل ۲. نمودار سری زمانی مقادیر Net Primary Production, NPP بر حسب $(\text{kg ha}^{-1} \text{m}^{-1})$ در مناطق مختلف رویشی کشور در دوره زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶

جدول ۲. نتایج آزمون روند من کندانال در مناطق مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه	مقدار P در آزمون من کندانال	نتیجه
خزری	۰/۱۴	ایستا
بلوچی	۰/۶۶	ایستا
نیمه بیابانی	۰/۵۸	ایستا
استپی معتدل	۰/۱۱	ایستا
نیمه استپی گرم	۰/۰۷	ایستا
جنگل‌های خشک	۰/۰۸	ایستا

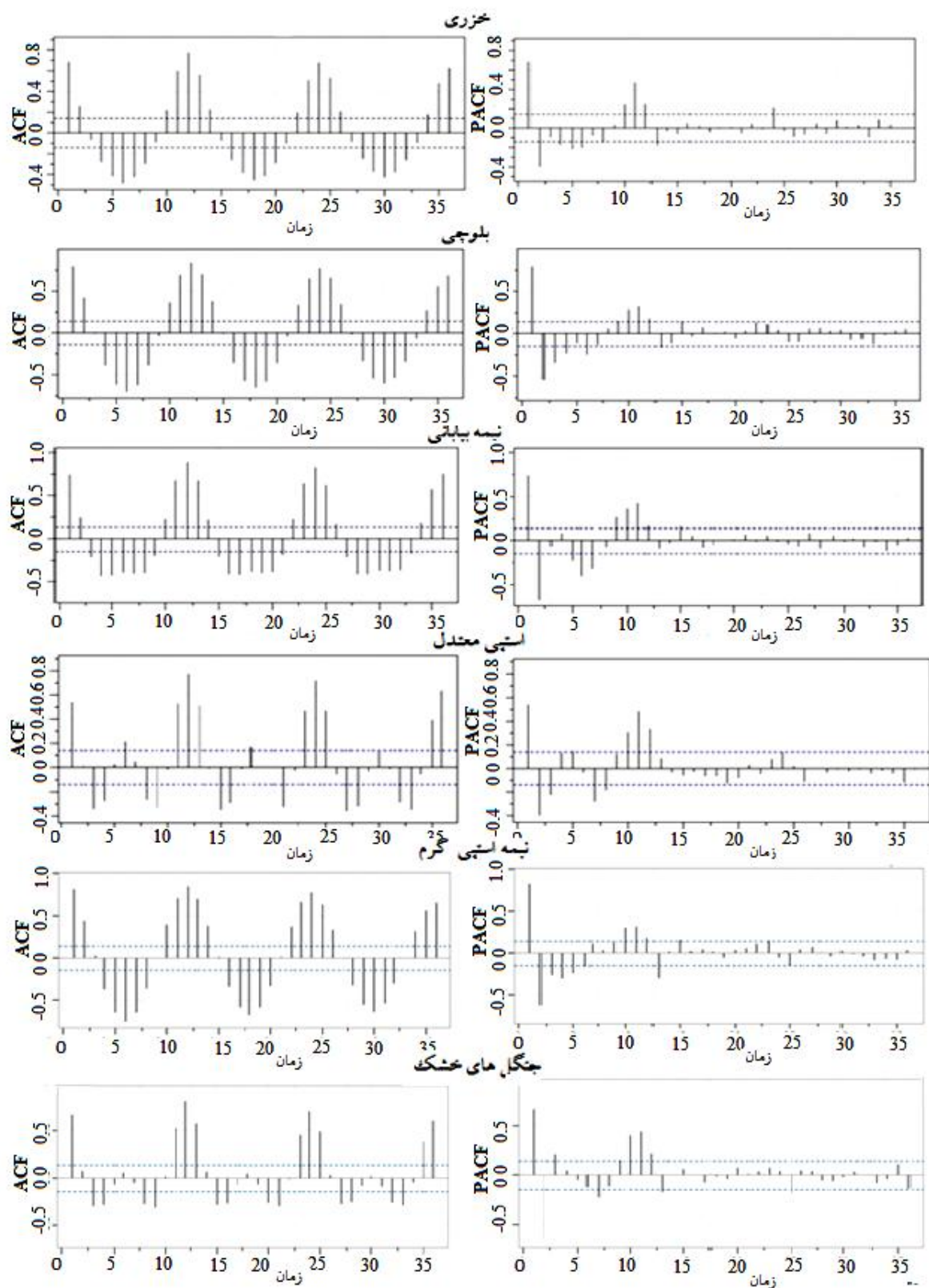


شکل ۳. نمودار جمع‌بندی سری زمانی Net Primary Production, NPP ($\text{kg ha}^{-1} \text{m}^{-1}$) در مناطق مختلف رویشی کشور در دوره زمانی

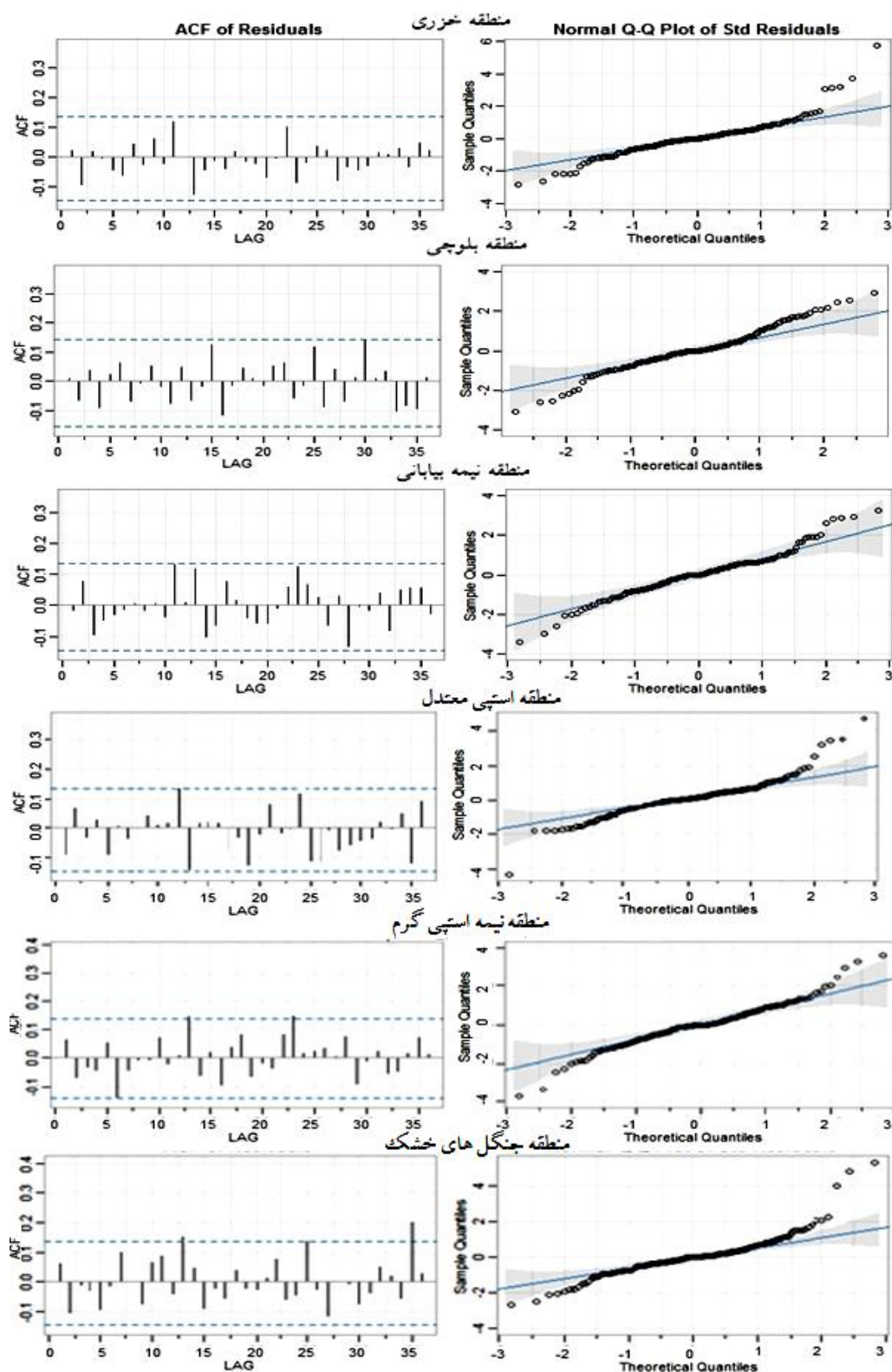
۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶

منطقه نیز نقاط پیک نمودار ACF در تأخیرهای زمانی ۱، ۱۲، ۲۴ و ۳۶ ماه بود و الگوی فصلی در این منطقه نیز دوره ۱۲ ماهه داشت (شکل ۴). تغییرات زیاد در این منطقه می‌تواند به دلیل نوسانات اقلیمی و اختلاف زیاد دما و بارش بین فصول،

این دلیل تغییرات همگن و تا حدودی یکنواخت دارد (شکل ۴). اما منطقه جنگل‌های خشک دارای نوسانات زیادی در مقادیر ACF بود و حداکثر خودهمبستگی در این منطقه در تأخیر زمانی ۱۲ ماه اتفاق افتاد که حدود ۰/۷۰ بود. در این



شکل ۴. نمودار توابع خود همبستگی (Autocorrelation Function, ACF) و خود همبستگی جزئی (Partial Autocorrelation Function, PACF) برای مناطق مورد مطالعه.



شکل ۵. نمودار خودهمبستگی (Autocorrelation Function, ACF) و Q-Q پلات باقیمانده‌های مدل انتخابی در مناطق خزری، بلوچی و نیمه بیابانی.

آفات یا عوامل بیماری را در این منطقه باشد. این نتیجه با نتایج فرناندز مونسو و همکاران (۲۰۱۱) مطابقت داشت و آنان نوسانات ناگهانی در مقادیر شاخص NDVI در مناطق جنگلی کاستیل و لئون را نشان دهنده خطر آتش‌سوزی، بیماری و... دانستند (۴).

جهت انجام مدل‌سازی ابتدا نرمال بودن سری‌های زمانی مورد بررسی قرار گرفت و سری‌های زمانی که توزیع نرمال نداشتند با تبدیل‌های مناسب نرمال‌سازی شدند و مدل‌سازی براساس سری‌های زمانی نرمال شده انجام گرفت (جدول ۳).

با توجه به فصلی بودن سری‌های زمانی، مدل‌های مختلف AR، MA، SAR و SAM با مرتبه ۱ و ۲ با تفاضل‌گیری مرتبه ۱ و نیز یک مرتبه تفاضل‌گیری فصلی با دوره ۱۲ ماهه برای همه سری‌های زمانی، برای سایر مناطق مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت مناسب‌ترین مدل برای هر یک از مناطق مورد مطالعه به شرح جدول ۴ انتخاب گردید.

نتایج بررسی نمودارهای Q-Q پلات و همچنین نمودار تابع ACF باقیمانده‌ها نشان داد که باقیمانده‌های هیچ کدام از مدل‌های انتخابی دارای خود همبستگی معنی‌دار نبوده و همچنین باقیمانده‌های مدل‌ها تا حد قابل قبولی از توزیع نرمال پیروی می‌کنند (شکل ۵).

نتایج بررسی معیارهای خطا نشان داد که تمامی مدل‌ها از دقت قابل قبولی برخوردار بوده و با توجه به معیارهای محاسبه شده می‌توان نتیجه گرفت که منطقه خزری و همچنین منطقه نیمه بیابانی دارای مدل‌های بهتری نسبت به سایر مناطق بودند (جدول ۵).

پیش بینی دو سال انتهایی داده‌ها توسط مدل در مناطق مورد مطالعه نشان داد که در منطقه خزری مدل توانسته است هم از لحاظ روند و هم از لحاظ مقادیر بخوبی تغییرات را پیش بینی کند و تنها در ماه می (اردیبهشت) سال ۲۰۱۵ اختلاف چشم گیری در روند و مقدار پیش بینی شده وجود دارد که می‌تواند به دلیل عوامل محیطی پیش بینی نشده باشد. مدل پیشنهادی در منطقه بلوچی نیز به خوبی تغییرات را پیش بینی کرده و تنها در ماه ژوئن (خرداد ماه) سال ۲۰۱۶ هم از لحاظ روند و هم از

لحاظ مقدار با مقدار مشاهده شده همان ماه دارای اختلاف معنی دار می‌باشد. در منطقه نیمه بیابانی نیز مدل توانسته است هم از لحاظ روند و هم از لحاظ مقادیر بخوبی تغییرات را پیش بینی کند و کلیه نقاط در محدوده معناداری ۹۵٪ قرار گرفته است. همچنین در منطقه استپی معتدل مدل توانسته است هم از لحاظ روند و هم از لحاظ مقادیر بخوبی تغییرات را پیش بینی کند و کلیه نقاط در محدوده معناداری ۹۵ درصد قرار گرفته است. در منطقه نیمه استپی گرم، کلیه نقاط پیش بینی شده در محدوده معناداری ۹۵ درصد قرار گرفته است و هم مقادیر داده‌ها و هم تغییرات روند بخوبی توسط مدل انتخابی پیش بینی شده و تنها در ماه ژوئیه (تیر ماه) سال ۲۰۱۶ مقادیر مشاهده شده خارج از محدوده معنی داری پیش بینی شده وجود دارد و در ماه فوریه (بهمن) سال ۲۰۱۶ نیز اختلاف چشم‌گیر در مقادیر مشاهده شده با مقادیر پیش بینی شده با مدل برازش یافته وجود دارد. در منطقه جنگل‌های خشک، هم از لحاظ روند و هم از لحاظ مقادیر تغییرات بخوبی توسط مدل پیش‌بینی شده و کلیه نقاط در محدوده معناداری ۹۵ درصد قرار گرفته است و تنها در ماه می (اردیبهشت) سال ۲۰۱۶ مقدار مشاهده شده دارای تفاوت قابل ملاحظه با مقدار پیش بینی شده وجود دارد (شکل ۶).

Mutti و همکاران (۲۰۱۹) این نتایج را تایید کردند. آنها بیان داشتند که مدل‌سازی SARIMA از لحاظ پیش بینی در فصول خشک که دامنه تغییرات اقلیمی کمتر است بهتر عمل کرده و در فصول مرطوب که تغییرات سالیانه بالاتر است مقادیر متغیری را پیش بینی می‌کند (۹).

بطورکلی نتایج نشان داد که مدل‌های بکار گرفته شده برای پیش‌بینی سری‌های مذکور از قابلیت مناسبی برخوردار است و در تمامی مناطق در بیشتر موارد مقادیر واقعی در حدود اطمینان ۹۵٪ مقادیر پیش‌بینی شده قرار گرفته است. معیارهای خطای محاسبه برای داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده برای ۲ سال انتهایی داده‌های آزمون، برای سری‌های زمانی مورد نظر در جدول (۶) ارائه گشته است. نتایج این معیارهای خطا نشان داد که پیش‌بینی‌های مدل‌های انتخاب شده برای تمامی مناطق از

جدول ۳. نتایج آزمون کلموگروف-اسمیرنف برای سری‌های زمانی مشاهداتی و سری‌های زمانی تبدیلی

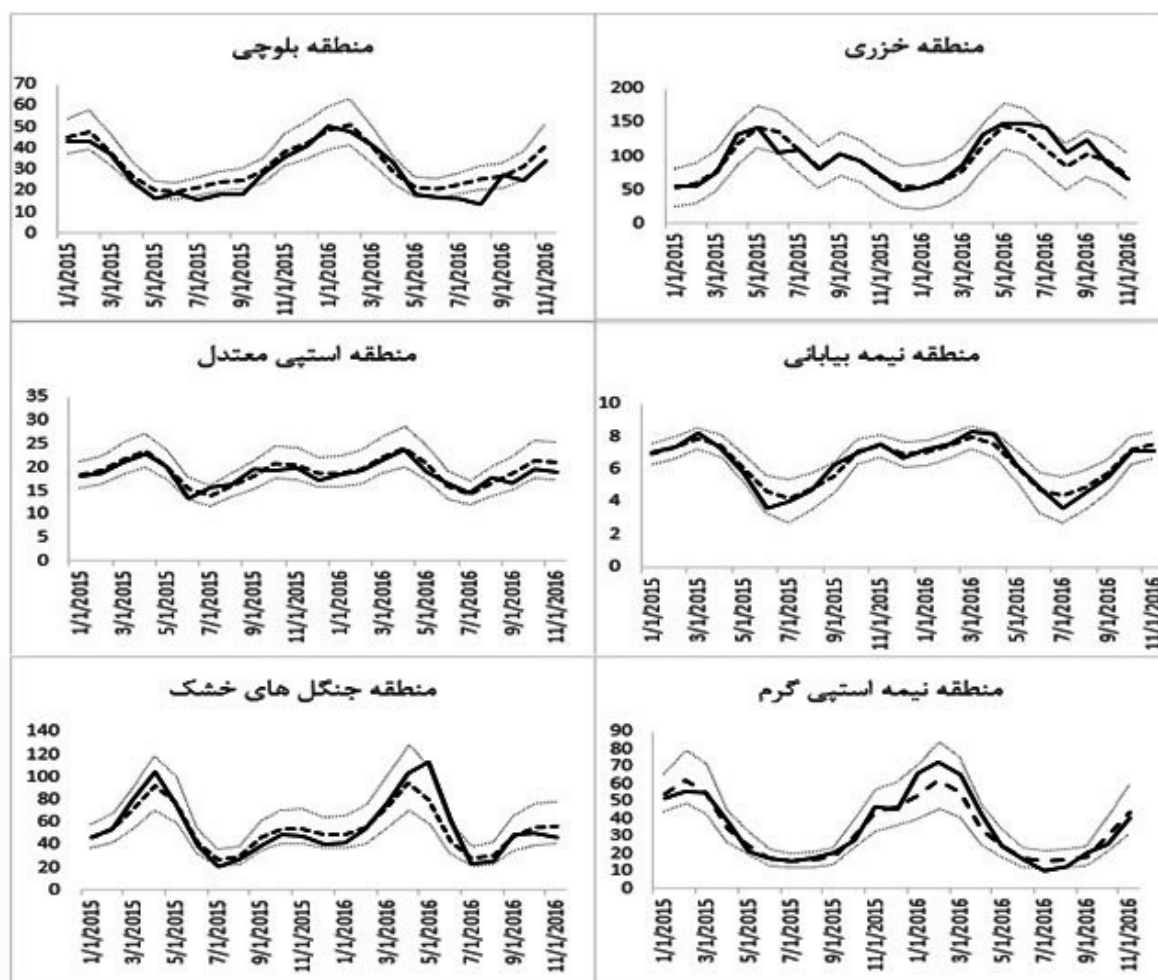
منطقه مورد مطالعه	مقدار P سری مشاهداتی	روش نرمالسازی	مقدار P سری تبدیلی
خزری	۰/۱۱۹	-	-
بلوچی	< ۰/۰۱	لگاریتمی	۰/۰۶۱
نیمه بیابانی	< ۰/۰۱	مربعاتی	۰/۰۷۳
استپی معتدل	< ۰/۰۱	لگاریتمی	۰/۰۵۴
نیمه استپی گرم	۰/۰۸۳	-	-
جنگل‌های خشک	< ۰/۰۱	لگاریتمی	۰/۱۰۲

جدول ۴. مناسب‌ترین مدل برازش یافته به سری‌های زمانی شاخص تولید خالص اولیه در مناطق رویشی مختلف

ردیف	منطقه مورد مطالعه	مناسب‌ترین مدل برازش یافته	ضرایب پارامترها	P-Value	AIC	P-value آزمون KS باقیمانده‌ها
۱	خزری	SARIMA(1,1,1)(1,1,1) ₁₂	AR1: ۰/۳۴	۰/۰۰	۸/۲۶	۰/۱۳
			MA1: -۰/۹۵	۰/۰۰		
			SAR1: ۰/۱۹	۰/۰۰		
			SMA1: -۰/۹۹	۰/۰۰		
۲	بلوچی	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) ₁₂	AR1: ۰/۲۴	۰/۰۰	۳/۳۷	۰/۲۷
			MA1: -۰/۹	۰/۰۰		
			SMA1: ۰/۸۹	۰/۰۰		
			AR1: ۰/۴۹	۰/۰۰		
۳	نیمه بیابانی	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) ₁₂	MA1: -۰/۹۲	۰/۰۰	۵/۹۸	۰/۰۸
			SMA1: -۰/۶۹	۰/۰۰		
			MA1: -۰/۸۹	۰/۰۰		
			SMA1: -۰/۷۵	۰/۰۰		
۴	استپی معتدل	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) ₁₂	AR1: ۰/۶	۰/۰۰	۳/۳۷	۰/۳۱
			MA1: -۰/۹۷	۰/۰۰		
			SMA1: -۰/۴۸	۰/۰۰		
			AR1: ۰/۴	۰/۰۰		
۵	نیمه استپی گرم	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) ₁₂	MA1: -۰/۹۱	۰/۰۰	۵/۸۳	۰/۱۱
			SMA1: -۰/۸	۰/۰۰		
			AR1: ۰/۴	۰/۰۰		
			MA1: -۰/۹۷	۰/۰۰		

جدول ۵. معیارهای خطا برای مدل‌های مناطق مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه	RMSE	R ²	PDIF	MARE
خزری	۰/۱۳	۰/۸۶	۵/۶۸	۰/۰۸۲
بلوچی	۰/۱۲	۰/۹۱۳	۵/۲۲	۰/۱۷
نیمه بیابانی	۰/۱۲	۰/۹۴	۰/۰۳۷	۰/۰۴۷
استپی معتدل	۰/۱	۰/۸۲	۰/۱۹	۰/۰۴۷
نیمه استپی گرم	۰/۰۸۷	۰/۹۳	۹/۰۱	۰/۱۵
جنگل‌های خشک	۰/۱۲	۰/۸۹	۹/۷۵	۰/۱۳



شکل ۶: پیش بینی مقادیر Net Primary Production, NPP بر حسب kg ha^{-1} (محور Y) توسط مدل منتخب در مناطق مورد مطالعه در دو سال انتهایی دوره مطالعه (نقطه چین: حدود بالا و پایین در سطح اطمینان ۹۵٪، خط چین: مقادیر پیش بینی شده توسط مدل و خط پیوسته: مقادیر مشاهده شده را نشان می‌دهد)

تفاوت در پوشش گیاهی و اقلیم مناطق مورد مطالعه در این مطالعات باشد.

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر نشان داد سری‌های زمانی مقادیر ماهیانه تولید خالص اولیه در مناطق رویشی مورد مطالعه ایستا بوده و دارای ویژگی فصلی با دوره ۱۲ ماهه می‌باشد و همه این مناطق رویشی را می‌توان با ARIMA فصلی مدلسازی کرد. بررسی توابع ACF و PACF سری‌های زمانی در مناطق مورد مطالعه نشان داد که همه مناطق دارای خودهمبستگی بالایی بوده و در

دقت قابل قبولی برخوردار بودند. این نتیجه توسط Jiang و همکاران (۲۰۱۰) شد. آن‌ها شاخص (Leaf Area Index, LAI) را با استفاده از سه روش تصادفی مدلسازی کردند و بیان داشتند که مدل SARIMA بهترین پیش بینی را در بین مدل‌ها داشت (۷). اما Said (۲۰۲۲) نشان داد که مدل‌های SARIMA نسبت به مدل‌های (Multi-Layer Perceptron, MLP) و Holt-Winters تخمین‌های نامناسبی داشت و دو مدل دیگر پیش بینی‌های بهتری داشتند (۱۳). این تفاوت در نتایج ممکن است به دلیل تفاوت در نوع سری داده استفاده شده و قدرت تفکیک مکانی تصویر سنجش از دوری مورد استفاده و یا

اقلیمی قرار خواهند گرفت و اکوسیستم‌های شکننده تری در مقابل این تغییرات و دخالت‌های انسانی هستند. مدل‌های انتخاب شده در همه مناطق از لحاظ پارامترها و مرتبه‌های آنها، بغیر از مناطق خزری و استپی معتدل مشابه یکدیگر بود و نتایج بررسی معیارهای خطا برای تمامی مدل‌های انتخاب شده در تمامی مناطق مورد مطالعه نشان داد که این مدل‌ها از دقت مناسبی برخوردار بوده و مدل‌های انتخاب شده برای مناطق خزری ($R^2 = 0.87$ ، $MARE = 0.083$ و $RMSE = 0.12$) و نیمه بیابانی ($R^2 = 0.95$ ، $MARE = 0.048$ و $RMSE = 0.12$) نسبت به سایر مناطق مدل‌های مناسب‌تری بودند. همچنین بررسی قابلیت مدل‌ها در پیش‌بینی نشان داد که این مدل‌ها در تمامی مناطق هم تغییرات مقداری و هم روند تغییرات را در حد قابل اطمینانی پیش‌بینی کردند. بررسی معیارهای خطای مقادیر پیش‌بینی شده برای ۲۴ ماه انتهایی داده‌ها نشان داد که پیش‌بینی‌های مدل‌های انتخاب شده برای تمامی مناطق از دقت قابل قبولی برخوردار بودند. مدل‌های طراحی شده برای ارائه پیش‌بینی کوتاه‌مدت NPP بر حسب ($kg\ ha^{-1}m^{-1}$) برای هر یک از مناطق مورد مطالعه در دوره یک ماهه طراحی شد که می‌تواند در برنامه ریزی و مدیریت پوشش گیاهی در مناطق مورد مطالعه مورد استفاده قرار گیرد.

همه مناطق پیک‌های همبستگی در تأخیرهای زمانی یکسانی رخ داده بود. همچنین بررسی این توابع نشان داد که تولید گیاهی در منطقه خزری پایدارتر بوده که این نشان دهنده یک محیط پایدار با کمترین انحراف در تغییرات آب، نور و مواد غذایی در این منطقه بوده و نیز تاب آوری بالای این منطقه را نسبت به تغییرات و بازخوردهای منفی در اکوسیستم‌های این منطقه نشان می‌دهد. همچنین منطقه نیمه بیابانی نیز دارای یکنواختی نسبتاً بالایی بود که ناشی از یک محیط با شرایط پایدار و کمبود دائمی آب و وجود پوشش گیاهی سازگار با این شرایط بود. منطقه جنگل‌های خشک دارای تغییرات زیادی بود. ناپایداری در منطقه استپی معتدل نیز به دلیل وجود شرایط آب و هوایی ناپایدار و وجود پوشش گیاهی عمدتاً یکساله و وابسته به شرایط کوتاه مدت بود. وجود یکنواختی نسبتاً زیاد در منطقه نیمه استپی گرم ناشی از آبیاری مزارع کشاورزی می‌باشد. الگوی فصلی منطقه بلوچی یکنواخت بوده و ناشی از یکنواختی شرایط در تغییرات آب، نور و ... بود. منطقه بلوچی نیز تشکیل اکوسیستم‌های پایداری می‌دهد. از این رو می‌توان استنتاج کرد که مناطقی که دارای تغییرات بیشتری و از یکنواختی کمتری برخوردار بودند، از جمله مناطق استپی معتدل و جنگل‌های خشک، در آینده بیشتر تحت تأثیر تغییرات از جمله تغییرات

منابع مورد استفاده

1. Aggarwal, A., M. Alshehri, M. Kumar, O. Alfarraj, P. Sharma and K. R. Pardasani. 2020. Landslide data analysis using various time-series forecasting models. *Computers and Electrical Engineering*, 88:106858.
2. Dawson, C.W., Abrahart, R.J. and L.M. See. 2007. HydroTest: a web-based toolbox of evaluation metrics for the standardised assessment of hydrological forecasts. *Environmental Modelling and Software*, 22 (7): 1034–1052.
3. Dyah R. P. and H. T. Bambang. 2012. Seasonal Pattern of Vegetative Cover from NDVI TimeSeries. Pp. 254-268, In: P. Sudarshana (Ed.), Tropical Forests, InTech, Krautzeka.
4. Fernández-Manso. A., C. Quintano and O. Fernández-Manso. 2011. Forecast of NDVI in coniferous areas using temporal ARIMA analysis and climatic data at a regional scale, *International Journal of Remote Sensing*, 32:6, 1595-1617.
5. Guan. K., D. Medvigy, E.F. Wood, K.K. Caylor, S. Li, and, S.J. Jeong. 2014. Deriving vegetation phenological time and trajectory information over africa using seviri daily LAI. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 52: 1113–1130.
6. Han, P., P. X. Wang, S. Y. Zhang and D. H. Zhu. 2010. Drought forecasting based on the remote sensing data using ARIMA models. *Mathematical and Computer Modelling*, 51: 1398–1403.
7. Jiang, B., Liang. S., Wang., J and Z. Xiao. 2010. Modeling MODIS LAI time series using three statistical methods. *Remote Sensing of Environment*, 114: 1432–1444.

8. Modarres, R. and da Silva, V.D.P.R. 2007 Rainfall trends in arid and semi-arid regions of Iran. *Journal of Arid Environments*, 70(2): 344-355. (In Persian)
9. Mutti, P. R., P. S. Lúcio, V. Dubreuil and B. G. Bezerra. 2020. NDVI time series stochastic models for the forecast of vegetation dynamics over desertification hotspots. *International Journal of Remote Sensing*, 41: 2759-2788.
10. Pabot, H. 1967. Report to Government of Iran: Pasture development and range improvement through botanical and ecological studies. UNDP/FAO, Rome.
11. Patel, N. R., Dadhwal, V. K., Saha, S. K., Garg, A. and Sharma, N. 2010. Evaluation of MODIS data potential to infer water stress for wheat NPP estimation, *Tropical Ecology*, 51(1): 93-105.
12. Recuero. L., J. Litago, J. E. Pinzón., M. Huesca., M. C. Moyano and A. Palacios-Orueta. 2019. Mapping Periodic Patterns of Global Vegetation Based on Spectral Analysis of NDVI Time Series, *Remote Sensing*, 11(21), 2497.
13. Said. O. M. 2022. Forecasting vegetation condition using remote sensing time series data. PhD Thesis. Graduate School of Applied Informatics University of Hyogo. Hyogo. Japan.
14. Wang, H., He, B., Zhang, Y., Huang, L., Chen, Z. and Liu, J. 2018. Response of ecosystem productivity to dry/wet conditions indicated by different drought indices. *Science of the Total Environment*, 612: 347-357.
15. Wei. W. W.S. 2019. Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. Pearson Education. Boston.
16. Zhao. M.S. and Running. S.W. 2010. Drought-induced reduction in global terrestrial net primary production from 2000 to 2009. *Science*, 329: 940-943.

Prediction of Net Primary Production Changes in Different Phytogeographical Regions of Iran from 2000 to 2016, Using Time Series Models

F. Saydzade¹, S. Soltani^{2*} and R. Modarres³

(Received: June 26-2022; Accepted: September 28-2022)

Abstract

Vegetation cover is an important component of terrestrial ecosystems that changes seasonally. Accurate parameterization of vegetation cover dynamics through developing indicators of periodic patterns can assist our understanding of vegetation-climate interactions. The current study was conducted to investigate and model vegetation changes in some phytogeographical regions of Iran including, Khazari, Baluchi, semi-desert, temperate steppe, warm semi-steppe and arid forest and to compare their stochastic behavior. To study the vegetation changes the net primary production (NPP) was used, based on the products of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensor (MOD17A2 series). Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average (SARIMA) time series model was used for modeling NPP. The Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF) of time series showed that these areas were static with seasonality in 12-month periods. It also showed that the vegetation in Khazari region was more stable, which indicates a stable environmental condition with the least deviation in water, light and nutrients. We also found that most of the vegetative regions of Iran can be modeled with SARIMA and its changes can be reliably predicted. Estimated models for Khazari (Root-Mean-Square Error, (RMSE) = 0.12, $R^2 = 0.87$, Mean Relative Absolute Error (MARE) = 0.083) and semi-desert (RMSE = 0.12, $R^2 = 0.95$, MARE = 0.048) were more suitable models than other regions.

Keywords: The autocorrelation function, Partial autocorrelation function, Box-Jenkins model, Seasonality, Seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA)

1. PhD student of Range Sciences, Department of Natural Resources, Isfahan University of Technology, Isfahan 84156-83111, Iran.

2. Professor, Department of Natural Resources, Isfahan University of Technology, Isfahan 84156-83111, Iran.

3. Associate Professor, Department of Natural Resources, Isfahan University of Technology, Isfahan 84156-83111, Iran.

*: Corresponding Author, Email: ssoltani@iut.ac.ir