

مدل سازی سری های زمانی شاخص سطح برگ MODIS با استفاده از رویکرد استوکستیک

لاله پرویز*

۱. استادیار، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران

(تاریخ دریافت ۱۳۹۵/۱۰/۱۰؛ تاریخ تصویب ۱۳۹۵/۱۲/۲۵)

چکیده

شاخص سطح برگ یکی از پارامترهای مؤثر برای توصیف شار انرژی، تبادلات سطح زمین- اتمسفر، ساختمان پوشش گیاهی و... است. در این تحقیق با استفاده از مدل سازی بر پایه روش باکس- جنکینز سری های زمانی شاخص سطح برگ یونجه، گندم، سیب و سیب زمینی بررسی شد و با نتایج روابط ریاضی بین شاخص سطح برگ و شاخص NDVI مقایسه شدند. روند سری های زمانی به دست آمده از سنجنده MODIS طی دوره زمانی ۲۰۱۲-۲۰۱۵ با دوره تناوب ۴۶ توسط آزمون من- کندال فصلی منفی بود. نتایج شبیه سازی توسط مدل $ARIMA(p,0,q) \times (P,1,Q)_{46}$ با مرتبه های تأیید شده در سری های زمانی مختلف بیان کننده کاهش خطا و افزایش ضریب همبستگی و NASH بود. به طور نمونه ضریب همبستگی سری های زمانی گندم، یونجه، سیب و سیب زمینی به ترتیب ۰/۹، ۰/۹۴، ۰/۹۳ و ۰/۸۹ بود. مقایسه کلی بین آماره های بررسی شده بیان کننده عملکرد بهتر ARIMA فصلی به خصوص درباره سری های زمانی یونجه و سیب با مقادیر زیاد شاخص سطح برگ است. رویکرد استوکستیک در برابر سایر روابط ریاضی خطای کمتری داشت. با توجه به کارایی زیاد مدل ARIMA فصلی، تهیه سری های زمانی شاخص سطح برگ با دقت زیاد اهمیت چشمگیری دارد.

کلیدواژگان: شاخص سطح برگ، مدل سازی، من- کندال فصلی، ARIMA فصلی.

مقدمه

شاخص سطح برگ از پارامترهای ضروری برای مدل‌سازی فرایندهای دخیل در زنجیره اتمسفر- گیاه- خاک مانند تبخیر- تعرق، برگ‌آب، پایش رشد محصولات کشاورزی و تخمین عملکرد محصولات است [۱]. بنابراین، تعیین دقیق آن می‌تواند بسیاری از مکانیسم‌ها مانند نفوذ، رواناب و یا به‌طور کلی چرخه هیدرولوژیکی را تحت تأثیر قرار دهد. شاخص سطح برگ برای درک تأثیرات متقابل بین رشد و نمو گیاه و محیط امری ضروری است [۲]. بنابراین، شاخص سطح برگ یک ورودی مهم بسیاری از مدل‌های کشاورزی، اقلیم‌شناسی، اکولوژی و هیدرولوژیکی از جمله مدل تبخیر- تعرق، مدل فتوسنتز، مدل بارش، مدل رشد محصولات است [۳]. شاخص سطح برگ متغیر بی‌بعدی است که به‌صورت سطح برگ در هر واحد مساحت زمین تعریف می‌شود [۴]. اندازه‌گیری مستقیم این پارامتر وقت‌گیر و هزینه‌بر است و به جمع‌آوری تعداد زیاد نمونه در مقیاس بزرگ نیاز دارد. بنابراین، به دلیل اهمیت آگاهی از توزیع مکانی پارامترهای بررسی‌شده، فناوری سنسج از دور به‌علت جمع‌آوری داده‌های مکانی در مقیاس وسیع و به‌روزرسانی اطلاعات می‌تواند گزینه مناسبی در تعیین پارامتر بررسی‌شده باشد. در سال‌های اخیر بسیاری از روش‌های تخمین شاخص سطح برگ به‌دست‌آمده از تصاویر ماهواره‌ای از ارتباط آماری بین شاخص سطح برگ و شاخص‌های پوشش گیاهی، مدل وارونگی فیزیکی و دیگر روش‌های غیرپارامتریک و مدل‌سازی سری زمانی استفاده می‌کنند. سری‌های زمانی شاخص سطح برگ اطلاعاتی درباره روند فصلی تغییرات پوشش گیاهی ارائه می‌دهند که قابل تأمل است.

جیانگ و همکارانش به مدل‌سازی سری‌های زمانی شاخص سطح برگ MODIS^۱ طی دوره شش‌ساله (۲۰۰۱-۲۰۰۶) پرداختند [۵]. داده‌های دانلودشده دارای تفکیک زمانی هشت‌روزه در مکان FLUXNET^۲ نوع پوشش گیاهی متفاوت داشتند. در این تحقیق مدل‌سازی براساس سه روش رگرسیون هارمونیک پویا، تجزیه روند فصلی، ARIMA^۳ فصلی بوده است. در مدل‌سازی ARIMA، دوره تناوب ۴۶ و تفاضل غیرفصلی برابر با یک در نظر گرفته شده است. نتایج صحت‌سنجی سال ۲۰۰۷ بیان می‌کرد که مدل ARIMA

فصلی بهترین دقت پیش‌بینی با ضریب همبستگی بالا و رگرسیون هارمونیک پویا توانایی تولید منحنی هموار و روش تجزیه روند فصلی حساس به اغتشاش در داده‌ها را دارد. نتایج به‌دست‌آمده در هر نوع کلاس پوشش گیاهی مشابه است. ژائو و همکارانش نوعی روش معکوس جدید را برای تخمین زمان واقعی شاخص سطح برگ توسعه دادند و مناطق بررسی‌شده در هشت منطقه با طول و عرض جغرافیایی مختلف فرانسه، آمریکا، کانادا طی دوره آماری ۲۰۰۰، ۲۰۰۳ و ۲۰۰۴ به‌ترتیب برای واسنجی و صحت‌سنجی بودند [۶]. مدل استفاده‌شده تحقیق شامل $ARIMA(2,0,0) \times (1,0,0)$ بود. مقایسه خصوصیات آماری و توزیع زمانی طی دوره صحت‌سنجی بیان‌کننده کارایی روش استفاده‌شده تحقیق بود. فرناندز مانسو و همکارانش به پیش‌بینی شاخص NDVI^۴ در اسپانیا (با شش گونه گیاهی از تیره مخروطیان) با استفاده از مدل ARIMA فصلی پرداختند [۷]. تفکیک زمانی ده روزه طی دوره ۱۹۹۳-۱۹۹۷ بود [۷]. مدل $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{37}$ برای درختان کاج اسکاتلندی (*Pinussylvestries*) و کاج سیاه (*Pinusnigra*) و مدل $ARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)_{37}$ برای بقیه گونه‌های مخروطی بودند. با استفاده از آماره‌هایی مانند RMSE^۴ و نمودار پراکنش بین داده‌های مشاهداتی و تخمینی کارایی مدل مورد استفاده اثبات شد. موحدیان و همکارانش به تخمین سطح برگ با استفاده از شبکه عصبی پرداختند [۸]. در این تحقیق نمونه‌برداری به‌صورت تصادفی از بوته‌های چغندرقد به فاصله هر ۱۵ روز یک بار انجام گرفته است. در هر نمونه‌برداری ۳۰ برگ برداشته شده است. صفات اندازه‌گیری‌شده طول، عرض، وزن تر و وزن خشک برگ به‌عنوان متغیرهای ورودی و سطح برگ به‌عنوان متغیر خروجی بود. بررسی با ورودی‌های متعدد بیان می‌کند که بهترین حالت از نظر دقت و مخرب‌نبودن استفاده از طول، عرض و طول در عرض ۰/۷ است.

شایان یادآوری است که در تحقیقات بسیاری از یک رابطه ساده بین شاخص سطح برگ و شاخص‌های پوشش گیاهی استفاده شده است مانند تحقیق پرویز و همکارانش که به تخمین شاخص سطح برگ با استفاده از شاخص‌های NDVI، SAVI به‌دست‌آمده از سنجنده MODIS پرداختند [۹] و یا تحقیق زارات والدز و همکارانش که شاخص سطح

3. Normalized Difference Vegetation Index
4. Root Mean Square Error

1. Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
2. Autoregressive Integrated Moving Average

سری‌های شاخص سطح برگ با استفاده رویکرد استوکستیکی برای برخی از محصولات کشاورزی در استان آذربایجان شرقی است. مقایسه نتایج رویکرد استوکستیکی و روابط ریاضی شاخص سطح برگ-NDVI نیز از اهداف تحقیق بود. سری‌های زمانی شاخص سطح برگ با استفاده از اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای سنجنده MODIS به‌دست آمدند. وابستگی نتایج مدل‌سازی به نوع محصولات نیز در این تحقیق بررسی شد.

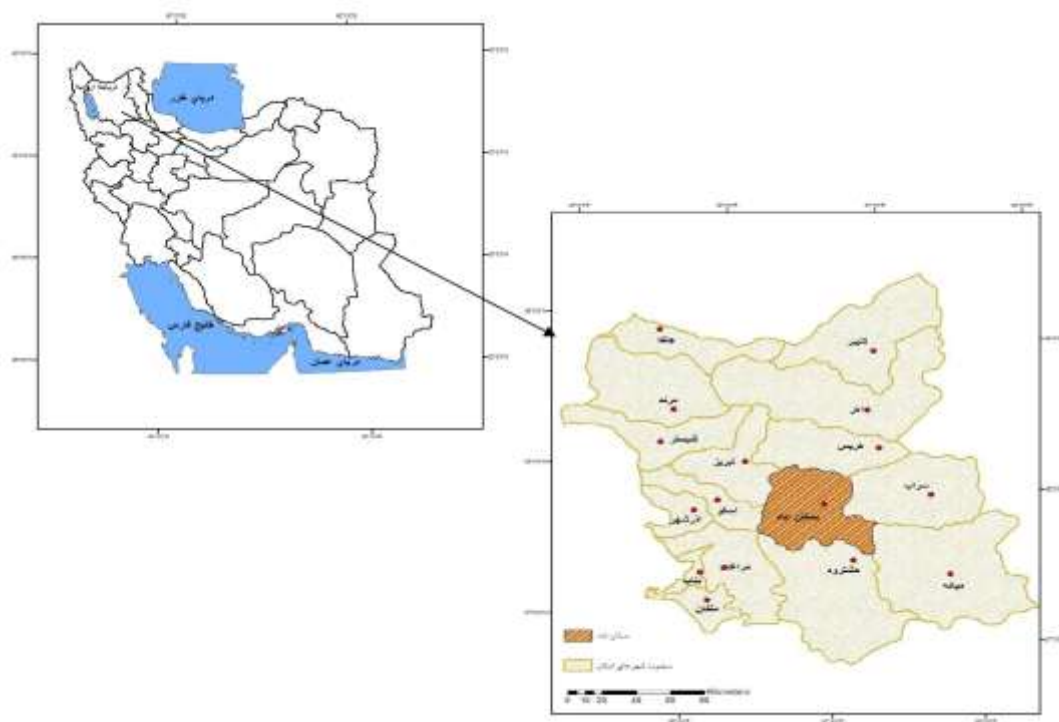
مواد و روش‌ها

منطقه مطالعه‌شده

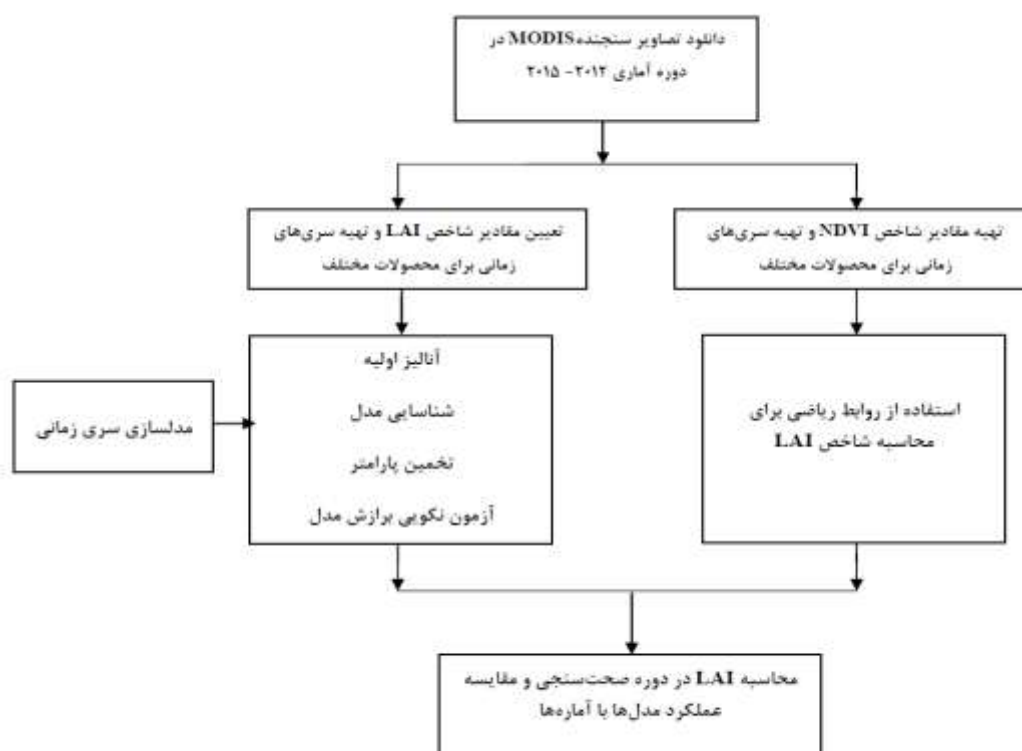
نقاط نمونه‌برداری در این تحقیق مربوط به زمین‌های زراعی اطراف شهرستان بستان‌آباد در استان آذربایجان شرقی بود که در شکل ۱ نشان داده شده است. گندم، یونجه، سیب و سیب‌زمینی محصولات منتخب با استفاده از اطلاعات GPS هستند. اقلیم منطقه مطالعه‌شده براساس شاخص دومارتن در محدوده نیمه‌خشک قرار دارد. با توجه به مشکلات پیشرو در تعیین شاخص سطح برگ به روش مستقیم، استفاده از رهیافت جدید در ایران به‌خصوص در منطقه مطالعه‌شده ضروری است.

برگ را از شاخص‌های NDWI، GMI، NDVI، ...، حاصل از MASTER (MODIS/ASTER) به‌دست آوردند که در این تحقیقات فقط از روابط تجربی استفاده کرده‌اند که بیشتر حالت منطقه‌ای دارد [۱]. همچنین فنگ و همکارانش به تخمین شاخص سطح برگ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و شاخص‌های پوشش گیاهی پرداختند [۳]. در بین شاخص‌های پوشش گیاهی بررسی‌شده، شاخص NDVI و شاخص کلروفیل به‌عنوان شاخص‌های مؤثر بر شاخص سطح برگ تعیین شدند. به‌جز مناطق چمنزار شبکه عصبی نسبت به روش شاخص‌های گیاهی نتایج دقیقی داشتند. ترومبتا و همکارانش با استفاده از تصاویر شاخص LAI گندم زمستانه به‌دست‌آمده از سنجنده MODIS به واسنجی مدل AquaCrop در دو منطقه در جنوب ایتالیا پرداختند. دوره واسنجی و صحت‌سنجی به‌ترتیب (۲۰۰۸-۲۰۱۱) و (۲۰۱۳-۲۰۱۴) بود. تأثیر واسنجی به افزایش ضریب همبستگی از ۰/۴ به ۰/۸۶ منجر شد [۱۰].

مروری بر موارد یادشده بیان‌کننده ضرورت انجام تحقیق در زمینه استفاده از مفاهیم سری زمانی در بررسی تغییرات شاخص سطح برگ با استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای در ایران است. هدف تحقیق، مدل‌سازی



شکل ۱. محدوده مطالعه‌شده در استان آذربایجان شرقی



شکل ۲. روندنمای انجام تحقیق

پارامتر مدل خودهمبسته فصلی، Θ : پارامتر مدل میانگین متحرک فصلی [۱۱ و ۱۲].

مدلسازی سری زمانی از یک الگوی چندمرحله‌ای پیروی می‌کند که در بخشی از روندنما به آن اشاره شده است و در ادامه مراحل مختلف توضیح داده می‌شود. در مرحله اولیه و یا به بیان دیگر برای ساخت یک سری زمانی داده‌ها باید ابتدا تصادفی نباشند و دوم اینکه ایستا باشند [۷].

برای بررسی حالت تصادفی و مستقل بودن سری از آزمون استقلال در زمان اندرسون استفاده می‌شود. براساس این آزمون توابع خودهمبستگی که خارج از محدوده احتمال قرار گیرند وابستگی شایان توجهی در زمان را نشان می‌دهند [۱۱]. آزمون‌های مختلفی برای تعیین روند در سری‌های زمانی وجود دارد که از آن جمله می‌توان به آزمون ناپارامتری من-کندال فصلی اشاره کرد. در این روش آماره S مانند روش من-کندال برای هر فصل به صورت جداگانه محاسبه می‌شود و سپس مجموع آنها به دست می‌آید. معادلات ۲ تا ۴ مربوط به روش من-کندال است.

$$S' = \sum_{j=1}^{n_s} S_j \quad j = 1, 2, \dots, n_s \quad (2)$$

مدلسازی سری زمانی

کارایی مدل‌های سری‌های زمانی در پیش‌بینی بسیاری از پدیده‌های حاکم بر تبادلات اتمسفر-آب-خاک به اثبات رسیده است. سری زمانی مجموعه‌ای از مشاهدات است که برحسب زمان مرتب شده‌اند. سری زمانی به صورت ریاضی به عنوان فرایند استوکستیک مدلسازی می‌شوند. مراحل انجام تحقیق به صورت روندنما در شکل ۲ بیان شده است. در این تحقیق از مدل میانگین متحرک تجمعی خودبازگشت ضربدری استفاده شد. نوع ضربدری مدل ARIMA به شکل $ARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)_w$ نمایش داده می‌شود. فرم کلی مدل براساس رابطه ۱ است.

$$\Phi_p(B^w) \phi_p(B) \nabla_w^D \nabla^d z_t = \Theta_Q(B^w) \theta_q(B) \varepsilon_t \quad (1)$$

p : مرتبه مدل خودهمبسته غیرفصلی، q : مرتبه مدل میانگین متحرک غیرفصلی، P : مرتبه مدل خودهمبسته فصلی، Q : مرتبه مدل میانگین متحرک فصلی، B : عملگر تفاضل، ∇^d : d امین تفاضل غیرفصلی، ∇_w^D : D امین تفاضل فصلی به اندازه w : Φ : پارامتر مدل خودهمبسته غیرفصلی، θ : پارامتر مدل میانگین متحرک غیرفصلی، Θ :

شاخص های گیاهی استفاده می شود. یکی از کاربردی شاخص های گیاهی، شاخص NDVI است. دو مورد از روابط بین شاخص سطح برگ و شاخص NDVI در ادامه آورده شده است.

$$LAI = 0.468 + 3.799 NDVI \quad \text{روش ۱} \quad (۶)$$

$$LAI = -1/67 \ln(1 - FPAR) \quad \text{روش ۲} \quad (۷)$$

$$FPAR = 1/6 NDVI - 0.02 \quad (۸)$$

LAI: شاخص سطح برگ، NDVI: شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی [۹].

معیار ارزیابی عملکرد مدل

آماره های استفاده شده برای ارزیابی عملکرد رویکرد استوکستیک آورده شده است. مقدار کمتر آماره های RMSE، MRE و نزدیکی ضریب کارایی به یک نشان دهنده عملکرد بهتر مدل است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2} \quad \begin{matrix} \text{خطای} \\ \text{ریشه} \\ \text{متوسط} \\ \text{مربعات} \end{matrix} \quad (۹)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - S_i|}{n} \quad \begin{matrix} \text{میانگین} \\ \text{مطلق خطا} \end{matrix} \quad (۱۰)$$

$$Nash = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad \begin{matrix} \text{ضریب} \\ \text{کارایی} \\ \text{نش ۵} \end{matrix} \quad (۱۱)$$

O_i : مقادیر مشاهداتی، S_i : مقادیر شبیه سازی، n : تعداد داده ها، \bar{O} : میانگین مقادیر مشاهداتی [۱۵ و ۱۶].

یافته ها

سری های زمانی استفاده شده در این تحقیق، سری های زمانی شاخص سطح برگ محصولات گندم، یونجه، سیب، سیب زمینی هستند. داده های شاخص سطح برگ از اطلاعات تصاویر سنجنده MODIS (MOD15A2) با تفکیک زمانی هشت روزه در پیکسل های ۲×۲ اخذ شدند. بنابراین، دوره تناوب سری های بررسی شده ۴۶ بودند. طول دوره آماری بررسی شده ۲۰۱۲ تا ۲۰۱۵ که سال ۲۰۱۵

$$\sigma_{S'}^2 = \sum_{j=1}^{n_s} \text{var}(S_j) \quad (۳)$$

$$Z = \begin{cases} \frac{S' - 1}{\sigma_{S'}} & S' > 0 \\ 0 & S' = 0 \\ \frac{S' + 1}{\sigma_{S'}} & S' < 0 \end{cases} \quad (۴)$$

n_s : تعداد ماه ها یا فصل های موجود در هر سال، Z : آماره من-کندال فصلی [۱۳].

برای حذف روند می توان از دو روش استفاده کرد. اولین روش، تجزیه کلاسیک نام دارد که مربوط به مدل های ARMA است و دومین روش، تفاضل گیری مربوط به مدل های ARIMA است. مرحله بعدی مربوط به شناسایی مدل است که با توجه به ابزارهایی مانند تابع خودهمبستگی^۱ و یا تابع خودهمبستگی جزئی^۲ قابل شناسایی است. به طور نمونه تابع خودهمبستگی ARMA(p,q) نامتناهی است. در نخستین p-q گام بی قاعده است و سپس به صورت نمایی و یا موجی میرا می شود. تخمین پارامترهای مدل از دیگر مراحل مدل سازی است که روش های تخمین پارامترها شامل روش گشتاورها، حداقل مربعات و بیشترین درست نمایی است. آزمون های نکویی برازش از مراحل بعدی روند مدل سازی است که شامل آزمون استقلال در زمان و آزمون نرمال بودن باقی مانده ها است و در نهایت از بین مدل های منتخب بهترین و ساده ترین مدل انتخاب می شود که براساس اصل امساک انجام می گیرد. بدین منظور از آزمون معیار آکائیک^۳ برای مقایسه مدل های منتخب استفاده می شود. مدلی که معیار آکائیک کمتری داشته باشد، به عنوان مدل برتر انتخاب می شود.

$$AIC(p, q) = N \ln(\sigma_\varepsilon^2) + 2(p + q) \quad (۵)$$

N : تعداد اطلاعات سری زمانی، σ_ε^2 : واریانس خطاهای باقی مانده های سری زمانی.

معادلات ریاضی بین شاخص سطح برگ و شاخص NDVI

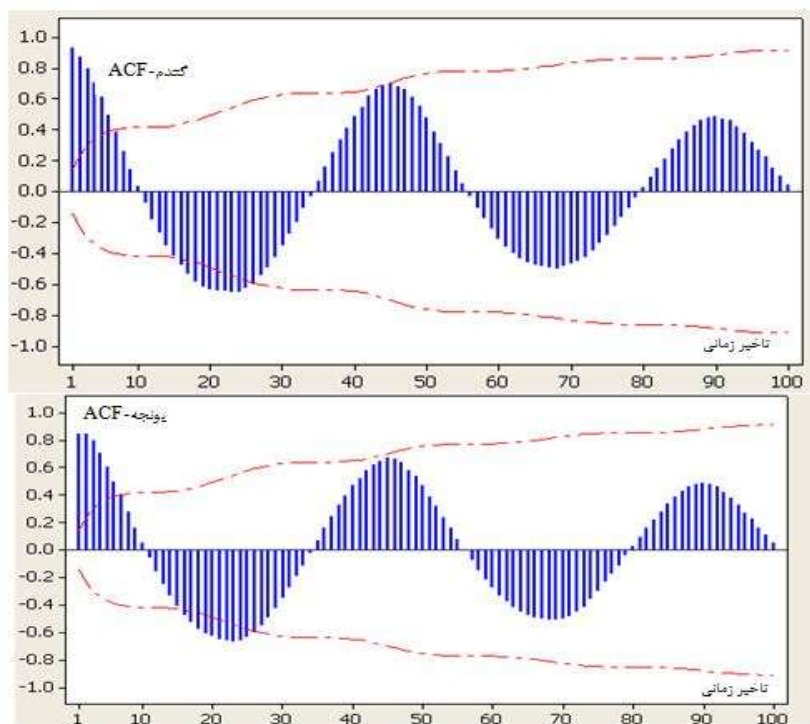
در تعیین شاخص سطح برگ در طبقه بندی روش های غیرمستقیم از ارتباط بین شاخص سطح برگ و

4. Mean Absolute Error
5. Nash-Sutcliffe of efficiency (NSE)

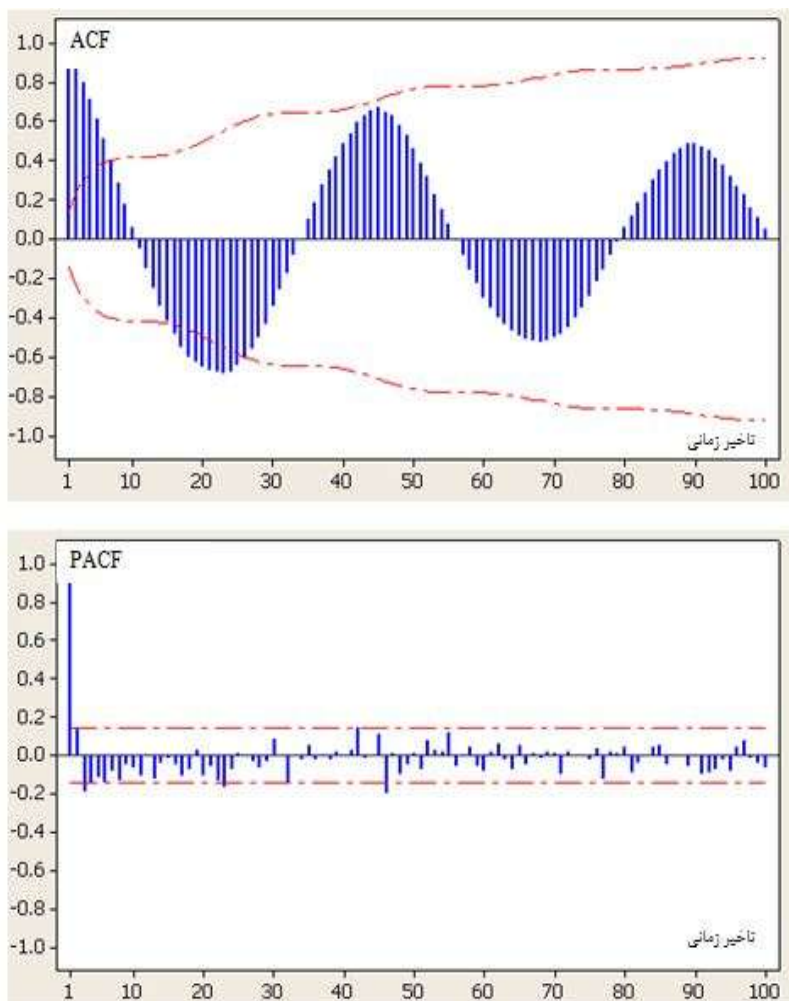
1. Autocorrelation Function (ACF)
2. Partial Autocorrelation Function (PACF)
3. Akaike Information Criterion (AIC)

مقدار متناظر با سطح اعتماد بیشتر است، بنابراین فرض تصادفی بودن داده‌ها رد شد. در مراحل اولیه مدل‌سازی بررسی وضعیت سری از نظر نرمال بودن نیز باید ارزیابی شود. بدین منظور از آزمون چولگی استفاده شد که نرمال بودن سری‌های زمانی به جز سری زمانی سیب‌زمینی براساس محدوده‌های اطمینان تأیید شد. برای نرمال‌سازی سری‌های زمانی سیب‌زمینی از تابع لگاریتمی استفاده شد. بررسی روند در سری‌های زمانی با آزمون من-کنندال فصلی بیان‌کننده نبود روند در سری‌های زمانی است، چرا که مقادیر آماره Z از مقدار بحرانی آن کمتر بود. به‌طور نمونه، آماره Z برای سری‌های زمانی سیب‌زمینی $-0/56$ است. شایان یادآوری است که علامت آماره سری‌های زمانی در بیشتر موارد منفی بود که بیان‌کننده کاهش پارامتر بررسی شده است. براساس نتیجه آزمون من-کنندال فصلی تفاضل‌گیری غیرفصلی ضروری نیست، بنابراین $d=0$ است، ولی به دلیل تناوبی بودن سری‌های زمانی از تفاضل‌گیری فصلی استفاده شد. با توجه به توابع خودهمبستگی رسم‌شده، دوره تناوب در سری‌های بررسی شده ۴۶ است. توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سیب در شکل ۴ آورده شده است.

به‌عنوان دوره صحت‌سنجی در نظر گرفته شد. بدین ترتیب تعداد کل داده‌های بررسی شده برابر با ۱۸۴ است. در ادامه، مراحل روند مدل‌سازی با استفاده از مدل میانگین متحرک تجمعی خودبازگشت ضربدری برای سری‌های زمانی شاخص سطح برگ محصولات مختلف توضیح داده می‌شود. از خصوصیات اولیه سری‌های زمانی برای مدل‌سازی، تصادفی نبودن داده‌هاست. بررسی مستقل بودن داده‌ها با استفاده از آزمون استقلال در زمان اندرسون با رسم تابع خودهمبستگی سری‌های زمانی به دست آمدند که به‌طور نمونه تابع خودهمبستگی با محدوده‌های اطمینان ۹۵ درصد برای سری‌های زمانی گندم و یونجه در شکل ۳ آورده شده است. با توجه به شکل ۳، تابع خودهمبستگی گندم و یونجه در تأخیرهای اولیه خارج از محدوده اطمینان قرار گرفته‌اند، بنابراین در سری‌های زمانی وابستگی در زمان کاملاً آشکار است. در بقیه محصولات نیز چنین روندی دیده شده است. بنابراین، سری‌های زمانی غیرتصادفی‌اند. علاوه بر آزمون استقلال در زمان اندرسون از آزمون نقطه بازگشت برای ارزیابی تصادفی بودن سری‌های زمانی استفاده شد که نتایج مشابهی داشت بدین صورت که آماره محاسبه شده برای این آزمون براساس نقاط بازگشت از



شکل ۳. توابع خودهمبستگی گندم و یونجه



شکل ۴. توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری زمانی سیب

مختلف، آزمون نکویی برازش بررسی شد. در این میان مدل‌هایی که آزمون نکویی برازش را گذرانده‌اند با کشیدن خط زیرمعیار آکائیک مشخص شده‌اند. نتیجه نهایی کمیته معیار آکائیک و آزمون نکویی برازش برای سری‌های زمانی در جدول ۲ آورده شده است.

در مرحله بعد براساس مدل‌های منتخب به ارزیابی کارایی سری‌های زمانی شبیه‌سازی شده در دوره صحت‌سنجی براساس آماره‌ها اقدام می‌شود که نتایج در جدول ۳ آورده شده است.

شکل ۵ نمودار پراکنش شاخص سطح برگ مشاهداتی و شبیه‌سازی سری‌های زمانی را در دوره صحت‌سنجی نشان می‌دهد. ضریب همبستگی خط برازشی بر نمودار داده‌های شبیه‌سازی و مشاهداتی نیز در شکل آورده شده است.

میراشدن توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی در شکل ۴ نیاز به جزءهای خودبازگشت و میانگین متحرک در مدل‌سازی با ARIMA فصلی را نشان می‌دهند. تعیین مرتبه‌های مدل ARIMA فصلی از مراحل بعدی مدل‌سازی است. در این حالت معیار آکائیک برای مرتبه‌های مختلف اجزای خودبازگشت و میانگین متحرک مدل $ARIMA(p,0,q) \times (P,1,Q)_{46}$ محاسبه شد که نتایج برای سری زمانی گندم در جدول ۱ آورده شده است.

در انتخاب مدل برتر علاوه بر کمبود معیار آکائیک، مدل باید آزمون نکویی برازش شامل نرمال و مستقل بودن باقی‌مانده‌ها را هم گذرانده باشد. بنابراین، در جدول ۱ علاوه بر محاسبه معیار آکائیک برای مدل‌ها با مرتبه‌های خودبازگشت و میانگین متحرک فصلی و غیرفصلی

جدول ۱. مقادیر معیار آکائیک برای مرتبه‌های مختلف مدل ARIMA فصلی گندم

ARIMA(p,0,q)×(0,1,0) ₄₆				ARIMA(p,0,q)×(1,1,0) ₄₆					
q=۰	q=۱	q=۲	q=۳	q=۰	q=۱	q=۲	q=۳		
p=۰	-	-۸۱۳/۱۳	-۸۲۴/۰۴	-۸۲۶/۴۳	p=۰	-۸۳۳/۷	-۹۶۰/۵۲	-۸۹۶/۴۸	-۹۷۰/۲۲
p=1	-۸۱۸/۴۷	-۸۲۷/۷۶	-۸۲۶/۰۱۱	-۸۲۵/۸۸	p=1	-۹۵۸/۴۴	-۹۴۳/۴۶	-۹۵۴/۵۹	-۹۲۶/۶۴
P=2	-۸۲۶/۵۲	-۸۲۶/۱	-۸۲۴/۲۲	-۸۲۶/۵۴	P=2	-۹۲۵/۶۷	-۹۶۲/۸۵	-۹۴۵/۳	-۸۶۶/۷
P=3	-۸۲۶/۲۷	-۸۳۰/۹۴	-۸۳۲/۴۸	-۸۲۴/۱۷	P=3	-۹۲۰/۰۵	-۹۵۲/۳۵	-۹۱۲/۱۱	-۸۶۸/۲
ARIMA(p,0,q)×(0,1,1) ₄₆				ARIMA(p,0,q)×(1,1,1) ₄₆					
q=۰	q=۱	q=۲	q=۳	q=۰	q=۱	q=۲	q=۳		
p=۰	-۸۳۰/۲	-۸۹۵/۷	-۸۹۶/۹۵	-۹۰۴/۸	p=۰	-۸۹۰/۷۷	-۸۵۶/۹	-۹۵۴/۳۹	-۹۳۲/۱۳
p=1	-۸۶۰/۸۶	-۹۰۷/۳۵	-۹۰۰/۰۷	-۹۰۶/۱۴	p=1	-۹۶۷/۳۴	-۹۴۸/۴۱	-۹۵۶/۷۲	-۹۵۸/۵۹
P=2	-۸۹۸/۴۸	-۹۰۴/۴۱	-۸۹۸	-۸۶۶/۸۹	P=2	-۹۵۸/۹۷	-۹۸۶/۵۱	-۸۶۶/۵۸	-۹۷۳/۸
P=3	-۹۰۰/۰۲	-۹۰۷/۰۰۳	-۹۰۶/۹۸	-۸۶۴/۹	P=3	-۹۵۳/۴	-۹۳۰/۷۸	-۹۵۶/۱	-۹۴۵/۹۶
ARIMA(p,0,q)×(0,1,2) ₄₆				ARIMA(p,0,q)×(1,1,2) ₄₆					
q=۰	q=۱	q=۲	q=۳	q=۰	q=۱	q=۲	q=۳		
p=۰	-	-۸۴۶/۶۳	-۸۵۷/۶۹	-۸۶۱/۳۳	p=۰	-۰/۸۷۶	-۸۸۴/۳۱	-۸۵۸/۵۹	-۸۹۶/۵۹
p=1	-۸۵۳/۵۳	-۸۵۹/۸۲	-۸۶۰/۵۵	-۸۶۲/۹۲	p=1	-۸۷۸/۲۳	-۸۷۶/۵	-۸۶۰/۰۵	-۸۹۵/۶۹
P=2	-۸۶۳/۲۹	-۸۵۹/۴	-۸۵۹/۱۹	-۸۶۰/۳۳	P=2	-۸۶۷/۵۲	-۸۶۹/۲	-۸۵۸/۸۲	-۸۹۸/۴
P=3	-۸۶۰/۹۱	-۸۶۳/۴۵	-۸۶۲/۲	-۸۵۸/۵۶	P=3	-۸۸۶/۳۵	-۹۰۶/۲۷	-۸۹۳/۱۶	-۸۸۱/۶۹

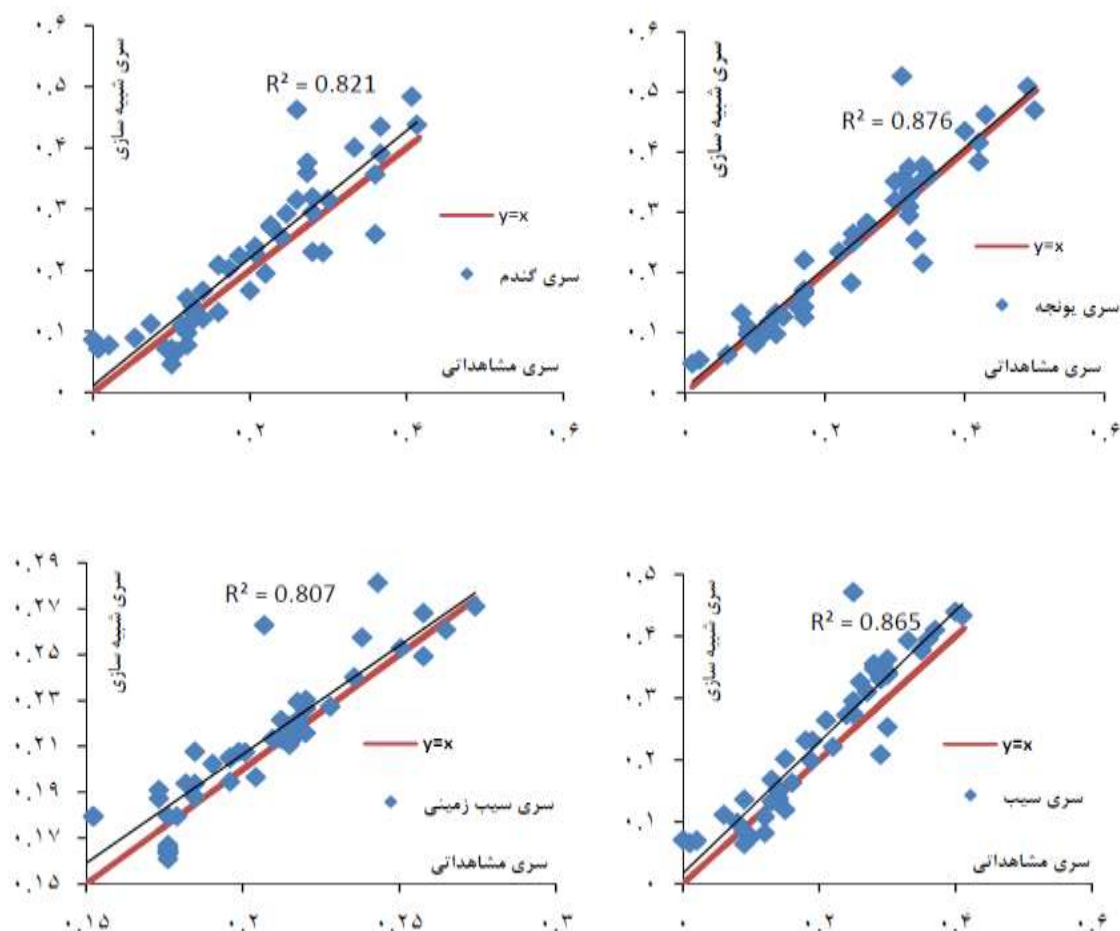
جدول ۲. مدل منتخب سری‌های زمانی براساس معیار آکائیک و آزمون نکویی برازش

یونجه	گندم	سری زمانی
ARIMA(2,0,1)×(1,1,1) ₄₆	ARIMA(2,0,0)×(0,1,1) ₄₆	نوع مدل
سیب زمینی	سیب	سری زمانی
ARIMA(3,0,3)×(0,1,0) ₄₆	ARIMA(1,0,1)×(1,1,1) ₄₆	نوع مدل

جدول ۳. ارزیابی عملکرد مدل ARIMA فصلی سری‌های زمانی

NASH	MAE	ضریب همبستگی	RMSE	نوع محصول
۰/۷۳	۰/۰۴۳	۰/۹*	۰/۰۵۵	گندم
۰/۸۵	۰/۰۳	۰/۹۴*	۰/۰۴۷	یونجه
۰/۷۴	۰/۰۴۱	۰/۹۳*	۰/۰۵۳	سیب
۰/۷۴	۰/۰۱	۰/۸۹*	۰/۰۱۵	سیب زمینی

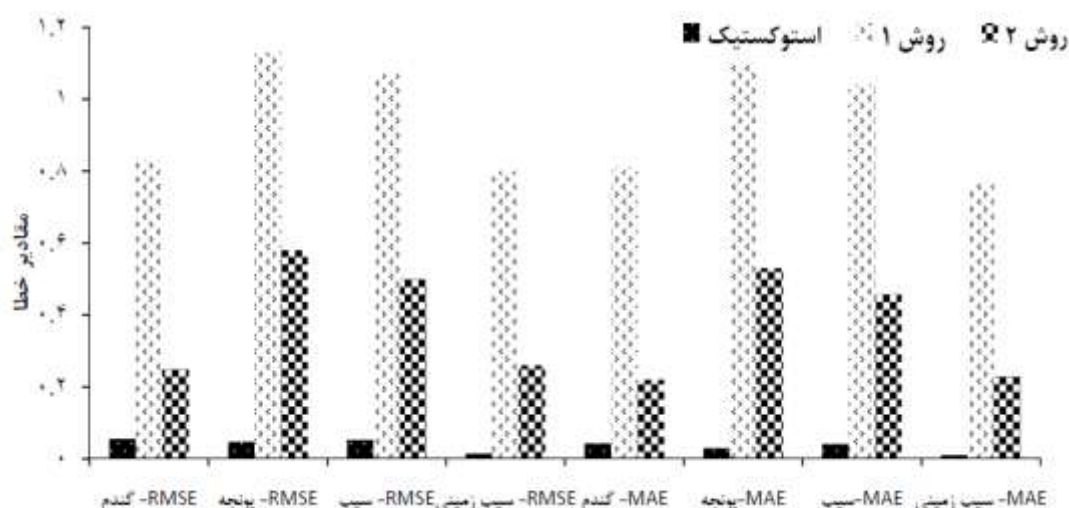
* معناداری در سطح احتمال ۱ درصد



شکل ۵. پراکنش شاخص سطح برگ مشاهداتی و شبیه‌سازی

و بیشینه شاخص سطح برگ سایر محصولات بیشتر است. در تحقیق فنگ و همکارانش ضریب همبستگی تعیین شاخص سطح برگ از چمنزار به جنگل پهن برگ از ۰/۷ به ۰/۷۸ افزایش یافت [۳]. با توجه به کارایی مدل ARIMA فصلی در شبیه‌سازی شاخص سطح برگ، از عواملی که می‌تواند دقت شبیه‌سازی را افزایش دهد صحت سری‌های زمانی به‌عنوان ورودی به مدل است. بنابراین، باید سری‌های زمانی شاخص سطح برگ با دقت زیاد تهیه شوند به‌طوری که ژو و همکارانش به بهبود سری‌های زمانی شاخص برگ تولیدات MODIS اشاره کردند [۱۷]. در ادامه، مقایسه‌ای بین عملکرد مدل ARIMA فصلی و معادلات ریاضی شاخص سطح برگ- شاخص NDVI انجام گرفت. شکل ۶ مقادیر خطای سه روش محاسبه شاخص سطح برگ را نشان می‌دهد.

با توجه به ضرایب همبستگی، ضریب NASH و ضریب همبستگی خط برازشی بر نمودار سری مشاهداتی و شبیه‌سازی، نتایج مدل‌سازی با ARIMA فصلی در حد قابل قبولی است به‌طوری که ضریب همبستگی درباره چهار سری زمانی معناداری قابل قبولی داشت. شبیه‌سازی توسط مدل ARIMA فصلی با ضریب همبستگی بالا در تحقیق جیانگ و همکارانش نیز مشاهده شد [۵]. در واقع می‌توان گفت که نتایج مدل‌سازی سری زمانی شاخص سطح برگ توسط ARIMA فصلی در هر چهار سری مشابه و قابل قبول است؛ اما مقایسه کلی بین آماره‌های بررسی شده بیان‌کننده عملکرد بهتر ARIMA فصلی درباره سری‌های زمانی به‌ترتیب یونجه و سیب است. یکی از دلایل این مسئله را می‌توان مربوط به مقادیر شاخص سطح برگ دانست. متوسط و بیشینه مقدار شاخص سطح برگ یونجه طی دوره آماری بررسی شده نسبت به متوسط



شکل ۶. نتایج مقایسه رویکرد استوکستیک و معادلات ریاضی

چشمگیری دارد. به طوری که اگر مرحله واسنجی با کیفیت خوبی انجام گیرد، نتایج شبیه سازی به واقعیت نزدیک تر خواهد بود. مقایسه کلی بین آماره های بررسی شده بیان کننده عملکرد بهتر ARIMA فصلی به خصوص درباره سری های زمانی یونجه و سیب با مقادیر زیاد شاخص سطح برگ است. همچنین مدل ARIMA با ساختار درونی خود نسبت به معادلات تجربی عملکرد زیادی دارند. نتایج تحقیق نشان داد ترکیب داده های ابعادی زمانی و مکانی سنجش از دور با تحلیل سری های زمانی به بهبود پیش بینی و پایش در بخش های کشاورزی، محیط زیست می شود.

منابع

- [1]. Zarate-Valdez JL, Whiting ML, Lampinen BD, Metcalf S, Ustin SL, Brown PH. Prediction of leaf area index in almonds by vegetation indexes. *Comput Electron Agric.* 2012; 85:24–32.
- [2]. Shen L, Li Z, Guo X. Remote Sensing of Leaf Area Index (LAI) and a Spatiotemporally Parameterized Model for Mixed Grasslands. *Int J App Sci Technol.* 2014; 4(1):46-61.
- [3]. Fang s, Le Y, Liang Q, Liu X. Leaf Area Index Estimation Using Time-Series MODIS Data in Different Types of Vegetation. *J Indian Soc Remote Sens.* 2014; 42(4):733–743.
- [4]. Jonckheere I, Fleck S, Nackaerts K, Muys B, Coppin P, Weiss M, Baret F. Review of methods for in situ leaf area index determination Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agr Forest Meteorol.* 2004; 121:19–35.

با توجه به شکل ۶ رویکرد استوکستیک نسبت به دو روش خطای کمتری دارد. روش دوم نسبت به روش اول عملکرد بهتری دارد. در تحقیق فنگ و همکارانش نیز استفاده از شاخص NDVI در برآورد شاخص سطح برگ خطای بیشتری داشت [۳]. استفاده از مدل های ARIMA فصلی با داشتن دو بخش وابستگی زمانی و تصادفی، در مدل سازی دقت بیشتری دارند. در واقع، ساختار ریاضی مدل های ARIMA فصلی با پیچیدگی درونی خود دقت محاسبات مدل سازی را افزایش می دهند. یکی از موارد دیگر که استفاده از معادلات ریاضی یا روابط تجربی را محدود می سازد، ضرایب یا پارامترهای مدل است که استفاده از اندازه گیری میدانی را می طلبد.

نتیجه گیری

در تحقیق حاضر به بررسی کارایی عملکرد مدل ARIMA فصلی در شبیه سازی شاخص سطح برگ پرداخته شد. روند بیشتر سری های زمانی با آزمون من-کندال فصلی منفی بود که بیان کننده کاهش مقادیر شاخص سطح برگ در منطقه مطالعاتی است. براساس مقادیر آماره ها، کارایی مدل $ARIMA(p,0,q) \times (P,1,Q)_{46}$ سری های زمانی مختلف با مرتبه های تعیین شده در شبیه سازی شاخص سطح برگ اثبات شد. دلیل این مسئله می تواند ترکیب مقادیر و اغتشاش هنگام ساخت مدل باشد. بخش تصادفی در ساختار مدل ARIMA فصلی، در افزایش صحت نتایج تأثیر

- [5]. Jiang B, Liang S, Wang J, Xiao Z. Modeling MODIS LAI time series using three statistical methods. *Remote Sens Environ.* 2010; 114(7):1432-1444.
- [6]. Xiao Z, Liang S, Wang J, Jiang B, Li X. Real-time retrieval of Leaf Area Index from MODIS time series data. *Remote Sens Environ.* 2011; 115(1):97-106.
- [7]. Fernandez-manso A, Fernández-Manso O. Forecast of NDVI in coniferous areas using temporal ARIMA analysis and climatic data at a regional scale. *Int J Remote Sens.* 2011; 32(6):1595-1617.
- [8]. Movahedian M, Hosseini SE, Ghorbanzadeh M. Estimation of Leaf Area Index using neural network. 3rd International Conference on Information and Knowledge Technology, Ferdowsi University of Mashhad. 2007.
- [9]. Parviz L. Investigation and modification land surface hydrological model for stream flow forecasting (in short term scale). MSc. Thesis in Water Resource Management, Tehran University. 2011.
- [10]. Trombetta A, Iacobellis V, Tarantinob E, Gentile F. Calibration of the AquaCrop model for winter wheat using MODIS LAI images. *Agric Water Manage.* 2016; 164(2):304-316.
- [11]. Karamouz M, Araghinejad S, *Advanced hydrology.* 2nd ed. Amirkabir University of Technology. 2006. P. 464.
- [12]. Malmir M. Low streamflow time series forecasting. MSc. Thesis in Water Resource Management, Tehran University. 2006.
- [13]. Bahmani R, Radmanesh F, Eslamian SS, Parham G. Reservoir evaporation trend analysis and its prediction using time series. *J Irrigation Sci Engin.* 2014; 36(2):67-80.
- [14]. Bakhshandeh E, Soltani A, Ghadiryan R. Leaf area measurement by AccuPAR instrument in wheat. *J Plant Prod.* 2010; 18(4):97-101.
- [15]. Su F, Hong Y, Lettenmaier DP. Evaluation of TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA) and Its Utility in Hydrologic Prediction in the La Plata Basin. *J Hydrometeorol.* 2007; 9:622- 640.
- [16]. Yang G, Bowling LC, Cherkauer K.A, Pijanowski BC, Niyogi D. Hydroclimatic response of watersheds to urban intensity: An observational and modeling-based analysis for the White River Basin, Indiana. *J Hydrometeorol.* 2009; 11:122-138.
- [17]. Xu X, Du H, Zhou G, Li P. Method for improvement of MODIS leaf area index products based on pixel-to-pixel correlations. *European J Remote Sens.* 2016; 49:57-72.