



Simulation of Rainfed Wheat Yield Using Drought Indices by Employing Artificial Neural Network, Random Forest and Support Vector Regression (Case Study: Saqqez City)

M. Ahmadi¹, A. Kaviani^{2*}, H. Ramezani Etedali²,
and A. Tavakoli³

Abstract

Drought can significantly affect agriculture, especially rainfed agriculture which is highly dependent on precipitation, and thereby threaten the food security and social protection. In this study, the correlation between drought indices, SPI and SPEI, and the rainfed wheat yield was investigated in 5 fields in Saqqez city during the period of 2001-2020 using neural network, random forest, and support vector regression. TRMM precipitation and CRU evapotranspiration were used to calculate the drought indices SPI and SPEI. The AquaCrop model was calibrated with observational data in period 2015-2020 and then each field performance was simulated with the AquaCrop model for the period 2001-2020. The average yield of the fields was evaluated versus the average rainfed wheat yield of the entire Saqqez county and the results showed that the data simulated with the model had a good correlation ($R^2=0.90$) with the latter. In order to investigate the relationship between drought indices and rainfed wheat yield, six scenarios were defined. The results showed that the neural network and random forest method with a significant probability of 95% ($P\text{-value}=0.0$) and an explanatory coefficient of more than 0.70% in train stage, the high value of Nash Sutcliffe index and a small amount of underestimation had a good estimate of the rainfed wheat yield. Also, there is a significant relationship between drought indices, SPI and SPEI, and the rainfed wheat yield in the study area. The results of this research will be useful in managing and planning the development of rainfed wheat cultivation based on the future climatic conditions.

Keywords: Rainfed Wheat Yield, Drought Indices, Random Forest, Artificial Neural Network, Support Vector Machine.

Received: April 25, 2023

Accepted: August 21, 2023

شبیه‌سازی عملکرد گندم دیم با استفاده از شاخص‌های خشکسالی و با بکارگیری روش شبکه عصبی مصنوعی، جنگل تصادفی و رگرسیون بردار پشتیبان (مطالعه موردی: شهرستان سقز)

مژگان احمدی^۱، عباس کاویانی^{۲*}، هادی رضانی اعتدالی^۲ و
علیرضا توکلی^۳

چکیده

خشکسالی می‌تواند بر کشاورزی، به ویژه کشاورزی دیم به دلیل وابستگی زیاد به آب باران تأثیر بگذارد و در نتیجه امنیت غذایی و حفاظت اجتماعی را به خطر بیندازد. در این پژوهش به بررسی ارتباط بین شاخص‌های خشکسالی SPI و SPEI با عملکرد گندم دیم ۵ مزرعه در شهرستان سقز طی دوره ۲۰۰۱-۲۰۲۰ با شبکه عصبی، جنگل تصادفی و رگرسیون بردار پشتیبان پرداخته شد. برای محاسبه شاخص‌های خشکسالی SPI و SPEI از بارش TRMM و تبخیر تفرق CRU استفاده شد. مدل AquaCrop با داده‌های مشاهداتی طی دوره ۲۰۱۵-۲۰۲۰ کالیبره شد و سپس عملکرد مزارع برای دوره ۲۰۰۱-۲۰۲۰ با مدل AquaCrop شبیه‌سازی شد. میانگین عملکرد مزارع با میانگین عملکرد گندم دیم کل شهرستان سقز ارزیابی شد و نتایج نشان داد داده‌های شبیه‌سازی شده با مدل، همبستگی ($R^2=0.90$) خوبی با میانگین عملکرد گندم دیم شهرستان سقز دارند. به منظور بررسی ارتباط بین شاخص‌های خشکسالی و عملکرد گندم دیم شش سناریو تعریف شد. نتایج ارزیابی ارتباط بین شاخص‌های SPI و SPEI با عملکرد گندم دیم نشان داد که روش شبکه عصبی و جنگل تصادفی در همه سناریوها به جز سناریو سه با احتمال معنی‌داری ۹۵٪ ($P\text{-value}=0/0$) و ضریب تبیین بیش از ۷۰٪ در مرحله train و مقدار بالای شاخص نش-ساتکلیف و مقدار اندکی کم برآورد، تخمین مناسبی از عملکرد محصول گندم دیم داشته است و ارتباط معنی‌داری بین شاخص‌های خشکسالی SPI و SPEI با عملکرد گندم دیم در منطقه مورد مطالعه وجود دارد. نتایج این تحقیق، کاربرد مفیدی در مدیریت و برنامه‌ریزی توسعه کشت گندم دیم بر اساس شرایط اقلیمی در آینده خواهد داشت.

کلمات کلیدی: عملکرد گندم دیم، شاخص‌های خشکسالی، جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۲/۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۵/۳۰

1- Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agricultural and Natural Resources, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran.

2- Associate Professor, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agricultural and Natural Resources, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran. Email: kaviani@eng.ikiu.ac.ir

3- Associate Professor, Agricultural Engineering Research Institute, Karaj, Iran.

*- Corresponding Author

Doi: [10.22034/IWRR.2023.177606](https://doi.org/10.22034/IWRR.2023.177606)

۱- گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه بین المللی امام خمینی (ره)، قزوین، ایران.

۲- دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه بین المللی امام خمینی (ره)، قزوین، ایران.

۳- دانشیار مؤسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، کرج، ایران.

*- نویسنده مسئول

بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان زمستان ۱۴۰۲ امکانپذیر است.



پایش خشکسالی و شبیه‌سازی عملکرد گندم در جنوب مرکزی ایالات متحده طی دوره ۲۰۱۵-۲۰۰۸ از شاخص‌های SPI و SPEI و روش رگرسیون استفاده کردند که نتایج به‌دست‌آمده نشان داد شاخص SPEI همبستگی بالاتری با عملکرد گندم زمستانه دارد. Teimouri et al. (2023) عملکرد گندم در استان خراسان شمالی طی دوره ۱۳۹۷-۱۳۸۳ را شبیه‌سازی کردند. آنها از شاخص خشکسالی بارش استاندارد (SPI) و یک نسخه اصلاح شده بارش مؤثر ماهانه جایگزین شده و به نام شاخص بارش استاندارد کشاورزی محور شاخص (aSPI) استفاده کردند و با استفاده از ضریب همبستگی رابطه آنها با عملکرد گندم را مورد بررسی قرار دادند. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد بارش‌های تأثیرگذار در عملکرد محصول گندم دیم استان در ایستگاه بجنورد، بارش‌های دوره زمانی آبان-اردیبهشت، در ایستگاه شیروان، فاروج و سفراین دوره زمانی فروردین-خرداد، در ایستگاه مانه و سملقان دوره زمانی آبان تا دی و در ایستگاه جاجرم دوره زمانی مهر-خرداد، هستند. Alizadeh et al. (2019) عملکرد گندم را با استفاده از شاخص بارش استاندارد شده (SPI) در غرب استان گلستان طی دوره ۱۳۹۵-۱۳۷۹ با روش درون‌یابی کریجینگ معمولی شبیه‌سازی کردند. نتایج به دست آمده نشان داد عملکرد گندم در شهرستان‌های آق‌قلا، علی‌آباد کتول، بندرگز، گرگان و کردکوی همبستگی مثبت و معنی‌داری با مقادیر SPI سه ماهه منتهی به اردیبهشت دارد. (Ghamghami and Pourmeidani 2022) تولید گندم فاریاب را با استفاده از شاخص تفاضل بارش و تبخیر تعرق پتانسیل استاندارد شده (SPEI) در استان قم طی دوره ۲۰۱۷-۲۰۰۶ با روش چند متغیره تحلیل مؤلفه اصلی شبیه‌سازی کردند. نتایج به دست آمده نشان داد شاخص خشکسالی SPEI در ماه مارس بالاترین همبستگی (۰/۹) را با تولید نهایی گندم برداشت شده طی سه ماه بعد (ژوئن) دارد. Panahi et al. (2022) با استفاده از شاخص‌های SPI و RDI، عملکرد محصولات دیمی گندم، جو و یونجه را با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان و برنامه‌ریزی ژنتیک در استان آذربایجان شرقی طی دوره ۱۳۹۳-۱۳۸۳ شبیه‌سازی کردند. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد محصول یونجه و جو روش رگرسیون بردار پشتیبان نتایج دقیق‌تری ارائه کرده است.

شناخت تغییرات مکانی و زمانی بارش همراه با پیش خشکسالی با استفاده از داده‌های با تفکیک مکانی بالا، مدیریت بهینه منابع آب را تسهیل می‌کند. بنابراین در این پژوهش داده‌های عملکرد برای مزارع منتخب شهرستان سقز با استفاده از مدل گیاهی AquaCrop شبیه‌سازی و سپس به بررسی ارتباط بین شاخص‌های خشکسالی SPEI و SPEI با عملکرد گندم دیم در شهرستان سقز پرداخته شده است. نوآوری پژوهش حاضر، استفاده از داده‌های بارش ماهواره TRMM³

خشکسالی یکی از پدیده‌های طبیعی است که به آرامی اتفاق می‌افتد و می‌تواند سطح وسیعی را دربرگیرد. خشکسالی اثرات نامطلوب گسترده‌ای بر کشاورزی، صنعت و بخش‌های اجتماعی دارد. خشکسالی را می‌توان به ۴ نوع: خشکسالی هواشناسی، خشکسالی کشاورزی، خشکسالی هیدرولوژیکی و خشکسالی اجتماعی و اقتصادی طبقه‌بندی کرد (Wilhite, 2005). ارزیابی خشکسالی کشاورزی از اهمیت بالایی برخوردار است؛ زیرا به عنوان جدی‌ترین مشکل در اکثر کشورها از نظر امنیت غذایی، اقتصادی و ثبات اجتماعی تلقی می‌شود (Mottaleb et al., 2015).

برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب در مناطق نیمه خشک با محدودیت‌های متعددی مانند پدیده خشکسالی مواجه است. این خطر طبیعی می‌تواند بر چندین اکوسیستم مانند سیستم‌های اقلیمی، هیدرولوژیکی، کشاورزی، اکولوژیکی و همچنین بر فعالیت‌های اجتماعی-اقتصادی تأثیر بگذارد (Maughan et al., 2022; Mohammed et al., 2022). در واقع، خشکسالی عموماً ناشی از ناهنجاری‌های آبی-اقلیمی است که منجر به کمبود آب در برخی (یا همه) فرآیندهای درگیر در چرخه هیدرولوژیکی می‌شود. متغیرهای مختلف اقلیمی و ترکیب آنها می‌تواند خشکسالی‌ها را تحت تأثیر قرار دهد، مانند افزایش تبخیر که منجر به تنش آبی می‌شود (Manzano et al., 2019).

شاخص‌های مختلفی برای ارزیابی خطر خشکسالی ایجاد و اعمال شده‌اند، مانند شاخص بارش استاندارد شده (SPI¹)، که بر بارندگی طولانی‌مدت برای تعیین کمیت کمبود آب در مقیاس‌های زمانی مختلف متکی است (McKee, 1993). در مقابل، شاخص استاندارد شده تبخیر و تعرق بارش (SPEI²) تأثیر افزایش دما بر خشکسالی را با گنجانیدن یک جزء تبخیر و تعرق در محاسبه لحاظ می‌کند (Vicente-Serrano et al., 2010). این شاخص به طور گسترده برای ارزیابی و پیش‌دوره‌های خشکسالی در چندین منطقه از جهان استفاده شده است (Manzano et al., 2019; Morsy et al., 2022; Hou et al., 2022; Tirivarombo et al., 2018; Elbeltagi et al., 2022).

Wang et al. (2016) عملکرد گندم زمستانه را با استفاده از روش رگرسیون در چین طی دوره ۲۰۱۳-۲۰۰۰ شبیه‌سازی کردند که نتایج به‌دست‌آمده نشان داد شاخص SPEI جهت شبیه‌سازی عملکرد گندم در منطقه مورد مطالعه مفید است. (Tian et al. (2018) به منظور

قرار دارد (Hosseini et al., 2021). سقز زمستان‌هایی بسیار سرد دارد. بخش کشاورزی از مهم‌ترین بخش‌های اقتصادی این شهرستان است. مجموع بارندگی و میانگین دمای ماهانه به همراه انحراف معیار طی دوره ۲۰۲۰-۲۰۰۱، ۲۰ ایستگاه سقز در جدول ۱ آورده شده است. در منطقه سقز کاشت محصول گندم در مهر ماه و برداشت آن در تیر ماه است. در این پژوهش از اطلاعات خاک (جدول ۲) و عملکرد گندم ۵ مزرعه استفاده شد. موقعیت مزارع در شکل ۱ نشان داده شده است.

۲-۲- شاخص بارندگی استاندارد (SPI)

این شاخص توسط مک‌کی و همکاران از دانشگاه ایالت کلرادو در سال ۱۹۹۳ ارائه شد. اساس آن احتمالات بارندگی برای هر مقیاس زمانی است (روابط ۱ و ۲).

$$SPI = \mp \left[t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right] \quad (1)$$

$$t = \sqrt{\ln \left[\frac{1}{(G(x))^2} \right]} \quad (2)$$

و تبخیر تعرق گیاه مرجع پایگاه CRU⁴ به عنوان ورودی در مدل گیاهی AquaCrop و بررسی سه تکنیک یادگیری ماشین شامل رگرسیون بردار پشتیبان، شبکه عصبی و جنگل تصادفی در شبیه‌سازی عملکرد گندم با استفاده از شاخص‌های خشکسالی در شهرستان سقز است.

۲- روش تحقیق

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

شهرستان سقز در شمال استان کردستان است و دومین شهر این استان است. این شهرستان از شمال به شهرستان بوکان و مهاباد، از شرق به شهرستان بیجار، از جنوب به شهرستان سنندج و از غرب به شهرستان بانه محدود است. این شهرستان از جنوب با اقلیم کردستان همسایه است. شهرستان سقز با مساحتی معادل ۴۵۰۰ کیلومتر مربع و بین ۳۵ درجه و ۴۶ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۲۸ دقیقه عرض شمالی و ۴۵ درجه و ۵۵ دقیقه تا ۴۶ درجه و ۵۵ دقیقه طول شرقی

Table 1- Total precipitation and average monthly temperature in Saqqez station in period of 2000-2020

جدول ۱- مجموع بارش و متوسط دمای ماهانه ایستگاه سقز در دوره ۲۰۰۰-۲۰۲۰

Year	Total monthly precipitation(mm)	Average monthly temperature (°C)
2000	346.03±25.6	10.96±8.4
2001	310.83±17.6	11.58±7.4
2002	537.25±10.7	10.66±7.2
2003	460.78±36.6	10.86±6.5
2004	496.96±43.2	11.01±6.4
2005	372.18±25.6	10.70±7.7.9
2006	559.87±45.2	11.47±6.8
2007	275.28±27	10.39±8.8
2008	305.06±28.2	11.17±10
2009	405.93±31.8	11.25±6.0
2010	367.51±32.8	12.93±6.5
2011	513.31±39.1	10.45±7.9
2012	484.5±35.4	11.57±7.3
2013	367.62±31.5	10.98±7.4
2014	402.71±28.9	11.86±7.4
2015	421.51±25	11.93±7.5
2016	408.93±46.1	11.91±6.9
2017	358.83±29.1	11.66±8.3
2018	647.54±46.1	12.91±5.5
2019	450.19±38.3	11.79±6.5
2020	550.81±59.2	11.53±6.9

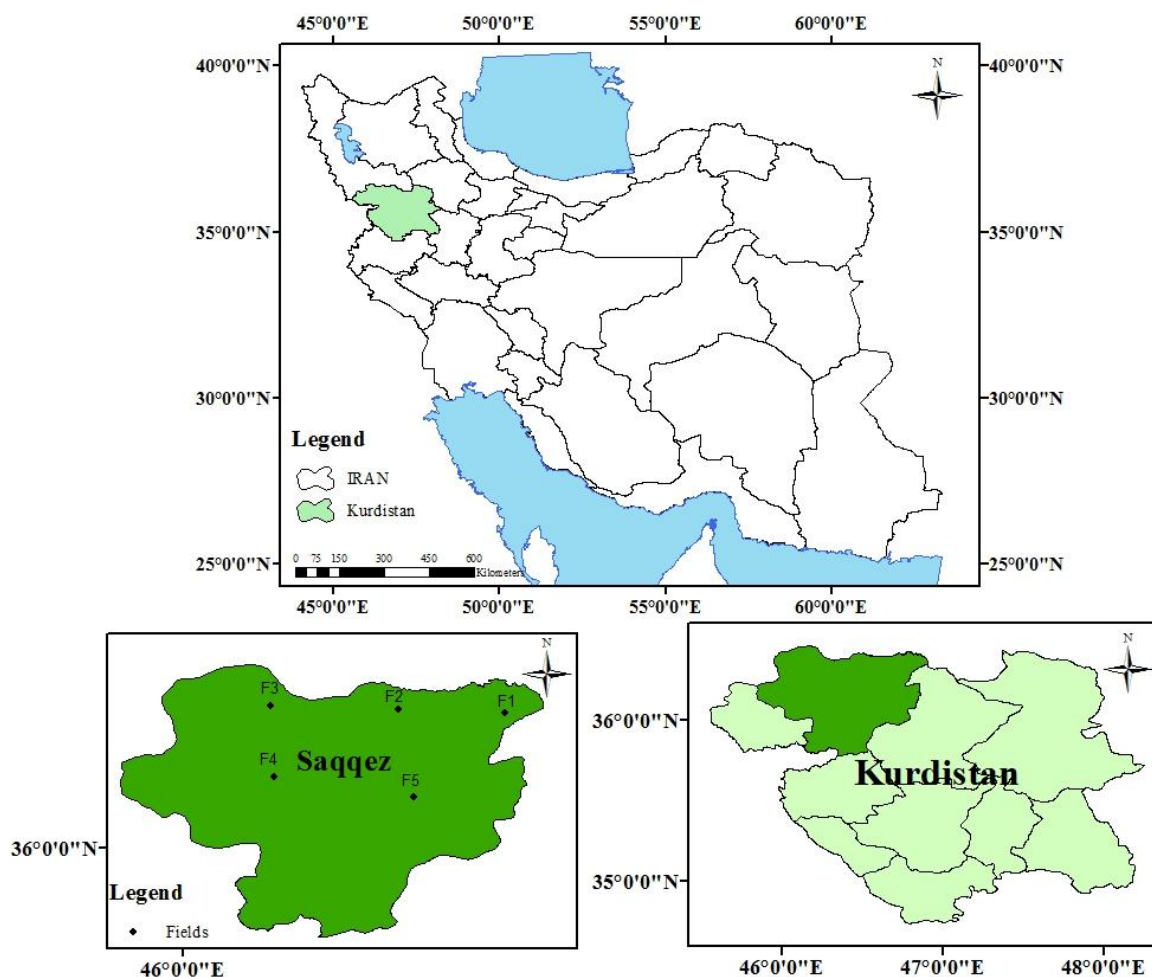


Fig. 1- The location of the study area

شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

Table 2- Soil information of the fields

جدول ۲- اطلاعات خاک مزارع مورد مطالعه

Farm No	Electrical conductivity (EC) (dS/m)	pH	Saturation percentage (SP)%	clay%	silt%	sand%	Texture
1	0.456	7.29	45	30	36	34	CL
2	0.588	7.13	38	26	14	60	SCL
3	0.387	7.94	53	41	45	14	SiC
4	0.408	7.26	49	40	34	26	CL/C
5	0.334	7.63	50	36	44	20	CL/SiCL

مثبت SPI نشان دهنده بارندگی بیشتر از بارش متوسط و مقادیر منفی آن معنای عکس را دارد. در طبقه بندی این شاخص SPI بیشتر یا مساوی +۲ در طبقه بندی ترسالی حاد و SPI کمتر یا مساوی -۲ در طبقه بندی خشکسالی حاد قرار دارد. در این پژوهش از بارش ماهواره TRMM (۰/۲۵ × ۰/۲۵ درجه) برای محاسبه شاخص SPI استفاده

که در این رابطه:

$$C_0 = 2.515517, C_1 = 0.802853, C_2 = 0.010328, d_1 = 1.432788, d_2 = 0.189269, d_3 = 0.00130$$

شاخص SPI برای هر منطقه بر اساس ثبت بارندگی های طولانی آن محاسبه می شود (Edwards and McKee, 1997). مقادیر

شده است. شاخص SPI ماهانه در فصل کشت گندم دیم (مهر تا خرداد) با نرم افزار R محاسبه شده است.

۳-۳- شاخص SPEI

شاخص SPEI داده‌های بارش و تبخیر تفرق پتانسیل را ترکیب و از توزیع لوگ لوجستیک استفاده می‌کند. در طبقه‌بندی این شاخص SPEI بیشتر یا مساوی ۲+ در طبقه بندی ترسالی حاد و SPEI کمتر یا مساوی ۲- در طبقه‌بندی خشکسالی حاد قرار دارد (روابط ۳ تا ۵).

$$D_i = P_i - PET_i \quad (3)$$

$$D^k = \sum_{i=0}^{k-1} P_{n-i} - PET_{n-i} \quad (4)$$

$$F(x) = \frac{\lambda}{k} \left(\frac{x-\mu}{k} \right)^{\lambda-1} \left(1 + \left(\frac{x-\mu}{k} \right)^{\lambda} \right)^{-2} \quad (5)$$

که در این رابطه k پارامتر شکل، λ پارامتر مقیاس، x مقدار بارندگی. PET_i و P_i به ترتیب بارش و تبخیر تفرق پتانسیل هر ماه است. برای مطالعه بیشتر در ارتباط با شاخص‌های SPI و SPEI به مقاله Zarei et al. (2021) مراجعه شود.

در این پژوهش از داده‌های تبخیر تفرق پایگاه CRU با قدرت تفکیک مکانی ۰/۵ × ۰/۵ درجه و بارش ماهواره TRMM جهت محاسبه شاخص SPEI استفاده شد. شاخص SPEI ماهانه در فصل کشت گندم دیم (مهر تا خرداد) با نرم افزار R محاسبه شده است.

۴-۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از واحدهای متصل به نام نورون‌های مصنوعی است و هر نورون می‌تواند سیگنالی را به نورون‌های دیگر منتقل کند. شبکه عصبی مصنوعی از تعداد زیادی نورون تشکیل شده است که هر نورون یک تابع خروجی خاص را نشان می‌دهد. ارتباط بین دو نورون نشان دهنده مقدار وزنی سیگنال از طریق اتصال است. شبکه با توجه به حالت اتصال شبکه، مقادیر وزنی مختلف و تابع انگیزشی را خروجی می‌دهد (Yue et al., 2018). شبکه عصبی مصنوعی دارای لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی است (Kaul et al., 2005). داده‌های ورودی لایه نخست، می‌تواند شامل اطلاعات متنی، صوتی و تصویری باشد. لایه‌ای که در میان لایه ورودی و لایه خروجی قرار می‌گیرد، لایه پنهان یا لایه میانی نام دارد. حداقل تعداد لایه‌های میانی شبکه عصبی، یک لایه است و بر اساس پیچیدگی و نوع مسئله می‌توان به تعداد لایه‌های میانی شبکه اضافه کرد. لایه‌های میانی مسئولیت اعمال عملیات محاسباتی بر روی داده‌های دریافتی از لایه پیشین خود را برعهده دارند. لایه‌های شبکه عصبی از واحدهای مستقلی به نام گره یا گره ساخته شده‌اند که این گره‌ها رفتاری شبیه

به رفتار نورون‌های مغز انسان دارند. گره‌ها داده‌های ورودی خود را دریافت کرده و با اعمال محاسبات بر روی آن‌ها، مقداری را در خروجی برمی‌گردانند. لایه پنهان شامل چندین نورون برای محاسبه در یک سیستم گره است (Brown et al., 2008). آخرین لایه شبکه عصبی، لایه خروجی شبکه است که مقادیر خروجی شبکه عصبی را محاسبه می‌کند. در این پژوهش از مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در نرم افزار R استفاده شده است.

۵-۲- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یک الگوریتم یادگیری ماشین با نظارت است که در مسائل رگرسیونی و طبقه‌بندی کاربرد دارد (Kushwaha et al., 2021). مدل مبتنی بر رگرسیون ماشین بردار پشتیبان از دو مرحله استفاده می‌کند. در مرحله اول با استفاده از تابع هسته که بسته به رابطه بین متغیر مستقل و وابسته، از فضای اصلی به یک فضای ویژگی با ابعاد بالا تبدیل می‌شوند. در مرحله آخر، یک مدل خطی توسط فضای ویژگی مشتق شده جدید ساخته می‌شود تا خطاها را به حداقل برساند (Smola et al., 2004). در این پژوهش از رگرسیون بردار پشتیبان در نرم افزار R استفاده شده است.

۶-۲- جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی توسط Breiman (2001) معرفی شد و برای مسائل طبقه‌بندی و رگرسیونی استفاده می‌شود. جنگل تصادفی برای مسائل رگرسیونی از مجموعه‌ای از مدل رگرسیونی درخت تصمیم چندگانه استفاده می‌کند. هر درخت پیش‌بینی را انجام می‌دهد و پیش‌بینی بهینه جنگل تصادفی با میانگین‌گیری پیش‌بینی همه درخت‌های تصمیم در جنگل تصادفی به دست می‌آید (Breiman, 2001).

مدل مبتنی بر جنگل تصادفی سه مرحله را برای ارائه پیش‌بینی‌های بهینه دنبال می‌کند. در مرحله اول، مجموعه داده به زیربخش‌های داده تقسیم می‌شود. در مرحله دوم، هر زیربخش داده برای توسعه یک درخت تصمیم واحد که نشان دهنده یک مدل رگرسیونی فرعی است که پیش‌بینی آن را ارائه می‌دهد، استفاده می‌شود. در مرحله آخر، پیش‌بینی‌های همه درخت‌های تصمیم به‌منظور ارائه پیش‌بینی نهایی میانگین‌گیری می‌شوند (Breiman, 2001).

در این پژوهش از نرم افزار R برای محاسبه الگوریتم جنگل تصادفی استفاده شد. دو پارامتر mtry و ntree که به ترتیب تعداد متغیرها و

متغیرها را بررسی می‌کند و از این طریق مشخص می‌کند آیا واریانس متغیرهای پژوهش، تحت تاثیر واریانس مشترک برخی عامل‌های پنهانی و اساسی است یا خیر. این شاخص در بازه صفر تا یک قرار دارد. مقدار آماره KMO با استفاده از فرمول (۶) محاسبه می‌شود (Sheskin, 2007):

$$KMO = \frac{\sum_i \sum_j r_{ij}^2}{\sum_i \sum_j r_{ij}^2 + \sum_i \sum_j q_{ij}^2} \quad (6)$$

در این فرمول مجذور ضریب همبستگی ساده پیرسون بین دو متغیر X_i و X_j می‌باشد، q_{ij}^2 مجذور ضریب همبستگی جزئی یا خالص بین X_i و X_j است. مقدار بالای ۰/۶ این آماره حاکی از مناسب بودن تحلیل است.

تعداد درخت می‌باشند در ماشین یادگیری جنگل تصادفی قابل تغییر بوده و توسط کاربر تعیین می‌شود که در این پژوهش تعداد درخت‌های تصمیم ۵۰۱ و تعداد متغیرها بین ۳ تا ۹ متغیر بودند. در روش‌های شبکه عصبی، جنگل تصادفی و رگرسیون بردار پشتیبان ۷۰ درصد داده‌ها برای واسنجی و ۳۰ درصد برای صحت‌سنجی انتخاب شد.

۷-۲- آماده‌سازی داده‌ها

در این پژوهش عملکرد مزارع با استفاده از مدل AquaCrop طی دوره ۲۰۲۰-۲۰۲۱ شبیه‌سازی شد. به منظور اطمینان از کافی بودن داده‌ها آزمون KMO^5 انجام شد (جدول ۲). شاخص KMO شاخصی از کفایت نمونه‌گیری است که کوچک بودن همبستگی جزئی بین

Table 3- KMO statistics and results of Bartlett's test of Sphericity

جدول ۳- آماره KMO و نتایج آزمون کرویت بارتلت		
KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.825
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	159.178
	df	10
	Sig.	.000

۸-۲- آماره‌های ارزیابی

برای ارزیابی نتایج به دست آمده از آماره‌های ارزیابی جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE^6$)، خطای اریب میانگین (MBE^7)، معیار کارایی نش- ساتکلیف (NSE^8) و ضریب تعیین (R^2) استفاده شد (روابط ۷ تا ۱۰).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (7)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)}{n} \quad (8)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (9)$$

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2 (P_i - \bar{P}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P}_i)^2}} \right)^2 \quad (10)$$

در روابط یادشده O_i : مقادیر داده‌های مشاهده شده، P_i : مقادیر داده‌های شبیه‌سازی شده، \bar{O}_i : میانگین مقادیر داده‌های مشاهده شده، \bar{P}_i : میانگین مقادیر داده‌های شبیه‌سازی شده و n : تعداد داده‌ها است. ضریب تعیین معروف ترین معیار سنجش نیکویی برازش مدل است. ضریب همبستگی بین -۱ و ۱ قرار می‌گیرد. در نتیجه R^2 که توان دوم آن است بین صفر و یک قرار خواهد داشت. اگر این همبستگی زیاد باشد (نزدیک یک)، مدل داده‌ها را خوب برازش کرده است، در حالی که اگر همبستگی پایین (نزدیک به صفر) باشد، مدل برازش خوبی از داده‌ها ارائه نداده است. $RMSE$ میانگین مقادیر انحراف شبیه‌سازی شده را از مقادیر اندازه‌گیری شده نشان می‌دهد. هرچه مقدار

در این پژوهش آماره KMO، ۰/۸۲۵ بدست آمده است، بنابراین حجم نمونه کافی است. مقدار معناداری آزمون بارتلت نیز ۰/۰ است که نشان می‌دهد نتایج معنادار است. به منظور واسنجی مدل گیاهی، یک سری از پارامترهای گیاهی تغییر یافت. عملکرد گندم دیم مزارع طی دوره ۲۰۲۰-۲۰۲۱ برای واسنجی (۷۰ درصد داده‌ها) و صحت‌سنجی (۳۰ درصد داده‌ها) انتخاب شد. نتایج ارزیابی در بخش نتایج و بحث آورده شده است.

اراضی دیم معمولاً در ارتفاعات قرار دارند و ایستگاه‌های هواشناسی در دشت واقع هستند و اساساً کیفیت داده‌های اقلیمی ایستگاه‌های هواشناسی با اراضی دیم، متفاوت است. به همین دلیل در این پژوهش از داده‌های بارش ماهواره TRMM و تبخیر تعرق پایگاه CRU استفاده شد. داده‌های واقعی در ارتفاعات وجود نداشت و به منظور بررسی دقت داده‌های ماهواره، داده‌های بارش ماهواره TRMM و تبخیر تعرق CRU با داده‌های ایستگاه سقز (داده واقعی) ارزیابی شد و سپس برای مزارع دیم که در ارتفاعات هستند از داده‌های ماهواره استفاده شد. ۷۰ درصد داده‌ها برای واسنجی و ۳۰ درصد برای صحت‌سنجی انتخاب شد. بارش TRMM و تبخیر تعرق CRU برای مزارع دانلود و با روابط رگرسیونی اصلاح شد.

۳- نتایج و بحث

داده‌های بارش ماهواره TRMM و تبخیر تعرق CRU با ایستگاه سقز ارزیابی شد (شکل ۲ و ۳). براساس نتایج شکل ۲ رابطه رگرسیونی بارش ماهواره TRMM و ایستگاه سقز، با مقادیر ضریب تبیین 0.93 در واسنجی و 0.96 در صحت‌سنجی در سطح معنی‌داری 95% (P -Value=0.00) و مقادیر پایین میانگین مربعات خطا 0.79 میلی‌متر در واسنجی و 0.79 میلی‌متر در صحت‌سنجی و میزان اندکی بیش‌برآورد، با برآورد منطقی و مناسبی همراه است.

RMSE کوچکتر باشد به معنی مطلوب بودن مدل می‌باشد. مقدار NSE بین $-\infty$ تا 1 متغیر است که هرچه مقدار آن به یک نزدیک باشد، مدل کاراتر است. مقدار MBE بیانگر میزان اریبی روش است در یک تخمین نسبتاً دقیق بایستی نزدیک به صفر باشد.

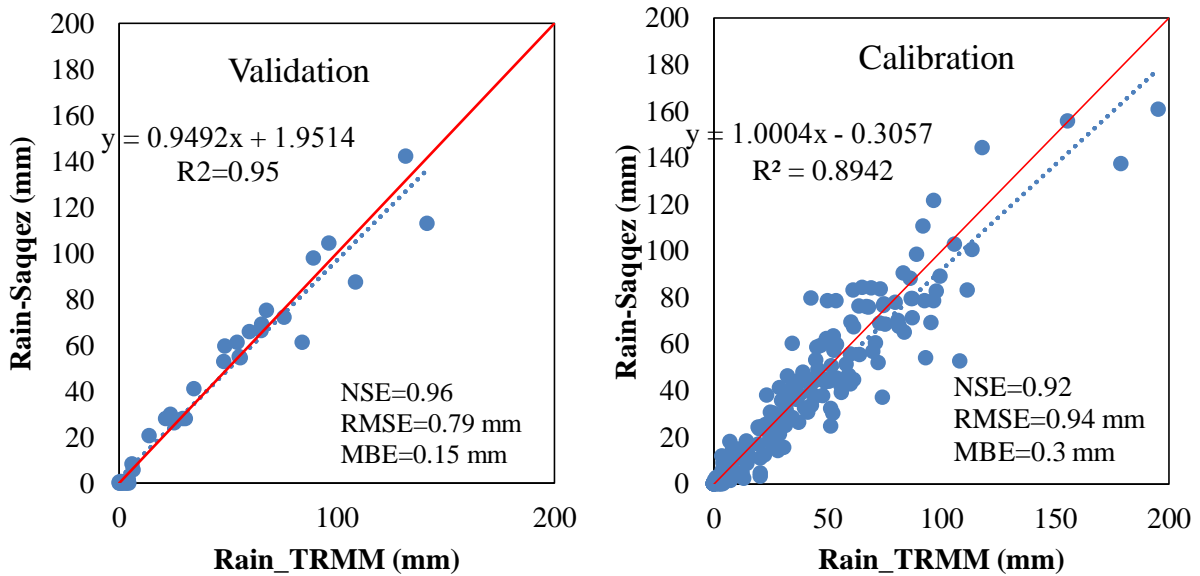


Fig. 2- Evaluation of TRMM satellite monthly precipitation data and Saqgez station data
شکل ۲- ارزیابی ماهانه داده‌های بارش ماهواره TRMM و داده‌های ایستگاه سقز

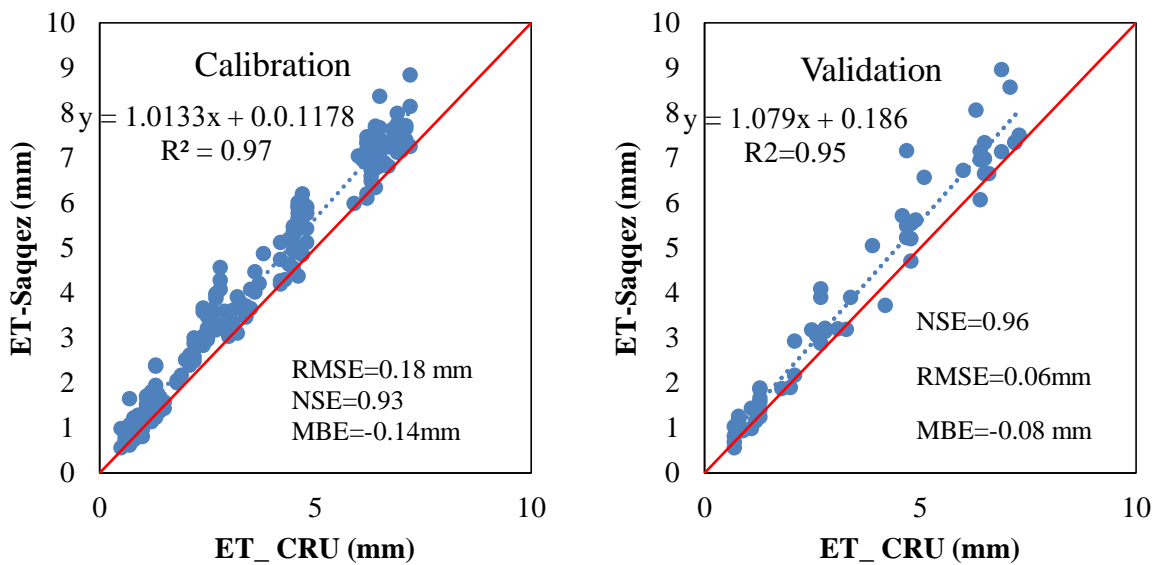


Fig. 3- Evaluation of CRU satellite monthly reference evapotranspiration data and Saqgez station data
شکل ۳- ارزیابی ماهانه داده‌های تبخیر تعرق گیاه مرجع پایگاه CRU و داده‌های ایستگاه سقز

مختلف ایران پرداختند. نتایج پژوهش نشان داد هر دو پایگاه دقت مناسبی به ترتیب در مورد متغیرهای دما، تبخیر تعرق پتانسیل و بارش دارند (Ghaleni and Sharafi, 2022) که با نتایج مطالعه حاضر مطابقت دارد.

به منظور کالیبره کردن مدل AquaCrop بعضی از پارامترهای گیاهی مدل تغییر یافت (جدول ۴) و مدل برای مزارع مورد مطالعه کالیبره شد (شکل ۴) و سپس سری زمانی عملکرد گندم دیم مزارع طی بازه ۲۰۲۰-۲۰۰۱ با استفاده از مدل AquaCrop شبیه‌سازی شد. سری زمانی عملکرد مزارع کامل نبود. از طرفی اگر عملکرد کل شهرستان سقز در نظر گرفته می‌شد آنگاه امکان استفاده از اطلاعات مربوط به هواشناسی برای کل شهرستان وجود نداشت؛ زیرا شرایط توپوگرافی منطقه در نقاط مختلف شهرستان متفاوت است. برای بررسی صحت داده‌های شبیه‌سازی شده با مدل گیاهی، میانگین سری زمانی عملکرد گندم دیم مزارع با میانگین عملکرد کل شهرستان سقز ارزیابی شد (شکل ۵).

در پژوهشی به ارزیابی دقت ماهواره TRMM در برآورد مقادیر بارش و رواناب حوضه رودخانه شاپور اصفهان پرداخته شد. نتایج پژوهش نشان داد بارش اصلاح شده مدل TRMM در مقیاس ماهانه دارای ضریب تبیین بیش از ۰/۸۶ در ایستگاه‌های مورد بررسی است (Zangeneh naloo et al., 2019) که با نتایج مطالعه حاضر مطابقت دارد.

بر اساس نتایج شکل ۳ رابطه رگرسیونی تبخیر تعرق گیاه مرجع پایگاه و ایستگاه سقز، با مقادیر ضریب تبیین ۰/۹۷ در واسنجی و ۰/۹۶ در صحت سنجی در سطح معنی‌داری ۹۵٪ (P-Value=0.00) و مقادیر بالای شاخص نش ساتکلیم ۰/۹۳ در واسنجی و ۰/۹۶ در صحت‌سنجی و میزان اندکی کم‌برآورد، با برآورد منطقی و مناسبی همراه است.

در پژوهشی به ارزیابی دقت داده‌های CRU و REA5 برای متغیرهای بارش، دما و تبخیر تعرق پتانسیل گیاه مرجع در اقلیم‌های

Table 4- Plant parameters used in AquaCrop model for the study area
جدول ۴- پارامترهای گیاهی بکار رفته در مدل AquaCrop برای منطقه مورد مطالعه

Plant parameter	Default value	Changed value
Upper temperature (°C) above which crop development no longer increases with an increase in temperature	26	28
Soil water depletion factor for canopy expansion (p-exp) - Upper threshold	0.2	0.19
Soil water depletion factor for canopy expansion (p-exp) - Lower threshold	0.65	0.8
Soil water depletion fraction for stomatal control (p - sto) - Upper threshold	0.65	0.25
Shape factor for water stress coefficient for stomatal control (0.0 = straight line)	2.5	5
Soil water depletion factor for canopy senescence (p - sen) - Upper threshold	0.7	0.55
Minimum air temperature below which pollination starts to fail (cold stress) (°C)	5	10
Maximum air temperature above which pollination starts to fail (heat stress) (°C)	35	40
Minimum growing degrees required for full crop transpiration (°C - day)	14	11.1
Maximum effective rooting depth (m)	1.5	1
Canopy growth coefficient (CGC): Increase in canopy cover (fraction soil cover per day)	0.04901	0.02816
Canopy decline coefficient (CDC): Decrease in canopy cover (in fraction per day)	0.07179	0.06527
Calendar Days: from sowing to emergence	13	19
Calendar Days: from sowing to maximum rooting depth	93	190
Calendar Days: from sowing to start senescence	158	257
Calendar Days: from sowing to maturity (length of crop cycle)	197	260
Calendar Days: from sowing to flowering	127	222
Length of the flowering stage (days)	15	20
Building up of Harvest Index starting at flowering (days)	67	35
Reference Harvest Index (HIo) (%)	48	50

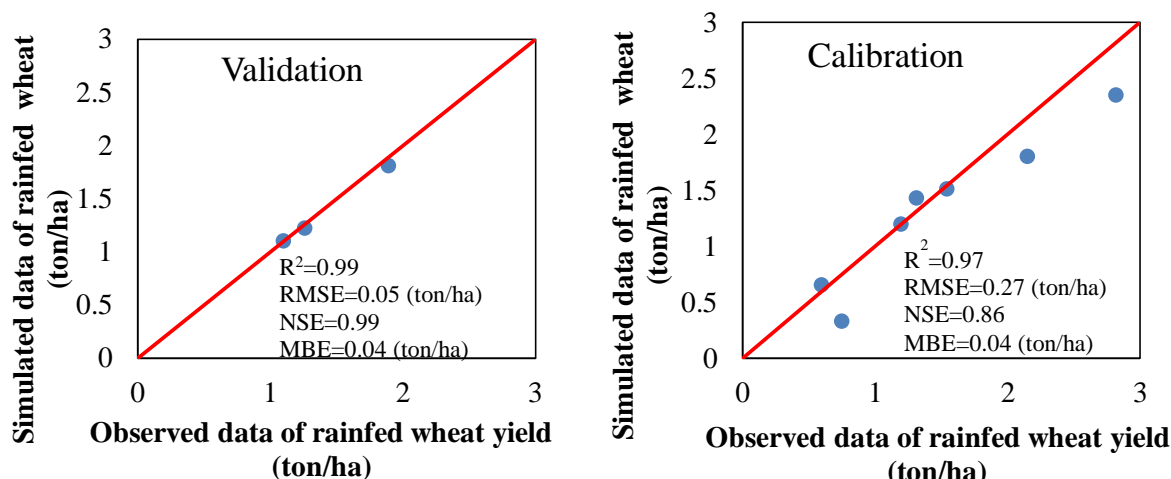


Fig. 4- The results of calibration and verification of AquaCrop model

شکل ۴- نتایج واسنجی و صحت‌سنجی مدل AquaCrop

ضریب تبیین در شکل ۵ نشان می‌دهد که بین عملکرد گندم دیم برآورده شده با مدل AquaCrop و عملکرد گندم کل شهرستان سقز همبستگی بالایی وجود دارد. مقادیر بالای شاخص نش- ساتکلیف (۰/۸۶) و میزان اندکی کم‌برآورد، نشان می‌دهد مدل با برآورد منطقی و مناسبی همراه است.

۳-۱- شاخص SPI

به منظور بررسی ارتباط بین شاخص SPI و عملکرد گندم دیم مزارع با استفاده از روش شبکه عصبی، رگرسیون بردار پشتیبان و جنگل تصادفی ۶ سناریو تعریف شد. (جدول ۵ تا ۷). ۷۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی برای واسنجی و ۳۰ درصد برای صحت‌سنجی انتخاب شد.

نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد مدل شبکه عصبی در مرحله trend و test، در همه سناریوها به جز سناریو سه با احتمال معنی‌داری ۹۵٪ (P-value=۰/۰) و ضریب تبیین بیش از ۰/۷۰ و مقدار بالای شاخص نش‌ساتکلیف (بیش از ۰/۷۰) و مقدار اندکی کم برآورد، تخمین مناسبی از عملکرد محصول گندم دیم داشته است. همچنین، نتایج نشان می‌دهد شاخص SPI شش ماهه منتهی به اسفند (اکتبر تا مارس) در مرحله trend بیش‌ترین همبستگی را با عملکرد گندم دیم دارد. در شرایط بهینه گندم زمستانه تا اواخر فصل پاییز (قبل از یخبندان) باید ۳ تا ۴ پنجه زده باشد تا بتواند سرمای زیر صفر زمستان را به خوبی سپری کند.

نتایج شکل ۴ نشان می‌دهد مدل دقت خوبی در مرحله صحت‌سنجی داشته است. (Khalili et al. (2015) به شبیه‌سازی عملکرد گندم دیم با استفاده از مدل گیاهی AquaCrop در ایستگاه تحقیقات کشاورزی دیم سیسپاب در خراسان شمالی پرداختند. نتایج آنها نشان داد مدل AquaCrop با دقت بالایی قابلیت مدل‌سازی عملکرد محصول را دارا است که با نتایج مطالعه حاضر همخوانی دارد.

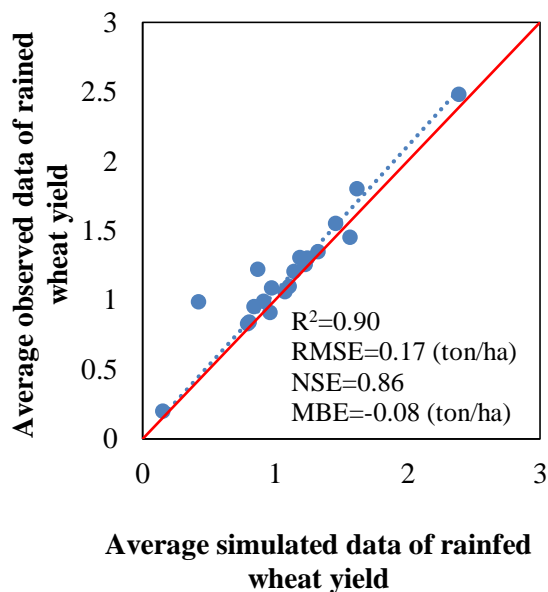


Fig. 5- Comparison of the average simulated and observed data for rainfed wheat yield

شکل ۵- ارزیابی میانگین عملکرد گندم دیم مزارع با میانگین کل گندم دیم شهرستان سقز

Table 5- The statistical results of simulation of rainfed wheat yield using SPI index by neural network method

جدول ۵- نتایج آماری شبیه‌سازی عملکرد گندم با استفاده از شاخص SPI به روش شبکه عصبی

Scenarios	SPI	Step	R ²	RMSE	NSE	MBE
S1	October-November-December	Trend	0.77	0.08	0.77	-0.0001
		Test	0.79	0.1	0.73	-0.004
S2	January-February-March	Trend	0.79	0.08	0.79	-0.00009
		Test	0.80	0.09	0.79	-0.01
S3	April-May-June	Trend	0.70	0.1	0.70	-0.0001
		Test	0.56	0.13	0.57	0.01
S4	October to March	Trend	0.93	0.04	0.93	-0.00001
		Test	0.73	0.11	0.71	-0.02
S5	January to June	Trend	0.84	0.07	0.84	0.0001
		Test	0.84	0.08	0.84	-0.01
S6	October to June	Trend	0.91	0.05	0.91	-0.0004
		Test	0.82	0.09	0.79	-0.02

Table 6- The statistical results of simulation of rainfed wheat yield using SPI index by support vector machine

جدول ۶- نتایج ارزیابی آماری شبیه‌سازی عملکرد گندم با استفاده از شاخص SPI به روش رگرسیون بردار پشتیبان

Scenarios	SPI	Step	R ²	RMSE	NSE	MBE
S1	October-November-December	Trend	0.02	0.18	0.02	0.001
		Test	0.06	0.2	0.04	0.001
S2	January-February-March	Trend	0.15	0.16	0.14	0.005
		Test	0.07	0.2	0.06	0.01
S3	April-May-June	Trend	0	0.19	-0.01	-0.009
		Test	0.02	0.21	-0.07	-0.01
S4	October to March	Trend	0.15	0.16	0.15	-0.005
		Test	0.08	0.2	0.08	-0.002
S5	January to June	Trend	0.11	0.17	0.11	-0.004
		Test	0	0.21	-0.05	0.003
S6	October to June	Trend	0.16	0.16	0.16	-0.006
		Test	0.08	0.2	0.08	-0.003

Table 7- The statistical results of simulation of rainfed wheat yield using SPI index by random forest method

جدول ۷- نتایج آماری شبیه‌سازی عملکرد گندم با استفاده از شاخص SPI به روش جنگل تصادفی

Scenarios	SPI	Step	R ²	RMSE	NSE	MBE
S1	October-November-December	Trend	0.89	0.07	0.86	-0.001
		Test	0.65	0.13	0.63	-0.02
S2	January-February-March	Trend	0.90	0.06	0.87	0.002
		Test	0.69	0.12	0.66	-0.007
S3	April-May-June	Trend	0.87	0.07	0.84	0.002
		Test	0.72	0.12	0.65	-0.02
S4	October to March	Trend	0.92	0.06	0.87	-0.001
		Test	0.78	0.11	0.70	-0.01
S5	January to June	Trend	0.93	0.06	0.89	0.0007
		Test	0.75	0.12	0.66	-0.008
S6	October to June	Trend	0.92	0.06	0.88	-0.0004
		Test	0.78	0.11	0.71	-0.012

۳-۲- شاخص SPEI

شاخص SPEI در دوره‌های مختلف ۳، ۶ و ۹ ماهه در فصل کشت گندم دیم (مهر تا خرداد) برای هر مزرعه با استفاده از بارش اصلاح شده TRMM، تریخیر تعرق گیاه مرجع اصلاح شده پایگاه CRU و نرم‌افزار R محاسبه شد. سپس ارتباط بین شاخص SPEI و عملکرد گندم دیم مزارع با استفاده از روش شبکه عصبی، رگرسیون بردار پشتیبان و جنگل تصادفی بررسی شد (جداول ۸ تا ۱۰). ۷۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی برای واسنجی و ۳۰ درصد برای صحت‌سنجی انتخاب شد.

نتایج جدول ۸ نشان می‌دهد مدل شبکه عصبی در مرحله trend در همه سناریوها به جز سناریو سه، با احتمال معنی‌داری ۹۵٪ (P-value=۰/۰) و ضریب تبیین بیش از ۰/۷۰ و مقدار بالای شاخص نش- ساتکلیف (بیش از ۰/۷۰) و مقدار اندکی کم برآورد، تخمین مناسبی از عملکرد محصول گندم دیم داشته است. همچنین، نتایج نشان می‌دهد شاخص SPEI شش ماهه منتهی به خرداد در مرحله trend، بیش‌ترین همبستگی را با عملکرد گندم دیم دارد. نتایج جدول ۱۰ نشان می‌دهد رابطه مدل جنگل تصادفی در مرحله trend، با مقادیر ضریب تبیین بیش از ۰/۸۸ در سطح معنی‌داری ۹۵٪ (P-Value=0.00) و مقادیر بالای شاخص نش- ساتکلیف (بیش از ۰/۸۴) و میزان اندکی کم برآورد، از برآورد مطلوبی برخوردار است.

به عبارت دیگر مراحل جوانه زنی و پنجه زنی در فصل پاییز باید صورت گیرد (Jalali et al., 2017). نتایج جدول ۶ نشان می‌دهد روش رگرسیون بردار پشتیبان برآورد مناسبی از عملکرد گندم دیم در منطقه مورد مطالعه ندارد. نتایج جدول ۷ نشان می‌دهد رابطه مدل جنگل تصادفی در همه سناریوها در مرحله trend و test، با مقادیر ضریب تبیین بیش از ۰/۶۵ در سطح معنی‌داری ۹۵٪ (P-Value=0.00) و مقادیر بالای شاخص نش- ساتکلیف (بیش از ۰/۶۳) و میزان اندکی کم برآورد، با برآورد منطقی و مناسبی همراه است. نتایج جدول ۵ و ۷ نشان می‌دهد SPI سه ماهه منتهی به آذر (اکتبر تا دسامبر) و سه ماهه منتهی به اسفند (ژانویه تا مارس) در مرحله trend همبستگی بالایی با عملکرد گندم دیم دارد که بیانگر تأثیرپذیری رشد گندم دیم از بارش پاییزه و زمستانه است. در مدل جنگل تصادفی شاخص SPEI شش ماهه منتهی به اسفند نسبت به SPI شش ماهه منتهی به خرداد در مرحله test نتایج بهتری داشت. (Haji Karimi et al, 2018) به بررسی اثر شاخص بارش استاندارد SPI بر عملکرد گندم دیم در استان ایلام طی دوره ۱۳۹۳-۱۳۸۴ پرداختند. نتایج آنها نشان داد رابطه بین میزان تولید گندم در اراضی دیم در استان ایلام و خشکسالی یک رابطه معنی‌دار است و ضریب همبستگی بین خشکسالی و اراضی دیم بین ۰/۴۶ تا ۰/۸۵ بود که با نتایج پژوهش حاضر همخوانی دارد.

Table 8- The statistical results of simulation of rainfed wheat yield using SPEI index by neural network method

جدول ۸- نتایج آماری شبیه‌سازی عملکرد گندم دیم با استفاده از شاخص SPEI به روش شبکه عصبی

Scenarios	SPEI	Step	R ²	RMSE	NSE	MBE
S1	October-November-December	Trend	0.75	0.08	0.75	0.0001
		Test	0.76	0.1	0.75	-0.006
S2	January-February-March	Trend	0.84	0.06	0.85	-0.0001
		Test	0.78	0.11	0.69	-0.02
S3	April-May-June	Trend	0.6	0.1	0.50	0.0004
		Test	0.52	0.14	0.50	-0.02
S4	October to March	Trend	0.94	0.04	0.94	-0.0001
		Test	0.84	0.08	0.83	-0.004
S5	January to June	Trend	0.95	0.04	0.97	-0.00001
		Test	0.69	0.11	0.67	-0.02
S6	October to June	Trend	0.88	0.05	0.88	0.000006
		Test	0.76	0.1	0.76	-0.01

Table 9- The statistical results of simulation of rainfed wheat yield using SPEI index by support vector machine method

جدول ۹- نتایج آماری شبیه‌سازی عملکرد گندم دیم با استفاده از شاخص SPEI به روش رگرسیون بردار پشتیبان

Scenarios	SPEI	Step	R ²	RMSE	NSE	MBE
S1	October-November-December	Trend	0.02	0.17	0.02	-0.006
		Test	0.07	0.2	0.08	-0.006
S2	January-February-March	Trend	0.14	0.16	0.14	0.009
		Test	0.04	0.2	0.04	0.02
S3	April-May-June	Trend	0.01	0.17	-0.01	-0.02
		Test	0	0.2	-0.05	-0.02
S4	October to March	Trend	0.21	0.16	0.2	-0.009
		Test	0.11	0.19	0.11	-0.008
S5	January to June	Trend	0.16	0.16	0.16	0.001
		Test	0.03	0.21	0.007	0.012
S6	October to June	Trend	0.23	0.15	0.23	-0.007
		Test	0.14	0.19	0.08	-0.003

Table 10- The statistical results of simulation of rainfed wheat yield using SPEI index by random forest method

جدول ۱۰- نتایج آماری شبیه‌سازی عملکرد گندم دیم با شاخص SPEI به روش جنگل تصادفی

Scenarios	SPEI	Step	R ²	RMSE	NSE	MBE
S1	October-November-December	Trend	0.89	0.06	0.86	-0.002
		Test	0.58	0.14	0.56	-0.018
S2	January-February-March	Trend	0.90	0.06	0.86	0.0002
		Test	0.69	0.12	0.65	-0.012
S3	April-May-June	Trend	0.88	0.07	0.84	0.001
		Test	0.62	0.13	0.59	-0.005
S4	October to March	Trend	0.91	0.06	0.87	-0.001
		Test	0.73	0.12	0.67	-0.013
S5	January to June	Trend	0.91	0.06	0.87	0.0006
		Test	0.66	0.13	0.63	-0.005
S6	October to June	Trend	0.92	0.06	0.89	0.0003
		Test	0.75	0.11	0.7	-0.006

خوبی از عملکرد گندم دیم نداشت که از دلایل آن احتمالاً تعداد و توزیع داده‌ها بود. نتایج بهتر روش‌های شبکه عصبی و جنگل تصادفی احتمالاً مربوط به توانایی بیشتر و قدرت تحمل خطای بیشتر این روش‌ها نسبت به روش رگرسیون بردار پشتیبان بود. به طور کلی مدل‌های شبکه عصبی و جنگل تصادفی در شبیه‌سازی عملکرد گندم دارای دقت و صحت عمل بیشتری نسبت به مدل رگرسیون بردار پشتیبان بودند. Li et al. (2022) به شبیه‌سازی عملکرد گندم در چین با استفاده از شاخص‌های خشکسالی سنجش از دور و روش‌های یادگیری ماشین و جنگل تصادفی پرداختند. نتایج آنها نشان داد در

نتایج جدول ۸ و ۱۰ نشان می‌دهد SPEI سه ماهه منتهی به اسفند (ژانویه تا مارس) در مقایسه سه ماهه منتهی به آذر و سه ماهه منتهی به خرداد در مرحله trend همبستگی بالاتری با عملکرد گندم دیم دارد. یکی از دلایلی که در مدل جنگل تصادفی (جدول ۱۰) نتایج trend بهتر از test بود، تعداد داده‌ها است. در مرحله trend تعداد داده‌ها بیشتر از مرحله test بود. در مدل جنگل تصادفی شاخص SPEI شش ماهه منتهی به اسفند و شاخص SPEI ۹ ماهه به دلیل دارا بودن کل دوره رشد گیاه بیش‌ترین همبستگی را با عملکرد گندم دیم دارند. نتایج جدول ۷ نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان ارزیابی

مقایسه با روش ماشین بردار پشتیبان، مدل جنگل تصادفی عملکرد بهتری با $R^2 = 0.74$ در پیش‌بینی عملکرد گندم داشت که با نتایج مطالعه حاضر همخوانی دارد.

۴- نتیجه‌گیری

کشاورزی دیم به عوامل زراعی و هواشناسی مانند دما، رطوبت، تبخیر و تعرق، تابش آفتاب و تابش یا رطوبت سنجی بسیار حساس است و بنابراین، عملکرد محصولات لزوماً تحت تأثیر شرایط آب و هوایی تغییر می‌کند. عمده‌ترین عبارات مورد انتظار تغییر اقلیم شامل کاهش بارندگی، افزایش دما و تشدید خطرات شدید مانند خشکسالی، امواج گرما، یخبندان، سیل و غیره است. بنابراین، توسعه روش‌هایی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی زودهنگام عملکرد محصول، ضروری است. یادگیری ماشین ابزاری است که می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های کلیدی در مورد شبیه‌سازی و پیش‌بینی عملکرد محصول کمک کند. در این پژوهش به بررسی ارتباط بین شاخص‌های خشکسالی SPI و SPEI با عملکرد گندم دیم در ۵ مزرعه شهرستان سقز پرداخته شد. از داده‌های بارش TRMM و تبخیر تعرق گیاه مرجع CRU برای محاسبه شاخص‌های خشکسالی استفاده شد. برای این منظور داده‌های بارش TRMM و تبخیر تعرق گیاه مرجع CRU با داده‌های ایستگاه سقز ارزیابی شدند. نتایج نشان داد داده‌های بارش TRMM و تبخیر تعرق گیاه مرجع CRU همبستگی بالایی با داده‌های ایستگاه سقز دارند. داده‌های عملکرد مزارع طی دوره ۲۰۲۰-۲۰۰۱ با مدل AquaCrop شبیه‌سازی شد و ارتباط بین عملکرد مزارع و شاخص‌های خشکسالی بررسی شد. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی در همه سناریوها به جز سناریو سه، با احتمال معنی‌داری ۹۵٪ ($P\text{-value}=0/0$) و ضریب تبیین بیش از ۰/۷۰ و مقدار بالای شاخص نش-ساتکلیف

و مقدار اندکی کم برآورد، تخمین مناسبی از عملکرد محصول گندم دیم داشته است. به طور کلی نتایج نشان می‌دهد که خشکسالی تأثیر معنی‌داری روی عملکرد گندم دیم در شهرستان سقز دارد و روش‌های شبکه عصبی و جنگل تصادفی برآورد خوبی از عملکرد گندم دیم با استفاده از شاخص‌های خشکسالی SPI و SPEI دارند. نتایج نشان داد شاخص‌های SPI و SPEI سه ماهه منتهی به آذر (اکتبر تا دسامبر) همبستگی بالایی با عملکرد گندم دیم دارد، بنابراین حدود شش ماه قبل از برداشت گندم، می‌توان عملکرد گندم را تخمین زد و از نتایج این پیش‌بینی در برنامه‌ریزی‌های مدیریتی و اقتصادی استفاده کرد. نتایج چنین مطالعاتی در برآورد تولید گندم، کمک شایانی به ذینفعان حوزه امنیت غذایی خواهد نمود.

۵- تشکر و قدردانی

نویسندگان بر خود لازم می‌دانند از پژوهشگاه فضایی ایران که در پیشبرد پژوهش حاضر صمیمانه همکاری نموده، تشکر و قدردانی نمایند. همچنین، از داوران محترم که با ارائه نظرات ارزنده خود بر غنای علمی این مقاله افزودند، کمال سپاسگزاری به عمل می‌آید.

پی‌نوشت‌ها

- 1- Standardized Precipitation Index
- 2- Standardized Precipitation Evapotranspiration Index
- 3- Tropical Rainfall Measuring Mission
- 4- Climatic Research Unit
- 5- Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy
- 6- Root Mean Square Error
- 7- Mean Bias Error
- 8- Nash-Sutcliffe Efficiency
- 9- Coefficient of Determination

۶- مراجع

- Alizadeh P, Kamkar B, Shataee S, Kazemi H (2019) Spatial and temporal monitoring of agricultural drought in the wheat cultivated area using Standard Precipitation Index (Case study: West of Golestan Province). *Journal of Agroecology* 11(3):1069-1084
- Breiman L (2001) Random forests. *Machine Learning* 45:5-32
- Brown ME, Lary DJ, Vrieling A, Stathakis D, Mussan H (2008) Neural networks as a tool for constructing continuous NDVI time series from AVHRR and MODIS. *The International Journal of Remote Sensing* 29:7141-7158
- Edwards DC, McKee TB (1997) Characteristics of 20th century drought in the United States at multiple time scales. *Climatology Report Number 97-2*, Department of Atmospheric Science, Colorado State University, Fort Collins
- Elbeltagi A, AlThobiani F, Kamruzzaman M, Shaid S, Roy D K, Deb L, Islam M, Kundu PK, Rahman M (2022) Estimating the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index using data-driven techniques: A regional study of Bangladesh. *Water* 14(11):1764
- Ghaleni MM, Sharafi S (2022) evaluation of cru ts4.05 and era5 datasets accuracy to precipitation, temperature and potential evapotranspiration in different climates across Iran. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage* 16(5):879-890 (In Persian)
- Ghamghami M, Pourmeidani A (2022) Intra-seasonal prediction of irrigated wheat yield using a regional water balance index, (Case study: Qom province). *Journal of Agricultural Meteorology* 10(1):86-98 (In Persian)
- Hosseini SA, Ahmadi H, Houshyar M (2021) Analysis of rainfall system, leading to floods in July 2015 in Saghez City in Kurdistan Province. *Journal of Integrated Watershed Management* 1(1):47-65 (In Persian)
- Hou M, Yao N, Li Y, Liu F, Biswas A, Pulatov A, Hassan I (2022) Better drought index between SPEI and SMDI and the key parameters in denoting drought impacts on spring wheat yields in Qinghai, China. *Agronomy* 12(7):1552
- Jalali M, Mohammadi GH, Hiseini Sadr A, Khoshvaghti H (2017) The role of spatial and temporal fluctuations of climatic parameters in dry land wheat yield (Case study: Kaleibar and Khodaafarin County). *Natural Geography Quarterly* 9(34):105-123
- Karimi H, Zeidali A, Omidipour R (2018) Evaluation the effect of standard precipitation index on the rainfed wheat yield in Ilam Province. *Watershed Engineering and Management* 9(4):493-499 (In Persian)
- Kaul M, Hill RL, Walthall C (2005) Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agricultural Systems* 85(1):1-18
- Khalili N, Davary K, Alizadeh A, Kafi M, Ansari H (2015) Simulation of rainfed wheat yield using AquaCrop Model, Case study: Researches Station Northern Khorasan. *Journal of Water and Soil* 28(5):930-939
- Kushwaha N L, Rajput J, Elbeltagi A, Elnaggar A Y, Sena D R, Vishwakarma D K, Mani I, Hussein EE (2021) Data intelligence model and meta-heuristic algorithms-based pan evaporation modelling in two different agro-climatic zones: A case study from Northern India. *Atmosphere* 12(12):1654
- Li L, Wang B, Feng F, Liu D.L, He Q, Zhang Y, Wang Y, Li S, Lu X, Yue C, Li Y, He J, Feng H, Yang G, Yu Q (2022) Developing machine learning models with multi-source environmental data to predict wheat yield in China. *Computers and Electronics in Agriculture* 194:1680-1699
- Manzano A, Clemente M A, Morata A, Luna M Y, Beguería S, Vicente-Serrano S M, Martín M L (2019) Analysis of the atmospheric circulation pattern effects over SPEI drought index in Spain. *Atmospheric Research* 230:104630
- Maughan N, Camenisch C, Brázdil R, White S (2022) Societal impacts of historical droughts in a warming world. *Regional Environmental Change* 22:74
- McKee T B, Doesken N J, Kleist J (1993) The relationship of drought frequency and duration to time scale. In *Proceedings of the Eighth Conference on Applied Climatology, Anaheim, CA, USA, 17-22 January 1993*; pp. 17-22
- Mohammed S, Alsafadi K, Enaruvbe G O, Bashir B, Elbeltagi A, Széles A, Alsalman A, Harsanyi E (2022) Assessing the impacts of agricultural drought (SPI/SPEI) on maize and wheat yields across Hungary. *Scientific Reports* 12:8838
- Morsy M, Moursy F I, Sayad T, Shaban S (2022) Climatological study of SPEI Drought Index using observed and CRU gridded dataset over Ethiopia. *Pure and Applied Geophysics* 179:3055-3073
- Mottaleb K A, Gumma M, Mishra A, Mohanty S (2015) Quantifying production losses due to drought and submergence of rainfed rice at the household level

- using remotely sensed MODIS data. *Agricultural Systems* 137:227-235
- Panahi S, Samadianfard S, Nazemi AH (2022) Modeling the yield of rain-fed wheat, barley and alfalfa product using support vector regression and genetic programming. *Water and Soil Science* 32(2):97-111
- Sheskin D (2007) *Handbook of parametric and nonparametric statistical procedures*. Chapman&Hall/CRC,1737 pp
- Smola AJ, Schölkopf BA (2004) A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing* 14:199–222
- Teimouri M, Gholami V, Khalegi MR (2023) Assessment of drought impacts on rainfed wheat yield using SPI and Agricultural-SPI indices (Case study: North Khorasan province). *Journal of Agriculture Meteorology* 10(2):17-27
- Tian L, Yuan S, Quiring S M (2018) Evaluation of six indices for monitoring agricultural drought in the South-Central United States. *Agricultural and Forest Meteorology* 249:107–119
- Tirivarombo S, Osupile D, Eliasson P (2018) Drought monitoring and analysis: Standardised Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI) and Standardised Precipitation Index (SPI). *Physics and Chemistry of the Earth* 106:1–10
- Vicente-Serrano S M, Beguería S, López-Moreno JI (2010) A multiscalar drought index sensitive to global warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate* 23:1696–1718
- Wang H, Vicente-serrano S M, Tao F, Zhang X, Wang P, Zhang C, Chen Y, Zhu D, Kenawy A (2016) Monitoring winter wheat drought threat in northern China using multiple climate-based drought indices and soil moisture during 2000–2013. *Agricultural and Forest Meteorology* 228–229:1–12
- Wilhite DA (2005) *Drought and water crises: Science, technology, and management issues*. Crc Press
- Yue J, Feng H, Yang G, & Li Z (2018) A comparison of regression techniques for estimation of above-ground winter wheat biomass using near-surface spectroscopy. *Remote Sensing* 10(1):66
- Zangeneh Inaloo M, Ghahraman B, Faridhoseini A (2023) Evaluation of the accuracy of TRMM satellite for estimating precipitation and runoff values in Shapour River Basin in Fars Province. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage* 13(1):203-216
- Zarei AB, Shabani A, Moghimi MM (2021) Accuracy assessment of the SPEI, RDI and SPI drought indices in regions Iran with different climate conditions. *Pure and Applied Geophysics* 178:1387-1403