



Original Article

Impact of Vapor Pressure Deficit on Saffron Yield and Its Prediction Using Artificial Intelligence Algorithms

Elham Ghochanian Haghverdi ^{*1 & 2}, Mostafa Yaghoobzadeh ³, Alireza Moghri Friz²,
Omid Khorashadizadeh⁴, Hamed Javadi²

1- PhD Student in Water Resources, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Birjand, Iran.

2- Researcher, Soil and Water Research Department, South Khorasan Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Birjand, Iran.

3- Associate Professor of water Engineering Department, University of Birjand, & Member of Drought and Climate Change Research Group of University of Birjand, Birjand, Iran.

4- MSc in Water Resources Engineering, Regional Water Company of South Khorasan, Water Resources Management Company, Birjand, Iran.

*Corresponding author: e.ghochanian@areeo.ac.ir

Received: 10 December 2024, **Revised:** 10 January 2025, **Accepted:** 24 January 2025

Extended Abstract

Introduction: Climate change is one of the most significant environmental challenges of the 21st century, with profound impacts on agriculture, especially in arid and semi-arid regions such as South Khorasan Province, Iran. Saffron is a strategic and valuable product, with 90% of the world's cultivation area and 93.7% of global production of this product belonging to Iran. Saffron is a low-maintenance plant, well-suited for cultivation in the arid and semi-arid regions of the country, and it also offers high economic returns. Considering the specific climatic conditions of Iran, where water is one of the limiting factors for agricultural development, saffron is an ideal agricultural product. One of the parameters influencing agricultural crop performance is the vapor pressure deficit (VPD). VPD is not only a critical factor affecting plant physiology but also has a significant impact on the water requirements of plants. However, the increasing vapor pressure deficit (VPD) caused by climate change has directly affected saffron yield. Vapor pressure deficit (VPD) is an index representing the difference between the actual moisture content of the air and the maximum moisture that the air can hold. This index is influenced by temperature and relative humidity and can be calculated using meteorological data. This study aims to examine the long-term impacts of VPD on saffron yield and predict its performance using artificial intelligence (AI) models.

Materials and Methods: In this study, climatic data including monthly data of temperature, humidity, precipitation, and vapor pressure deficit (VPD) were obtained from the JRA-55 database for the years 1958 to 2023 for four regions of South Khorasan Province (Birjand, Tabas, Esfeden, and Sarayan). These data were processed using tools in the ArcGIS environment. Saffron yield data for the years 2005 to 2023 were collected from the South Khorasan Agricultural Organization and Vapor pressure deficit was calculated using existing equations. To predict the long-term saffron yield,



four artificial intelligence algorithms, including Random Forest (RF), Generalized Additive Model (GAM), Random Subspace (RSS), and M5P, were used. The models were evaluated using the cross-validation technique to avoid overfitting or underfitting. To assess the performance of the models, statistical indices such as correlation coefficient (CC), mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), and relative root mean square error (RRMSE) were used.

Results and Discussion: The long-term analysis of vapor pressure deficit (VPD) changes and its impact on saffron yield in the studied regions revealed a gradual increase in the annual average VPD over the past 60 years. The decadal increase in average VPD for Birjand was 60 Pa, Sarayan 100 Pa, Qaen 40 Pa, and Tabas 50 Pa. The reduction in saffron yield averaged annually as 0.16 kg/ha for Birjand, 0.2 kg/ha for Sarayan, 0.13 kg/ha for Qaen, and 0.14 kg/ha for Tabas. Statistical indices were used to evaluate the performance of the models in both the training and testing stages. The performance of the Random Forest model was superior to the other models in both the training and testing phases [RRMSE= 0.01, RMSE= 0.09, MAE= 0.06, CC= 0.99], [RRMSE= 0.01, RMSE= 0.28, MAE= 0.23, CC= 0.94]. The Generalized Additive Model (GAM) performed similarly to the Random Forest model during the training phase and ranked slightly lower in performance during the testing phase. The Random Subspace (RSS) model showed moderate performance in both the training and testing phases, with better performance during training compared to testing. The M5P model demonstrated poorer performance compared to the other models. These findings highlight the significant impact of increasing VPD on saffron yield due to climate change. The RF model, owing to its high accuracy and ability to handle complex relationships among variables, proved to be the best model for saffron yield prediction.

Conclusion: This study demonstrated that VPD, as a climate-sensitive parameter, plays a critical role in reducing saffron yield. The results indicated that all combined models are, to some extent, suitable for predicting crop yield. Among the algorithms used, the Random Forest model provided more accurate predictions due to combining the results of multiple decision trees and its ability to prevent data overfitting. This study recommends using the Random Forest model for future research on saffron yield prediction based on VPD to manage water requirements.

Conflict of Interest: The authors declare no conflict of interest.

Keywords: Artificial Intelligence, Climate Change, Random Forest, Saffron, Vapor Pressure Deficit.



نشریه پژوهش‌های زعفران (دو فصلنامه)

جلد دوازدهم، شماره دوم، پاییز و زمستان ۱۴۰۳

شماره صفحه: ۲۴۰ - ۲۲۷

doi 10.22077/jsr.2025.8540.1255

مقاله پژوهشی

بررسی کمبود فشار بخار بر عملکرد و پیش بینی محصول زعفران با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی

الهام قوچانیان حقوردی^{۱*}، مصطفی یعقوب زاده^۲، علیرضا مقری فریز^۳، امید خراشادیزاده^۴، حامد جوادی^۲

۱- دانشجوی دکتری منابع آب، گروه علوم و مهندسی آب، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.

۲- پژوهشگر بخش تحقیقات خاک و آب، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان خراسان جنوبی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، بیرجند، ایران.

۳- دانشیار گروه علوم و مهندسی آب و عضو گروه پژوهشی خشکسالی و تغییر اقلیم دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.

۴- کارشناس ارشد مهندسی منابع آب، شرکت آب منطقه ای خراسان جنوبی، شرکت مدیریت منابع آب، بیرجند، ایران.

* نویسنده مسئول: Email: e.ghochanian@areeo.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۲۰؛ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۱۰/۲۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۰۵

چکیده

بخش کشاورزی یکی از اولین بخش‌هایی است که تحت تأثیر تغییرات اقلیم قرار می‌گیرد. خشکسالی و تغییرات وسیع در وضعیت آب و هوا منجر به کاهش محصولات کشاورزی و در نهایت کاهش بهره‌وری اقتصادی می‌شود. یکی از مهمترین پارامترهای مدیریت دقیق آب کشاورزی، کمبود فشار بخار نام دارد. در این تحقیق ابتدا به برآورد کمبود فشار بخار از داده‌های باز تحلیل بانک اطلاعاتی JRA-55 بین سال‌های ۱۹۵۸ تا ۲۰۲۳ پرداخته شد. در گام بعدی بررسی دراز مدت تغییرات کمبود فشار بخار و تأثیر آن بر عملکرد زعفران در چهار محدوده استان خراسان جنوبی شامل بیرجند، قاین، سرایان و طبس انجام شد. نتایج در مناطق مذکور طی ۶۰ سال گذشته افزایش تدریجی میانگین سالانه کمبود فشار بخار با نرخ متوسط هر دهه حدود ۶۰ پاسکال و کاهش سالانه عملکرد زعفران در حدود ۰/۱۶ کیلوگرم در هکتار نشان داد و همچنین با افزایش کمبود فشار بخار کاهش عملکرد محصول مشاهده شد. در نهایت به پیش‌بینی عملکرد زعفران برپایه کمبود فشار بخار با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی پرداخته شد. جهت ارزیابی عملکرد مدل‌ها در هر دو مرحله آموزش و تست از چهار شاخص آماری CC ، $RMSE$ ، MAE و $RRMSE$ استفاده شد. عملکرد مدل جنگل تصادفی در مرحله آموزش و تست بهتر از سایر مدل‌ها بود [$CC=0/99$; $MAE=0/06$; $RMSE=0/09$ و $RRMSE=0/01$]، [$CC=0/94$; $MAE=0/23$; $RMSE=0/28$ و $RRMSE=0/01$]، این تحقیق استفاده از مدل جنگل تصادفی را برای مطالعات آتی پیش‌بینی عملکرد محصول زعفران برپایه کمبود فشار بخار در مدیریت نیاز آبی توصیه می‌کند.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم هوش مصنوعی، تغییر اقلیم، جنگل تصادفی، زعفران، کمبود فشار بخار.



مقدمه

بازدهی قابل‌توجهی داشته باشند (Ahmar et al., 2020). آبیاری سنتی و ناآگاهی از نیاز واقعی زعفران، سبب اعمال تنش آبی به این محصول خواهد شد. گرچه زعفران در شرایط گرم و خشک رشد می‌کند، ولی اعمال تنش آبی به این گیاه سبب کاهش عملکرد آن خواهد شد (Khorramdel et al., 2014). یکی از پارامترهای موثر در تعیین عملکرد محصولات کشاورزی، کمبود فشار بخار (VPD) نام دارد. کمبود فشار بخار نه تنها مؤلفه مهمی است که بر فیزیولوژی گیاه تأثیر می‌گذارد (Qiu et al., 2020)، بلکه تأثیر قابل‌توجهی نیز بر نیاز آبی گیاهان دارد (Grossiord et al., 2020). مطالعات متعدد نشان می‌دهد که کمبود فشار بخار تأثیر قابل‌توجهی بر تبخیر-تعرق دارد (Yuan et al., 2019). همچنین عاملی مهم در تعیین نیازهای آبی گیاهان است. اختلاف فشار آب بین فشارهای اشباع و واقعی با مقدار کمبود فشار بخار نشان داده می‌شود (Rawson, 1977). اگر افزایش فشار بخار اشباع با افزایش غلظت واقعی بخار آب اتمسفری واقعی مطابقت نداشته باشد، کمبود فشار بخار افزایش خواهد یافت (Pierce, 2013). رطوبت نسبی که اختلاف بین فشار بخار آب واقعی و اشباع را اندازه می‌گیرد، نه تنها در مناطق مرطوب بلکه در زمین‌های دور از ساحل نیز به‌شدت نوسان دارد (Wijngaarden & Vincent., 2004). مطالعات اخیر نشان داد که افزایش کمبود فشار بخار، به جای تغییر در بارندگی، تأثیر قابل‌توجهی بر محصولات گیاهی و تبخیر و تلفات گیاهی دارد (Ding, 2018). در مناطق خشک و نیمه‌خشک، کمبود فشار بخار جوی کیفیت و بهره‌وری منابع کشاورزی را در فصل‌های رشد بهار و تابستان، به‌ویژه در گلخانه‌ها، کاهش می‌دهد (Konings, 2017). طبق مطالعات قبلی، افزایش رطوبت هوا مساحت سطح و ضخامت برگ را کاهش می‌دهد (Dai et al., 2018). اگر سطح کمبود فشار بخار بالا باشد، رشد برگ را به تأخیر می‌اندازد، اگر اتمسفر مرطوب باشد، ممکن است خشکی برگ و اختلال در عملکرد آوند چوبی در طول دوره رشد درخت رخ دهد (sellin, 2019). افزایش VPD می‌تواند منجر به کاهش تولید گیاهان شود و با کاهش رشد میوه و عملکرد در درختان میوه هلو، انبه، زیتون، پرتقال و ازگیل همراه است پس VPD شاخصی

امروزه از تغییر اقلیم به‌عنوان یکی از مهمترین چالش‌های زیست محیطی قرن بیست و یکم یاد می‌شود. بخش کشاورزی یکی از اولین بخش‌هایی است که تحت تأثیر تغییرات اقلیمی قرار می‌گیرد (Redsma et al., 2009). به‌طوریکه گرم شدن زمین، خشکسالی، سیل و تغییرات وسیع در وضعیت آب و هوا منجر به کاهش بهره‌وری محصولات کشاورزی، کاهش درآمد کشاورزان و شاغلین بخش کشاورزی می‌شود. کشاورزی فعالیتی اقتصادی است که هدف آن تولید غذا و تأمین امنیت غذایی حال و آینده می‌باشد که تغییر اقلیم می‌تواند این امنیت را با مخاطره روبرو سازد (FAO, WFP & IFAD, 2012). بخش کشاورزی، تأثیر پذیرترین زیر مجموعه اقتصادی نسبت به نوسانات اقلیمی است.

زعفران یک محصول ارزشمند و گران‌قیمت است. ایران بیش از ۵۰۰ تن در سال زعفران تولید می‌کند که ۹۰ درصد سطح زیر کاشت دنیا و ۹۳/۷ درصد تولید جهانی این محصول را در اختیار دارد. در ایران، سطح وسیعی از مناطق کاشت زعفران در استان‌های خراسان جنوبی و رضوی قرار دارند (Mollafilabi et al., 2021). زعفران گیاهی کم‌توقع و مناسب برای کاشت در مناطق خشک و نیمه‌خشک کشور است و از بازدهی اقتصادی بالایی نیز برخوردار است. با توجه به شرایط خاص اقلیمی کشور ایران که آب یکی از عوامل محدود کننده در توسعه کشاورزی است، زعفران یک محصول کشاورزی ایده‌آل می‌باشد (Koozegaran et al., 2011). زعفران گیاهی است که به دلیل همزمانی رشد آن با فصل وقوع بارندگی و سرد سال، سطح محدود برگ و نیز قرار گرفتن روزنه‌ها در شیار بین سطح بالایی و پایینی برگ که مانع از اتلاف بیش از حد آب می‌شود، نیاز آبی بسیار کمتر از سایر گیاهان زراعی و باغی دارد (Khozayemehnezhad et al., 2016). کشاورزی بیشترین مقدار آب را مصرف می‌کند و به‌طور متوسط ۹۰ درصد از برداشت آب در بخش کشاورزی مصرف می‌شود (Wada et al., 2014). در صورت عدم وجود آب کافی یا عدم مدیریت صحیح محصولات و خاک، حتی فناوری‌های بیوتکنولوژی پیشرفته و تکنیک‌های اصلاح نژادی مرسوم، که برای ایجاد انواع محصولات جدید استفاده می‌شوند، نیز نمی‌توانند

کمبود فشار بخار پارامتری تاثیرگذار بر نیاز آبی گیاهان است و بایستی رابطه بین VPD و عملکرد محصولات بررسی شود. عملکرد محصول زعفران نسبت به پارامترهای اقلیمی به کمک الگوریتم های شبکه عصبی بیشترین حساسیت را به باران سپس به دما و در نهایت به رطوبت دارد (Akbarpour et al., 2014). شبکه عصبی با دقت بالایی عملکرد محصول زعفران را پیش بینی می کند اما تاکنون هیچ مطالعه قطعی وجود ندارد که به پیش بینی VPD و تاثیر آن بر عملکرد محصول زعفران با کمک الگوریتم های هوش مصنوعی پرداخته باشد و برای اولین بار در این مقاله به این موضوع پرداخته می شود (Nekouei et al., 2014). بنابراین، یافته های مطالعه حاضر برای هدایت تحقیقات آینده در این زمینه و جلب توجه سیاست گذاران به تأثیر VPD بر میزان عملکرد محصولات ضروری است. مطالعه حاضر به ارزیابی چهار الگوریتم هوش مصنوعی General Additive Model (GAM), Random SubSpace (RSS), Random Forest(RF), m5p و همچنین قابلیت پیش بینی بلندمدت آنها برای مقادیر عملکرد محصول زعفران در چهار محدوده مطالعاتی استان خراسان جنوبی (طبس، بیرجند، اسفدن و سرایان) و انتخاب بهترین مدل در عملکرد محصول بر اساس شاخص های آماری (دقت و عملکرد بالا و همچنین خطاهای آماری کمتر) می پردازد.

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه

استان خراسان جنوبی یکی از شرقی ترین استان های ایران است و با وسعتی حدود ۱۵۰ هزار کیلومتر مربع، ۲۲.۶ درصد از مساحت کشور را به خود اختصاص داده است. این استان بین ۵۷ درجه و ۱ دقیقه تا ۶۰ درجه و ۵۷ دقیقه طول شرقی و ۳۰ درجه و ۳۲ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۳۶ دقیقه عرض شمالی قرار دارد. بر اساس آخرین تقسیمات کشوری، این استان اکنون شامل ۱۲ شهرستان ۳۲ شهر، ۲۸ بخش و ۶۶ دهستان است. با توجه به وضع استقرار استان در بین کویرها و ارتفاعات پراکنده، اقلیم خشک و بیابانی گرم در مناطق جنوبی و جنوب غربی و اقلیم نیمه بیابانی ملایم و سرد در مناطق کوهستانی شمال و شمال شرق حاکم است. ارتفاعات و جهت شمال غربی-جنوب شرقی آنها باعث تنوع و نوسان شدید در اقلیم منطقه شده است. این

برای تعیین نیازهای آبی درختان است (Carella et al., 2023). مطالعه (Hsiao et al., 2019) نشان می دهد که افزایش VPD تأثیر منفی بیشتری بر عملکرد ذرت نسبت به افزایش دما دارد. افزایش VPD باعث افزایش از دست دادن آب و ایجاد پاسخ های تنش آبی مانند کاهش نرخ فتوسنتز، کاهش توسعه سطح برگ و کوتاه شدن دوره رشد می شود. (Zhang et al., 2017) نشان دادند که گوجه فرنگی کشت شده در گلخانه ها تحت شرایط VPD پایین، تولید بایوماس اپی ژئال را در مقایسه با بایوماس ریشه افزایش دادند و در عین حال، توسعه میوه را بهبود بخشیدند. آنها همچنین افزایش قابل توجهی در رشد گیاه، قطر ساقه و طول برگ مشاهده کردند. این نتیجه با سایر تحقیقات مطابقت دارد که نشان می دهد گیاهان گوجه فرنگی رشد کرده تحت شرایط VPD پایین، رشد بهتری نسبت به گیاهانی که در محیط با VPD بالا پرورش یافته اند، داشتند. از فشار بخار واقعی و فشار بخار اشباع به طور گسترده برای تعیین سطح کمبود فشار بخار استفاده می شود. یافته های مطالعه حاضر برای هدایت تحقیقات آینده و جلب توجه سیاست گذاران به تأثیر کمبود فشار بخار بر پوشش گیاهی و چرخه کلی هیدرولوژیکی ضروری است. همانطور که گفته شد، کمبود فشار بخار شاخص تفاوت بین میزان رطوبت هوا و حداکثر میزان رطوبتی است که هوا می تواند نگه دارد. این شاخص تحت تأثیر دما و رطوبت نسبی است و می توان آن را با استفاده از داده های هواشناسی محاسبه کرد. مقادیر بالای کمبود فشار بخار نیاز اتمسفری بالا به آب را نشان می دهند، یعنی گیاهان سریع تر آب را به جو می دهند و ممکن است به آب بیشتری نیاز داشته باشند. برای استفاده از کمبود فشار بخار ماهانه پیش بینی شده برای زمان بندی آبیاری، کشاورزان می توانند مقادیر کمبود فشار بخار را در منطقه خود کنترل و شیوه های آبیاری خود را بر این اساس تنظیم کنند. مثلاً، زمانی که مقادیر کمبود فشار بخار بالا باشد، کشاورزان ممکن است به آبیاری بیشتری نیاز داشته باشند تا مطمئن شوند که گیاهان آب کافی دارند. برعکس، زمانی که مقادیر کمبود فشار بخار پایین باشد، کشاورزان ممکن است بتوانند مقدار آب مصرفی را کاهش دهند و همچنان رشد بهینه محصولات را حفظ کنند. می توان از کمبود فشار بخار ماهانه پیش بینی شده برای برنامه ریزی قبلی زمان آبیاری نیز استفاده کرد.

۳- **بهبودها**: این نسخه شامل بهبودهایی در تحلیل دما، الگوهای تابش طول‌موج بلند و نمایش مرزهای اقیانوسی است که موجب افزایش دقت نسبت به نسخه‌های قبلی می‌شود.

۱. **کاربردها** JRA-55: برای درک رفتار جو، مدل‌سازی پویایی‌های اقلیمی و ارزیابی روندهای تغییرات اقلیمی به‌ویژه در مطالعات مربوط به نوسانات اقلیمی و چرخه‌های هیدرولوژیکی استفاده می‌شود.

داده‌ها

داده‌های دما، رطوبت، بارش و کمبود فشار بخار ماهانه در قالب فرمت NetCDF از پایگاه داده JRA-55 در بین سال‌های ۱۹۵۸ تا ۲۰۲۳ به‌دست آمد. استخراج داده‌ها در نرم‌افزار ARCGIS با انتخاب ابزار «Make NetCDF file» از «Multi-dimension Tools» در «Arc-Toolbox» برای خواندن تصاویر رستری و دریافت داده‌ها به صورت گسسته انجام شده است. آمار عملکرد محصول زعفران طی سال‌های ۲۰۰۵ الی ۲۰۲۳ از بانک اطلاعاتی سازمان جهادکشاورزی استان خراسان جنوبی اخذ شد. برای محاسبه کمبود فشار بخار از رابطه‌های ۱ و ۲ استفاده شد:

$$e_a = e_s \frac{H}{100} \quad (1)$$

$$e_s = 0.6108 e^{\frac{17.27T}{T+237.3}} \quad (2)$$

$$\Delta e = e_s - e_a \quad (3)$$

Δe کمبود فشار بخار بر حسب کیلو پاسکال، T میانگین دمای ماهانه بر حسب سلسیوس و H رطوبت نسبی، e_a فشار بخار واقعی و e_s فشار بخار اشباع است. (Allen et al, 1998).

استان دارای ۳۵ محدوده مطالعاتی برای مدیریت منابع آبی است که از این تعداد، ۸ محدوده ممنوعه بحرانی، ۱۸ محدوده بحرانی و ۹ محدوده آزاد گزارش شده است. بر اساس آمارهای اخیر، متوسط بارندگی سالانه درازمدت در این استان حدود ۱۱۳ میلی‌متر است که نشان‌دهنده کمبود شدید منابع آبی است.

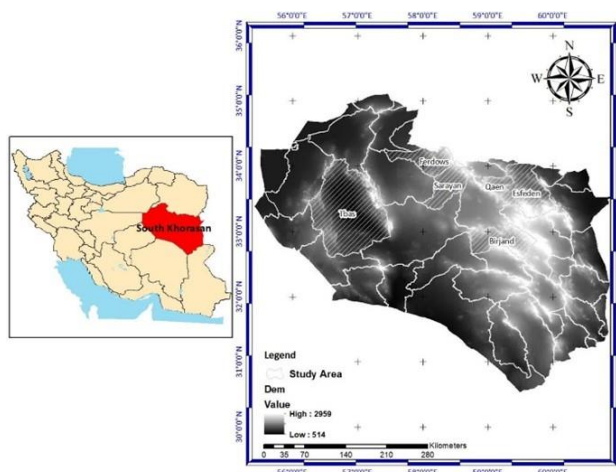
معرفی پایگاه داده Japanese 55-year Reanalysis

JRA-55 (تحلیل ۵۵ ساله ژاپنی) یک بازتحلیل جهانی جو است که توسط سازمان هواشناسی ژاپن (JMA) تولید شده است. این تحلیل از سال ۱۹۵۸ تا زمان حاضر را پوشش می‌دهد و به‌عنوان یک مجموعه داده بسیار مهم در مطالعات تغییرات اقلیمی و نوسانات جوی مورد استفاده قرار می‌گیرد. JRA-55 به‌طور خاص برای بهبود نسخه‌های قبلی مانند JRA-25 توسعه یافته است و به‌منظور رفع مشکلاتی نظیر خطاهای مدل و کمبود داده‌های مشاهداتی طراحی شده است.

ویژگی‌های کلیدی JRA-55 شامل موارد زیر است:

۱- **منابع داده**: این تحلیل مجموعه‌ای جامع از داده‌ها را از منابع مختلف مانند ایستگاه‌های هواشناسی، ماهواره‌ها و هواپیماها ترکیب می‌کند.

۲- **پوشش مکانی و زمانی**: JRA-55: اطلاعات دقیق اقلیمی برای دوره زمانی پنجاه ساله فراهم می‌کند که برای کاربردهای مختلفی از جمله تحقیقات اقلیمی، پیش‌بینی وضعیت آب و هوا و مطالعات هیدرولوژیکی استفاده می‌شود.



شکل ۱. محدوده مورد مطالعه

Fig 1. Study area

مدل‌های مورد استفاده

مدل افزودنی تعمیم یافته^۱

GAM ترکیبی از مدل‌های خطی تعمیم یافته با مدل‌های افزودنی است. این مدل‌ها با هدف ساخت یک روش واحد برای مدل‌های آماری متفاوت مانند رگرسیون خطی، رگرسیون لجستیک، رگرسیون پواسون ارائه شد. ایده کلی این روش این است که به جای فرض بر روی توابع مختلف در رگرسیون‌های ذکر شده با دانستن توزیع داده‌ها که عموماً یک فرض منطقی از مسئله به دست می‌آید، تخمین خود برای مدل را به دست آورد. این مدل از سه جز تشکیل شده است: توزیعی برای متغیر هدف y که معمولاً از خانواده نمایی با پیش پراکندگی $d(t)$ انتخاب می‌شود.

$$f_Y(y|\theta, \tau) = h(y, c) \exp \left(\frac{b(\theta)^T T(y) - A(\theta)}{d(\tau)} \right) \quad (4)$$

پیش پراکندگی برای مدل‌سازی واریانس‌های بالا و پایین به کار می‌رود.

۲- پیش‌بینی خطی بر اساس متغیرهای کنترل x :

$$\eta = X\beta \quad (5)$$

۳- تابع پیوند g که یک تابع اکیدا یکنواست و دو مولفه بالا را به هم ارتباط می‌دهد

$$\eta = g(E[Y]) = X\beta \quad (6)$$

زیرمجموعه تصادفی^۲

مدل RSS چند دسته داده را در فضاهایی با ویژگی مختلف آموزش داده و ادغام می‌کند. این چارچوب چند زیرمجموعه از داده‌ها را برای آموزش دسته‌بندی می‌کند، که بعداً به عنوان اساس آموزش عمل می‌کند و رویکردهای گروه‌بندی و خودراندازی را در نظر می‌گیرد. این چارچوب ضمن استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، درختان تصمیم یا سایر الگوریتم‌ها روابط غیرخطی را نشان می‌دهد. در این سیستم، توسعه دسته‌بندی با توجه به چارچوب RSS مربوط به ویژگی داده‌های مشخص انجام می‌شود. خروجی همه دسته‌بندی‌ها به سادگی توسط سیستم رأی‌گیری در مدل ترکیب می‌شود. این روش توانایی تک تک

دسته‌بندی‌های ضعیف را بهبود می‌دهد. (Skurichina & Duin., 2002) الگوریتم RSS را به شکل زیر ارائه کردند.

(۷)

$$\gamma(s) = \operatorname{argmax} \sum \delta_{sgn(c^d(s), y)}$$

که در این رابطه، $c^d(s)$ دسته‌بندی را نشان می‌دهد y و $\delta_{i,j}$ نماد کرونکر را نشان می‌دهد و $(-1, 1)$ به معنی برچسب دسته یا تصمیم دسته‌بندی است.

جنگل تصادفی^۳

جنگل تصادفی (RF) نوعی الگوریتم یادگیری گروهی است که چندین درخت تصمیم را برای پیش‌بینی ترکیب می‌کند. هر درخت تصمیم در جنگل تصادفی بر روی یک زیر مجموعه تصادفی از داده‌های آموزشی و یک زیر مجموعه تصادفی از فیچرها آموزش داده می‌شود. سپس خروجی جنگل تصادفی با تجمیع پیش‌بینی‌های همه درخت‌های تصمیم تعیین می‌شود. این رویکرد به جنگل تصادفی اجازه می‌دهد تا بسیار دقیق و مقاوم در برابر مشکل پیش‌برازش، یک مشکل رایج در یادگیری ماشین که در آن مدل در داده‌های آموزشی خوب عمل می‌کند اما در داده‌های جدید ضعیف است، باشد.

$$d(x, y) = \sqrt{I} - s(x, y) \quad (8)$$

تکنیک RF می‌تواند به طور چشمگیری کارایی تخمین سیستم را با حداقل خطاهای ممکن و کمترین نویز افزایش دهد. RF می‌تواند به طور موثر با مجموعه داده‌های گسترده با ابعاد بالا کار کند.

مدل M5 pruned

بازسازی الگوریتم M5 کوپینلان به تولید درخت مدل M5P کمک می‌کند. الگوریتم M5P با یک درخت تصمیم کانولوشن و تابع رگرسیون خطی به گره‌های برگ‌ها بازسازی می‌شود. الگوریتم مدل M5P بر اساس سیستم پیش‌بینی عددی است. مدل رگرسیون خطی در هر برگ ذخیره می‌شود، که این به شناسایی مقدار دسته نقطه مربوطه که به برگ می‌رسد کمک می‌کند. معیار تقسیم بهترین ویژگی برای تقسیم بخش خاص (T) از داده‌های آموزشی مرتبط با گره خاص را

³ Random Forest

¹ General Additive Model

² Random Subspace

ارزیابی عملکرد مدل‌ها

عملکرد مدل‌ها با استفاده از چهار شاخص عملکرد زیر ارزیابی شده است: ضریب همبستگی (CC)، میانگین خطای مطلق (MAE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ریشه نسبی میانگین مربعات خطا (RRMSE). این شاخص‌ها با استفاده از معادلات زیر محاسبه شده‌اند: که N تعداد کل اندازه‌گیری‌ها؛ X_a مقادیر مشاهده‌شده؛ Y_a مقادیر تخمین‌زده شده؛ $\bar{X}$ میانگین مقادیر مشاهده‌شده در متغیرهای X؛ و $\bar{Y}$ میانگین مقادیر تخمین‌زده شده در متغیرهای Y است.

$$CC = \frac{\sum_{a=1}^N (X_a - \bar{X})(Y_a - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{a=1}^N (X_a - \bar{X})^2 \sum_{a=1}^N (Y_a - \bar{Y})^2}} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{a=1}^N |X_a - Y_a| \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{a=1}^N (X_a - Y_a)^2} \quad (12)$$

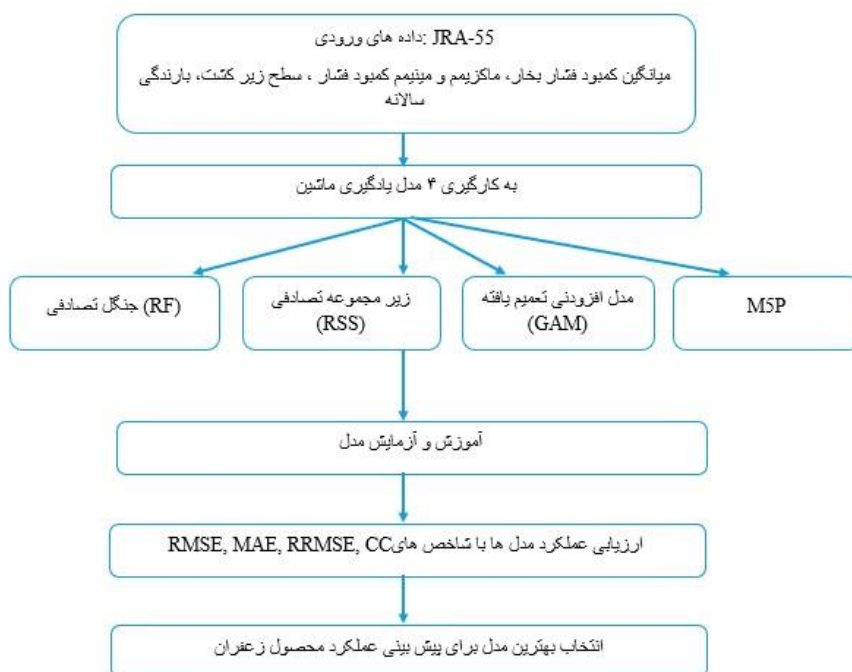
$$RRMSE = \sqrt{\frac{\frac{1}{N} \sum_{a=1}^N (X_a - Y_a)^2}{\sum_{a=1}^N (Y_a)^2}} \quad (13)$$

تشخیص می‌دهد. انحراف معیار دسته مربوط به T به عنوان خطایی برای آن گره اندازه‌گیری می‌شود. علاوه بر این، کاهش خطای احتمالی با انجام تخمین در هر گره مشخص می‌شود. انتخاب ویژگی‌های مورد استفاده برای تقسیم کاهش خطای احتمالی گره مرتبط را افزایش می‌دهد. محاسبه حداقل‌سازی خطای موردانتظار با کاهش انحراف معیار (SDR) به شکل زیر انجام می‌شود.

$$SDR = sd(T) - \sum \frac{|T_i|}{T} \times sd(T_i) \quad (9)$$

در این رابطه T_i به $T_1, T_2, T_3, \dots$ بدست آمده از تقسیم گره‌ها با توجه به ویژگی‌های انتخابی اشاره دارد.

شکل ۲ نمودار جریان کار مربوط به جمع‌آوری داده‌ها، پردازش و مدل‌سازی کمبود فشار بخار بر اساس الگوریتم‌های یادگیری ماشین از سال ۱۹۵۸ تا ۲۰۲۳ را نشان می‌دهد.



شکل ۲. دیاگرام جریان کار مربوط به جمع‌آوری داده‌ها، پردازش و مدل‌سازی

Fig 2. Workflow Diagram for Data Collection, Processing, and Modeling

نتایج و بحث

در این پژوهش ابتدا به برآورد کمبود فشار بخار از داده‌های باز تحلیل بانک اطلاعاتی JRA-55 بین سال‌های ۱۹۵۸-۲۰۲۳ پرداخته می‌شود. این بانک اطلاعاتی شامل انبوهی از دیتاهای باز تحلیل هواشناسی و کشاورزی است که بصورت نقطه‌ای و رقومی قابل دسترسی بوده و مزیت مهم این بانک اطلاعاتی کاربرد آن در مناطقی است که دارای فقدان اطلاعات ایستگاه‌های زمینی است. باز تحلیل در JRA-55 با استفاده از ترکیب داده‌های ماهواره‌ای، ایستگاه‌های زمینی و تصاویر جوی صورت می‌گیرد و داده‌هایی با دقت بالا در اختیار محققان قرار می‌دهد. در گام بعدی به بررسی دراز مدت تغییرات کمبود فشار بخار و تأثیر آن بر عملکرد محصول زعفران در چهار محدوده استان خراسان جنوبی شامل بیرجند، قاین، سرایان و طبس پرداخته شد (شکل ۳). بررسی در مناطق مذکور طی ۶۰ سال گذشته افزایش تدریجی میانگین سالانه کمبود فشار بخار را نشان داد به طوری که افزایش میانگین کمبود فشار بخار در هر دهه برای محدوده بیرجند ۶۰ Pa، سرایان ۱۰۰ Pa، قاین ۴۰ Pa و طبس ۵۰ Pa بود. کاهش عملکرد زعفران به طور متوسط در هر سال برای بیرجند ۰/۱۶ کیلوگرم در هکتار، سرایان ۰/۲ کیلوگرم در هکتار، قاین ۰/۱۳ کیلوگرم در هکتار، طبس ۰/۱۴ کیلوگرم در هکتار بود (جدول ۱). در روند اجرای مدل از تکنیک آماری K- Cross- Validation fold برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها و کاهش مشکلات ناشی از Overfitting یا Underfitting استفاده شد. این روش کمک می‌کند که مدل به طور عمومی برای داده‌های جدید عملکرد خوبی داشته باشد. در این روش داده‌ها به K زیر مجموعه (Fold) تقسیم می‌شود. در هر تکرار یکی از این زیر مجموعه‌ها به عنوان داده تست و باقی به عنوان داده آموزش استفاده می‌شود. در نهایت به پیش بینی عملکرد محصول زعفران برپایه کمبود فشار بخار با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی شامل مدل‌های افزودنی تعمیم یافته، زیرمجموعه تصادفی، جنگل تصادفی و M5P پرداخته شد. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها در هر دو مرحله آموزش و تست از چهار شاخص آماری ضریب همبستگی، میانگین خطای مطلق، ریشه میانگین مربعات خطا و ریشه نسبی میانگین مربعات خطا

استفاده شد. عملکرد مدل جنگل تصادفی به ترتیب در مرحله آموزش و تست بهتر از سایر مدل‌ها بود $[CC=0.99; MAE=0.06; RMSE=0.09]$ و 0.1 $[RRMSE=0.23; CC=0.94; MAE=0.28; RMSE=0.1]$ مدل افزودنی تعمیم یافته در مرحله آموزش عملکردی مشابه جنگل تصادفی داشت و در مرحله تست با اختلاف کمی در رتبه بعد از جنگل تصادفی از لحاظ عملکرد قرار گرفت. مدل زیر مجموعه تصادفی در مرحله آموزش و تست عملکرد متوسط داشت و این مدل در مرحله آموزش عملکرد بهتری نسبت به مرحله تست دارد. مدل M5P نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد نامناسبی داشت. با در نظر گرفتن جدول ۳ و شکل ۴ و ۵ ترتیب عملکرد مدل‌ها منعکس‌کننده توانایی هر مدل در مدیریت پیچیدگی و نوع روابط موجود در داده‌ها است. مدل RF معمولاً به دلیل توانایی بالای خود در مدل‌سازی داده‌های پیچیده، در بسیاری از مسائل پیش‌بینی عملکرد بهتری دارد. این مدل با ترکیب درخت‌های تصمیم مختلف و کاهش احتمال بیش‌برازش (Overfitting)، دقت بالایی را ارائه می‌دهد و در نتیجه می‌توان بیان نمود که مدل توانسته است روابط غیرخطی و پیچیده حاکم بین متغیرهای مستقل و وابسته کشف نماید. GAM مدلی نیمه‌پارامتریک است که روابط غیرخطی بین متغیرهای مستقل و وابسته را با استفاده از توابع پایه مدل می‌کند به عبارت دیگر، این مدل روابط تعاملی پیچیده میان متغیرها را مستقیماً مدل نمی‌کند که ممکن است کمبود فشار بخار یا سایر متغیرها تأثیرات تعاملی داشته باشد که GAM نتوانسته آن را به‌خوبی در نظر بگیرد. RSS مدلی پارامتریک است که برای پیش‌بینی فقط زیرمجموعه‌ای از متغیرهای ورودی را انتخاب می‌کند. این مدل اغلب برای مسائل ساده یا زمانی که تعداد داده‌ها محدود است و اگر داده‌ها دارای روابط غیرخطی یا تعاملی پیچیده باشند (مانند تأثیرات ترکیبی کمبود فشار بخار و سایر عوامل بر عملکرد محصول زعفران)، این مدل نمی‌تواند این روابط را به خوبی شناسایی کند و در داده‌های پیچیده، کاهش ابعاد ممکن است باعث از دست دادن اطلاعات مهم شده باشد و منجر به کاهش دقت گردد. M5P نوعی مدل ترکیبی از درخت‌های تصمیم و رگرسیون است که برای هر گره نهایی یک مدل

باشند، این مدل‌ها نمی‌توانند به‌درستی این روابط را مدل کنند و در نتیجه خطای پیش‌بینی افزایش یافت. به طور کلی با توجه به میزان خطا و کاربرد این مدل می‌توان دریافت که رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل بصورت غیرخطی و دارای تاثیرات تعاملی است.

رگرسیون ارائه می‌دهد و این مدل در داده‌هایی که تغییرات پیوسته و روابط پیچیده دارند ممکن است عملکرد ضعیف‌تری داشته باشد، به‌ویژه اگر تعداد داده‌ها کم یا تنوع آنها زیاد باشد. همچنین هر برگ M5P از یک مدل رگرسیونی خطی ساده استفاده می‌کند. اگر روابط میان متغیرها و خروجی در داده‌های غیرخطی



شکل ۳. نمودار مقایسه تغییرات کمبود فشار بخار و عملکرد زعفران
Fig 3. Comparison chart of conversion in vapor pressure deficit and saffron yield

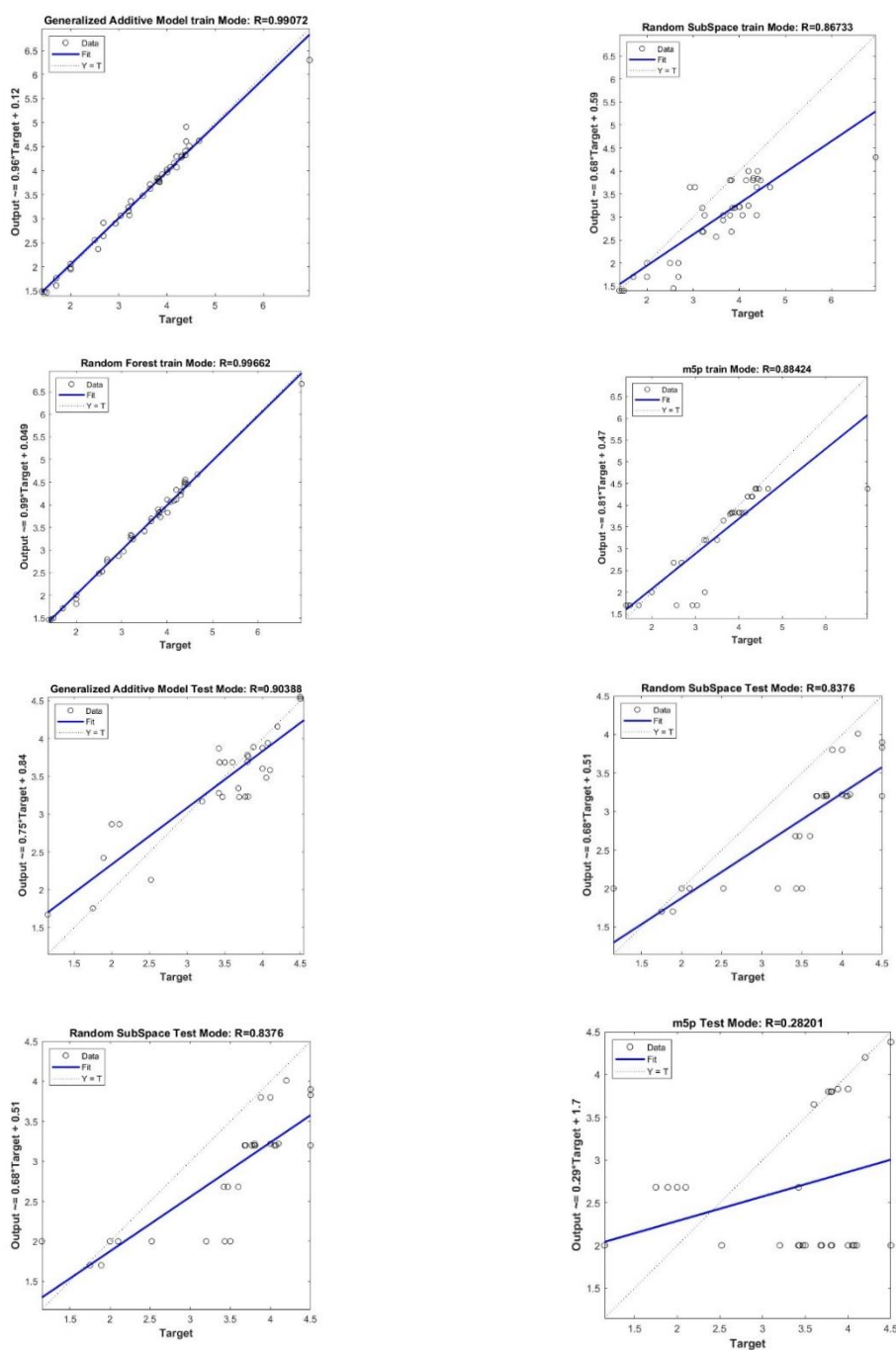
جدول ۱. مقایسه میزان افزایش میانگین کمبود فشار بخار در هر دهه و کاهش عملکرد محصول در هر سال
Table1. Comparison of the average increase in vapor pressure deficit in each decade and the decrease in crop yield in each year

شهرستان	میزان افزایش میانگین کمبود فشار بخار در هر دهه (پاسکال)	میزان کاهش عملکرد زعفران در هر سال (کیلوگرم در هکتار)
city	Average increase in vapor pressure deficit (Pa) per decade	The rate of decrease in saffron yield every (Kg/ha) year
بیرجند	60	0.16
Birjand		
سرایان	100	0.2
Sarayan		
قائن	40	0.13
Ghaen		
طبس	50	0.14
Tabas		

جدول ۲. عملکرد مدل ها در شرایط آموزش و تست

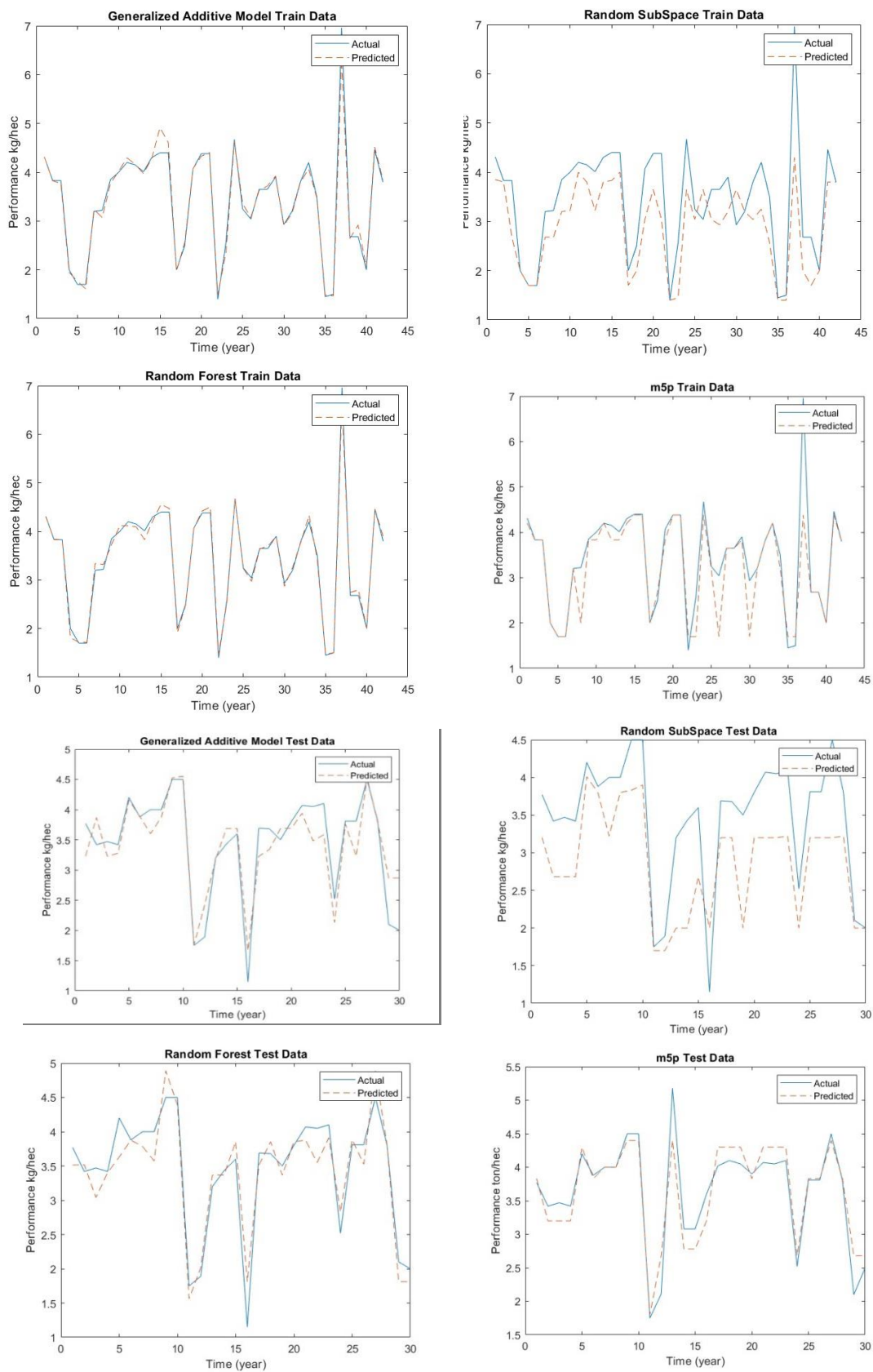
Table3. Performance of models in training and testing conditions

مدل Model	عملکرد آموزش Train performance				عملکرد تست Test performance			
	RMSE (Kg/ha)	MAE (Kg/ha)	RRMSE	CC	RMSE (Kg/ha)	MAE (Kg/ha)	RRMSE	CC
GAM	0.15	0.08	0.01	0.99	0.37	0.28	0.02	0.9
RSS	0.76	0.57	0.03	0.86	0.75	0.64	0.04	0.83
RF	0.09	0.06	0.01	0.99	0.28	0.23	0.01	0.94
M5P	0.55	0.24	0.02	0.88	1.27	1.01	0.08	0.28



شکل ۴. نمودار همبستگی مدل های در شرایط آموزش و تست

Fig 4. Correlation diagram of models in training and testing conditions



شکل ۵. مقایسه مقادیر واقعی و محاسباتی در مدل‌ها

Fig 5. Comparison of real and calculated values in models

نتیجه‌گیری

تصادفی و M5P پرداخته شد. نتایج نشان داد تمام مدل‌های ترکیبی، کم و بیش، در پیش‌بینی عملکرد محصول مناسب هستند. و از بین الگوریتم‌های مورد استفاده مدل جنگل تصادفی به دلیل ترکیب نتایج چندین درخت تصمیم، پیش‌بینی دقیق‌تری ارائه می‌دهد و همچنین می‌تواند از بیش‌برازش داده‌ها جلوگیری کند. این تحقیق استفاده از مدل جنگل تصادفی را برای مطالعات آبی پیش‌بینی عملکرد محصول زعفران برپایه کمبود فشار بخار در مدیریت نیاز آبی توصیه می‌کند. مدل جنگل تصادفی هم برای پیش‌بینی کمی و هم طبقه‌بندی استفاده می‌شود. این انعطاف‌پذیری آن را برای مسائل مختلف کشاورزی از جمله پیش‌بینی عملکرد محصول یا شناسایی بیماری‌های گیاهی ایده‌آل می‌کند.

مطالعه حاضر ابتدا به برآورد کمبود فشار بخار به عنوان یکی از پارامترهای تأثیرپذیر از شرایط تغییر اقلیم بر عملکرد محصول در چهار محدوده استان خراسان جنوبی شامل بیرجند، قاین، سرایان و طبس پرداخت. نتایج در مناطق مذکور طی ۶۰ سال گذشته افزایش تدریجی میانگین سالانه کمبود فشار بخار با نرخ متوسط هر دهه حدود ۶۰ پاسکال و کاهش سالانه عملکرد زعفران در حدود ۰/۱۶ کیلوگرم در هکتار نشان داد و همچنین با افزایش کمبود فشار بخار کاهش عملکرد محصول مشاهده شد. در نهایت به پیش‌بینی عملکرد محصول زعفران برپایه کمبود فشار بخار با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی شامل مدل افزودنی تعمیم یافته، زیرمجموعه تصادفی، جنگل

منابع

- Akbarpour, A., Khorashadizade, O., shahidi, A., & Ghochanian, E. (2014). Performance evaluation of artificial neural network models in estimate production of yield saffron based on climate parameters. *Journal of Saffron Research*, 1(1), 27-35. [In Persian].
<https://doi.org/10.22077/jsr.2013.431>
- Ahmar, S., Gill, R.A., Jung, K.H., Faheem, A., Qasim, M.U., Mubeen, M., & Zhou, W. (2020). Conventional and molecular techniques from simple breeding to speed breeding in crop plants: recent advances and future outlook. *International Journal of Molecular Sciences*. 21 (7), 2590.
<https://doi.org/10.3390/ijms21072590>
- Carella, A., Massenti, R., & Bianco, R. (2023). Testing effects of vapor pressure deficit on fruit growth: a comparative approach using peach, mango, olive, orange, and loquat. *Frontiers in Plant Science*. 14:1294195.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1294195>
- Dai, A., Zhao, T., & Chen, J. (2018). Climate change and drought: a precipitation and evaporation perspective, *Curr. Climate Change Reports*. 4 (3), 301–312. <https://link.springer.com/article/10.1007/s40641-018-0101-6>
- Ding, J., Yang, T., Zhao, Y., Liu, D., Wang, X., Yao, Y., Peng, S., Wang, T., & Piao, S., (2018). Increasingly important role of atmospheric aridity on Tibetan alpine grasslands. *Geophysical Research Letters* 45 (6), 2852–2859.
<https://doi.org/10.1002/2017GL076803>
- FAO, WFP, and IFAD. (2012). The state of food insecurity in the world: economic growth is necessary but not sufficient to accelerate reduction of hunger and malnutrition, food and agricultural organization of the united nations (FAO), the international fund for agricultural development (IFAD), and the world food programming (WFP), FAO, Rome, Italy
- Grossiord, C., Buckley, T.N., Cernusak, L.A., Novick, K.A., Poulter, B., Siegwolf, R.T.W., Sperry, J.S., & McDowell, N.G. (2020). Plant responses to rising vapor pressure deficit. *New Phytologist*. 226 (6), 1550–1566.
<https://doi.org/10.1111/nph.16485>
- Hsiao, J., Swann, A., & kim, S. (2019). Maize yield under a changing climate: the hidden role of vapor pressure deficit. *Agricultural and Forest Meteorology*. 279, 107692.
<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.107692>
- Khozeymehnezhad, H., Farhangfar, H., Behdani, M., & Hassanpour, M. (2016). Assessment of Saffron Farmers Knowledge on the Issues Associated with Irrigation (Case Study: Southern Khorasan). *Saffron Agronomy and Technology*, 4(1), 41-50. <https://doi.org/10.22048/jsat.2016.11896>
- Khorramdel, S., Gheshm, R., Amin Ghafori, A., & Esmaelpour, B. (2014). Evaluation of soil texture and superabsorbent polymer impacts on agronomical characteristics and yield of saffron. *Journal of saffron Research*, 1(2), 120-135. [In Persian].
https://jsr.birjand.ac.ir/article_1555.html
- Konings, A.G., Williams, A.P., & Gentine, P., (2017). Sensitivity of grassland productivity

- to aridity controlled by stomatal and xylem regulation. *Nature Geoscience* 10 (4), 284–288. <https://doi.org/10.1038/ngeo2903>
- Koozehgaran, S., Mousavi Baygi, M., Sanaeinejad, S. H., & Behdani, M.A. (2011). Study of the minimum, average and maximum temperature in South Khorasan to identify relevant areas for Saffron cultivation using GIS. *Journal of Water and Soil*. 25(4), 892-904. [In Persian with English Summary]. <https://doi.org/10.22067/jsw.v0i0.10257>
- Mollafilabi, A., Davari, K. & Amini Dehaghi, M. (2021). Saffron yield and quality as influenced by different irrigation methods. *Scientia Agricola*, 78(1), 1-7. [In Persian]. <https://doi.org/10.1590/1678-992X-2019-0084>
- Nekouie, N., Behdani, M.A & Khashei-Siuki, A., (2014). Predicting saffron yield from meteorological data using expert system, Razavi and South Khorasan Provinces . *Journal of Saffron Research*.2(1),15-33. [In Persian]. <https://doi.org/10.22077/jsr.2015.326>
- Pierce, W., Westerling, A.L., & Oyler, J., (2013). Future humidity trends over the western United States in the CMIP5 global climate models and variable infiltration capacity hydrological modeling system. *Hydrology and Earth System Sciences*. 17, 1833–1850. <https://doi.org/10.5194/hess-17-1833-2013>
- Qiu, R.J., & Katul, G.G., (2020). Maximizing leaf carbon gain in varying saline conditions: an optimization model with dynamic mesophyll conductance. *The Plant Journal*, 101 (3). 543–554. <https://doi.org/10.1111/tpj.14553>
- Rawson, H.M., Begg, J.E., & Woodward, R.G., (1977). The effect of atmospheric humidity on photosynthesis, transpiration and water use efficiency of leaves of several plant species. *Planta* 134, 5–10. <https://doi.org/10.1007/BF00390086>
- Redsma, P., Lansink, A., & Ewert, F. (2009). Economic impacts of climatic variability and subsidies on European agriculture and observed adaptation strategies. *Journal of Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 14, 35-59. <http://dx.doi.org/10.1007/s11027-008-9149-2>
- Sellin, A., Taneda, H., & Alber, M., (2019). Leaf structural and hydraulic adjustment with respect to air humidity and canopy position in silver birch (*Betula pendula*). *Journal of Plant Research*, 132, 369–381. <https://doi.org/10.1007/s10265-019-01106-w>
- Skurichina, M., & Duin, R.P., (2002). Bagging, boosting and the random subspace method for linear classifiers. *Pattern Analysis & Applications* 5 (2), 121–135. <http://dx.doi.org/10.1007/s100440200011>
- van Wijngaarden, W.A., & Vincent, L.A., (2004). Trends in relative humidity in Canada from 1953–2003. *Bull. Am. Meteorological Service of Canada* . 4633–4636.
- Wada, Y., & Bierkens, M.F.P., (2014). Sustainability of global water use: past reconstruction and future projections. *Environmental Research Letters*, 9(10): 104003. <http://dx.doi.org/10.1088/1748-9326/9/10/104003>
- Wang, J., Raza, A., Hu, Y., Buttar, N.A., Shoaib, M., Saber, K., & Ray, R.L. (2022). Development of monthly reference evapotranspiration machine learning models and mapping of Pakistan a comparative study. *Water*. 14 (10), 1666. <https://doi.org/10.3390/w14101666>
- Yuan, W., Zheng, Y., Piao, S., Ciais, P., Lombardozzi, D., Wang, Y., & Yang, S. (2019). Increased atmospheric vapor pressure deficit reduces global vegetation growth. *Science Advances*., 5(8). <https://doi.org/10.1126/sciadv.aax1396>
- Zhang, D., Du, Q., Zhang, Z., Jiao, X., Song, X., & Li, J. (2017). Vapour pressure deficit control in relation to water transport and water productivity in greenhouse tomato production during summer. *Scientific Reports-Nature*, 7(1), 43461. <http://dx.doi.org/10.1038/srep43461>