



Modeling energy and greenhouse gas emissions of rainfed barley production using machine learning in Nazarabad city, Alborz province

Seyed Omid Davodalmosavi¹  Shahin Rafiee²  Ali Jafari³ 

1. Department of Mechanical Engineering of Agricultural Machinery, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran seo.davodalmosavy@ut.ac.ir
2. Department of Mechanical Engineering of Agricultural Machinery, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran shahinrafiee@ut.ac.ir
3. Department of Mechanical Engineering of Agricultural Machinery, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran jafarya@ut.ac.ir

Article Info

ABSTRACT

Article type: Research Article

Article history:

Received: Aug. 13, 2024

Revised: Nov. 19, 2024

Accepted: Dec. 15, 2024

Published online: Summer 2024

Keywords:

*Sensitivity analysis,
Barley,
Energy efficiency,
Machine Learning*

Choosing the correct and appropriate methods of agricultural operations reduces energy consumption and greenhouse gas production in the emissions of agricultural crops. In this study, the amount of energy input, energy output, and greenhouse gas emissions of barley production in Nazarabad city of Alborz province were investigated. Various amounts of inputs and comprehensive information were collected at each stage from planting to harvesting through interviews and filling specialized questionnaires. Energy consumption and emissions were calculated using energy conversion coefficients and greenhouse gas emissions extracted from the sources. According to the obtained results, the average total energy consumption was 14443.16 MJ ha⁻¹. The total global warming potential due to different activities in the farm was 650.77 kg equivalent of carbon dioxide per hectare. The highest emission of greenhouse gases was related to nitrogen fertilizer and diesel fuel. The indices of energy ratio, energy efficiency, energy intensity, and net energy gain were 5.03, 0.34 kg/MJ, 2.91 MJ/Kg, and 58348 MJ, respectively. Energy modeling was done with three methods: decision tree regression, random forest regression, and enhanced gradient regression that, their correlation coefficients were 0.76, 0.79 and 0.76 respectively, and the root mean square errors were calculated 0.04, 0.05 and 0.06 respectively. The results showed that the decision tree regression method is able to predict energy values more accurately. Sensitivity analysis was performed with SHAP and the most influential input on energy prediction was nitrogen fertilizer.

Cite this article: Davodalmosavi, S.O, Rafiee, SH., & Jafari.A. (2023). Modeling energy and greenhouse gas emissions of rainfed barley production using machine learning in Nazarabad city, Alborz province, *Iranian Journal of Biosystem Engineering*, 55 (2), 1-19. <https://doi.org/10.22059/ijbse.2024.377733.665562>

© The Author(s).

Publisher: The University of Tehran Press.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijbse.2024.377733.665562>





EXTENDED ABSTRACT

Background

Today, due to the limitation of fuel reserves, the problem of fuel and energy has become especially acute. The agriculture sector is one of the main consumers of energy, especially oil products. Therefore, the criteria for the productivity of agricultural production and the rational use of resources is to reduce energy consumption. Optimum use of energy is one of the main requirements of sustainable agriculture. The increase in the demand for food production due to population growth will lead to excessive use of chemical fertilizers, agricultural machinery, insecticides and other production inputs, which will ultimately cause environmental problems and public health. The goal of the present study was investigating and modeling the energy and greenhouse gas emissions of barley production in Nazarabad city, Alborz, Iran.

Research Method

In this research, modeling of energy and greenhouse gas emissions in barley cultivation in Nazarabad city was done using machine learning algorithms. The pattern of energy consumption and greenhouse gas production in barley production was investigated. Information was collected through a specialized questionnaire and simple random sampling was used to determine the sample size. Three algorithms of gradient boosting regression, decision tree, and random forest were used in modeling.

Findings

The obtained results showed that the average total energy consumption was 14443.16 MJ/h. The total global warming potential due to different activities in the farm was 10.641 kg eq. CO₂/ha. The highest emission of greenhouse gases was related to nitrogen fertilizer and diesel fuel. The indices of energy ratio, energy efficiency, energy intensity and net energy gain were obtained as 5.03, 0.34 kg/MJ, 2.91 MJ/kg and 58348 MJ respectively. Energy modeling was done with the decision tree, random forest and gradient boosting regression with the correlation values 0.76, 0.79, and 0.76, respectively and relative root mean square of 0.04, 0.05, and 0.06, respectively.

Conclusions

The results showed that the high use of chemical fertilizers not only increases energy consumption; rather, they cause environmental pollution and produce greenhouse gases. Non-renewable energies have the largest share with 83.16% of the total energy consumption. The results of this research showed that by reducing fuel consumption and reducing the consumption of chemical fertilizers, the amount of energy consumption and greenhouse gas emissions can be reduced.

Author Contributions

The idea and design of this research was done by Shahin Rafiei and Ali Jafari. The identification method, software and validation were done by Shahin Rafiei, and the research and collection of information and sources and the writing of the original draft were done by Seyed Omid Davdalmousavi. Project management was done by Shahin Rafiei and Seyed Omid Davdal Mousavi did the review and editing. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Data availability

All data generated or analyzed during this study are available from the corresponding author on request.

Acknowledgments

This research was done by the Department of Biosystem Mechanics and Mechanization of the Agriculture and Natural Resources Campus of Tehran University, for which we are grateful. The authors would like to thank all participants of the present study.

Ethical considerations

The authors avoided data fabrication, falsification, plagiarism, and misconduct.

Conflict of interest

The author declares no conflict of interest.

مدل‌سازی انرژی و انتشارات گازهای گلخانه‌ای تولید محصول جو دیم با بهره‌گیری از یادگیری ماشین در شهرستان نظرآباد، استان البرز

سید امید داودالموسوی^۱ شاهین رفیعی^۲ علی جعفری^۳

۱. کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران. seo.davodalmosavy@ut.ac.ir

۲. نویسنده مسئول، استاد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران. shahinrafiee@ut.ac.ir

۳. استاد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران. jafarya@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	
تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۵/۲۳	انتخاب روش‌های صحیح و مناسب عملیات‌های زراعی باعث کاهش مصرف انرژی و کاهش تولید گازهای گلخانه‌ای در تولیدات محصولات کشاورزی می‌شود. در این مطالعه مقادیر انرژی ورودی، خروجی و انتشار گازهای گلخانه‌ای تولید جو در شهرستان نظرآباد استان البرز مورد بررسی قرار گرفت. مقادیر مختلف کاربرد نهاده‌ها و اطلاعات جامع در هر مرحله از کاشت تا برداشت از طریق مصاحبه و پرسش‌نامه‌های تخصصی جمع‌آوری شد. مقادیر انرژی مصرفی و انتشارات با استفاده از ضرایب تبدیل انرژی و انتشار گازهای گلخانه‌ای استخراج شده از منابع محاسبه شد. باتوجه به نتایج به دست آمده میانگین انرژی کل مصرفی MJ/ha 16/14443 به دست آمد. مقدار پتانسیل گرمایش جهانی کل ناشی از فعالیت‌های مختلف در مزرعه ۶۵۰/۷۷ کیلوگرم معادل کربن دی‌اکسید در هکتار بوده است. بیشترین انتشار گازهای گلخانه‌ای مربوط به کود شیمیایی نیتروژن و سوخت دیزل بوده است. شاخص‌های نسبت انرژی، بهره‌وری انرژی، شدت انرژی و انرژی خالص به ترتیب ۵/۰۳، MJ/kg 91/2، MJ/kg MJ58348 و MJ58348 به دست آمد. مدل‌سازی انرژی با سه روش رگرسیون درخت تصمیم، رگرسیون جنگل تصادفی و رگرسیون گرادینانی تقویت شده انجام شد و ضریب همبستگی آن‌ها به ترتیب برابر ۰/۷۶، ۰/۷۹ و ۰/۷۶ و جذر میانگین مربعات خطای نسبی به ترتیب برابر ۰/۰۴، ۰/۰۵ و ۰/۰۶ محاسبه شد. نتایج نشان داد که روش رگرسیون درخت تصمیم قادر است بادقت بیشتری مقادیر انرژی را پیش‌بینی کند. تحلیل حساسیت با SHAP انجام شد و تأثیرگذارترین نهاده روی پیش‌بینی انرژی کود شیمیایی نیتروژن بود.
واژه‌های کلیدی: تحلیل حساسیت، کارایی انرژی، جو، یادگیری ماشین	

استناد: داودالموسوی، سید امید؛ رفیعی، شاهین؛ و جعفری، علی (۱۴۰۳). مدل‌سازی انرژی و انتشارات گازهای گلخانه‌ای تولید محصول جو دیم با بهره‌گیری از یادگیری ماشین در شهرستان نظرآباد، استان البرز، مجله مهندسی بیوسیستم ایران، ۵۵ (۲)، ۱۹-۱.



<https://doi.org/10.22059/ijbse.2024.377733.665562>

© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijbse.2024.377733.665562>

مقدمه

پیش‌بینی‌های جهانی نشان می‌دهد که تا سال ۲۰۵۰ نیاز به غذا دوبرابر افزایش می‌یابد. امروزه تأمین انرژی و غذا یکی از بااهمیت‌ترین چالش‌های پیشروی ایران و جهان محسوب می‌شود (Looney & Sharifzadeh, 2022). امروزه این مسئله به دلیل محدودیت ذخایر سوخت، مشکل سوخت و انرژی حادث شده است. مشکل تأمین انرژی در بخش کشاورزی به دلیل نیاز به افزایش تولید مواد غذایی که ناشی از رشد جمعیت و رفاه آنان و همچنین کاهش محسوس تعداد ساکنان روستایی است پیچیده و دشوار شده است. کشاورزی به یکی از مصرف‌کنندگان اصلی انرژی به‌ویژه فراورده‌های نفتی تبدیل شده است؛ بنابراین ملاک بهره‌وری تولیدات کشاورزی و استفاده منطقی از منابع، کاهش مصرف انرژی است (Apazhev et al, 2022). در واقع سرمایه‌گذاری در توسعه سیستم‌های مدیریت انرژی ضروری است. شیوه‌های کشاورزی امروزه هنوز فاقد اقدامات بهینه‌سازی انرژی است که منجر به مصرف انرژی بالا می‌شود و لازم است که جامعه پژوهشی به این مشکل رسیدگی کند. صنعت کشاورزی به‌عنوان دومین تولیدکننده گازهای گلخانه‌ای (GHGs) در نظر گرفته می‌شود که ۲۱ درصد از کل انتشار گازهای گلخانه‌ای را تشکیل می‌دهد (Abrishambaf et al, 2019). آمارهای ارائه‌شده به استفاده از سوخت‌های فسیلی به‌عنوان عامل مهمی در انتشار گازهای گلخانه‌ای در بخش کشاورزی که بین ۱۴ تا ۳۰ درصد است اشاره می‌کند که در آن از سوخت‌های فسیلی علاوه بر استفاده مستقیم برای تولید کودهای شیمیایی و برای پمپاژ آب و آبیاری استفاده می‌شود (Abrishambaf et al, 2019). متوسط مصرف انرژی در کشاورزی ایران سه برابر بیشتر از سطح جهانی است (Farajian et al, 2018) و نیز میزان تولید CO₂ خالص حاصل فعالیت‌های کشاورزی در ایران حدود چهار درصد گزارش شده است؛ بنابراین در بخش کشاورزی می‌توان با اتخاذ یک سری اقدامات، مانند استفاده بهینه و کاهش مصرف منابع و نهادها و افزایش عملکرد تولید به کاهش انتشار کل گازهای گلخانه‌ای کمک کند. استفاده بهینه از منابع و نهاده‌ها یکی از اساسی و مهم‌ترین اهداف کشاورزی پایدار به شمار می‌رود (Kheiralipour, 2022).

در خصوص مصرف انرژی و انتشار گازهای گلخانه‌ای در بخش کشاورزی مطالعات مختلفی در ایران و جهان صورت گرفته است. واحدی و ظریف نشاط (۲۰۲۱) جریان انرژی گندم آبی را در مناطق مختلف استان‌های البرز، اصفهان، اردبیل، خراسان رضوی، خوزستان، گلستان و همدان مقایسه کردند و میانگین انرژی ورودی ۵۸۳۰۸/۸۳ مگاژول بر هکتار، انرژی ستانده ۱۳۶۰۹۲/۱۵ مگاژول بر هکتار، کارایی انرژی ۲/۸۷ کیلوگرم بر مگاژول، بهره‌وری انرژی ۰/۲۱۲ کیلوگرم بر مگاژول و افزوده خالص انرژی ۷۷۷۸۳/۳۱ مگاژول بر هکتار به دست آوردند. بیشترین سهم انرژی نهاده‌های مصرفی در استان‌های خراسان رضوی و اصفهان مربوط به انرژی آب بوده و در استان‌های البرز، اردبیل، خوزستان، گلستان و همدان مربوط به انرژی کودهای شیمیایی بوده است (Vahedi & Zarifneshat, 2021). غلامرضایی و همکاران (۱۴۰۰) در مطالعه‌ای با ارزیابی شاخص‌های انرژی و زیست‌محیطی در تولید شکر از چغندر قند دریافتند که برای تولید یکصد تن شکر، به طور متوسط ۴۷۸۸۶۹۰/۱۲ مگاژول انرژی مصرف می‌گردد. در مطالعه‌ای در ایلام میزان مصرف انرژی برای تولید یک‌تن نان برابر با ۲۲۶۲۲/۷۰ مگاژول بوده است (Kheiralipour & Sheikhi, 2021). شاخص انرژی خالص در مطالعه‌ای در تولید گندم آبی حدود ۱۱۱ گیگاژول بر هکتار به دست آمد (Pourmehdi & Kheiralipour, 2024). مطالعه‌ای در شهرستان بوکان در استان آذربایجان غربی بر روی مصرف انرژی مرغ گوشتی انجام شد مصرف انرژی کل برابر با ۳۴۴۵۷۹/۵۸ مگاژول بر هکتار به دست آمد (Ramedani et al, 2019). ملایی و همکاران در مطالعه‌ای کل انرژی مصرفی برای تولید گندم دیم را برابر با ۱۲/۴۹ گیگاژول بر هکتار به دست آوردند (ملایی و همکاران، ۱۳۸۷). در مطالعه‌ای انرژی کل مصرفی در تولید گشنیز برابر با ۲۵۴۸۵ مگاژول بر هکتار به دست آمد (Dekamin et al, 2022). منافی دستجردی و لاری در مطالعه خود جریان انرژی مزارع گندم در شهرستان‌های البرز را بررسی و مقایسه کردند نتایج نشان داد که بین انرژی ورودی کشت گندم در چهار منطقه، کودهای شیمیایی ۲۸۱۷۶ مگاژول بر هکتار و سوخت ۲۲۱۵۴ مگاژول بر هکتار بالاترین و نیروی انسانی ۸۵ مگاژول بر هکتار پایین‌ترین مصرف انرژی را داشتند. در این مطالعه بازده انرژی در مزارع نظرآباد ۲/۷۴، کرج ۲/۵۷، اشتهارد ۲/۲۳ و ساوجبلاغ ۲/۵ به دست آمد. در مجموع نتایج مطالعه نشان داد که مزارع گندم شهرستان نظرآباد در مصرف انرژی کارآمدتر و مدیریت بهتری نسبت به سه شهرستان دیگر داشتند (Manafi dastjerdi & Larry, 2015). پاینده و همکاران در استان کرمانشاه بر روی مصرف و بهینه‌سازی انرژی کشت جو و انتشارات گازهای گلخانه‌ای برای تولید این محصول تحقیقی انجام دادند. نتایج این تحقیق نشان داد که مقدار مصرف شده انرژی برابر با ۱۳۴۴۳ مگاژول بر هکتار و کاهش کود نیتروژن، سوخت دیزل و کود فسفات بیشترین امکان را برای صرفه‌جویی در انرژی ارائه می‌دهد و به ازای تولید یک‌تن جو انتشاراتی معادل ۱۹۴ کیلوگرم CO₂ تولید شده است (Payandeh et al, 2021). مطالعه مرادی و پور قاسمیان نشان داد که در تولید سه محصول گندم، جو و ذرت میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای

ناشی از مصرف کود نیتروژن بیشتر از دیگر نهاده‌ها بود. میزان انتشار CH_4 , N_2O و CO_2 در گندم بیشتر از ذرت و ذرت بیشتر از جو بود (Moradi & Pourghasemian, 2017). همچنین یوسفی و همکاران مطالعه خود به این نتیجه رسیدند که کل انتشار CH_4 , N_2O و CO_2 در سیستم‌های تولید گندم آبی به ترتیب $۱/۸۷$ ، $۳۱/۱۸$ و $۱۹۸۱/۲۵$ کیلوگرم در هکتار است (Yousefi et al, 2016). در حال حاضر صنعت کشاورزی برای تولید محصولات سالم‌تر، کنترل آفات، سازمان‌دهی و قابل‌درک کردن داده‌ها برای کشاورزان به سمت استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین رفته است (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018). یادگیری ماشین با الهام از فرایند یادگیری در انسان، با استفاده از مثال‌ها و تجربیات به کسب دانش و مهارت‌های جدید می‌پردازد، کاری که رایانه‌ها آن را با پردازش بیشتر و فرایند به‌مراتب سریع‌تری انجام می‌دهند. یادگیری ماشین، شاخه‌ای از هوش مصنوعی بوده که با توجه به تعریف، دانشی در حوزه علوم رایانه است و به‌وسیله آن می‌توان با پردازش داده‌ها به اطلاعات ارزشمندی دست‌یافت (Zhang, 2020). الگوریتم‌های یادگیری ماشین در بخش کشاورزی کاربرد زیادی داشته است. در پژوهشی باهدف کمک به کشاورزان برای به حداکثر رساندن سود با ارائه پیش‌بینی‌هایی بر روی محصولات از اینترنت اشیا با مجموعه داده‌ها شامل جزئیات عملکرد محصول در هکتار، میانگین حداقل و حداکثر دما، بارندگی، محدوده سال و منطقه استفاده شده است با پردازش این داده‌ها، الگوریتم‌ها نتیجه‌ای را ارائه می‌دهند که خروجی سودآور ترجیحی را پیش‌بینی می‌کند (Dewi & Chen, 2020). در مطالعه‌ای برای پیش‌بینی عملکرد ذرت سیلویی از یادگیری ماشین و از رگرسیون تقویت‌شده (BRT)، رگرسیون جنگل تصادفی (RFR) و رگرسیون فرایند گاوسی (GPR) استفاده شده است (Aghighi et al, 2018).

در مطالعه‌ای دیگر برای پیش‌بینی عملکرد برنج از شبکه عصبی (ANNLR)، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (ANNMLP) و شبکه عصبی احتمالی (ANNPNN) استفاده شده است (Zhang et al, 2019). استاس و همکاران مقایسه‌ای از دو روش یادگیری ماشین درختان رگرسیون تقویت‌شده (BRT)، ماشین‌های بردار پشتیبانی (SVM) برای پیش‌بینی عملکرد گندم زمستانه در چین ارائه کرد نتایج مقایسه که مبتنی بر خطای اعتبارسنجی RMSE بود، نشان داد که مدل BRT به طور مداوم از SVM بهتر عمل می‌کند (Stas et al, 2016). در مطالعه‌ای دیگر هرمانز و همکاران دو روش درختان رگرسیون تقویت‌شده (BRT) و جنگل تصادفی (RFR) را برای ارزیابی دقت عملکرد گندم استفاده کردند مقایسه روش‌ها بر اساس شاخص‌های R^2 و RMSE بود. نتایج نشان داد که BRT از RF بهتر عمل می‌کند (Heremans et al, 2015). تامان کومار و همکاران در مطالعه‌ای در هند برای پیش‌بینی عملکرد محصول گندم از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مثل جنگل تصادفی (RFR)، رگرسیون گرادین تقویت‌شده (GBR)، رگرسیون ساده (SR) و رگرسیون چندجمله‌ای (PR) استفاده کردند RMSE به ترتیب برابر با $۷۳۳/۱۹$ ، $۶۶۳/۴$ ، $۶۷۲/۵۷$ و $۱۰۵۰/۲۱۲۱$ بود (Kumar et al, 2021). مقالاتی برای پیش‌بینی نیتروژن و رطوبت خاک (Morellos et al, 2016)، مدل‌سازی تولید برنج (Su & Yan, 2017) از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در کشاورزی استفاده کرده‌اند.

بررسی مقالات نشان می‌دهد که تاکنون مطالعه‌ای در مورد مدل‌سازی انرژی با یادگیری ماشین در کشاورزی و محصول جو در شهرستان نظرآباد انجام نشده است. هدف از این مطالعه محاسبه شاخص‌های انرژی محصول جو و مدل‌سازی مصرف انرژی و هزینه تولید محصول جو بر اساس نهاده‌های مصرفی با بهره‌گیری از یادگیری ماشین و الگوریتم رگرسیون درخت تصمیم (DTR)، رگرسیون گرادین تقویت‌شده (GBR) و رگرسیون جنگل تصادفی (RFR) در شهرستان نظرآباد استان البرز، ایران، می‌باشد.

مواد و روش‌ها

جمع‌آوری اطلاعات و پردازش داده‌ها

گندم، برنج و جو از سه غلات مهم هستند. محصول جو در ایران با میزان تولید حدود $۰/۶$ میلیون تن، سهم $۱۳/۲$ درصد از کل میزان تولید محصولات زراعی دیم را دارا است. استان البرز با میزان تولید ۲۷ هزار تن حدود $۴/۴۲$ درصد از کل تولیدات جو در کشور را تشکیل می‌دهد (MAJ, 2022). شهرستان نظرآباد در ناحیه غرب استان البرز با مساحتی حدود ۶۰۱ کیلومترمربع در موقعیت جغرافیایی ۳۵ درجه و $۴۵/۷۰$ دقیقه تا ۳۶ درجه و $۲/۵۰$ دقیقه عرض شمالی و ۵۰ درجه و $۲۰/۵۰$ دقیقه تا ۵۰ درجه و $۴۱/۲۰$ دقیقه طول شرقی قرار دارد. این

منطقه حدود ۱۷۵۵۲ هکتار از اراضی زراعی استان را شامل می‌شود. منطقه نظرآباد با میانگین بارندگی سالیانه ۲۳۸ میلی‌متر و میانگین دمای سالیانه ۲/۱۴ درجه سانتی‌گراد در اقلیم خشک و نیمه‌خشک قرار دارد (MAJ, 2022). داده‌های مطالعه حاضر از نواحی روستایی این شهرستان در سال زراعی ۱۴۰۱-۱۴۰۰ از طریق مصاحبه با کشاورزان و پر کردن پرسش‌نامه‌های تخصصی و مراجعه به اداره جهاد کشاورزی استان البرز و در صورت نیاز شهرستان مربوطه و همچنین از طریق مراجعه به سایت وزارت جهاد کشاورزی جمع‌آوری شد. اندازه نمونه از طریق رابطه آماری کوکران (۱) محاسبه شد (Amirahmadi et al, 2022).

$$n = \frac{Nt^2S^2}{Nd^2 + t^2S^2} \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن N، اندازه جامعه آماری یا تعداد کشاورزان منطقه مورد مطالعه، t ضریب اطمینان قابل قبول که با فرض نرمال بودن توزیع صفت مورد نظر از جدول t-استیودنت به دست می‌آید. S^2 برآورد واریانس صفت مورد مطالعه در جامعه، d دقت احتمالی مطلوب (نصف فاصله اطمینان) و n حجم نمونه است. حجم کل جامعه ۹۰ بوده است که بر طبق این رابطه اندازه نمونه برای این تحقیق ۶۷ به دست آمد که برای اطمینان بیشتر ۸۵ در نظر گرفته شد. بنابراین تعداد ۸۵ پرسشنامه تهیه و به‌طور کاملاً تصادفی در منطقه مطالعاتی پر شد.

محاسبات انرژی مصرفی نهاده‌ها و شاخص‌های انرژی

نهاده‌های ماشین، سوخت دیزل، کودهای شیمیایی، سموم شیمیایی و بذر به‌عنوان ورودی‌ها به‌منظور محاسبه مقدار انرژی مصرفی تعیین شدند و محصول نهایی جو، به‌عنوان خروجی در این مطالعه در نظر گرفته شد. ضرایب انرژی مربوط به هر یک از نهاده‌های ورودی در جدول (۱) آمده است. در این مطالعه، تولید محصول جو در شهرستان نظرآباد در یک سال زراعی بررسی شده است. برای محاسبه انرژی مصرفی نهاده‌های ورودی با ضرب مقدار مصرف‌شده نهاده در واحد سطح در ضریب انرژی مربوطه به‌دست‌آمده است.

جدول ۱. نهاده‌های ورودی و هم‌ارز انرژی آن‌ها

عنوان	ضرایب انرژی (MJ/Unit)	واحد	مرجع
الف) نهاده‌ها			
ماشین‌ها			
تراکتور	۹۳/۶۱	kg	Canakci et al., (2005)
ادوات	۶۲/۷	kg	Canakci et al., (2005)
سوخت دیزل	۵۶/۳۱	L	Kaab et al., (2019)
سموم شیمیایی			
حشره‌کش	۱۹۹	kg	Elhami et al., (2021)
علف‌کش	۲۳۸	kg	Elhami et al., (2021)
کود شیمیایی			
نیتروژن	۶۶/۱۴	kg	Rafiee et al., (2010)
فسفات	۱۲/۴۴	kg	Rafiee et al., (2010)
پتاس	۶/۷	kg	Rafiee et al., (2010)
کود حیوانی	۰/۳	kg	Rafiee et al., (2010)
بذر جو	۱۴/۷	kg	Jat et al., (2020)
ب) ستانده			
جو	۱۴/۷	kg	Jat et al., (2020)

در این مطالعه برای محاسبه انرژی ماشین‌ها از رابطه (۲) استفاده شد برای محاسبه انرژی ماشین‌ها از روابط مختلفی در مطالعات استفاده شده است ولی همه آن‌ها مقداری تقریباً مشابه را محاسبه می‌کنند (Davodalmosavi et al, 2024).

$$ME = E \times \frac{G}{T} \times Q_n \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن، ME: انرژی تراکتور برحسب مگاژول بر هکتار، E: انرژی تولید تراکتور که برابر با عدد ثابت برای تراکتور ۹۳/۶۱ مگاژول

بر کیلوگرم است، G : وزن ماشین برحسب کیلوگرم، T : عمر مفید ماشین برحسب ساعت و Q_h : میزان کل ساعات کار ماشین در یک فصل زراعی در هکتار است.

برای مطالعه و مقایسه سامانه‌های انرژی با یکدیگر شاخص‌های آماری بهترین ابزار هستند. سه شاخص مهم انرژی وجود دارد باتوجه به مقادیر انرژی‌های ورودی و خروجی به دست آمده از طریق ضرایب انرژی و فرمول‌های ذکر شده مقادیر شاخص‌های انرژی شامل نسبت انرژی (ER) که بیانگر نسبت بین کالری گرمایی محصولات خروجی و کل انرژی مصرفی و ورودی تولید است. این شاخص فاقد واحد و بدون بُعد است و مقدار انرژی به دست آمده به ازای هر واحد مصرف انرژی برای تولید را نشان می‌دهد، بهره‌وری انرژی (EP) بیان کننده مقدار تولید محصول به ازای هر واحد انرژی مصرف شده است، شدت انرژی (EI) نشان دهند مصرف انرژی برای تولید یک واحد از محصول است. این شاخص بسته به نوع محصول کشاورزی، موقعیت، و زمان متفاوت است و می‌تواند به عنوان شاخصی برای ارزیابی کارایی مصرف انرژی در سامانه‌های گوناگون تولید مورد نظر باشد و افزوده خالص انرژی یا انرژی خالص (NEG)، تفاضل بین انرژی ناخالص تولید شده و کل انرژی مورد نیاز برای تولید است. به ترتیب با استفاده از روابط (۳) تا (۶) محاسبه شدند (Maarefi et al., 2022; Pourmehdi & Kheiralipour, 2023).

$$ER = \frac{E_{out}}{E_{in}} \quad \text{رابطه ۳}$$

$$EP = \frac{Y}{E_{in}} \quad \text{رابطه ۴}$$

$$SE = \frac{E_{in}}{Y} \quad \text{رابطه ۵}$$

$$NEG = E_{out} - E_{in} \quad \text{رابطه ۶}$$

که در آن، E_{out} انرژی خروج (MJ/ha)، E_{in} انرژی ورودی (MJ/ha) و Y عملکرد محصول (kg/ha) است.

محاسبه انتشارات گازهای گلخانه‌ای

برای تولید محصولات کشاورزی نیاز به استفاده از بسیاری از نهاده‌های ورودی مانند کودهای شیمیایی و سموم و حامل‌های انرژی مانند گاز طبیعی و سوخت دیزل می‌باشد. تولید، ذخیره‌سازی و توزیع ورودی‌های کشاورزی و بهره‌گیری از آن‌ها با ماشین‌آلات کشاورزی منجر به احتراق سوخت فسیلی و استفاده از انرژی می‌شود که CO_2 و دیگر گازهای گلخانه‌ای را به جو وارد می‌کند برای تعیین میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای دی‌اکسید کربن (CO_2)، نیتروژن اکسید (N_2O) و متان (CH_4) با استفاده از ضرایب انتشار جدول (۲) که از طریق روابط استخراج شده از منابع گوناگون به دست آمد، محاسبه شد. در رابطه با آفت‌کش‌ها تنها ضریب انتشار برای CO_2 در منابع یافت شد. برای محاسبه شاخص پتانسیل گرمایش جهانی طبق رابطه (۷) میزان گاز نیتروژن اکسید با ضریب ۳۱۰ و متان با ضریب ۲۱ در محاسبات وارد شد. این شاخص به صورت معادل دی‌اکسید کربن بیان می‌گردد.

$$GWP = CO_2 flux + (N_2O flux \times 30) + (CH_4 flux \times 21) \quad \text{رابطه ۷}$$

که در این معادله GWP : پتانسیل گرمایش جهانی (کیلوگرم معادل دی‌اکسید کربن در هکتار)، $CO_2 flux$: انتشار دی‌اکسید کربن حاصل از مصرف نهاده‌ها، $N_2O flux$: انتشار نیتروژن اکسید حاصل از مصرف نهاده‌ها، $CH_4 flux$: انتشار متان حاصل از مصرف نهاده‌ها می‌باشد (Moradi & Pourghasemian, 2017).

- 1 Energy Ratio
- 2 Energy Productivity
- 3 Energy intensity
- 4 Net Energy

جدول ۲. ضرایب مربوط به گازهای گلخانه‌ای

مرجع	CH ₄ (g/Unit)	N ₂ O(g/Unit)	CO ₂ (g/Unit)	واحد	عنوان
Kramer et al., (1999)	۵/۲۰	۰/۷۰	۳۵۶۰	L	سوخت دیزل
Lal., (2004)	-	-	۵۱۰۰	kg	حشره‌کش
Lal., (2004)	-	-	۶۳۰۰	kg	علف‌کش
nyder et al., (2009)	۳/۷۰	۰/۰۳	۳۱۰۰	kg	کود ازت
Snyder et al., (2009)	۱/۸۰	۰/۰۲	۱۰۰۰	kg	کود فسفات
Snyder et al., (2009)	۱/۰۰	۰/۰۱	۷۰۰	kg	کود پتاس
IPCC., (1995)	۲۱	۳۱۰	۱	g	معادل کل برحسب CO ₂

مدل‌سازی با الگوریتم یادگیری ماشین

درخت تصمیم روشی برای دسته‌بندی داده‌ها به شکل یک نمودار درختی است. یک مدل درخت تصمیم‌گیری از یک گره ریشه و چندین گره شاخه تشکیل شده است؛ نقطه شروع نمودار از گره ریشه است. درخت تصمیم، یک فرایند دومرحله‌ای است. (Sadr & Eslami, 2021) مرحله یادگیری، خود طی دو گام اساسی رشد و هرس انجام می‌شود. در طول فرایند رشد، الگوریتم درخت تصمیم می‌بایست به صورت مکرر مؤثرترین روش به منظور تقسیم کردن مجموعه ویژگی‌ها به فرزندان را بیابد. مرحله هرس برای جلوگیری از پردازش بیش از حد و بزرگ‌شدن درخت تصمیم که باعث پیچیدگی و افزایش تعداد قوانین اگر - آنگاه می‌شود، صورت می‌گیرد (Wei et al, 2018).

در روش جنگل تصادفی تعدادی مدل ضعیف مثل درخت تصمیم به صورت مستقل آموزش داده می‌شود و سپس نتایج مدل‌ها ترکیب می‌شوند تا یک مدل قوی‌تر و بهتر بسازند. در جنگل تصادفی، هر مدل ضعیف با استفاده از یک زیرمجموعه تصادفی از داده‌ها آموزش داده می‌شود و با افزایش تعداد مدل‌های ضعیف و ترکیب نتایج آنها، جنگل تصادفی قادر به تشخیص الگوهای بهتر و پیچیده‌تر است. همچنین، این روش قابلیت تعمیم بالایی دارد و در مواجهه با داده‌های جدید نیز عملکرد خوبی دارد. در جنگل تصادفی درخت‌های تصمیم زیادی تولید می‌شود (Davodalmosavi et al, 2023). الگوریتم رگرسیون گرادیان تقویت‌شده یک روش یادگیری است که برای رفع ضعف یادگیرنده‌های ماشین استفاده می‌شود. این روش برای رفع مشکلات طبقه‌بندی و رگرسیون به کار می‌رود. در این روش با استفاده از ترکیب تعدادی مدل ضعیف به صورت متوالی تلاش می‌شود که خطاها تا حد زیادی کاهش پیدا کند و یک مدل قوی‌تر ایجاد شود. این روش برگرفته از روش درخت تصمیم است که یادگیرنده‌های ضعیف موجود بعد از دریافت وزن بیشتر، به درخت بعدی منتقل می‌شوند تا پیش‌بینی‌های هر درخت از درخت قبلی بهتر باشد (Nie et al, 2021).

در مطالعه حاضر باهدف، پیش‌بینی و شناخت الگوی مصرف انرژی و انتشارات کربن دی‌اکسید با الگوریتم‌های یادگیری ماشین مدل‌سازی شد ابتدا داده‌ها برای مدل‌سازی به دو مجموعه به صورت تصادفی تقسیم‌شدن، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمایش و سپس با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون الگوریتم‌های یادگیری درخت تصمیم، جنگل تصادفی و رگرسیون گرادیان تقویت‌شده به صورت جداگانه آموزش داده شد. برای ارزیابی میزان دقت مدل‌ها با ساختارهای مختلف شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و جذر میانگین مربعات خطای نسبی (RRMSE) با استفاده از روابط (۸) تا (۱۰) محاسبه شدند (Sadr & Islami, 2021).

$$R^2 = \frac{\sum(t - \bar{t})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(t - \bar{t})^2 \sum(y - \bar{y})^2}} \quad \text{رابطه ۸}$$

$$RMSE = \left[\frac{\sum(y - t)^2}{N} \right]^{1/2} \quad \text{رابطه ۹}$$

$$RRMSE = \frac{RMSE}{\bar{t}} \quad \text{رابطه ۱۰}$$

که در این روابط، t مقادیر مشاهداتی، \bar{t} میانگین مقادیر مشاهداتی، y مقادیر تخمین زده شده و \bar{y} میانگین مقادیر تخمین زده شده و N تعداد مشاهدات است.

تحلیل حساسیت

به مطالعه تأثیرپذیری متغیرهای خروجی از متغیرهای ورودی یک مدل تحلیل حساسیت می‌گویند. تفسیر خروجی‌های مدل از مهم‌ترین مراحل در مدل سازی هست. مدل‌های یادگیری ماشین مانند جعبه‌های سیاه برای تصمیم‌سازی و اهداف علمی هستند یکی از راه‌های درک رفتار این الگوریتم‌ها ساختن مدل‌های توضیحی ساده‌تر و قابل تفسیر هست (Slack et al, 2020). تحلیل حساسیت در این پژوهش به دنبال شناسایی و تعیین درجه اهمیت هر یک از پارامترهای ورودی بر پیش‌بینی با استفاده از روش SHAP هست. Van den Broeck et al (2022) یک نوع توضیح SHAP برای مدل‌های یادگیری ماشین مانند درخت‌های تصمیم‌گیری، جنگل‌های تصادفی و تقویت گرادیان را پیشنهاد کردند. این تجزیه و تحلیل یک روش برای نشان دادن اهمیت توصیف‌کننده ورودی (مستقل) در نتایج پیش‌بینی (وابسته) است. روش SHAP مشخص می‌کند که اگر تصمیم‌گیرندگان می‌خواهند نتایج را در آینده تغییر دهند، چه ویژگی‌هایی را باید تغییر دهند. روش SHAP مبتنی بر نظریه بازی (درک ماهیت ارتباطات) میانگین سهم هر پارامتر ورودی را در خروجی نشان می‌دهد. علاوه بر اهمیت مقدار SHAP، این روش می‌تواند نشان دهد که چگونه هر پارامتر ورودی (منفی یا مثبت) روی متغیر خروجی اثر می‌گذارد. در این مورد، SHAP ورودی را کمی تغییر می‌دهد و تغییرات را در پیش‌بینی آزمایش می‌کند، اگر پیش‌بینی مدل با تغییر جزئی مقدار ورودی برای یک ویژگی تغییر چندانی نداشته باشد، آن ویژگی برای آن نقطه داده خاص ممکن است پیش‌بینی‌کننده مهمی نباشد.

نتایج و بحث

تجزیه و تحلیل انرژی و انتشارات

میانگین انرژی نهاده‌های مصرف‌شده و ستانده تولیدی با استفاده از ضرایب انرژی مربوطه به دست آمد و نتایج در جدول (۳) آمده است. ستانده محصول خروجی و نهاده‌های ورودی میزان استفاده از ماشین‌ها و بذر و انواع کودها و سموم شیمیایی بوده است. میزان کل انرژی مصرفی در تولید ۱۴۴۴۳/۱۶ مگاژول بر هکتار به دست آمد. طبق اطلاعات جدول (۳) سهم هر نهاده متفاوت بود و انرژی کود شیمیایی نیتروژن با حدود ۴۹ درصد از کل انرژی مصرفی بیشترین سهم از مصرف انرژی است. مصرف انرژی بذر و سوخت دیزل با ۱۶/۸۳ و ۱۶/۳۲ درصد در رده دوم و سوم بیشترین انرژی‌های مصرفی قرار دارند در مطالعه‌ای مشابه برای محصول گندم و جو دیم در منطقه آق‌قلا در استان گلستان نتایج نشان داد که سوخت دیزل و بذر بیشترین سهم از مصرف انرژی را شامل می‌شدند (فیض‌بخش و همکاران، ۱۳۹۷). طالقانی و همکاران در پژوهشی در مشهد مقدار کل انرژی مصرفی برای جو را ۲۸۶۴۸ مگاژول بر هکتار و برای ذرت علوفه‌ای ۴۳۴۹۰ مگاژول بر هکتار به دست آوردند و بیشترین انرژی مصرفی مربوط به سوخت دیزل، کود نیتروژن و برق بوده است (Taleghani et al, 2020).

جدول ۳. نهاده‌های ورودی و انرژی آن‌ها

عنوان	انرژی (MJ/h)	سهم (درصد)
الف) نهاده‌ها		
ماشین و تراکتور	۵۱۱/۴۲	۳/۵۴
سوخت دیزل	۲۳۴۴/۳۲	۱۶/۳۲
حشره‌کش	۲۶۹/۵۴	۱/۸
علف‌کش	۳۶۴/۴۳	۲/۵
نیتروژن	۷۰۴۹/۸۸	۴۸/۸۱
فسفات	۱۰۵۸/۱۷۸	۷/۵۱
پتاس	۳۸۶/۵۰	۲/۶۷
بذر جو	۲۴۳۱/۸۷	۱۶/۸۳
کل	۱۴۴۴۳/۱۶	۱۰۰
ب) ستانده‌ها		
جو	۷۲۷۹۱/۵۷	۱۰۰

در مطالعه‌ای مشابه نتایج نشان داد در تولید گندم آبی در بین نهاده‌های ورودی، میزان کود نیتروژن با ۳۷/۳۸ درصد بیشترین سهم

را دارد (Taghinazhad et al, 2019). سموم شیمیایی مانند حشره کش و علف کش به ترتیب با ۱/۸ و ۲/۵ درصد سهم اندکی را از انرژی مصرفی دارند. ر این رابطه می توان گفت که به دلیل هزینه بیشتر کود حیوانی و سخت بودن استفاده آن کشاورزان به استفاده از کودهای شیمیایی روی آورده اند. با توجه به جدول (۴) میزان کل انتشارات CO₂ برای تولید جو ۶۲۲/۷۳ کیلوگرم در هکتار و انتشارات N₂O، ۰/۰۳۴ کیلوگرم در هکتار و برای CH₄، ۰/۸۲ کیلوگرم در هکتار بوده است و میزان پتانسیل گرمایش جهانی ۶۵۰/۷۷ کیلوگرم معادل کربن دی اکسید در هکتار بوده است.

جدول ۴. نهاده های ورودی و انتشارات

عنوان	CH ₄ (g)	N ₂ O(g)	CO ₂ (g)
سوخت دیزل	۲۱۶/۴۸	۲۹/۱۴	۱۴۸۲۱۱
حشره کش	-	-	۹۳۳۹
علف کش	-	-	۷۱۳۵
نیتروژن	۳۹۴/۳۸	۳/۱۹	۳۳۰۴۳۰
فسفات	۱۵۷/۰۱	۱/۷	۸۷۳۳۲
پتاس	۵۷/۶۸	۰/۵	۴۰۳۸۰
کل	۸۲۵/۵۵	۳۴/۵۳	۶۲۲۷۳۰
معادل کل بر حسب CO ₂	۱۷۳۳۶/۵۵	۱۰۷۰۴/۳	۶۲۲۷۳۰

باتوجه به روابط مربوطه و انرژی های ورودی و خروجی شاخص های نسبت انرژی، بهره وری انرژی، شدت انرژی، و افزوده خالص انرژی محاسبه شدند و نتایج در جدول (۵) آورده شد. مقادیر این شاخص ها به ترتیب ۵/۰۳، ۰/۳۴ کیلوگرم بر مگاژول، ۲/۹۱ مگاژول بر کیلوگرم و انرژی خالص برابر ۵۸۳۴۸ مگاژول به دست آمد. در مطالعه ای ضیایی و همکاران در استان سیستان و بلوچستان کارایی انرژی برای محصول جو را ۱/۹۴ و بهره وری انرژی را ۰/۰۶۶ به دست آوردند و همچنین در این مطالعه انرژی ویژه ۱۵/۱۴ و انرژی خالص ۲۴۱۴۵/۰۷ به دست آمد (Ziyai et al, 2013). در مطالعه ای دیگر در همدان کارایی انرژی ۲/۸۶ به دست آمده است (Mobtaker et al, 2010).

جدول ۵. مقادیر شاخص های انرژی

عنوان (واحد)	مقدار
نسبت انرژی (بدون بعد)	۵/۰۳
بهره وری انرژی (kg/MJ)	۰/۳۴
شدت انرژی (MJ/kg)	۲/۹۱
افزوده خالص انرژی (MJ)	۵۸۳۴۸

شکل های انرژی

انرژی های ورودی و مصرفی در تولید محصولات شامل انرژی های مستقیم و غیرمستقیم هستند. این انرژی های می توانند تجدیدپذیر یا تجدیدناپذیر باشند. تمام انرژی هایی که طی عملیات کاشت، داشت و برداشت به گونه ای به طور مستقیم در مزرعه مصرف می شود را انرژی مستقیم می گویند و انرژی غیرمستقیم شامل انرژی مصرفی در مراحل ساخت و تولید مواد و نهاده ها مورد استفاده در کشاورزی است. انرژی های تجدیدپذیر به انرژی هایی گفته می شود قابلیت برگشت مجدد را به طبیعت دارند؛ اما انرژی های تجدیدناپذیر این ویژگی را ندارند (Heydari Sultanabadi, 2023). انرژی غیرمستقیم شامل انرژی لازم برای تولید کود، سموم شیمیایی و آفت کش ها، بذرها و ماشین آلات کشاورزی می باشد. انرژی مستقیم نیز شامل انرژی سوخت دیزل می باشد. از انرژی های تجدیدناپذیر می توان به انرژی برای تولید کودها و نهاده ها و ساخت ماشین آلات و سوخت ها اشاره کرد و از انرژی تجدیدپذیر می توان انرژی بذر و نیروی انسانی را نام برد (Fabiani et al, 2020). انواع و مقادیر اشکال انرژی برای این مطالعه در جدول (۶) آمده است. انرژی های تجدیدناپذیر ۸۳/۱۶ درصد و انرژی غیرمستقیم ۸۳/۷۶ درصد از کل انرژی مصرفی را تشکیل می دهد در پژوهشی مشابه فان و همکاران به این نتیجه رسیدند که در بخش کشاورزی بیشترین میزان انرژی به صورت غیرمستقیم مصرف می شود (Fan et al, 2020).

جدول ۶. شکل‌های مختلف انرژی در تولید جو

انواع	مقدار (MJ)	سهم از کل انرژی ورودی (درصد)
انرژی‌های تجدیدپذیر	۲۴۳۱/۸۸	۱۶/۸۳
انرژی‌های تجدیدناپذیر	۱۲۰۱۱/۳۰	۸۳/۱۶
انرژی‌های مستقیم	۲۳۴۴/۳۳	۱۶/۲۳
انرژی‌های غیرمستقیم	۱۲۰۹۸/۸۰	۸۳/۷۶

هایپرپارامتر

هایپرپارامترها باید ابتدا و قبل از آموزش، مشخص شوند. پارامتری که از آن برای کنترل فرایند یادگیری استفاده می‌شود ابر پارامتر یا هایپرپارامتر می‌گویند. برای درک بهتر می‌توان تعداد و اندازه لایه‌های مخفی در شبکه عصبی، را مثال زد که هایپرپارامتر هستند. هایپرپارامتر تعداد درختان تصمیم در الگوریتم جنگل تصادفی است.

در پایتون با استفاده از کتابخانه‌ها، هایپرپارامترهای پیش فرضی برای هر مدل در نظر گرفته می‌شود؛ اما معمولاً این مقادیر، برای مسئله موردنظر ما بهینه نیستند و بهترین هایپرپارامترها را با تجربه و خطا می‌توان به دست آورد. ابر پارامترها در اصل باعث افزایش کیفیت و سرعت فرایند یادگیری می‌شوند و مقادیر آن‌ها تأثیری بر عملکرد مدل ندارند. هایپرپارامتر بهترین مدل‌ها در جدول (۷) و (۸) آمده است. با این مقادیر هایپرپارامتر، مدل‌ها بهترین عملکرد را داشته‌اند.

جدول ۷. هایپرپارامتر مدل RFR

انرژی	انتشارات	Hyperparameter
۶۰	۶۰	max_depth
۴	۴	max_features
۲	۲	min_samples_leaf
۲	۲	min_samples_split
۱۰۰	۱۰۰	n_estimators

جدول ۸. هایپرپارامتر مدل GBR

انرژی	انتشارات	Hyperparameter
۰/۰۱	۰/۰۱	learning_rate
۷	۴	max_depth
۵۰۰	۱۰۰	n_estimators
۰/۵	۰/۵	subsample

مدل سازی و ارزیابی پیش‌بینی بهره‌وری انرژی با یادگیری ماشین

برای رسیدن به بهترین مدل پیش‌بینی انرژی و انتشارات که قادر باشد مقدار انرژی و انتشارات درکشت محصول جو را پیش‌بینی کند الگوریتم‌های متفاوتی آزمایش شد تا به بهترین مدل توسط الگوریتم‌های GBR، DTR و RFR حاصل شود. این الگوریتم‌ها با دانستن مقادیر نهاده‌های ورودی، انرژی و انتشارات تولید را با بهترین دقت پیش‌بینی می‌کند.

مقادیر شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و خطای نسبی ریشه میانگین مربعات (RRMSE) در جدول (۹) آمده است. کمترین مقدار شاخص آماری ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) مدلی را نشان می‌دهد که بیشترین دقت را دارد. چنانچه در جدول (۹) مشاهده می‌کنید برای انرژی به ترتیب DTR، RFR و GBR با مقدار RMSE، ۲۲۱۷/۴۷، ۲۵۱۰/۰۷ و ۳۱۷۶/۶۵ و در جدول (۹) برای انتشارات تولید GBR، DTR و RFR با مقدار RMSE، ۲۱۶۷/۶۷، ۷۴۵۹/۱۲ و ۱۰۹۶۶/۸۲ بهترین مدل‌ها بودند. در پژوهش مصطفی پور و همکاران از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی انرژی در تولید محصول گندم استفاده شد. جذر مربعات خطا برای روش ELM ۰/۰۸۹ به دست آمد (Mostafaeipour, 2020) و در مطالعه‌ای دیگر برای پیش‌بینی محصول گندم

با یادگیری ماشین در استرالیا RMSE، ۰/۵۵ و R^2 نیز ۰/۷۷ به دست آمد (Kamir et al, 2020).

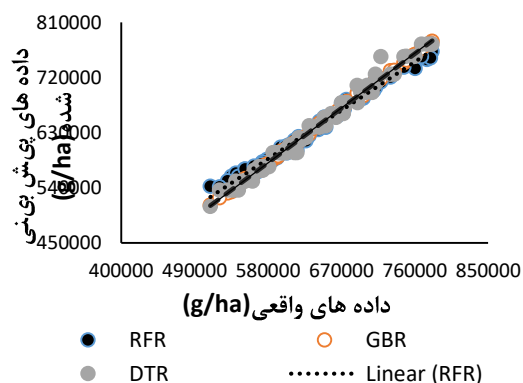
جدول ۷. خصوصیات بهترین مدل‌های یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی میزان انرژی

شاخص تخمینی	نوع مدل	R^2			RRMSE			RMSE		
		آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون	
انرژی	GBR	۰/۸۲	۰/۷۱	۰/۷۶	۰/۰۶	۰/۰۷	۰/۰۶	۳۰۸۵/۷۹	۳۲۲۱/۹۷	۳۱۷۶/۶۵
	RFR	۰/۸۴	۰/۶۹	۰/۷۹	۰/۰۴	۰/۰۶	۰/۰۵	۲۳۰۱/۳۴	۲۷۹۶/۶۱	۲۵۱۰/۰۷
	DTR	۰/۸۶	۰/۵۴	۰/۷۶	۰/۰۳	۰/۰۷	۰/۰۴	۱۷۱۳/۹۲	۳۵۴۵/۶۰	۲۲۱۷/۴۷

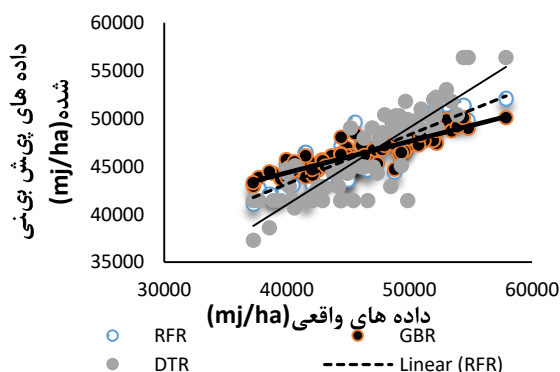
جدول ۸. خصوصیات بهترین مدل‌های یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی میزان انتشارات

شاخص تخمینی	نوع مدل	R^2			RRMSE			RMSE		
		آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون	
انتشارات	GBR	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۰۰۲	۰/۰۰۵	۰/۰۰۳	۱۶۵۱/۳۰	۳۶۱۵/۷۹	۲۱۶۷/۶۷
	RFR	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۰۱۶	۰/۰۱	۰/۰۱۷	۱۰۳۱۹/۷۷	۱۱۳۸۹/۶۳	۱۰۹۶۶/۸۲
	DTR	۰/۹۹	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۰۰۸	۰/۰۲	۰/۰۱۱	۵۵۵۱/۹۶	۱۳۰۹۱/۱۹	۷۴۵۹/۱۲

میزان تبیین متغیر وابسته به وسیله متغیر مستقل را شاخص R^2 نشان می‌دهد یا به عبارت دیگر چه مقدار از تغییرات متغیر وابسته تحت تأثیر متغیر مستقل مربوطه بوده است با ضریب تبیین نشان داده می‌شود. ضریب تبیین R^2 نشانگر شدت رابطه بین دو متغیر کمی است. مقدار این ضریب برای سه مدل DTR، RFR و GBR که رابطه بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده مصرف انرژی به ترتیب برابر ۰/۷۶، ۰/۷۹ و ۰/۷۶ (شکل ۱) و شدت رابطه بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده انتشارات تولید GBR، DTR و RFR به ترتیب برابر ۰/۹۹، ۰/۹۸ و ۰/۹۸ برای کل داده‌ها به دست آمد. این مقادیر بالای به دست آمده برای این شاخص حاکی از همبستگی زیاد بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده است. شکل (۲) گویایی این موضوع است.



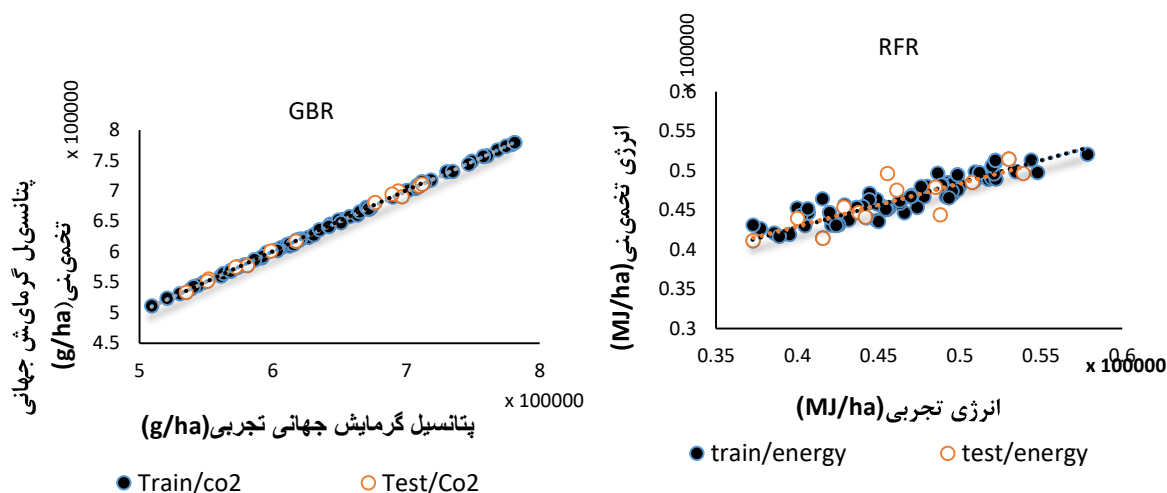
شکل ۲. الگوریتم‌های پیش‌بینی انتشارات از مقادیر واقعی



شکل ۱. الگوریتم‌های پیش‌بینی انرژی از مقادیر واقعی

میزان همبستگی داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های واقعی در دو مرحله آموزش و آزمون با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، برای پارامترهای خروجی وابسته در شکل (۳) و (۴) نشان داده شده است. نقاط سیاه نشان‌دهنده داده‌های آموزش و نقاط سفید داده‌های آزمون هست. انحراف از مقدار تجربی قابل قبول و رضایت‌بخش بود.

باتوجه به جدول (۷) و جدول (۸) مدل RFR کمترین درصد خطا را در مرحله آموزش و آزمایش برای انرژی دارد مدل GBR نسبت به دو الگوریتم دیگر بیشترین خطا را داشته است و برای مدل انتشارات کمترین خطا در مرحله آموزش و آزمایش مربوط به الگوریتم GBR بوده است.

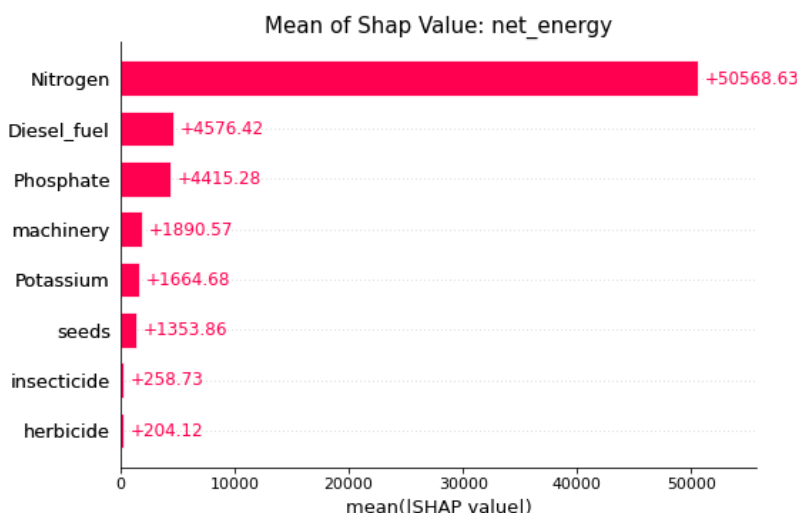


شکل ۴. ضریب تبیین بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده انتشارات

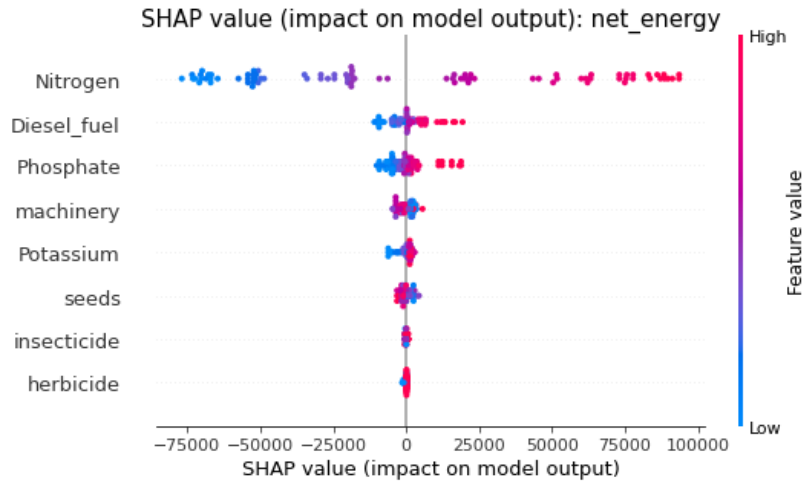
شکل ۳. ضریب تبیین بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده انرژی

تحلیل حساسیت

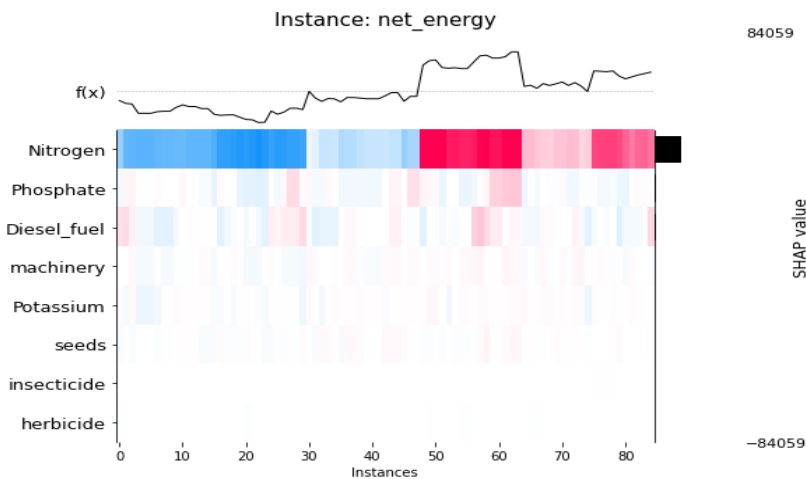
یک مسئله چالش‌برانگیز در یادگیری ماشین نادیده گرفتن اهمیت توصیفگرها و تأثیر آن‌ها بر خروجی در طول فرایند ساخت مدل به دلیل ماهیت جعبه سیاه الگوریتم‌های یادگیری ماشین است؛ بنابراین، تجزیه و تحلیل SHAP در اینجا با استفاده بهترین مدل انتخاب شده در مطالعه حاضر، برای ارزیابی و تفسیر چگونگی تأثیر هر پارامتر ورودی بر پیش‌بینی مدل انجام شد. این روش بی‌طرفانه و سازگار توسعه یافته بر اساس نظریه بازی می‌تواند فرصتی برای درک و فهم مدل‌های یادگیری ماشین ارائه می‌دهد. مقادیر SHAP می‌توانند به طور معقول رضایت‌بخش سهم ورودی‌ها را در خروجی و در کل مجموعه داده‌ها در مدل سازی یادگیری ماشین نشان دهند (Yang et al, 2022). مقادیر SHAP تأثیرگذارترین پارامترها در مصرف انرژی در تولید جو را نشان می‌دهد. بیشترین مقدار SHAP به ترتیب متعلق به کود شیمیایی نیتروژن، سوخت دیزل و کود شیمیایی فسفات هستند که در شکل (۵) نشان داده شده است و پارامتری که کمترین تأثیر را بر روی مصرف انرژی در مدل داشته است حشره‌کش‌ها و علف‌کش‌ها هستند که کمترین مقدار SHAP را دارا هستند. مقدار SHAP در شکل (۶) اثر هر نهاده را بر خروجی در پیش‌بینی انرژی نشان می‌دهد. شدت اثر منفی و مثبت (کاهنده و افزایش‌دهنده) در خروجی مدل به رنگ آبی و قرمز نشان داده شده است. شکل (۷) نمودار حرارتی مدل پیش‌بینی انرژی است که رنگ آبی به معنای بخش اثرگذار در پارامتر خروجی است و رنگ قرمز به عنوان بخش بی‌تأثیر پارامتر است. میزان پرننگی و کم‌رنگی رنگ‌ها نشان از شدت اثر آن پارامتر بوده است و برعکس.



شکل ۵. مقدار SHAP برای هر نهاده در پیش‌بینی انرژی

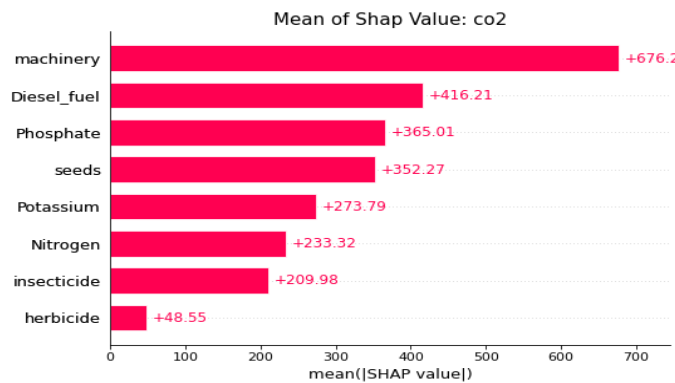


شکل ۶. اثر مقدار SHAP بر خروجی در پیش‌بینی انرژی

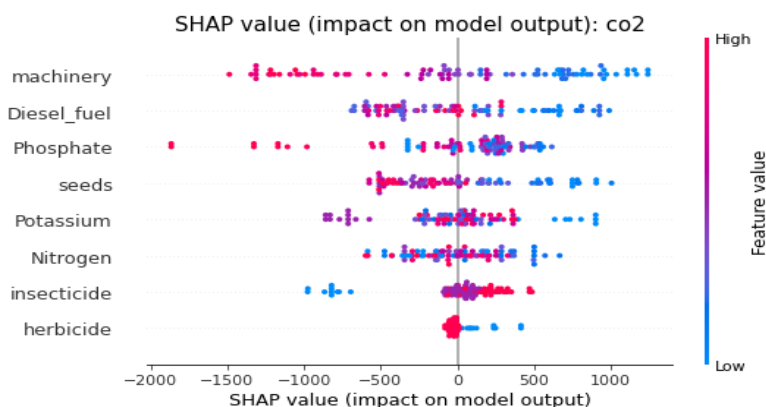


شکل ۷. نمودار حرارتی SHAP در پیش‌بینی انرژی

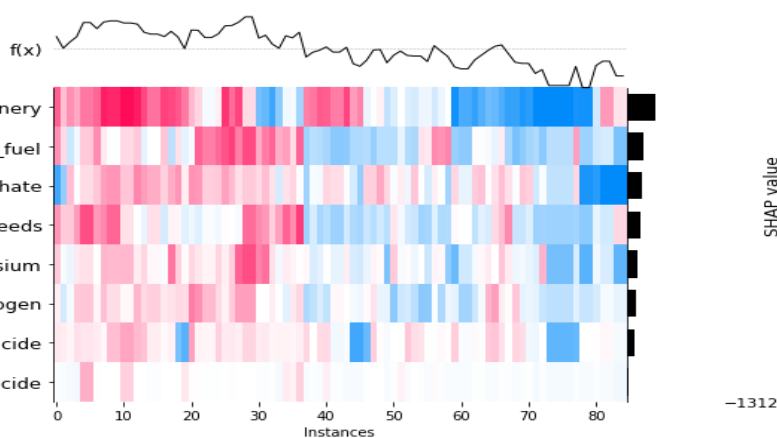
بر طبق تحلیل SHAP در شکل (۸) میزان استفاده از ماشین‌ها و سوخت دیزل دو ویژگی مهم از پارامترهای ورودی برای پیش‌بینی انتشارات هست که در رده بعد می‌توان به کود شیمیایی فسفات اشاره کرد. طبق این تحلیل علف‌کش‌ها و حشره‌کش‌ها در این پارامتر خروجی هم تأثیر اندکی داشتند. اثر مقدار SHAP بر خروجی در پیش‌بینی انرژی در شکل (۹) نشان داده شده است. شکل (۱۰) نمودار حرارتی مدل پیش‌بینی انرژی است.



شکل ۸. مقدار SHAP برای هر نهاد در پیش‌بینی انتشارات



شکل ۹. اثر مقدار SHAP بر خروجی در پیش‌بینی انتشارات
Instance: co2



شکل ۱۰. نمودار حرارتی SHAP در پیش‌بینی انتشارات

نتیجه‌گیری

در این پژوهش رویکردی جدید برای پیش‌بینی و مدل‌سازی انرژی و انتشارات برای محصول جو مبتنی بر روش‌های یادگیری ماشین ارائه شد. مدل‌های ساخته‌شده ارزشیابی شدند. نتایج نشان داد که عملکرد همه مدل‌ها قابل قبول می‌باشد و می‌توان از روش‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های یادگیری برای پیش‌بینی استفاده کرد. نتایج این پژوهش نشان داد که کل انرژی مصرفی در طول مراحل تولید جو ۱۴۴۴۳/۱۶ مگاژول بر هکتار بود که از بین نهاده‌های مصرف‌شده، کود شیمیایی نیتروژن با سهم ۴۸/۸۱ درصدی از کل انرژی‌های مصرفی، پرمصرف‌ترین نهاده انرژی بود. استفاده زیاد از کودهای شیمیایی نه تنها باعث افزایش مصرفی انرژی می‌شوند؛ بلکه باعث ایجاد آلودگی‌های زیست‌محیطی و تولید گازهای گلخانه‌ای می‌شوند. انرژی‌های تجدیدناپذیر با ۸۳/۱۶ درصد از کل انرژی مصرفی بیشترین سهم را دارا هستند.

نتایج تحلیل حساسیت انرژی بیانگر آن بود که کودهای شیمیایی بیشترین تأثیر را در تولید دارد پس می‌توان با استفاده مناسب و بهینه از این کودها مصرف انرژی را کاهش داد. برای رسیدن به این هدف می‌توان از کلاس‌های آموزشی و آگاهی‌بخشی به کشاورزان استفاده کرد کشاورزان نیز می‌توانند با استفاده از آزمایش‌های خاک و گیاه به نیاز تغذیه‌ای مزرعه خود پی ببرند و متناسب با نیز مزرعه خود اقدام به مصرف نهاده‌ها کنند. راه دیگر برای استفاده کم اما مفید از نهاده‌ها و کودهای شیمیایی استفاده از سامانه‌ها و حسگرهای هوشمند برای تشخیص نیاز گیاه و خاک به این نهاده‌ها هست.

سپاسگزاری

هزینه این پژوهش توسط گروه مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران تأمین شده است که بدین‌وسیله سپاسگزاری می‌شود

فهرست منابع

- آمارنامه کشاورزی، وزارت جهاد کشاورزی ایران. (۱۴۰۱). <http://www.maj.ir/>.
- مرکز آمار ایران، داده‌های جغرافیایی و آب‌وهوایی استانی. (۱۴۰۱). <http://www.amar.org.ir/>.
- پورحسن، ناهید. شاه‌حسینی، رضا. سیدی، سید تیمور. (۱۴۰۰) ارائه روش طبقه بندی مبتنی بر یادگیری عمیق در تفکیک انواع محصولات کشاورزی با استفاده از تصاویر ماهواره ای سری زمانی. نشریه علمی پژوهشی علوم و فنون نقشه برداری. ۱۴۰۰؛ ۱۱ (۱): ۱۲۹-۱۴۲
- منافی دستجردی، محمد و لاری، امیر. (۱۳۹۵). ارزیابی و مقایسه شاخص‌های انرژی در مزارع گندم شهرستان‌های استان البرز. مهندسی بیوسیستم ایران
- قاسمی ورنامخواستی، مهدی، هاشمی گرم‌دره، سیدمحمود، و هاشمی گرم‌دره، سید علی. (۱۳۹۴). بررسی شاخص‌های انرژی و بهینه‌سازی مصرف آن در تولید هلو مطالعه موردی: منطقه سامان در استان چهارمحال و بختیاری. ماشین‌های کشاورزی، ۱۵(۱)، ۲۰۶-۲۱۶.
- پاینده، زهرا، خیرعلی پور، کامران، و کریمی، محمود. (۱۳۹۵). بررسی کارایی واحدهای پرورش مرغ گوشتی به روش تحلیل پوششی داده‌ها، مطالعه موردی: استان اصفهان. مهندسی بیوسیستم ایران (علوم کشاورزی ایران)، ۴۷(۳)، ۵۷۷-۵۸۵.
- غلامرضایی، حسن، خیرعلی پور، کامران، و رفیعی، شاهین. (۱۴۰۰). ارزیابی شاخص‌های انرژی و زیست‌محیطی در تولید شکر از چغندر قند. مطالعات علوم محیط‌زیست. ۳۵۴-۳۵۴، ۶(۲)
- واحدی، ع. و ظریف نشاط، س. (۱۳۹۰). ارزیابی جریان انرژی و تحلیل اقتصاد انرژی برای تولید گندم آبی در مناطق مختلف جغرافیایی ایران. مجله ماشین‌های کشاورزی
- ملایی، کمیل، کیهانی، علیرضا، کریمی، محمود، خیرعلی پور، کامران، و قاسمی ورنامخواستی، مهدی. (۱۳۸۷). نسبت انرژی گندم دیم - مطالعه موردی: شهرستان اقلید (فارس). مهندسی بیوسیستم ایران (علوم کشاورزی ایران)، ۳۹(۱)، ۱۳-۱۹.

REFERENCES

- Abrishambaf, O., Faria, P., Vale, Z., & Corchado, J. M. (2019). Energy Scheduling Using Decision Trees and Emulation: Agriculture Irrigation with Run-of-the-River Hydroelectricity and a PV Case Study. *Energies*, 12(20), 3987.
- Aghighi, H., Azadbakht, M., Ashourloo, D., Shahrabi, H. S., & Radiom, S. (2018). Machine learning regression techniques for the silage maize yield prediction using time-series images of Landsat 8 OLI. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(12), 4563-4577.
- Amirahmadi, E., Moudry, J., Konvalina, P., Hörtenhuber, S. J., Ghorbani, M., Neugschw&tner, R. W.,... & Kopecký, M. (2022). Environmental Life Cycle Assessment in Organic & Conventional Rice Farming Systems: Using a Cradle to Farm Gate Approach. *Sustainability*, 14(23), 15870.
- Apazhev, A. K., Fiapshev, A. G., Shekikhachev, I. A., Khazhmetov, L. M., Khazhmetova, A. L., & Ashabokov, K. K. (2019). Energy efficiency of improvement of agriculture optimization *technology and machine complex optimization*. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 124, p. 05054). EDP Sciences.
- Canakci, M., Topakci, M., Akinci, I. & Ozmerzi, A. (2005). Energy use pattern of some field crops & vegetable production: Case study for Antalya Region, Turkey. *Energy Conversion & Management*, 46(4), 655-666.
- Davodalmosavi, S. O., rafiee, S., Jafari, A., & rafiee, A. (2024). Analysis and modeling of energy and the amount of greenhouse gas production in apple production using machines laerning in Nazarabad city. *Agricultural Mechanization*, 8(4), 81-96. doi: 10.22034/jam.2024.58882.1259
- Davodalmousavi, Sid omid, Rafiee, Shahin, and Jafari. (2023). Analysis and modeling of peach energy using machine in Nazarabad city. *Biosystem Engineering of Iran*. (In Persian)
- Dekamin, M., Kheiralipour, K., & Afshar, R. K. (2022). Energy, economic, and environmental assessment of coriander seed production using material flow cost accounting and life cycle assessment. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(55), 83469-83482.
- Dewi, C., & Chen, R. C. (2020). Decision making based on IoT data collection for precision agriculture. *Intelligent Information & Database Systems: Recent Developments* 11, 31-42.
- Elhami, B., Raini, M. G. N., Taki, M., Marzban, A., & Heidarisoltanabadi, M. (2021). Analysis & comparison of energy-economic-environmental cycle in two cultivation methods (seeding & transplanting) for onion production (case study: central parts of Iran). *Renewable Energy*, 178, 875-890
- Fabiani, S., Vanino, S., Napoli, R., & Nino, P. (2020). Water energy food nexus approach for sustainability assessment at farm level: An experience from an intensive agricultural area in central Italy. *Environmental Science & Policy*, 104, 1-12.

- Fan, X., Zhang, W., Chen, W., and Chen, B., (2020). Land–water–energy nexus in agricultural management for greenhouse gas mitigation. *Applied Energy* 265: 114796.
- Farajian, L., Moghaddasi, R., and Hosseini, S., (2018). Agricultural energy demand modeling in Iran: Approaching to a more sustainable situation. *Energy Reports* 4: 260–265
- Ghasemi Varnamkhasadi, Mehdi, Hashemi Garmdara, Seyed Mahmoud, and Hashemi Garmdara, Seyed Ali. (2014). Investigating energy indicators and optimizing its consumption in peach production, a case study: Saman region in Chaharmahal and Bakhtiari province. *Agricultural Machinery*, 5(1), 206-216. . (In Persian)
- Gholamrezaee, H. , Kheiralipour, K. , & Rafiee, S. (2021). Investigation of energy and environmental indicators in sugar production from sugar beet. *Journal of Environmental Science Studies*, 6(2), 3540-3548. (In Persian)
- Heremans, S., Dong, Q., Zhang, B., Bydekerke, L., & Van Orshoven, J. (2015). Potential of ensemble tree methods for early-season prediction of winter wheat yield from short time series of remotely sensed normalized difference vegetation index and in situ meteorological data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 9(1), 097095-097095.
- Heydari Sultanabadi. (2023). Determination of energy production function in water wheat of Isfahan province. *Energy Engineering and Management*, 11(1), 116-127.
- IPCC. (1995). Climate Change, the Science of Climate Change. In: Houghton, J.T., Meira Filho, L.G., Callander, B.A., Harris, N., Kattenberg, A., and Maskell, K. (Eds). *Intergovernmental panel on climate change. Cambridge: Cambridge University Press.*
- Jagtap, S. T., Phasinam, K., Kassanuk, T., Jha, S. S., Ghosh, T., & Thakar, C. M. (2022). Towards application of various machine learning techniques in agriculture. *Materials Today: Proceedings*, 51, 793-797.
- Jat, H. S., Jat, R. D., Nanwal, R. K., Lohan, S. K., Yadav, A. K., Poonia, T.,... & Jat, M. L. (2020). Energy use efficiency of crop residue management for sustainable energy and agriculture conservation in NW India. *Renewable Energy*, 155, 1372-1382.
- Kaab, A., Sharifi, M., Mobli, H., Nabavi-Pelesaraei, A., & Chau, K. W. (2019). Combined life cycle assessment & artificial intelligence for prediction of output energy & environmental impacts of sugarcane production. *Science of the Total Environment*, 664, 1005-1019.
- Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). Deep learning in agriculture: A survey. *Computers & electronics in agriculture*, 147, 70-90.
- Kamir, E., Waldner, F., & Hochman, Z. (2020). Estimating wheat yields in Australia using climate records, satellite image time series and machine learning methods. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 160, 124-135.
- Kheiralipour, K. (2022). Sustainable Production: Definitions, Aspects, and Elements. Nova Science Publishers. Lal, R. 2004. Carbon emission from farm operations. *Environment International* 30: 981-990
- Kheiralipour, K., & Sheikhi, N. (2021). Material and energy flow in different bread baking types. *Environment, development and sustainability*, 23, 10512-10527.
- Kramer, K.J., Moll, H.C., and Nonhebel, S. (1999). Total greenhouse gas emissions related to the Dutch crop production system. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 72: 9-16
- Kumar, T., Jyoti, K., & Singla, S. K. (2021). Design and Development of Machine Learning Model for Crop Yield Prediction.
- Looney, & Sharifzadeh. (2022). A review of water, energy and food correlation studies in Iran: necessity, challenges and proposed solutions. *Sustainability, Development and Environment*, 3(3), 29-49. (in farsi)
- Maarefi, T., Ebrahimian, H., Dehghanisani, H., Sharifi, M., & Delbaz, R. (2022). Life cycle assessment for major agricultural crops and different irrigation systems around Lake Urmia. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 16(3), 624-638.
- MAJ. Department of Jihad-e-Agriculture of Iran. (2022). Annual agricultural statistics, From <http://www.maj.ir/>
- MAJ. Statistical Center of Iran. (2022). The estimated population of each city, From <http://www.amar.org.ir>.
- Manafi Dastjardi, Mohammad, & Lari, Amir. (2015). Evaluation and comparison of energy indicators in wheat fields in the cities of Alborz province. *Biosystem Engineering of Iran*, 47(4), 779-771. doi: 10.22059/ijbse.2017.60274
- Mobtaker, H. G., Keyhani, A., Mohammadi, A., Rafiee, S., & Akram, A. (2010). Sensitivity analysis of energy inputs for barley production in Hamedan Province of Iran. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 137(3-4), 367-372.
- Molaei, K. , Keyhani, A. , Karimi, M. , Kheiralipour, K. , & Ghasemi V, M. (2009). Energy Ratio in Dryland Wheat - Case Study: Eghlid Township. *Iranian Journal of Biosystems Engineering*, 39(1), - (In Persian)



- Moradi, R., and Pourghasemian, N., (2017). Greenhouse gases emission and global warming potential as affected by chemicals inputs for main cultivated crops in Kerman province: *I- Cereal. Journal of Agroecology* 9(2): 389-405. DOI: 10.22067/JAG.V9I2.42033 (In Persian)
- Morellos, A., Pantazi, X. E., Moshou, D., Alex&ridis, T., Whetton, R., Tziotzios, G., & Mouazen, A. M. (2016). Machine learning based prediction of soil total nitrogen, organic carbon & moisture content by using VIS-NIR spectroscopy. *Biosystems Engineering*, 152, 104-116.
- Mostafaepour, A., Fakhrzad, M. B., Gharaat, S., Jahangiri, M., Dhanraj, J. A., B&, S.& Mosavi, A. (2020). Machine learning for prediction of energy in wheat production. *Agriculture*, 10(11), 517
- Nadernejad, F., Imani, D. M., & Rasouli, M. R. (2022). A Data-driven Model for Predicting the Yield of Recoverable Sugar from Sugarcane. *Journal of Agricultural Machinery*, 12(4), 543-558.
- Nie.p, M. Roccotelli, M.P. Fanti, Z. Ming, Z. Li, (2021) Prediction of home energy consumption based on Gradient boosting regression tree, *Energy Rep.*
- Payandeh, Z., Jahanbakhshi, A., Mesri-Gundoshmian, T., & Clark, S. (2021). Improving energy efficiency of barley production using joint data envelopment analysis (DEA) and life cycle assessment (LCA): Evaluation of greenhouse gas emissions and optimization approach. *Sustainability*, 13(11), 6082. . (In Persian)
- Pourhasan N, Shah-Hosseini R, Seydi S T. (2021) Deep Learning-based Classification Method for Crop Mapping Using Time Series Satellite Images. 11 (1) :129-142. (In Persian)
- Pourmehdi, K., & Kheiralipour, K. (2023). Compression of input to total output index and environmental impacts of dryland and irrigated wheat production systems. *Ecological Indicators*, 148, 110048.
- Pourmehdi, K., & Kheiralipour, K. (2024). Net energy gain efficiency, a new indicator to analyze energy systems, case study: Comparing wheat production systems. *Results in Engineering*, 22, 102211.
- Rafiee, S., Avval, S. H. M., & Mohammadi, A. (2010). Modeling & sensitivity analysis of energy inputs for apple production in Iran. *Energy*, 35(8), 3301-3306.
- Ramedani, Z., Alimohammadian, L., Kheialipour, K., Delpisheh, P., & Abbasi, Z. (2019). Comparing energy state and environmental impacts in ostrich and chicken production systems. *Environmental science and pollution research*, 26, 28284-28293.
- Sadr, & Islami. (2021). Climatic adjustments on pistachio yield using C&R decision tree algorithm 20.1001. 1.23453419. 1400.9. 1.6. 3. *Agricultural Meteorology*, 9(1), 53-62. (In Persian)
- Slack, D., Hilgard, S., Jia, E., Singh, S., & Lakkaraju, H. (2020). Fooling lime & SHAP: Adversarial attacks on post hoc explanation methods. *In Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, & Society* (pp. 180-186).
- Snyder, C., Bruulsema, T., Jensen, T., and Fixen, P. (2009). Review of greenhouse gas emissions from crop production systems and fertilizer management effects. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 133: 247-266.
- Stas, M., Van Orshoven, J., Dong, Q., Heremans, S., & Zhang, B. (2016, July). A comparison of machine learning algorithms for regional wheat yield prediction using NDVI time series of SPOT-VGT. *In 2016 fifth international conference on agro-geoinformatics (agro-geoinformatics)* (pp. 1-5). IEEE.
- Su, Y. X., Xu, H., & Yan, L. J. (2017). Support vector machine-based open crop model (SBOCM): Case of rice production in China. *Saudi journal of biological sciences*, 24(3), 537-547.
- Taleghani, A., Almassi, M., & Ghahderijani, M. (2020). Environmental evaluation and optimization of energy use and greenhouse gases mitigation for farm production systems in Mashhad, Iran. *Environmental Science and Pollution Research*, 27, 35272-35283.
- Vahedi,k A., & Zarifneshat, S. (2021). Evaluation Energy Flow and Analysis of Energy Economy for Irrigated Wheat Production in Different Geographical Regions of Iran. *Journal of Agricultural Machinery*, 11(2), 505-523. doi: 10.22067/jam.v11i2.81747 (in persian)
- Van den Broeck, G., Lykov, A., Schleich, M., & Suci, D. (2022). On the tractability of SHAP explanations. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 74, 851-886.
- Wei, Yixuan, Xingxing Zhang, Yong Shi, Liang Xia, Song Pan, Jinshun Wu, Mengjie Han, & Xiaoyun Zhao. (2018). "A Review of Data-Driven Approaches for Prediction & Classification of Building Energy
- Yang, Y., Shahbeik, H., Shafizadeh, A., Masoudnia, N., Rafiee, S., Zhang, Y.,... & Aghbashlo, M. (2022). Biomass microwave pyrolysis characterization by machine learning for sustainable rural biorefineries. *Renewable Energy*, 201, 70-86
- Yousefi, M., Mahdavi Damghani, A., and Khoramivafa, M., 2016. Comparison greenhouse gas (GHG) emissions and global warming potential (GWP) effect of energy use in different wheat agroecosystems in Iran. *Environmental Science and Pollution Research* 23(8): 7390-7397

- Zhang X.D., (2020)Machine Learning, in a matrix Algebra Approach to Artificial Intelligence, *Springer*,USA,223-440
- Zhang, L., Traore, S., Ge, J., Li, Y., Wang, S., Zhu, G.,... & Fipps, G. (2019). Using boosted tree regression & artificial neural networks to forecast upl& rice yield under climate change in Sahel. *Computers & Electronics in Agriculture*, 166, 105031.
- Ziyai . M, Hossein Panahi .F, Walizadeh .J, & Barabadi .(2013), Comparing the efficiency of wheat and barley production in terms of energy consumption and productivity in Sistan and Baluchistan province. (in pershan)