



Modeling of peach production energy using machine learning in Nazarabad township, 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

Article type: Research Article

Article history:

Received: July. 28, 2023

Revised: Sep. 13, 2023

Accepted: Sep. 30, 2023

Published online: Spring 2023

Keywords:

***Sensitivity analysis,
Energy Management,
Peach Performance,
Machine Learning***

ABSTRACT

Today, providing food security for the world's growing population by preserving the earth's resources & minimal environmental effects has become one of the basic & important challenges in sustainable agriculture, & the optimal use of resources is one of the main requirements of sustainable agriculture. In this study, the pattern of energy consumption during peach production, analysis & modeling of energy & performance of peach production in Nazarabad city was investigated. Data were collected through interviews & filling specialized questionnaires. The results showed that the total energy consumption & production were equal to 72716.83 & 5234.89 megajoules per hectare, respectively. Electricity was the most consumed input with a share of 59% of the total input energy. The indices of energy efficiency, energy efficiency, energy intensity and net energy were obtained as 0.07, (kg/MJ) 0.03, (MJ/Kg) 26.39 and (MJ) -67481 respectively. Modeling was done with three methods: enhanced gradient regression, decision tree regression, and random forest regression, and RRMSE was -0.003, -0.0090, and -0.0091, and R² was 0.98, 0.95, and 90, respectively was calculated. The results showed that the enhanced gradient method is able to accurately predict the values of the energy efficiency indices of peach production. The results showed that the energy efficiency and production can be predicted with high accuracy through the inputs of irrigation water, electricity, chemical and animal fertilizers, labor force, chemical poisons, diesel fuel and machines and machine learning method. Sensitivity analysis was performed with SHAP and the results showed that the most influential input in energy prediction was nitrogen fertilizer.

Cite this article: Davodalmosavi, S.O, Rafiee, SH., & Jafari, A. (2023). Analysis and modeling of peach energy production using machine in Nazarabad city, *Iranian Journal of Biosystem Engineering*, 54 (1), 53-71.

<https://doi.org/10.22059/ijbse.2023.360300.665512>

© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijbse.2023.360300.665512>



مدل سازی انرژی تولید هلو با بهره گیری از فناوری یادگیری ماشین در شهرستان نظرآباد، استان البرز

سید امید داودالموسوی^۱ شاهین رفیعی^۲ علی جعفری^۳^۱. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران. seo.davodalmosavy@ut.ac.ir^۲. نویسنده مسئول. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران. shahinrafiee@ut.ac.ir^۳. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران. jafarya@ut.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۵/۶

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۶/۲۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۷/۸

تاریخ انتشار: بهار ۱۴۰۲

واژه های کلیدی:

تحلیل حساسیت،

مدیریت انرژی،

عملکرد هلو،

یادگیری ماشین

امروزه تأمین امنیت غذایی برای جمعیت روبه رشد جهان با حفظ منابع کره زمین و حداقل اثرات زیست محیطی به یکی از چالش های اساسی و مهم در کشاورزی پایدار تبدیل شده است و استفاده بهینه از منابع یکی از الزامات اصلی کشاورزی پایدار است. در این مطالعه به بررسی الگوی مصرف انرژی در تولید هلو، تجزیه و تحلیل و مدل سازی انرژی و عملکرد تولید هلو در شهرستان نظرآباد پرداخته شد. داده ها از طریق مصاحبه با باغداران و پر کردن پرسش نامه های تخصصی جمع آوری شد. نتایج نشان داد که کل انرژی مصرفی و تولیدی به ترتیب برابر ۷۲۷۱۶/۸۳ و ۵۲۳۴/۸۹ مگاژول در هکتار بود. برق با سهم ۵۹ درصدی از کل انرژی های ورودی پرمصرف ترین نهاده بود. شاخص های کارایی انرژی، بهره وری انرژی، شدت انرژی و انرژی خالص به ترتیب ۰/۰۷، ۰۳/۰، ۰۳/۰ MJ/kg و ۰۳۹/۲۶ MJ- به دست آمد. مدل سازی با سه روش رگرسیون گرادینان تقویت شده، رگرسیون درختان تصمیم و رگرسیون جنگل تصادفی انجام شد و RRMSE به ترتیب ۰/۰۰۳، ۰/۰۰۹ و ۰/۰۰۹۱ و R² به ترتیب ۰/۹۸، ۰/۹۵ و ۰/۹۰ محاسبه شد نتایج نشان داد که روش گرادینان تقویت شده قادر است بادقت بالاتری مقادیر شاخص های بهره وری انرژی تولید هلو را پیش بینی کند. نتایج نشان داد که بهره وری انرژی و تولیدات به وسیله نهاده های آب آبیاری، برق، کودهای شیمیایی و حیوانی، نیروی کارگری، سموم شیمیایی، سوخت دیزل و ماشین ها و روش یادگیری ماشین بادقت بالایی قابل پیش بینی می باشد. تحلیل حساسیت با SHAP انجام شد و نتایج نشان داد که تأثیرگذارترین نهاده در پیش بینی انرژی، کود شیمیایی از ته بود.

استناد: داودالموسوی، سید امید؛ رفیعی، شاهین؛ و جعفری، علی (۱۴۰۲). تجزیه و تحلیل و مدل سازی انرژی هلو تولید با بهره گیری یادگیری ماشین در شهرستان نظرآباد،

مجله مهندسی بیوسیستم ایران، ۵۴ (۱)، ۵۳-۷۱. <https://doi.org/10.22059/ijbse.2023.360300.665512>

© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijbse.2023.360300.665512>

مقدمه

هلو میوه‌ای از خانواده گل‌سرخیان و از جنس پرونوس هست (Hajifarji & Aghajani, 2018). سطح زیر کشت هلو در ایران حدود ۵۵ هزار هکتار برآورد شده که معادل ۲/۱۹ درصد از کل سطح زیر کشت محصولات باغی است. میزان تولید هلو در کشور حدود ۸۳۴ هزار تن برآورد شده که معادل ۳/۷ درصد از کل میزان تولید محصولات باغبانی می‌باشد. استان البرز از نظر سطح زیر کشت و میزان تولید به ترتیب با ۳۶۸۰ هکتار و ۸۵۰۰۴ تن حدود ۱۰/۱۹ درصد از کل تولید هلو کشور را به خود اختصاص داده است (آمارنامه کشاورزی، ۱۴۰۱).

در حال حاضر یکی از چالش‌های اساسی و مهم در کشاورزی پایدار با توجه به جمعیت رو به رشد جهان این است که علاوه بر تأمین امنیت غذایی، منابع کره زمین حفظ و اثرات زیست‌محیطی به حداقل برسد (Mohammadzadeh et al, 2017). از این رو استفاده بهینه از منابع و نهاده‌ها یکی از اساسی و اصلی‌ترین اهداف کشاورزی پایدار به شمار می‌رود (Vafabakhsh & Mohammdadeh, 2019). پاسخگویی به نیاز روزافزون غذا برای جمعیت روبه‌رشد جهان و فراهم کردن مواد غذایی مناسب و کافی، سبب استفاده بیش از حد از کودهای شیمیایی، ماشین‌های کشاورزی، سموم شیمیایی و دیگر نهاده‌های تولید خواهد شد استفاده و تولید این نهاده‌ها انرژی زیادی مصرف می‌کند که در نهایت باعث افزایش گازهای گلخانه‌ای و مشکلات زیست‌محیطی می‌شود. بهینه و کارآمد بودن میزان استفاده و مصرف انرژی این نهاده‌ها در تولید باعث به حداقل رسیدن این مشکلات شده، از تخریب منابع طبیعی جلوگیری کرده و باعث ارتقا سامانه تولیدی اقتصادی می‌شود (Erdal et al, 2007).

با افزایش جمعیت، زمین زراعی کمیاب‌تر می‌شود بنابراین انسان‌ها به دنبال راهی برای افزایش تولید، افزایش بهره‌وری و استفاده کمتر از زمین و منابع است. در جهان برای تولید محصولات کشاورزی سالم‌تر، کنترل آفات، سازمان‌دهی و قابل‌درک کردن داده‌ها برای کشاورزان این صنعت را به سمت استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین سوق داده است (Kamilaris & PrenafetaBoldu, 2018). به این سؤال مربوط می‌شود که چگونه می‌توان برنامه‌های رایانه‌ای ساخت که به طور خودکار باتجربه بهبود یابند. هدف اصلی یادگیری ماشین ساخت الگوریتم‌هایی است که می‌توانند از اطلاعات و داده‌ها یاد بگیرند و با استفاده از داده‌ها پیش‌بینی کنند. معمولاً این الگوریتم‌ها از مجموعه بزرگی از مشاهدات و داده‌های ورودی به نام مجموعه آموزشی استفاده می‌کنند تا پارامترهای یک مدل تطبیقی را تنظیم کنند (Goldstein, 2018). الگوریتم‌های یادگیری ماشین در کشاورزی کاربرد زیادی داشته است.

پژوهش‌هایی برای برآورد شاخص‌های انرژی مصرفی در تولید محصولات مختلف در ایران صورت گرفته است. برای نمونه مطالعه‌ای در باغات گردو استان البرز برای بهینه‌سازی مصرف انرژی و انتشارات زیست محیطی انجام شد. نتایج نشان داد که انرژی خروجی ۳۱۰۱۵ و انرژی ورودی ۲۷۲۰۰ مگاژول بر هکتار و بنزین با ۴۰ درصد بیشترین سهم انرژی ورودی را به خود اختصاص داده است (Khanali et al, 2021). در استان اصفهان پژوهشی در رابطه با میزان انرژی مصرفی در پرورش مرغ گوشتی انجام شد در این مطالعه معادل انرژی نهاده‌ها با توجه به ضرایب انرژی برای نهاده‌های مصرفی در پرورش مرغ گوشتی محاسبه شد نتایج نشان داد مصرف گاز طبیعی و خوراک بیشترین سهم مصرف انرژی را شامل می‌شود (پاینده و همکاران، ۱۳۹۵). مطالعه‌ای در شهرستان اقلید در استان فارس برای بررسی مصرف انرژی در تولید گندم انجام شد نتایج نشان داد که حدود ۵۷ درصد کل انرژی مصرفی متعلق به مصرف کود است و افزوده انرژی برابر با ۷/۵۴ گیگا ژول بر هکتار به دست آمد (Molai et al, 2009). در پژوهشی نسبت انرژی، سود خالص انرژی، شدت انرژی و بهره‌وری انرژی در تولید گشنیز به ترتیب ۰/۶، ۱۱۹۴۴ مگاژول بر هکتار، ۱۷/۴ مگاژول بر کیلوگرم و ۰/۰۶ کیلوگرم بر مگاژول محاسبه شد (Dekamin et al, 2022). در مطالعه دیگر در استان ایلام انرژی مصرفی در تولید نان بررسی شد نتایج نشان داد که نسبت انرژی و شدت انرژی به ترتیب برابر با ۰/۵۲، ۲۲/۶۲ مگاژول بر کیلوگرم است (Kheiralipour & Sheikhi, 2021).

در تحقیقی دیگر انرژی مصرفی نهاده‌ها در پرورش شترمرغ و جوجه‌های گوشتی در شهرستان بوکان، استان آذربایجان غربی بررسی شد و نتایج نشان داد که سوخت دیزل با ۴۱ درصد و خوراک با ۳۷ درصد در پرورش جوجه گوشتی و برق با ۴۵ درصد در پرورش شترمرغ بیشترین مصرف انرژی را شامل می‌شود (Ramedani et al, 2019). در این پژوهش‌ها کمتر به ارائه مدلی برای پیش‌بینی انرژی و میزان تولید محصول پرداخته شده است و نمی‌تواند به خوبی در کاهش مصرف انرژی و تصمیم‌گیری مؤثر باشد.

پژوهشگرانی با مدل سازی اثرات زیست‌محیطی تولید هلو در استان گلستان دریافتند که انتشار CO₂ برای تولید یک تن هلو ۵۷/۳۸۸

کیلوگرم و بیشترین سهم انتشارات مربوط به مصرف کود اوره و سوخت دیزل بوده است (Nikkhah et al, 2017). در مطالعه‌ی دیگر در استان گلستان کل انرژی مصرفی در تولید هلو ۳۷۵۳۶/۹۶ مگاژول در هکتار بوده که سوخت گازوئیل با حدود ۲۶/۳۲ (درصد) مصرف‌کننده اصلی انرژی بوده است. راندمان مصرف انرژی، بهره‌وری انرژی، انرژی ویژه و انرژی خالص به ترتیب ۰/۵۵، ۰/۲۹ کیلوگرم بر مگاژول، ۳/۴۱ مگاژول بر کیلوگرم و ۱۶۶۴۲/۰۳- مگاژول بر هکتار بود (Royan et al, 2012). در مطالعه‌ای شاخص‌ها و مصرف انرژی تولید هلو در استان چهارمحال بختیاری بررسی شد این تحقیق نشان داد که میزان مصرف انرژی برای تولید هر کیلو هلو ۱۱۱۱ مگاژول بوده است و همین‌طور نشان داده شد که بیشترین مصرف انرژی مربوط به برق و سوخت است (قاسمی و رانمخواستی و همکاران، ۱۳۹۴). در تحقیقی دیگر میزان انرژی ورودی مصرفی در تولید هلو بررسی و مدل بهینه تولید در استان چهارمحال و بختیاری بررسی شد. کل انرژی تولیدی ۴۷۹۵۱/۵۲ مگاژول در هکتار و بیشترین سهم انرژی مصرفی متعلق به کودهای شیمیایی با ۳۵/۳۷ (درصد) بود (Ghatrehsamani et al, 2016). در این مطالعات به خوبی مصرف انرژی هلو را در باغات بررسی شده است اما نمی‌تواند به کشاورز و کارشناسان برای مدیریت و کاهش مصرف انرژی در باغ و چگونگی افزایش تولید به طور صریح و واضح کمک کند. پژوهشگران بسیاری مصرف انرژی در تولید محصولات باغی را مورد بررسی قرار داده‌اند. مطالعه‌های سبب در پایتخت ایران (Hasann Yildizhan, 2021)، آلو قطره‌طلا و شابلون (Tabatabaie et al, 2012)، آلو بخارا (khoobakht & Akram, 2020) و پرتقال (Ashkan Nabavi-Pelesaraei et al, 2014) نمونه پژوهش‌هایی هستند که مصرف انرژی در محصولات باغی را بررسی کرده‌اند.

در مطالعه‌ای باهدف کمک به کشاورزان برای به حداکثر رساندن سود خود 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 استفاده‌شده است با تجزیه و تحلیل این داده‌ها، الگوریتم‌ها نتیجه‌ای را ارائه می‌دهند که خروجی سودآور را پیش‌بینی می‌کند (Dewi et al, 2020). در مطالعه‌ای برای پیش‌بینی عملکرد ذرت سیلویی از یادگیری ماشین و از درخت رگرسیون تقویت‌شده^۱ (BRT)، رگرسیون جنگل تصادفی^۲ (RFR) و رگرسیون فرایند گاوسی^۳ (GPR) استفاده شده است (Aghighi et al, 2018).

در مطالعه‌ای دیگر برای پیش‌بینی عملکرد برنج از رگرسیون خطی (ANNLR)، پرسپترون چندلایه (ANNMLP) و شبکه عصبی احتمالی (ANNPNN) استفاده شده است (Zhang et al, 2019). در پژوهش‌هایی برای پیش‌بینی نیتروژن و رطوبت خاک (Morellos et al, 2016)، پیش‌بینی اتیلن در برنج (Hemalatha et al, 2015)، مدل‌سازی تولید برنج (Su et al, 2017) مدل پیش‌بینی بیمارهای برنج (Sun et al, 2016)، پیش‌بینی بازده سبب (Papageorgiou et al, 2013) و برای پیش‌بینی عملکرد ذرت و سویا (Kaul et al, 2005) از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین بهره گرفته شده است.

مرور مقالات نشان می‌دهد که تاکنون مطالعه‌ای در مورد مدل‌سازی انرژی با یادگیری ماشین در کشاورزی و محصول هلو انجام نشده است. هدف از این مطالعه محاسبه شاخص‌های انرژی محصول هلو و مدل‌سازی مصرف انرژی و هزینه تولید محصول هلو بر اساس نهاده‌های مصرفی با بهره‌گیری از یادگیری ماشین و الگوریتم رگرسیون درخت تصمیم^۴ (DTR)، رگرسیون گرادیان تقویت‌شده^۵ (GBR) و رگرسیون جنگل تصادفی (RFR) در شهرستان نظرآباد، استان البرز، ایران است.

مواد و روش‌ها

جمع‌آوری اطلاعات و پردازش داده‌ها

شهرستان نظرآباد در ناحیه غرب استان البرز با وسعتی حدود ۶۰۱۰۰ هکتار 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 ۱۷۷۸ هکتار از اراضی باغی استان را شامل می‌شود. منطقه نظرآباد با میانگین بارندگی سالیانه ۲۳۸ میلی‌متر و میانگین دمای سالیانه ۲/۱۴ درجه سانتی‌گراد

1. Boosting Regression Tree
2. Raom Forest Regression
3. Gaussian process regression
4. Decision tree Regression
5. Gradient boosting Regression

در اقلیم خشک و نیمه خشک قرار دارد. شهرستان نظرآباد در فصل های بهار، تابستان، زمستان و پاییز، سال ۱۳۹۷ به ترتیب ۱۱۸، ۳، ۱۰۹ و ۱۳۰ میلی متر و در مجموع ۳۶۰ میلی متر بارندگی داشته است (مرکز امار ایران، ۱۴۰۱). داده های مطالعه حاضر از نواحی روستایی این شهرستان در سال زراعی ۱۴۰۱-۱۴۰۰ از طریق مصاحبه با کشاورزان و پر کردن پرسش نامه های تخصصی جمع آوری شد. اندازه نمونه از طریق رابطه آماری کوکران^۱ محاسبه شد (Amirahmadi, 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 می آید. S^2 برآورد واریانس صفت مورد مطالعه در جامعه، d دقت احتمالی مطلوب (نصف فاصله اطمینان) و n حجم نمونه است. بر طبق این رابطه اندازه نمونه برای این تحقیق ۷۳ به دست آمد که برای اطمینان بیشتر ۱۰۰ در نظر گرفته شد؛ بنابراین تعداد ۱۰۰ پرسشنامه تهیه و به طور کاملاً تصادفی در منطقه مطالعاتی تکمیل شد.

محاسبات انرژی مصرفی نهاده ها و شاخص های انرژی

نهاده های مصرفی در این تحقیق و ضرایب انرژی مربوط به هریک در جدول (۱) آمده است. لازم به ذکر است که این نهاده ها برای یک سال زراعی هستند یعنی در این مطالعه، تولید محصول هلو در شهرستان نظرآباد در یک سال بررسی شده است. این نهاده ها شامل، آب استخراج شده از چاه برای آبیاری، برق مورد نیاز برای استخراج آب از چاه و انتقال آن به مزرعه، کودهای شیمیایی (ازت، پتاسیم و فسفات)، کود حیوانی، نیروی کارگری، سموم شیمیایی (حشره کش، قارچ کش و علف کش)، سوخت دیزل و ماشین ها بودند و ستانده میوه هلو بوده است. از بین همه این موارد محاسبه انرژی مصرفی ماشین ها و آبیاری اهمیت بالاتری دارند و باید از روابط مربوطه استفاده کرد. انرژی مصرفی سایر نهاده های ورودی با ضرب مقدار مصرف شده نهاده در واحد سطح در ضریب انرژی مربوطه به دست آمده است.

جدول ۱. نهاده های ورودی و هم ارز انرژی آن ها

عنوان	ضرایب انرژی (MJ/unit)	واحد	مرجع
الف) نهاده ها			
ماشین ها			
تراکتور	۹۳/۶۱	kg	(Canakci et al., 2005)
ادوات	۶۲/۷	h	(Canakci et al., 2005)
سوخت دیزل	۵۶/۳۱	L	(Kaab et al, 2019)
سموم شیمیایی			
حشره کش	۱۹۹	kg	(Elhami et al, 2021)
علف کش	۲۳۸	kg	(Elhami et al, 2021)
قارچ کش	۹۲	kg	(Elhami et al, 2021)
برق	۱۱/۹۳	kW.h	(Khoshnevisan & Rafiee, 2013)
کود شیمیایی			
ازت	۶۶/۱۴	kg	(Rafiee et a., 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)
نیرو کارگری	۱/۹۶	h	(Rafiee et al, 2010)
ب) ستانده ها			
میوه هلو	۱/۹	kg	(Singh & Mittal, 1992)

برای محاسبه انرژی تراکتور از روابط مختلفی در مطالعات استفاده شده است؛ ولی همه آن‌ها مقداری تقریباً مشابه را تولید می‌کنند. در این مطالعه برای محاسبه انرژی ماشینی از رابطه زیر استفاده شد (Mohammadi & Omid, 2010):

$$ME = E \times \frac{G}{T} \times Q_h \quad \text{رابطه ۲}$$

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.

آب موردنیاز آبیاری باغات هلو با استخراج از چاه‌های آب به‌وسیله پمپ‌های برقی تأمین می‌شود. برآورد انرژی مصرفی در سامانه‌های آبیاری وابسته به هر دو نوع انرژی مستقیم و غیرمستقیم است بنابراین هر دو نوع انرژی محاسبه شد. انرژی مستقیم آبیاری که مربوط به انرژی موردنیاز برای استخراج آب از چاه‌های کشاورزی است از رابطه (۳) به دست آمد (Tabatabaie et al, 2012):

$$DE = \frac{\gamma g H Q}{\epsilon_p \epsilon_q} \quad \text{رابطه ۳}$$

که در این رابطه، DE انرژی مستقیم آبیاری برحسب ژول بر هکتار، H هد دینامیکی کل چاه برحسب متر، g شتاب گرانش برحسب متر بر مجذور ثانیه، Q حجم کل آب مصرفی برای یک هکتار در برحسب مترمکعب بر هکتار، γ چگالی آب برحسب کیلوگرم بر مترمکعب، ϵ_p بازدهی پمپ (۷۰٪-۹۰٪) و ϵ_q بازدهی کل تبدیل انرژی (۱۸٪-۲۰٪) است. انرژی غیرمستقیم آبیاری شامل مواد خام اولیه، تولید و حمل‌ونقل و عناصر مختلفی است که باهم یک سامانه آبیاری را تشکیل می‌دهند و باتوجه به طول عمر سامانه محاسبه می‌شود که معمولاً به‌صورت درصدی از انرژی مستقیم آبیاری است. چون محاسبه این انرژی مشکل است، ۲۰٪ انرژی مستقیم آبیاری معادل با انرژی غیرمستقیم آبیاری در نظر گرفته شد (قادرپور و رفیعی، ۱۳۹۵).

باتوجه به مقادیر انرژی‌های ورودی و خروجی به‌دست‌آمده از طریق ضرایب انرژی و فرمول‌های ذکرشده اخیر مقادیر شاخص‌های انرژی شامل نسبت انرژی^۱ (ER)، بهره‌وری انرژی^۲ (EP)، شدت انرژی^۳ (SE) و افزوده خالص انرژی^۴ (NEG) به ترتیب با استفاده از روابط (۴) تا (۷) محاسبه شدند (Pahlavan et al, 2012).

$$ER = \frac{E_{out}}{E_{in}} \quad \text{رابطه ۴}$$

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

$$SE = \frac{E_{in}}{Y} \quad \text{رابطه ۶}$$

$$NEG = E_{out} - E_{in} \quad \text{رابطه ۷}$$

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

مدل‌سازی با الگوریتم یادگیری ماشین

در این مطالعه برای بهینه‌سازی انرژی محصول هلو از روش‌های مدل‌سازی یادگیری ماشین که تاکنون در این زمینه استفاده نشده است بهره گرفته شده است.

در این مطالعه از روش‌های رگرسیون جنگل تصادفی (RFR)، رگرسیون درخت تصمیم (DTR) و رگرسیون گرادیان تقویت‌شده (GBR) به‌عنوان الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحت نظارت استفاده شده است.

درخت تصمیم تکنیکی برای دسته بندی داده ها به شکل یک نمودار درختی است. یک مدل درخت تصمیم گیری از یک گره ریشه و چندین گره شاخه تشکیل شده است؛ نقطه شروع نمودار از گره ریشه است. درخت تصمیم، یک فرایند دومارحله ای است (Sadr & Eslami, 2021). مرحله یادگیری، خود طی دو گام اساسی رشد و هرس انجام می شود. در طول فرایند رشد، الگوریتم درخت تصمیم می بایست به صورت مکرر مؤثرترین روش به منظور تقسیم کردن مجموعه ویژگی ها به فرزندان را بیابد. مرحله هرس برای جلوگیری از پردازش بیش از حد و بزرگ شدن درخت تصمیم که باعث پیچیدگی و افزایش تعداد قوانین اگر - آنگاه می شود، صورت می گیرد (Wei et al, 2018).

در روش جنگل تصادفی شکل (۱) تعدادی مدل ضعیف مثل درخت تصمیم به صورت مستقل آموزش داده می شود و سپس نتایج مدل ها ترکیب می شوند تا یک مدل قوی تر و بهتر بسازند. در جنگل تصادفی، هر مدل ضعیف با استفاده از یک زیرمجموعه تصادفی از داده ها آموزش داده می شود و با افزایش تعداد مدل های ضعیف و ترکیب نتایج آنها، جنگل تصادفی قادر به تشخیص الگوهای بهتر و پیچیده تر است. همچنین، این روش قابلیت تعمیم بالایی دارد و در مواجهه با داده های جدید نیز عملکرد خوبی دارد. در جنگل تصادفی درخت های تصمیم زیادی تولید می شود (پور حسن و همکاران، ۱۴۰۰).

الگوریتم رگرسیون گرادیان تقویت شده یک روش یادگیری است که برای رفع ضعف یادگیرنده های ماشین استفاده می شود. این روش برای رفع مشکلات طبقه بندی و رگرسیون به کار می رود. در این تکنیک با استفاده از ترکیب تعدادی مدل ضعیف به صورت متوالی تلاش می شود که خطاها تا حد زیادی کاهش پیدا کند و یک مدل قوی تر ایجاد شود. این روش برگرفته از تکنیک درخت تصمیم است که یادگیرنده های ضعیف موجود بعد از دریافت وزن بیشتر، به درخت بعدی منتقل می شوند تا پیش بینی های هر درخت از درخت قبلی بهتر باشد (Nie et al, 2021).

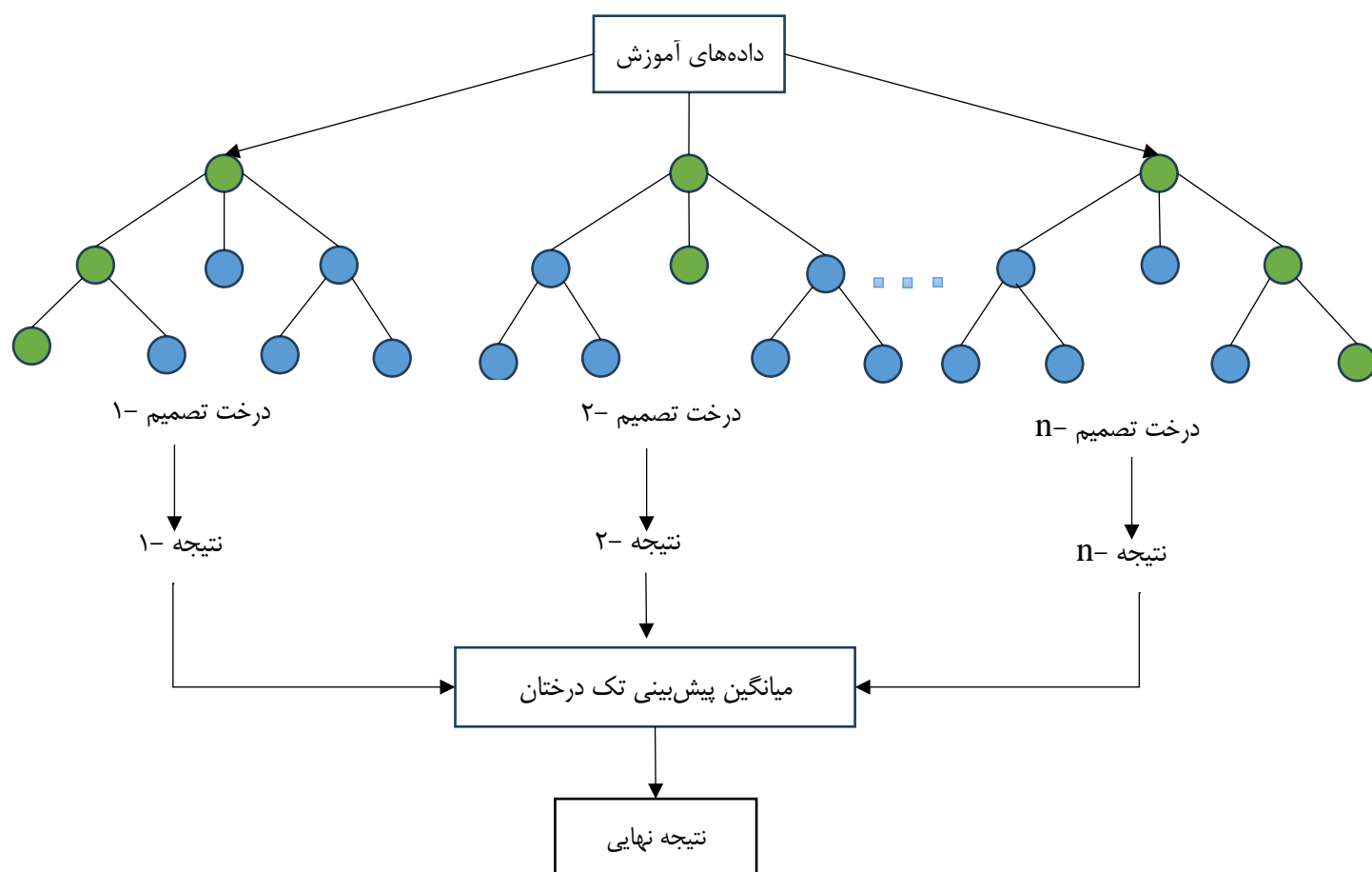
در این مطالعه برای مدل سازی ابتدا ۸۰ درصد داده ها به عنوان داده های آموزش و ۲۰ درصد آن ها به عنوان داده آزمایش به صورت تصادفی انتخاب شد، سپس با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون مدل های یادگیری ماشین رگرسیون درخت تصمیم، رگرسیون جنگل تصادفی و رگرسیون گرادیان تقویت شده به صورت جداگانه آموزش داده شدند. سپس با استفاده از شاخص های آماری ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و جذر میانگین مربعات خطای نسبی (RRMSE)، عملکرد مدل ها ارزیابی شده است. ضریب تبیین (R^2) نشان دهنده قدرت تفسیر مدل است و مقدار بالاتر برای این شاخص بهتر است. ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) نشان دهنده میزان خطا در پیش بینی است و مقدار کمتر برای این شاخص بهتر است. جذر میانگین مربعات خطای نسبی (RRMSE) نیز نشان دهنده مقدار خطا نسبت به مقدار واقعی است و مقدار کمتر برای این شاخص بهتر است. با محاسبه این شاخص ها برای مدل های یادگیری ماشین رگرسیون درخت تصمیم، رگرسیون جنگل تصادفی و رگرسیون گرادیان تقویت شده، می توان بهترین مدل را انتخاب کرد و عملکرد آن ها را بر اساس این شاخص ها ارزیابی کرد این شاخص ها 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 و \bar{t} میانگین مقادیر مشاهداتی، y مقادیر تخمین زده شده و \bar{y} میانگین مقادیر تخمین زده شده و N تعداد مشاهدات است.



شکل ۱. ساختار الگوریتم رگرسیون جنگل تصادفی

تحلیل حساسیت

یکی از مهم‌ترین مراحل در مدل‌سازی یادگیری ماشین، تفسیر و ارزیابی خروجی‌های مدل است. مدل‌های یادگیری ماشین مانند جعبه‌های سیاه برای تصمیم‌سازی و اهداف علمی هستند یکی از راه‌های درک رفتار این الگوریتم‌ها ساختن مدل‌های توضیح ساده‌تر و قابل تفسیر هست (Slack et al, 2020). در این مطالعه، اثرات ورودی‌ها بر پیش‌بینی با استفاده از کتابخانه SHAP در زبان برنامه‌نویسی پایتون مورد بررسی قرار گرفت. 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. تکنیک SHAP مبتنی بر تئوری بازی (درک ماهیت ارتباطات) میانگین سهم هر پارامتر ورودی را در خروجی نشان می‌دهند. علاوه بر اهمیت مقدار SHAP، این روش می‌تواند نشان دهد که چگونه هر پارامتر ورودی (منفی یا مثبت) روی متغیر خروجی اثر می‌گذارد.

هایپرپارامتر^۱

پارامتری که از آن برای کنترل فرایند یادگیری استفاده می‌شود ابر پارامتر یا هایپرپارامتر است. ابر پارامترها در اصل باعث افزایش سرعت و کیفیت فرایند یادگیری می‌شوند و مقادیر آن‌ها تأثیر مستقیمی بر عملکرد مدل دارند. محاسبه هایپرپارامترها به صورت آزمون و خطا انجام می‌شود. با تنظیم یک مقدار اولیه برای هر هایپرپارامتر، مدل آموزش داده می‌شود و عملکرد آن بررسی می‌شود. سپس مقادیر هایپرپارامترها تغییر داده و دوباره مدل آموزش داده می‌شود و عملکرد با نسخه قبلی مقایسه می‌شود. این فرایند تا جایی که بهترین مقادیر برای هر هایپرپارامتر را پیدا شود، تکرار می‌شود. کاربرد هایپرپارامترها در تنظیم مدل است. با تغییر مقادیر هایپرپارامترها، می‌توان رفتار و عملکرد مدل را تغییر داد (Shahbeik et al, 2022).

نتایج و بحث

تحلیل انرژی

با استفاده از ضرایب انرژی مربوطه مقادیر انرژی نهاده‌های مصرف‌شده و ستانده تولیدی به دست آمد و نتایج در جدول (۲) آمده است. مقدار کل انرژی مصرفی $۷۲۷۱۶/۸۳$ مگاژول در هکتار به دست آمد. در مطالعه‌ای در کشور ترکیه انرژی مصرفی کل برای تولید هلو $۴۰۰۳۶/۹۴$ مگاژول بر هکتار به دست آمد (Başak Aydın & Duygu Akturk, 2018). طبق اطلاعات جدول بیشترین سهم از مصرف انرژی متعلق به انرژی برق با حدود ۶۰ درصد از کل انرژی مصرفی است. بعد از برق، مصرف کودهای ازته نیز با سهم تقریباً ۱۱/۵ درصدی در رده دوم بیشترین انرژی‌های مصرفی قرار دارد. بالابودن نهاده برق دلایل مختلفی دارد. بیشتر این انرژی برق برای استخراج آب از چاه‌های کشاورزی و انتقال آب با استفاده از الکتروپمپ‌ها هست. چون بیشتر چاه‌های منطقه مطالعاتی عمیق و نیمه‌عمیق بوده بنابراین از الکتروپمپ‌های با توان بالا استفاده شده که نیاز به برق با ولتاژ بالا (سه‌فاز) دارند که انرژی بسیار بیشتری در مقایسه با برق تک‌فاز مصرف می‌کند. از طرف دیگر عواملی مانند عمیق بودن چاه‌های استخراج آب در نواحی مطالعاتی، نیاز آبی بالای هلو، کم‌بودن دبی آب برداشتی از برخی چاه‌های کشاورزی در این منطقه بر روی انرژی برق تأثیر داد. در پژوهش‌های مشابه که توسط قادرپور و رفیعی (2016) و اصغرپور و همکاران (2016) انجام شد نیز برق به ترتیب با سهم $۷۸/۶$ و $۷۲/۵$ درصدی از کل انرژی مصرفی همانند مطالعه حاضر اصلی‌ترین و پرمصرف‌ترین نهاده انرژی بود.

سموم شیمیایی مانند قارچ‌کش و کود حیوانی به ترتیب با $۰/۳۲$ و $۰/۷۲$ درصد سهم اندکی را از انرژی مصرفی دارند. کم‌بودن سهم انرژی مصرفی قارچ‌کش‌ها به این دلیل است که قارچ‌ها خودکنترل کننده و آفت‌کش زیستی هستند و از طرفی خرید و استفاده قارچ‌کش‌ها لحاظ اقتصادی مقرون به صرفه نیستند کشاورزان از قارچ‌کش‌ها به ندرت استفاده می‌کنند (امیری و همکاران، ۱۳۹۶). پایین بودن سهم کود حیوانی در انرژی مصرفی به این دلیل است که کشاورزان کمتر از کود حیوانی استفاده می‌کنند. تأثیر دیر، ایجاد علف‌های هرز و کم‌هزینه‌تر بودن کودهای شیمیایی نسبت به کودهای حیوانی از دلایل کشاورزان برای استفاده کمتر از کود حیوانی است. به همین دلیل کشاورزان از کودهای شیمیایی بخصوص کود ازته بیشتر استفاده می‌کنند. مشاهده می‌شود که انرژی ماشین‌ها و تراکتور سهمی $۷/۶۴$ درصدی از کل انرژی را به خود اختصاص داده‌اند این به این دلیل است که بیشتر فعالیت‌ها مکانیکی و فیزیکی مانند شخم باغ و سم‌پاشی به مقدار کم اما به صورت مکانیزه انجام می‌شود.

جدول ۲. نهاده‌های ورودی و انرژی آن‌ها

عنوان	انرژی (MJ/h)	درصد
الف) نهاده‌ها		
آب برای آبیاری	۳۴۱۷/۲۸	۴/۶۹
ماشین‌ها		
تراکتور و ماشین‌ها	۵۵۵۶/۰۸	۷/۶۴
سوخت دیزل	۳۷۶۶/۰۸	۵/۱۷
سموم شیمیایی		
حشره‌کش	۱۲۰۱/۸۸	۱/۶۵
علف‌کش	۱۵۸۵/۴۱	۲/۸
قارچ‌کش	۲۳۴/۰۹	۰/۳۲
برق	۴۳۰۱۸/۸۷	۵۹/۱
کود شیمیایی		
ازته	۸۳۰۸/۸	۱۱/۴۲
فسفات	۱۳۸۱/۲۱	۱/۸
پتاس	۱۴۰۶/۰۷	۱/۹
کود حیوانی	۵۲۸/۸۱	۰/۷۲
نیرو کارگری	۲۳۱۲/۲۱	۳/۱۷
کل	۷۲۷۱۶/۸۳	۱۰۰
ب) ستانده‌ها		
میوه هلو	۵۲۳۴/۸۹	۱۰۰

شاخص‌های انرژی باتوجه به روابط مربوطه محاسبه شدند و نتایج در جدول (۳) دیده می‌شود. شاخص‌های کارایی انرژی، بهره‌وری انرژی، شدت انرژی و افزوده خالص به ترتیب $0.03/0.07$ کیلوگرم بر مگاژول، $26/39$ مگاژول بر کیلوگرم و 67481 مگاژول به دست آمد. علت منفی بودن مقدار خالص انرژی کم بودن انرژی معادل میوه هلو و مصرف بالای انرژی بوده است.

جدول ۳. مقادیر شاخص‌های انرژی و شکل‌های مختلف انرژی در تولید هلو

عنوان (واحد)	مقدار	درصد
نسبت انرژی (بدون بعد)	0.07	-
بهره‌وری انرژی (kg/MJ)	0.03	-
شدت انرژی (MJ/kg)	$26/39$	-
افزوده خالص انرژی (MJ)	-67481	-
انرژی‌های تجدیدپذیر (MJ)	$6258/31$	$8/6$
انرژی‌های تجدیدناپذیر (MJ)	$66458/52$	$91/39$
انرژی‌های مستقیم (MJ)	$10024/39$	$13/78$
انرژی‌های غیرمستقیم (MJ)	$62692/44$	$86/21$

در تحقیقات مشابه که توسط قاسمی ورنامخواستی و همکاران (۱۳۹۴) و رویان و همکاران (۲۰۱۲) انجام شد شاخص کارایی انرژی به ترتیب برابر 0.05 و 0.07 و مقدار انرژی خالص برای هرکدام منفی و به ترتیب 16642 و $105641/68$ بوده است. همچنین در این جدول سهم انرژی‌های مستقیم و غیرمستقیم و تجدیدپذیر و تجدیدناپذیر نیز از کل انرژی مصرفی آمده است. مقادیر انرژی‌های مستقیم و غیرمستقیم و تجدیدپذیر و تجدیدناپذیر نیز با نتایج تحقیقات اخیر ذکرشده مطابقت دارند و بیشترین مقدار انرژی مصرفی مربوط به انرژی‌های تجدیدناپذیر هست.

مدل‌سازی و ارزیابی پیش‌بینی بهره‌وری انرژی با یادگیری ماشین

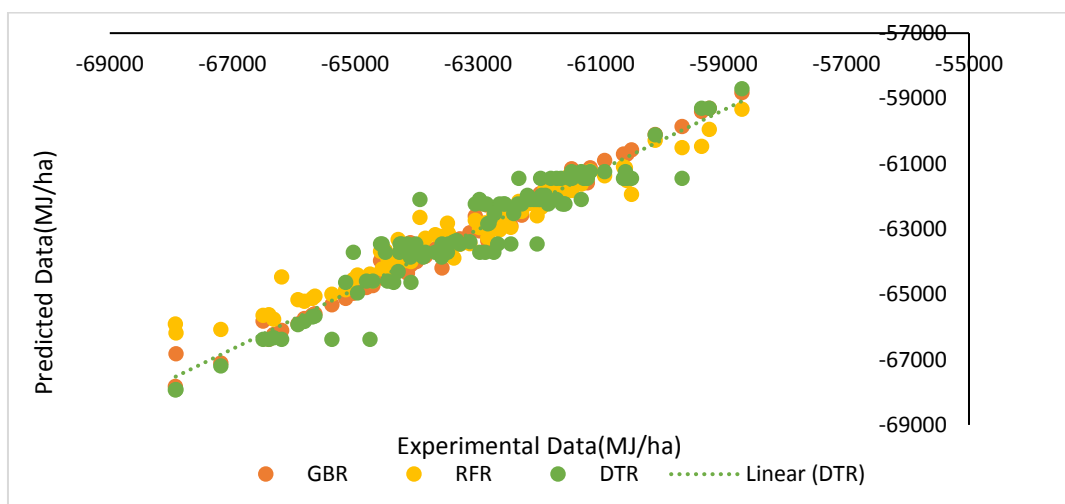
به‌منظور دستیابی به بهترین مدل پیش‌بینی عملکرد و انرژی که بتواند مقدار شاخص انرژی و عملکرد تولید هر واحد از محصول هلو را پیش‌بینی کند الگوریتم‌های مختلفی آزمایش شد تا درنهایت به بهترین مدل که با الگوریتم‌های GBR، DTR و RFR به‌دست‌آمده است، رسیدیم. این الگوریتم‌ها با نهاده‌های ورودی، انرژی و تولیدات را با بیشترین دقت پیش‌بینی می‌کند.

برای مدل‌سازی ۲۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های تست و ۸۰ درصد آن‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش در نظر گرفته شد برای مقایسه الگوریتم‌ها از مقادیر شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و خطای نسبی ریشه میانگین مربعات (RRMSE) استفاده شد که در جدول (۴) آمده است. کمترین مقدار شاخص آماری ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) بهترین مدل را نشان می‌دهد. چنانچه در جدول (۴) مشاهده می‌شود. برای انرژی به ترتیب GBR، RFR و DTR با مقدار RMSE، $217/95$ ، $569/43$ و $579/16$ و برای عملکرد تولید RFR، DTR و GBR و با مقدار RMSE، $92/28$ ، $108/60$ و $115/91$ بهترین مدل‌ها بودند. در مطالعه‌ای از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی انرژی در تولید محصول گندم استفاده شد. جذر مربعات خطا برای روش ELM 0.089 به دست آمد (Mostafaiepour et al, 2020) و در مطالعه‌ای دیگر برای پیش‌بینی محصول نخود دیم با تکنیک ماشین بردار پشتیبان (SVR) این شاخص $0.57/73$ و با روش جنگل تصادفی (RF) $40/71$ به دست آمد (Rezapor et al, 2021).

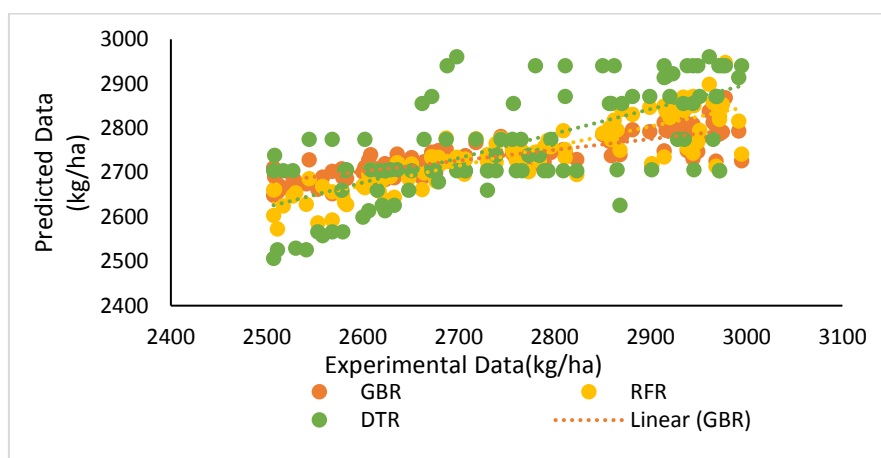
ضریب تبیین R^2 نشانگر شدت رابطه بین دو متغیر کمی است. مقدار این ضریب برای سه مدل GBR، RFR و DTR بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده بهره‌وری انرژی به ترتیب برابر 0.98 ، 0.95 و 0.90 (شکل ۲) و بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده عملکرد تولید به ترتیب برابر 0.67 ، 0.74 و 0.47 برای کل داده‌ها به دست آمد. این مقادیر بالای به‌دست‌آمده برای ضریب تبیین حاکی از همبستگی زیاد بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده است. شکل (۳) نیز به‌خوبی بیانگر این موضوع است.

جدول ۴. خصوصیات بهترین مدل های یادگیری ماشین جهت پیش بینی بهره وری انرژی و عملکرد تولید هلو

خروجی پیش بینی شده	نوع مدل	R ²			RRMSE			RMSE		
		آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون	کل
انرژی	GBR	۰/۹۹	۰/۹۶	۰/۹۸	-۰/۰۰۹	-۰/۰۰۷	-۰/۰۰۳	۵۶/۰۳	۴۶۳/۱۳	۲۱۷/۹۵
	RFR	۰/۹۷	۰/۹۳	۰/۹۵	-۰/۰۰۶۸	-۰/۰۱۴	-۰/۰۰۹	۴۲۹/۲۸	۸۹۸/۲۴	۵۶۹/۴۳
	DTR	۰/۹۲	۰/۸۷	۰/۹۰	-۰/۰۰۷۹	-۰/۰۱	-۰/۰۰۹	۴۹۸/۳۰	۶۹۷/۶۲	۵۷۹/۱۶
عملکرد	GBR	۰/۸۳	۰/۳۲	۰/۶۷	۰/۰۳	۰/۰۵	۰/۰۴	۱۰۴/۰۶	۱۴۱/۴۴	۱۱۵/۹۱
	RFR	۰/۸۸	۰/۴۰	۰/۷۴	۰/۰۲۵	۰/۰۴	۰/۰۳۳	۷۱/۱۲	۱۳۵/۳۴	۹۲/۲۸
	DTR	۰/۶۴	۰/۲۸	۰/۴۷	۰/۰۳	۰/۰۵	۰/۰۳۹	۸۶/۱۵	۱۵۶/۲۴	۱۰۸/۶۰

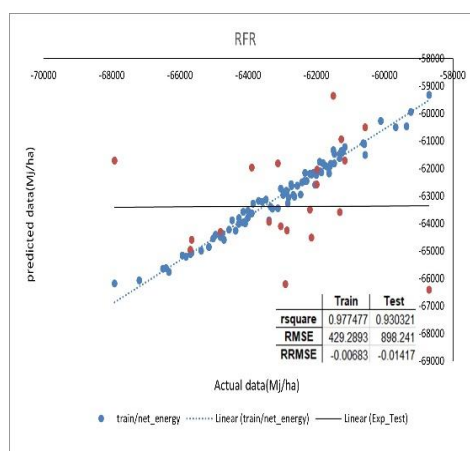
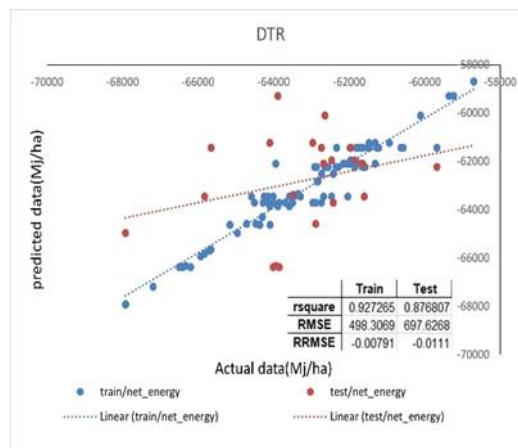
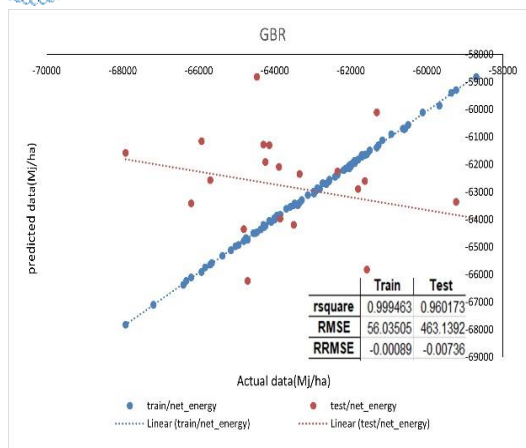


شکل ۲. ضریب تبیین بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده انرژی

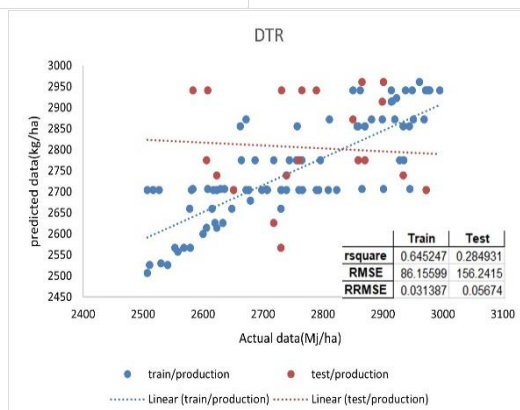
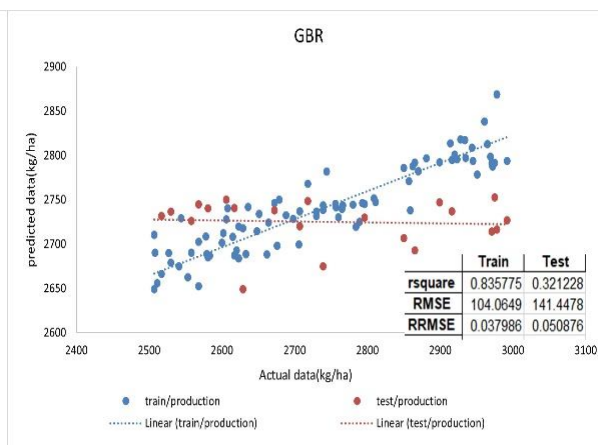
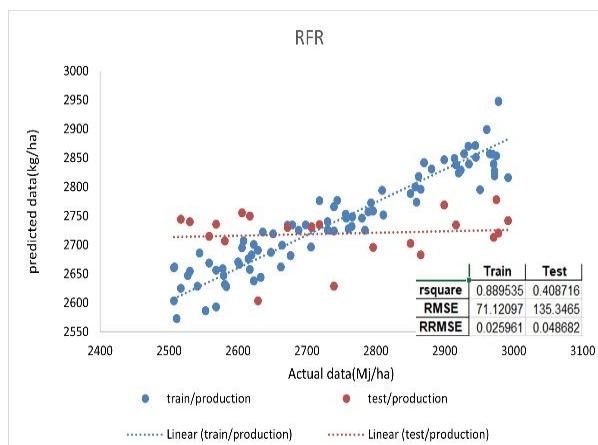


شکل ۳. ضریب تبیین بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده عملکرد

شکل (۴) و (۵) مقادیر پیش بینی شده یادگیری ماشین را در برابر داده های تجربی در طول مراحل آموزش و آزمایش در تمام الگوریتم ها برای پارامترهای خروجی وابسته نشان می دهد. خط آبی و قرمز نشان دهنده خط رگرسیون برای آموزش و مراحل تست است. انحراف از مقدار تجربی قابل قبول و رضایت بخش بود.



شکل ۴. الگوریتم‌های پیش‌بینی انرژی از مقادیر واقعی



شکل ۵. الگوریتم‌های پیش‌بینی عملکرد از مقادیر واقعی

مدل GBR کمترین درصد خطا را در مرحله آموزش و آزمایش برای انرژی دارد و برای مدل عملکرد کمترین خطا در مرحله آموزش و آزمایش مربوط به الگوریتم RFR بوده است.

هایپرپارامتر

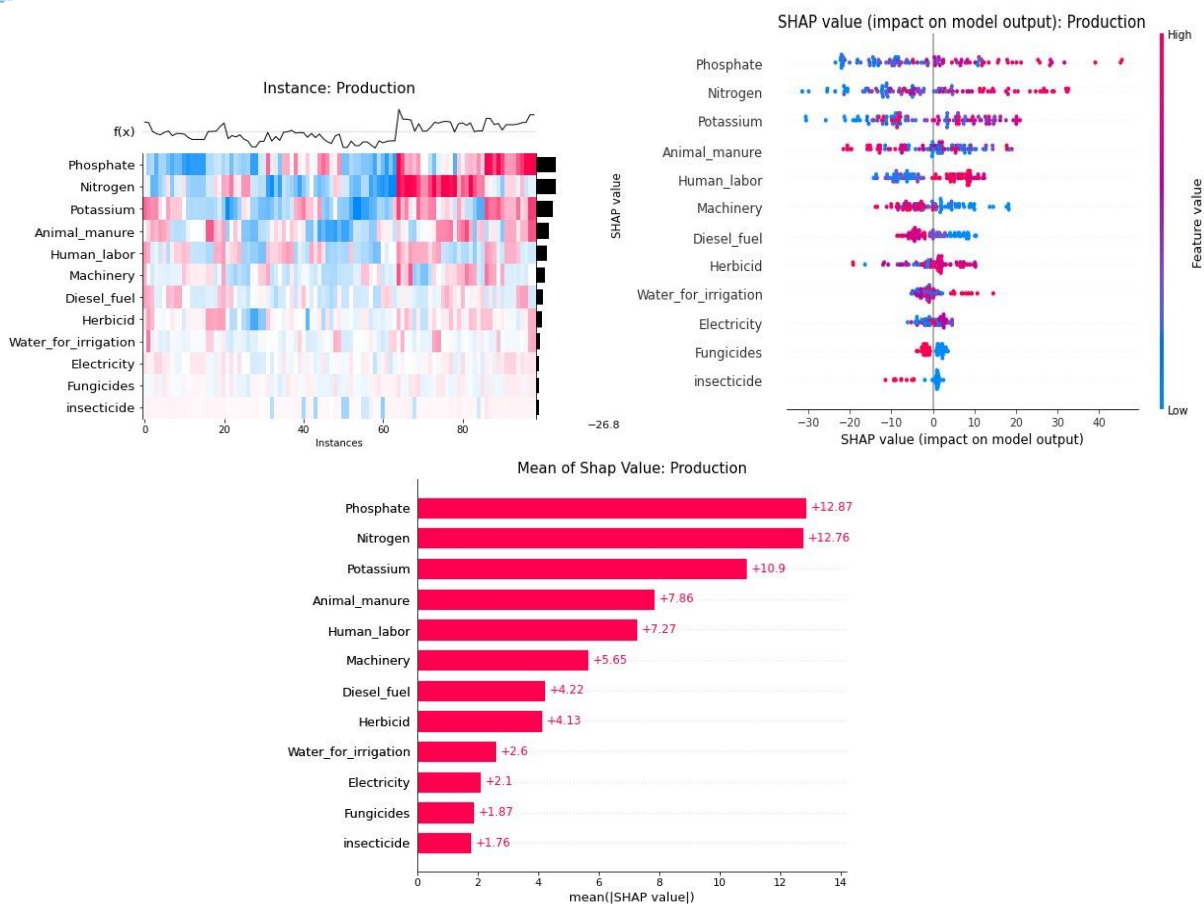
هایپرپارامتر بهترین مدل ها در جدول (۵) و (۶) آمده است با این مقادیر مدل ها بهترین عملکرد را داشته اند. در مدل RFR برای انرژی حداکثر عمق درختان ۶۰ و حداکثر ویژگی در هر گره در درخت برابر با ۴ است در این مدل تعداد درخت در جنگل ۱۰۰ بوده است. نرخ یادگیری در مدل GBR برای عملکرد برابر با ۰/۰۱ و تعداد مدل های تکرار شونده ۱۰۰ بوده است.

جدول ۵. هایپرپارامتر مدل RFR		
Hyperparameter	تولیدات	انرژی
max_depth	۶۰	۶۰
max_features	۴	۴
min_samples_leaf	۲	۲
min_samples_split	۲	۲
n_estimators	۱۰۰	۱۰۰

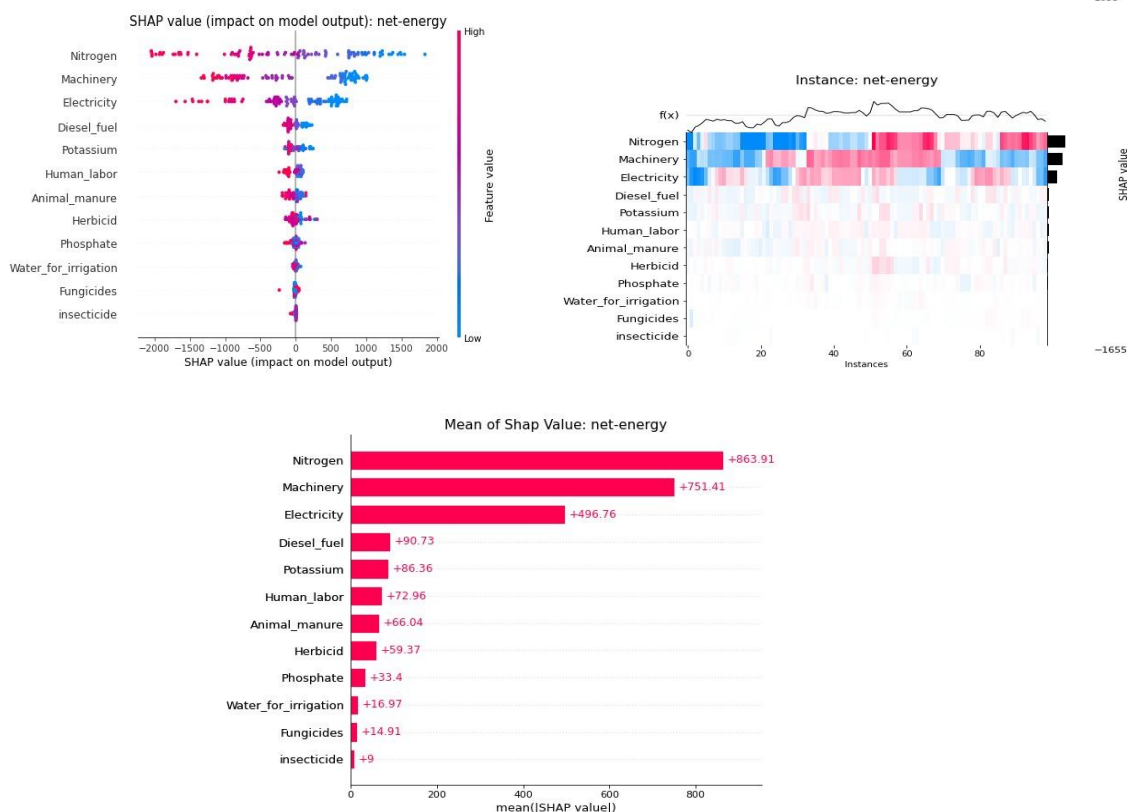
جدول ۶. هایپرپارامتر مربوط به مدل GBR		
Hyperparameter	تولیدات	انرژی
learning_rate	۰/۰۱	۰/۰۱
max_depth	۴	۷
n_estimators	۱۰۰	۵۰۰
subsample	۰/۵	۰/۵

تحلیل حساسیت

همان طور که در شکل (۶) نشان داده شده است تأثیر گذارترین پارامترها در عملکرد تولید هلو به ترتیب کودهای شیمیایی فسفات، نیتروژن و پتاسیم هستند و پارامتری که کمترین تأثیر را بر روی عملکرد داشته است حشره کش ها هستند. شکل (۶) نمودار سمت راست نمودار حرارتی مدل عملکرد و تولید است. در نمودار حرارتی تحلیل حساسیت با استفاده از SHAP، رنگ ها مقادیر SHAP را نشان می دهند. در این نمودار از رنگ های آبی و قرمز استفاده شده است. رنگ آبی برای نهاده های بیش تأثیر و رنگ قرمز برای نهاده کم تأثیر بر پیش بینی است. در این شکل، شدت رنگ نشان دهنده شدت اثر نهاده است. همچنین، شدت رنگ نشان دهنده مقدار SHAP است، به طوری که رنگ با شدت بالاتر نشان دهنده اهمیت بیشتر ویژگی است. با تحلیل نمودار حرارتی تحلیل حساسیت، می توان اهمیت و تأثیر هر ویژگی را بر روی پیش بینی مدل بررسی کرد و در صورت لزوم، ویژگی های کم اهمیت را حذف کرد یا ویژگی های مهم را بررسی و بهبود داد. در شکل (۷) کود نیتروژن و ماشین آلات دو ویژگی مهم از پارامترهای ورودی برای پیش بینی انرژی بر اساس آنالیز SHAP بوده اند طبق این تحلیل حشره کش ها در این پارامتر خروجی هم تأثیر اندکی داشته است.



شکل ۶. مقدار SHAP نشان‌دهنده اثرات ویژگی‌های ورودی در هر خروجی عملکرد تولید هلو، نمودار حرارتی (راست)، اثر مقدار SHAP بر خروجی (چپ)، مقدار SHAP برای هر نهاده (پایین)



شکل ۷. مقدار SHAP نشان‌دهنده اثرات ویژگی‌های ورودی در هر خروجی انرژی در مدل‌سازی تولیدات هلو، نمودار حرارتی (راست)، اثر مقدار SHAP بر خروجی (چپ)، مقدار SHAP برای هر نهاده (پایین)

نتیجه گیری

نتایج این پژوهش نشان داد که کل انرژی مصرفی در طول چرخه تولید هلو ۷۲۷۱۶/۸۳ مگاژول بر هکتار بود که از بین نهاده‌های مصرف‌شده، برق با سهم ۵۹/۱ درصدی از کل انرژی‌های مصرفی، پرمصرف‌ترین نهاده انرژی بود. این انرژی بیشتر برای سامانه‌های آبیاری استفاده می‌شود که می‌توان برای کاهش این انرژی از سامانه‌های هوشمند آبیاری استفاده کرد که با تشخیص رطوبت خاک تعداد دفعات آبیاری و میزان مصرف انرژی برق را کاهش دهد. یکی از دلایل مصرف برق پایین بودن دبی چاه و نیاز به روشن بودن الکتروپمپ در طولانی مدت هست که می‌شود با استفاده از سامانه‌های نوین آبیاری مانند سامانه آبیاری قطره‌ای عملکرد را افزایش داد. این کار موجب کاهش مصرف آب و برق می‌شود. کشاورزان با توجه به عمق چاه، نیاز آبی باغ و به کمک مشاوران و مهندسان سیستم‌های آبیاری، قدرت الکتروپمپ‌ها را انتخاب کنند تا بدین وسیله از هدررفت انرژی منابع تجدیدناپذیر جلوگیری کرد. کاهش استفاده از منابع تجدیدناپذیر مانند برق و سوخت دیزل و استفاده از انرژی‌های تجدیدپذیر به بیشتر شدن کارایی انرژی کمک می‌کند که با مدیریت صحیح و موارد اخیری که ذکر شد می‌توان به این مهم دست یافت.

نتایج تجزیه و تحلیل تولیدات و عملکرد بیانگر آن بود که کودهای شیمیایی بیشترین تأثیر را در تولید دارد پس می‌توان با استفاده مناسب و بهینه از این کودها تولیدات را افزایش داد که این امر با استفاده از مشاوره کارشناسان و مهندسان کشاورزی می‌توان به این هدف رسید. راه دیگر برای استفاده کم اما مفید از نهاده‌ها و کودهای شیمیایی استفاده از سامانه‌ها و حسگرهای هوشمند برای تشخیص نیاز درخت‌ها و خاک به این نهاده‌ها هست.

سپاسگزاری

از گروه مکانیزاسیون پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران به خاطر تأمین اعتبار مورد نیاز این تحقیق تشکر و قدردانی می‌گردد.

منابع

- امیری، سلیمان، شریفی، زهرا، گلجانیان، ساناز، و متشرعی، زینب السادات. (۱۳۹۶). بررسی بیمارگری قارچ *Metarhizium anisopliae* بر روی شته سبز هلو *Myzus persicae*. پژوهش های کاربردی در گیاهپزشکی (دانش کشاورزی)، ۶(۱)، ۸۶-۷۷.
- آمارنامه‌ی 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، شاه حسینی، 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): ۱۴۲-۱۲۹
- قادرپور، امید، و رفیعی، شاهین. (۱۳۹۵). تجزیه و تحلیل و مدل سازی انرژی و عملکرد تولید نخود دیم در شهرستان بوکان. مهندسی بیوسیستم ایران (علوم کشاورزی ایران)، ۴۷(۴)، ۷۱۱-۷۲۰.
- قاسمی ورنامخواستی، مهدی، هاشمی گرم دره، سید محمود، و هاشمی گرم دره، سید علی. (۱۳۹۴). بررسی شاخص های انرژی و بهینه سازی مصرف آن در تولید هلو مطالعه موردی: منطقه سامان در استان چهارمحال و بختیاری. ماشین های کشاورزی، ۵(۱)، ۲۰۶-۲۱۶.
- پاینده، زهرا، خیرعلی پور، کامران، و کریمی، محمود. (۱۳۹۵). بررسی کارایی واحدهای پرورش مرغ گوشتی به روش تحلیل پوششی داده ها، مطالعه موردی: استان اصفهان. مهندسی بیوسیستم ایران (علوم کشاورزی ایران)، ۴۷(۳)، ۵۷۷-۵۸۵.

REFERENCES

- 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., Hörtnerhuber, S. J., Ghorbani, M., Neugschwandtner, R. W. & Kopecký, M. (2022). Environmental Life Cycle Assessment in Organic and Conventional Rice Farming Systems: Using a Cradle to Farm Gate Approach. *Sustainability*, 14(23), 15870.
- Amiri, Suleiman, Sharifi, Goljanian, Motsharai, & Zainab Al-Sadat. (2017). Investigating the pathogenicity of the fungus *Metarhizium anisopliae* on the green peach tree *Myzus persicae*. *Applied research in herbal medicine*, 6(1), 77-86. (In Persian)



- Department of Jihad-e-Agriculture of Iran .(2022). Annual agricultural statistics. (in persian) , From <http://www.maj.ir/>.
- Statistical Center of Iran. (2022). Provincial geographic and weather data, (in persian) , From <http://www.amar.org.ir>.
- Asgharipour M.R., Mousavinik S.M., Enayat F.F. (2016) Evaluation of energy input & greenhouse gases emissions from alfalfa production in the Sistan region, Iran. *EnergyReports* 2:135-140.
- 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.
- 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.
- Erdal, G., Esengün, K., Erdal, H. & Gündüz, O. (2007). Energy use & economical analysis of sugar beet production in Tokat province of Turkey. *Energy*, 32(1), 35-41.
- Ghaderpour O. & Rafiee SH. (2016). Analysis, modeling of energy & yield of dryl& chickpea in the Bukan township. *Iran Biosystem Engeering*(In Persian).
- Ghasemi Varnamkhasadi, Mehdi, Hashemi Garam Dareh, Seyed Mahmoud, and Hashemi Garam Dareh, Seyed Ali. (2014). Investigating energy indicators and optimizing its use in peach production, a case study: Saman region in Chaharmahal and Bakhtiari province. *Agricultural Machinery*, 5(1), 206-216. SID <https://sid.ir/paper/201455/fa> (In Persian).
- Ghatreh Samani, S., Ebrahimi, R., Kazi, S. N., Badry, A. B., & Sadeghinezhad, E. (2016). Optimization model of peach production relevant to input energies–Yield function in Chaharmahal va Bakhtiari Province, Iran. *Energy*, 99, 315-321.
- Goldstein, A., Fink, L., Meitin, A., Bohadana, S., Lutenberg, O., & Ravid, G. (2018). Applying machine learning on sensor data for irrigation recommendations: revealing the agronomist's tacit knowledge. *Precision agriculture*, 19, 421-444.
- Haji Faraji, Mahdekht and Aghajani, Abdolreza, 2017, An introduction to the recognition of peach fruit, the third national conference of knowledge and technology of agricultural sciences, natural resources and environment of Iran, Tehran.
- Hemalatha, N., Brendon, V. F., Shihab, M. M., & Rajesh, M. K. (2015). Machine Learning Algorithm for Predicting Ethylene Responsive Transcription Factor in Rice Using an Ensemble Classifier. *Procedia Computer Science*, 49, 128-135.
- 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.
- Kaul, M., Hill, R. L., & Walthall, C. (2005). Artificial neural networks for corn & soybean yield prediction. *Agricultural Systems*, 85(1), 1-18
- Khanali, M., Akram, A., Behzadi, J., Mostashari-Rad, F., Saber, Z., Chau, K. W., & Nabavi-Pelesaraei, A. (2021). Multi-objective optimization of energy use & environmental emissions for walnut production using imperialist competitive algorithm. *Applied Energy*, 284, 116342.
- Khoobakht, G., & Akram, A. (2020). Investigating the Pattern of Energy Consumption, Sensitivity Analysis and Economic Performance of Plum Production in Khansar Township, Isfahan, Iran. *Iranian Journal of Biosystems Engineering*, 51(2), 263-272.
- Khoshnevisan, B., Rafiee, S., Omid, M., & Mousazadeh, H. (2013). Reduction of CO2 emission by improving energy use efficiency of greenhouse cucumber production using DEA approach. *Energy*, 55, 676-682.
- Mohammadi, A. & Omid, M. (2010). Economical analysis & relation between energy inputs & yield of greenhouse cucumber production in Iran. *Applied Energy*, 87(1), 191-196.
- Mohammadzadeh, A., Damghani, A.M., Vafabakhsh, J., & Deihimfard, R. 2017. Assessing energy efficiencies, economy, & global warming potential (GWP) effects of major crop production systems in Iran: a case study in East Azerbaijan province. *Environmental Science & Pollution Research* 24: 16971-16
- 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.
- Mostafaeipour, 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
- Nabavi-Pelesaraei, A., Abdi, R., Rafiee, S., & Mobtaker, H. G. (2014). Optimization of energy required & greenhouse gas emissions analysis for orange producers using data envelopment analysis approach. *Journal of Cleaner Production*, 65, 311-317.
- Najafabadi, M. M., Sabouni, M., Azadi, H., & Taki, M. (2022). Rice production energy efficiency evaluation in north of Iran; application of Robust Data Envelopment Analysis. *Cleaner Engineering and Technology*, 6, 100356.
- Nikkhah, A., Royan, M., Khojastehpour, M., & Bacenetti, J. (2017). Environmental impacts modeling of Iranian peach production. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, 75, 677-682.
- Nie, P., Roccotelli, M., Fanti, M. P., Ming, Z., & Li, Z. (2021). Prediction of home energy consumption based on gradient boosting regression tree. *Energy Reports*, 7, 1246-1255.
- Pahlavan, R., Omid, M. & Akram, A. (2012). Energy input-output analysis & application of artificial neural networks for predicting greenhouse basil production. *Energy*, 37(1), 171-176.
- Papageorgiou, E. I., Aggelopoulou, K. D., Gemtos, T. A., & Nanos, G. D. (2013). Yield prediction in apples using Fuzzy Cognitive Map learning approach. *Computers & electronics in agriculture*, 91, 19-29.
- Pourhasan, Shah Hosseini, Sidi. (2021). Presenting a classification method based on deep learning in differentiating types of agricultural products using time series satellite images. *Scientific Journal of Mapping Sciences & Techniques*, 11(1), 129-142. (In Persian)
- 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.
- Rezapour, S., Jooy&eh, E., Ramezanzade, M., Mostafaeipour, A., Jahangiri, M., Issakhov, A., ... & Techato, K. (2021). Forecasting rainfed agricultural production in arid & semi-arid l&s using learning machine methods: A case study. *Sustainability*, 13(9), 4607.
- Royan, M., Khojastehpour, M., Emadi, B., & Mobtaker, H. G. (2012). Investigation of energy inputs for peach production using sensitivity analysis in Iran. *Energy Conversion & Management*, 64, 441-446.
- Sadr, S., & Eslami, M. (2021). Determination of effective weather variables on pistachio yield using C&R decision tree algorithm. *Journal of Agricultural Meteorology*, 9(1), 53-62.
- Singh, S., & Mittal, J. P. (1992). *Energy in production agriculture*. Mittal Publications.
- 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).
- 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.
- Sun, S., Bao, Y., Lu, M., Liu, W., Xie, X., Wang, C., & Liu, W. (2016). A comparison of models for the short-term prediction of rice stripe virus disease & its association with biological & meteorological factors. *Acta Ecologica Sinica*, 36(3), 166-171.
- Shahbeik, H., Rafiee, S., Shafizadeh, A., Jeddi, D., Jafary, T., Lam, S. S., ... & Aghbashlo, M. (2022). Characterizing sludge pyrolysis by machine learning: towards sustainable bioenergy production from wastes. *Renewable Energy*, 199, 1078-1092.
- Tabatabaie, S.M.H., Rafiee, S. & Keyhani, A. (2012). Energy consumption flow & econometric models of two plum cultivars productions in Tehran province of Iran. *Energy*, 44(1), 211-216.
- Vafabakhsh, J., & Mohammadzadeh, A. (2019). Energy flow & GHG emissions in major field & horticultural crop production systems (case study: Sharif Abad plain). *Journal of Agroecology*, 11(2), 365
- 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 Consumption." *Renewable & Sustainable Energy Reviews* 82 (September): 1027-47
- 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.
- Yildizhan, H., Taki, M., Özilgen, M., & Gorjian, S. (2021). Renewable energy utilization in apple production process: A thermodynamic approach. *Sustainable Energy Technologies & Assessments*, 43, 100956.
- 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.



- Payandeh, Zahra, Khairali pour, Kamran, and Karimi, Mahmoud. (2015). Investigating the efficiency of broiler breeding units using the data envelopment analysis method, case study: Isfahan province. *Biosystem Engineering of Iran (Agricultural Sciences of Iran)*, 47(3), 577-585(In Persian).
- Molai, Komil, Kihani, Alireza, Karimi, Mahmoud, Khairali pour, Kamran, and Ghasemi Varnamkhashadi, Mehdi. (2009). Energy ratio of dry wheat - case study: Euclid city (Persia). *Biosystem Engineering of Iran (Agricultural Sciences of Iran)*, 39(1), 13-19.
- 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.
- Kheiralipour, K., & Sheikhi, N. (2021). Material and energy flow in different bread baking types. *Environment, development and sustainability*, 23, 10512-10527.
- 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.

Modeling of peach production energy using machine learning in Nazarabad township, Alborz province

EXTENDED ABSTRACT

Background:

it is predicted that by 2050, the world's population will reach 9.2 million people, and Iran will be one of the 20 most populous countries in the world this year. Also, according to the report of the Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), in order to provide food for the people of the world in 2050, the production of products must increase by 70% during this time. Agriculture is also the most important food producer, not only energy consumer, but also the most important energy supplier. Securing the food security of the world's growing population with conservation of earth's resources and environmental is one of the basic and important challenges of sustainable agriculture. Therefore, It has gone towards the use of artificial intelligence and machine technologies to produce healthier and more products with the least use of resources

Research Method:

In this research, modeling the energy and performance of peach production in Nazarabad city was done using machine learning. And the pattern of energy consumption in peach production was investigated. Data were collected through interviews and specialized questionnaires, and simple random sampling was used to determine the sample size. Cochran's formula was used to determine the sample size, and three algorithms of Gradient boosting regression (GBR), decision tree (DTR) and random forest (RFR) were used for prediction and modeling.

Findings:

The results showed that the total consumed and produced energy is equal to 72716.83 and 5234.89 megajoules respectively on the hectares and renewable energy is 8.6%, Non-renewable energy is 91.39%, indirect energy is 86.21% and direct energy is 13 percent. of the total energy consumption, Electricity was the most consumed input with a share of 59% of the total input energy. The indices of energy efficiency, energy efficiency, energy intensity and net energy were obtained as 0.07, (kg/MJ) 0.03, (MJ/kg) 26.39 and (MJ) 67481 respectively. Modeling was done with three methods: Gradient boosting Regression (GBR), Decision Tree Algorithm (DTR) and Random Forest Algorithm (RFR) and RRMSE was -0.003, -0.0090 and -0.0091 and R^2 was 0.98, 0.95 and 0.90 respectively. The calculation of the results showed that the GBR method can predict energy consumption of peaches with higher accuracy than the energy indices and for RRMSE performance 0.04, 0.039 and 0.033 respectively and R 0.67, 0.47 respectively and 0.74 was calculated. The results showed that the RFR method is able to predict Peach production more accurately.

Conclusions:

The results showed that the amounts of energy consumption and production of peaches can be more accurately predicted with the inputs of irrigation water, electricity, chemical and animal fertilizers, labor, chemical poisons, diesel fuel and machinery and machine learning methods. Sensitivity analysis was done with SHAP analysis and the results showed that nitrogen fertilizer and machinery are two important features of input parameters for energy prediction and the most effective fertilizers in peach production are phosphate, nitrogen and potassium respectively and insecticides have the least effect on yield.