

تجزیه و تحلیل و مدل‌سازی انرژی و میزان تولید گازهای گلخانه‌ای در تولید سیب با به‌کارگیری یادگیری ماشینی در شهرستان نظرآباد

سید امید داوودالموسوی^۱، شاهین رفیعی^{۲*}، علی جعفری^۳، علی رفیعی^۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۲۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۷/۱۳

۱- گروه مکانیزاسیون - دانشکدگان کشاورزی و منابع طبیعی - دانشگاه تهران - کرج - ایران

۲- گروه مکانیزاسیون - دانشکدگان کشاورزی و منابع طبیعی - دانشگاه تهران - کرج - ایران

۳- گروه مکانیزاسیون - دانشکدگان کشاورزی و منابع طبیعی - دانشگاه تهران - کرج - ایران

۴- گروه برق - دانشگاه پیام نور کرج - کرج - ایران

E-mail: shahinrafiee@ut.ac.ir

* مسئول مکاتبه

چکیده

امروزه تأمین امنیت غذایی برای جمعیت رو به رشد جهان با حفظ منابع کره زمین و حداقل تأثیرات زیست‌محیطی به یکی از چالش‌های 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 جریان تولید سیب، تجزیه و تحلیل و مدل‌سازی انرژی و انتشارات گازهای گلخانه‌ای در شهرستان نظرآباد پرداخته شد. نتایج نشان داد که کل انرژی مصرفی برابر ۳۵۹۳۴/۴۶ مگاژول در هکتار و انتشارات برابر با ۱۲۲۰۰۳۱ گرم معادل کربن‌دی‌اکسید در هکتار بود. کود از ته با سهم ۳۲/۴۳ درصدی از کل انرژی‌های ورودی پرمصرف‌ترین نهاد بود. شاخص‌های کارایی انرژی، بهره‌وری انرژی، شدت انرژی و انرژی خالص به ترتیب ۱/۴۳، ۰/۵۹ (kg/MJ)، ۱/۶۷ (MJ/kg) و ۱۵۵۴۱/۱۸ (MJ) به دست آمد. مدل‌سازی با سه روش رگرسیون گرادیان تقویت شده، رگرسیون درخت تصمیم و رگرسیون جنگل تصادفی انجام شد و RRMSE به ترتیب ۰/۰۲، ۰/۰۷ و ۰/۰۸ و R به ترتیب ۰/۹۹، ۰/۹۶ و ۰/۹۴ محاسبه شد. نتایج نشان داد که روش گرادیان تقویت شده قادر است با دقت بالاتری مقادیر شاخص‌های بهره‌وری انرژی تولید سیب را پیش‌بینی کند. نتایج نشان داد که مصرف انرژی و انتشارات به وسیله نهاده‌های آب آبیاری، برق، کودهای شیمیایی و حیوانی، نیروی کارگری، سموم شیمیایی، سوخت دیزل و ماشین‌ها با روش یادگیری ماشین و با دقت بالایی قابل پیش‌بینی است. تحلیل حساسیت با SHAP انجام شد و تأثیرگذارترین نهاد روی پیش‌بینی انرژی کود شیمیایی از ته بود.

واژه‌های کلیدی: تحلیل حساسیت با SHAP، سیب، شهرستان نظرآباد، کارایی انرژی، یادگیری ماشینی

How to cite:

Davodalmosavi O, Rafiee SH, Jafari A, N. 2023 Analysis and modeling of energy and the apple of greenhouse gas production in apple production using machines learning in Nazarabad city. *Journal of Agricultural Mechanization* 8 (4): 1-15.

Analysis and modeling of energy and amount of greenhouse gas production in apple production using machine learning in Nazarabad city

Seyed omid Davodalmosavi¹, Shahin Rafiee², Ali jafary³, Ali Rafiee⁴

Received: July 18, 2023

Accepted: September 4, 2023

1- Department of Agricultural Machinery Engineering, University of Tehran, Karaj, Iran

2- Department of Agricultural Machinery Engineering, University of Tehran, Karaj, Iran

3- Department of Agricultural Machinery Engineering, University of Tehran, Karaj, Iran

4- Department of Electrical Engineering, Payam Noor University, Karaj, Karaj, Iran

*Corresponding Author: shahinrafiee@ut.ac.ir

Abstract

Today, providing food security for the world's growing population by preserving the earth's resources and minimal environmental effects has become one of the basic and important challenges in sustainable agriculture, and the optimal use of resources is one of the main requirements of sustainable agriculture. In this study, the pattern of energy consumption during apple production, analysis and modeling of energy and greenhouse gas emissions in Nazarabad city was investigated. The results showed that the total energy consumption was equal to 35934.46 megajoules per hectare and the emissions were equal to 1220031 grams of carbon dioxide equivalent per hectare. Nitrogen fertilizer was the most consumed input with a share of 32.43% of the total input energy. The indices of energy efficiency, energy productivity, energy intensity and net energy were obtained as 1.43, (kg/MJ) 0.59, (MJ/kg) 1.67 and (MJ) 15541.18. Modeling was done with three methods GBR, DTR and RFR and RRMSE was calculated as 0.02, 0.07 and 0.08 and R as 0.99, 0.96 and 0.94 respectively. The results showed that the GBR method is able to accurately predict the values of energy efficiency indices of apple production. The results showed that energy consumption and emissions can be predicted by machine learning method with high accuracy through the inputs of irrigation water, electricity, chemical and animal fertilizers, labor force, chemical poisons, diesel fuel and machines. Sensitivity analysis was performed with SHAP and the most influential input on energy prediction was nitrogen fertilizer.

Keywords: Apple, Energy Efficiency, Machine Learning, Nazarabad City, Sensitivity Analysis with SHAP

۱- مقدمه

امروزه مصرف سوخت‌های فسیلی و گرمایش کره زمین بسیار مورد توجه قرار گرفته است. مصرف سوخت‌های فسیلی در نیروگاه‌ها به منظور تولید برق بیشترین سهم را در انتشار آلاینده‌ها و گازهای گلخانه‌ای در جهان دارند (Motevali et al, 2019). سرانه مصرف نهایی انرژی در بخش‌های کشاورزی، خانگی، عمومی و تجاری، حمل و نقل و صنعت در ایران به ترتیب ۳/۳، ۱/۹، ۱/۷ و ۱/۵ برابر متوسط جهانی و سرانه مصرف نهایی انرژی ایران به تفکیک حامل‌های انرژی با مقیاس جهانی نشان می‌دهد که سرانه مصرف های گاز طبیعی ۶/۲ و نفت خام و فرآورده‌های نفتی ۱/۶ برابر متوسط مصرف سرانه جهانی می‌باشد. در این میان بیشترین مقدار به بخش کشاورزی تعلق دارد. روند افزایشی مصرف انرژی در کشاورزی باعث افزایش انتشارات گازهای گلخانه ای شده است (Kazimieh et al, 2021).

امروزه تأمین امنیت غذایی برای جمعیت رو به رشد جهان یکی از چالش‌های اساسی و مهم در کشاورزی تبدیل شده است (Mohammadzadeh et al, 2017). استفاده بهینه از منابع و نهاده‌ها یکی از اساسی و اصلی‌ترین اهداف کشاورزی پایدار به شمار می‌رود (Vafabakhsh et al, 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 که در نهایت باعث افزایش گازهای گلخانه‌ای و مشکلات زیست‌محیطی و کاهش بهره‌وری اقتصادی می‌شود (Erdal et al, 2007). استفاده از تولید پایدار باعث به حداقل رسیدن این مشکلات شده، از تخریب منابع طبیعی جلوگیری کرده و باعث ارتقا سامانه تولیدی اقتصادی می‌شود (Moldavska, 2017). سطح زیر کشت سیب در ایران حدود ۲۱۸ هزار هکتار برآورد شده است که معادل ۸/۷ درصد از کل سطح زیر کشت محصولات باغی می‌باشد. میزان تولید سیب در کشور حدود ۴ میلیون تن برآورد شده که معادل ۱۸ درصد از کل میزان تولید محصولات باغبانی است. استان البرز از نظر سطح زیر کشت و میزان تولید به ترتیب با ۲۵۵۴ هکتار و ۴۸۱۳۱ تن حدود ۱/۱۹ درصد از کل تولید سیب کشور را به خود اختصاص داده است (Anonymous, 2022).

پژوهش‌هایی برای برآورد شاخص‌های انرژی مصرفی در تولید محصولات مختلف در ایران صورت گرفته است. برای نمونه مطالعه‌ای در باغات گردوی استان البرز برای بهینه‌سازی مصرف انرژی و انتشارات محیط 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). پژوهشگرانی با مدل‌سازی تأثیرات زیست‌محیطی تولید هلو در استان

گلستان دریافتند که انتشار دی‌اکسید کربن 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 مطالعه‌ای 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 مگاژول، ۳/۴۱ مگاژول بر کیلوگرم و ۱۶۶۴۲/۰۳- مگاژول بر هکتار بود (Ekinci et al, 2020).

در مطالعه‌ای شاخص‌ها و مصرف انرژی تولید سیب در کشور ترکیه بررسی شد این تحقیق نشان داد که میزان مصرف انرژی برای تولید سیب در باغات ارگانیک و معمولی به ترتیب ۲۵۹۳۷/۵۸ و ۲۹۱۹۹/۶۱ مگاژول بوده است و همین‌طور نشان داده شد که بیشترین مصرف انرژی مربوط به سوخت است (Sharifi et al, 2020).

در تحقیقی دیگر میزان انرژی ورودی مصرفی و تأثیرات زیست‌محیطی در تولید سیب استان آذربایجان غربی مورد بررسی قرار گرفت. نسبت انرژی برابر با ۱/۶۵ و افزوده‌ی خالص انرژی برابر با ۲۷۷۴۰/۸۰ مگاژول بر هکتار و بیشترین سهم انرژی مصرفی متعلق به سوخت دیزل به میزان ۶۱ درصد) بوده است (Ghatrehsamani et al, 2016).

مطالعات بسیاری نیز در زمینه تجزیه و تحلیل انرژی تولید سیب و محصولات باغبانی در مناطق مختلف انجام شده است. مطالعه‌ای بر روی انرژی سیب در پایتخت ایران (Yildizhan et al, 2021)، آلو قطره‌طلا و شابلون (Tabatabaie et al, 2012)، آلوبخارا (Khoob-Nabavi-Pelesaraei et al, 2020) پرتقال (bakht & Akram, 2020) (2014).

با افزایش جمعیت، زمین زراعی کمیاب‌تر می‌شود و 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 & Prenafeta-Boldú, 2018).

حوزه و روش یادگیری ماشین^۱ (ML) 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 یادگیرند 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 (Goldstei et al, 2016).

¹ Machine Learning

درجه و ۱ دقیقه عرض شمالی و ۵۰ درجه و ۲۳ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۴۰ دقیقه طول شرقی قرار دارد. این منطقه حدود ۱۷۷۸ هکتار از اراضی باغی استان را شامل می‌شود. منطقه نظرآباد با میانگین بارندگی سالانه ۲۳۸ میلیمتر و میانگین دمای سالانه ۲/۱۴ درجه سانتیگراد در اقلیم خشک و نیمه‌خشک قرار دارد. شهرستان نظرآباد در فصل‌های بهار، تابستان، زمستان و پاییز، سال ۱۳۹۷ به ترتیب، ۳، ۱۱۸، ۱۰۹ و ۱۳۰ میلیمتر و در مجموع ۳۶۰ میلیمتر بارندگی داشته است (Anonymous, 2022). داده‌های مطالعه حاضر از نواحی روستایی این شهرستان در سال زراعی ۱۴۰۱-۱۴۰۰ از طریق مصاحبه با کشاورزان و پر کردن پرسش‌نامه‌های تخصصی جمع‌آوری شد. اندازه نمونه از طریق رابطه آماری کوکران^۴ (۱) محاسبه شد (Amirahmadi et al, 2022).

$$n = \frac{Nt^2s^2}{Nd^2 + t^2s^2} \quad (1)$$

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. S² 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 پر شد.

۲-۲- محاسبات انرژی مصرفی نهاده‌ها و شاخص‌های انرژی

نهاده‌های مصرفی و ضرایب انرژی مربوط به هریک در جدول (۱) آمده است. در این مطالعه، تولید محصول سیب در شهرستان نظرآباد در یک سال بررسی شده است. این نهاده‌ها شامل، آب استخراج شده از چاه برای آبیاری، الکتریسیته مورد نیاز برای استخراج آب از چاه و انتقال آن به مزرعه، کودهای شیمیایی (ازت، پتاسیم و فسفات)، کود حیوانی، نیروی کارگری، سموم شیمیایی (حشره‌کش، قارچ‌کش و علف‌کش)، سوخت دیزل و ماشین‌ها بودند و ستانده میوه سیب بوده است. انرژی مصرفی نهاده‌های ورودی با ضرب مقدار مصرف شده نهاده در واحد سطح در ضریب انرژی مربوطه به دست آمده است. از بین همه این موارد محاسبه انرژی مصرفی ماشین‌ها و آبیاری اهمیت بالاتری دارند و باید از روابط مربوطه استفاده کرد.

الگوریتم‌های یادگیری ماشین در کشاورزی کاربرد زیادی داشته است. 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 استفاده شده است با تجزیه و تحلیل 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 تقویت شده (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 رگرسیون خطی (ANNLR)، پرسپترون چندلایه (ANNMLP) و شبکه عصبی احتمالی (ANNPNN) استفاده شده است (Zhang et al, 2019). مقالات بسیاری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در کشاورزی استفاده کرده‌اند. برای پیش‌بینی نیتروژن و رطوبت خاک (Morellos et al, 2016)، پیش‌بینی اتیلن در برنج (Hemalatha et al, 2015)، مدل‌سازی تولید برنج (Su & Yan et al, 2017) مدل پیش‌بینی بیماری‌های برنج (Sun et al, 2016)، پیش‌بینی بازده سیب (Papageorgiou et al, 2013) و استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی عملکرد ذرت و سویا (Kaul, 2005).

مرور مقالات نشان می‌دهد که تاکنون مطالعه‌ای در مورد مدل‌سازی انرژی با یادگیری ماشین در کشاورزی و محصول سیب انجام نشده است. هدف از این مطالعه محاسبه شاخص‌های انرژی محصول سیب و مدل‌سازی مصرف انرژی و انتشارات تولید محصول سیب بر اساس نهاده‌های مصرفی با بهره‌گیری از یادگیری ماشین و الگوریتم رگرسیون درخت تصمیم^۱ (DTR)، رگرسیون گرادیان تقویت شده^۲ (GBR) و رگرسیون جنگل تصادفی^۳ (RFR) در شهرستان نظرآباد از شهرهای استان البرز ایران است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- جمع‌آوری اطلاعات و پردازش داده‌ها

شهرستان نظرآباد در ناحیه غرب استان البرز با وسعتی حدود ۲۶۰۰۰ هکتار در موقعیت جغرافیایی ۳۵ درجه و ۴۷ دقیقه تا ۳۶

¹ Decision tree Regression

² Gradient boosting Regression

³ R&om Forest Regression

⁴ Cochran

جدول ۱- نهاده‌های ورودی و هم‌ارز انرژی آن‌ها

Table 1. Inputs and their energy equivalent

عنوان	واحد	ضرایب انرژی (MJ/unit)	مرجع
الف) نهاده‌ها			
تراکتور	kg	۹۳/۶۱	Canakci et al, (2005)
ماشین	h	۶۲/۷	Canakci et a., (2005)
سوخت دیزل	L	۵۶/۳۱	Kaab et al, (2019)
حشره‌کش	kg	۱۹۹	Elhami et al, (2021)
علف‌کش	kg	۲۳۸	Elhami et al, (2021)
کود شیمیایی			
نیتروزن	kg	۶۶/۱۴	Rafiee et al, (2010)
فسفات	kg	۱۲/۴۴	Rafiee et al, (2010)
پتاس	kg	۶/۷	Davodalmosavi et al, (2023)
کود حیوانی	kg	۰/۳	Rafiee et al, (2010)
برق	kW.h	۱۱/۹۳	Davodalmosavi et al, (2023)
نیروی کارگری	h	۱/۹۶	Strapatsa et al, (2006)
ب) ستانده‌ها			
سیب	kg	۲/۴	Singh & Mittal, (1992)

مترمکعب بر هکتار، γ چگالی آب برحسب کیلوگرم بر مترمکعب، ϵ_p بازدهی پمپ (۰.۷۰-۰.۹۰) و ϵ_q بازدهی کل تبدیل انرژی (۰.۱۸-۰.۲۰) است. انرژی غیرمستقیم آبیاری شامل مواد خام اولیه، تولید و حمل و نقل و عناصر مختلفی است که با هم یک سامانه آبیاری را تشکیل می‌دهند و با توجه به طول عمر سامانه محاسبه می‌شود که معمولاً به صورت 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 (Ghaderpour & Rafiee, 2016).

با توجه به مقادیر انرژی‌های ورودی و خروجی به دست آمده از طریق ضرایب انرژی و فرمول‌های ذکر شده 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).

$$ER = \frac{E_{out}}{E_{in}} \quad (4)$$

$$EP = \frac{Y}{E_{in}} \quad (5)$$

$$SE = \frac{E_{in}}{Y} \quad (6)$$

$$NEG = E_{out} - E_{in} \quad (7)$$

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 (۲) استفاده شد (Mohammadi & Omid, 2010):

$$ME = E \times \frac{G}{T} \times Q_h \quad (2)$$

که در آن، ME: انرژی تراکتور بر حسب 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 مورد نیاز آبیاری باغات سیب با استخراج از چاه‌های آب به وسیله 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).

$$DE = \frac{\gamma g H Q}{\epsilon_p \epsilon_q} \quad (3)$$

که در این رابطه، DE انرژی مستقیم آبیاری بر حسب ژول بر هکتار، H هد دینامیکی کل چاه برحسب متر، g شتاب گرانش بر حسب متر بر مجذور ثانیه، Q حجم کل آب مصرفی برای یک هکتار برحسب

³ Energy Severity

⁴Net Energy

¹ Energy Ratio

² Energy Productivity

تولید، ذخیره‌سازی و توزیع ورودی‌های کشاورزی و بهره‌گیری از آنها با ماشین آلات کشاورزی منجر به احتراق سوخت فسیلی و استفاده از انرژی می‌شود که کربن دی‌اکسید و دیگر گازهای گلخانه‌ای را به جو وارد می‌کند برای تعیین میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای تولید سیب، ضریب انتشار گازهای CO₂، CH₄ و N₂O برای نهاده‌های کشاورزی به‌عنوان ورودی اعمال شد. این ضرایب در جدول (۲) آمده است.

جدول ۲- انتشار گازهای گلخانه‌ای به ازای مصرف هر واحد نهاده ورودی

Table 2. Emission of greenhouse gases per unit of input

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
(Lal, (2004)	-	-	۳۹۰۰	kg	قارچ‌کش
Tzilivakis et al, (2009)	۰/۰۲	۸/۸۲	۶۱/۰۲	kWh	برق
Snyder et al, (2009)	۳/۷۰	۰/۰۳	۳۱۰۰	kg	ازته
Snyder et al, (2009)	۱/۸۰	۰/۰۲	۱۰۰۰	kg	فسفات
Snyder et al, (2009)	۱/۰۰	۰/۰۱	۷۰۰	kg	پتاس
IPCC, (1995)	۲۱	۳۰	۱	g	معادل CO ₂

که در آن، E_{out} انرژی خروجی (Mj/ha)، E_{in} انرژی ورودی (Mj/ha) و Y عملکرد محصول (kg/ha) می‌باشد.

۲-۳- محاسبه انتشار گازهای گلخانه‌ای

برای تولید محصولات کشاورزی نیاز به استفاده از بسیاری از نهاده‌های ورودی مانند کودهای حیوانی، کودهای شیمیایی، سموم و غیره و حامل انرژی مانند گاز طبیعی، سوخت دیزل، و غیره می‌باشد.

۲-۴- مدل‌سازی با الگوریتم یادگیری ماشین

در این مطالعه برای بهینه‌سازی انرژی تولید محصول سیب از روش‌های مدل‌سازی یادگیری ماشین که تا کنون در این زمینه کمتر استفاده شده است بهره گرفته شد. ابتدا روش‌های یادگیری ماشین مختصراً توضیح داده شده است.

یادگیری تحت نظارت: در این روش چندین متغیر ورودی و یک متغیر خروجی وجود دارد. در این روش یک سری ویژگی و برچسب تعریف و تعیین می‌شود و ماشین بر اساس آنها یاد می‌گیرند. معمولاً در آموزش‌های علمی و پژوهشی از یادگیری نظارت شده استفاده می‌شود.

یادگیری بدون نظارت: در این روش فقط داده‌های ورودی وجود دارند و متغیر خروجی وجود ندارد. معمولاً هدف از این روش مدل‌سازی ساختار داده‌ها برای کسب اطلاعات بیشتر است. در این روش ماشین بر اساس داده‌های ورودی خود یاد می‌گیرد و تجربه کسب می‌کند.

در این مطالعه از تکنیک‌های رگرسیون جنگل تصادفی (RFR)، رگرسیون درخت تصمیم (DTR) و رگرسیون گاوسی تقویت شده (GBR) به عنوان الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحت نظارت استفاده شده است.

درخت تصمیم تکنیکی برای دسته‌بندی داده‌ها به شکل یک نمودار درختی است. یک مدل درخت تصمیم گیر از یک گره ریشه و چندین گره شاخه تشکیل شده است، نقطه شروع نمودار از گره ریشه است. درخت تصمیم، یک فرایند دو مرحله‌ای می‌باشد.

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 بزرگ شدن درخت تصمیم که باعث پیچیدگی و افزایش تعداد قوانین اگر - آنگاه می‌شود، صورت می‌گیرد (IPCC, 1995).

روش جنگل تصادفی شکل (۱) یک روش غیرپارامتری و مربوط به خانواده روش‌های دسته‌جمعی است. جنگل تصادفی مجموعه‌های از درخت‌های رگرسیونی است که با بازسازی داده‌های آموزشی که به کار گرفته شده است ساخته می‌شود. جنگل تصادفی درخت‌های تصمیم زیادی تولید می‌کند (Wei et al, 2018).

الگوریتم رگرسیون گرادیان تقویت شده یک روش یادگیری است که برای رفع ضعف یادگیرنده‌های ماشین استفاده می‌شود. این روش برای رفع مشکلات طبقه بندی و رگرسیون به کار می‌رود. در این تکنیک با ترکیب متوالی یا موازی تلاش می‌شود تا خطا حد زیادی کاهش پیدا کند تقویت گرادیان از روش ارتقاء استفاده می‌کند. این روش برگرفته از تکنیک درخت تصمیم است. یادگیرنده‌های ضعیف موجود بعد از دریافت وزن بیشتر، به درخت بعدی منتقل می‌شوند تا پیش‌بینی‌های هر درخت از درخت قبلی بهتر باشد (Pourhasan et al, 2021).

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

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

$$RRMSE = \frac{RMSE}{\bar{t}} \quad (۱۰)$$

بر اهمیت مقدار SHAP، این روش می تواند نشان دهد که چگونه هر پارامتر ورودی (منفی یا مثبت) روی متغیر خروجی اثر میگذارد.

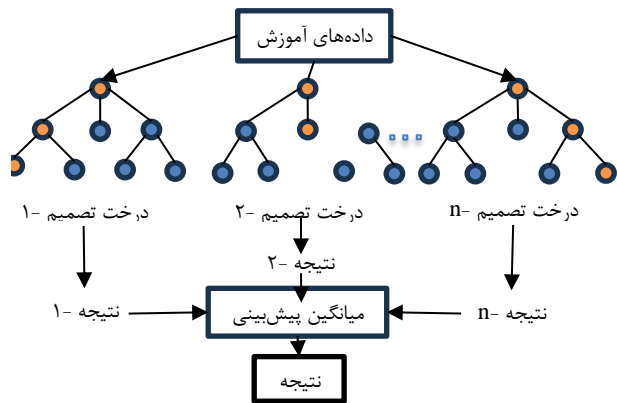
۳- نتایج و بحث

۳-۱- تجزیه و تحلیل انرژی

با استفاده از ضرایب انرژی مربوطه مقادیر انرژی نهادهای مصرف شده و ستانده تولیدی به دست آمد و نتایج در جدول (۳) آمده است. مقدار کل انرژی مصرفی ۳۵۹۳۴/۴۶ مگاژول در هکتار به دست آمد. طبق اطلاعات جدول بیشترین سهم از مصرف انرژی متعلق به انرژی کود شیمیایی نیتروژن با حدود ۳۲ درصد از کل انرژی مصرفی است. بعد از کود نیتروژن، برق نیز با سهم تقریباً ۲۳/۵ درصدی در رده دوم بیشترین انرژیهای مصرفی قرار دارد. بیشتر این انرژی الکتریسیته برای استخراج آب از چاههای کشاورزی و انتقال آب با استفاده از الکتروپمپها هست. چون بیشتر چاههای منطقه مطالعاتی عمیق و نیمه عمیق بوده بنابراین از الکتروپمپهای با توان بالا استفاده شده که نیاز به برق پرفشار (سه فاز) دارند که انرژی بسیار بیشتری در مقایسه با برق تکفاز مصرف می کند. از طرف دیگر عواملی مانند عمیق بودن چاههای استخراج آب در نواحی مطالعاتی، نیاز آبی بالای سیب، کم بودن دبی آب برداشتی از برخی چاههای کشاورزی در این منطقه بر روی انرژی الکتریسیته تأثیر داد. در پژوهشهای مشابه که توسط قادر پور و همکاران (۲۰۱۶) و اصغر پور و همکاران (۲۰۱۶) انجام شد نیز الکتریسیته به ترتیب با سهم ۷۸/۶ و ۷۲/۵ درصدی از کل انرژی مصرفی همانند مطالعه حاضر اصلی ترین و پرمصرف ترین نهاده انرژی بود (Asgharipour et al, 2016; Ghaderpour & Rafiee, 2016).

سموم شیمیایی مانند حشره کش و علف کش به ترتیب با ۰/۵۵ و ۰/۸۴ درصد سهم اندکی را از انرژی مصرفی دارند. سوخت دیزل نیز سهم ۰/۷ درصدی از مصرف انرژی را تشکیل می دهد. در تحقیقی نتایج نشان داد که سوخت دیزل با ۴۱ درصد و برق با ۴۵ درصد در پرورش شترمرغ بیشترین مصرف انرژی را شامل می شود (Ramedani et al, 2019).

در این مطالعه برای مدل سازی ابتدا داده ها را به دو مجموعه ۸۰ درصدی آموزش و ۲۰ درصدی آزمایش به صورت تصادفی تقسیم شده است، سپس با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون، مدل های یادگیری ماشین رگرسیون درخت تصمیم، رگرسیون جنگل تصادفی و رگرسیون گرادیان تقویت شده، را به صورت انفرادی آموزش داده شد که برای ارزیابی میزان دقت مدل ها با ساختارهای مختلف شاخص های آماری ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و جذر میانگین مربعات خطای نسبی (RRMSE) استفاده از روابط (۸) تا (۱۰) محاسبه شدند (Nie et al, 2021).



شکل ۱- ساختار الگوریتم رگرسیون جنگل تصادفی

Fig 1. Structure of random forest regression algorithm

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.

۲-۵- تحلیل حساسیت با SHAP

یکی از مهمترین مراحل در مدل سازی یادگیری ماشین، تفسیر و ارزیابی خروجی های مدل است. مدل های یادگیری ماشین مانند جعبه های سیاه برای تصمیم سازی و اهداف علمی هستند یکی از راه های درک رفتار این الگوریتمها ساختن مدل های توضیح ساده تر و قابل تفسیر است (Sadr & Islami, 2021). در این مطالعه، تأثیر ورودیها بر پیش بینی با استفاده از تجزیه و تحلیل SHAP مورد بررسی قرار گرفت. این تجزیه و تحلیل یک تکنیک برای نشان دادن اهمیت توصیف کننده ورودی (مستقل) در نتایج پیش بینی (وابسته) است. روش SHAP مشخص می کند که اگر تصمیم گیرندگان می خواهند نتایج را در آینده تغییر دهند، چه ویژگی هایی را باید تغییر دهند. تکنیک SHAP مبتنی بر تئوری بازی (درک ماهیت ارتباطات) میانگین سهم هر پارامتر ورودی را در خروجی نشان می دهند. علاوه

جدول ۳- نهاده‌های ورودی و انرژی آن‌ها

Table 3. Inputs and their energy

درصد	انرژی (Mj/h)	عنوان
		الف) نهاده‌ها
۱/۱۷	۴۲۳/۲۳	آب برای آبیاری
		ماشین‌ها
۹/۹۸	۳۵۸۸/۱۵	تراکتور ماشین‌ها
۰/۷	۲۵۶/۴۶	سوخت دیزل
		سموم شیمیایی
۰/۵۵	۱۹۹	حشره‌کش
۰/۸۴	۳۰۳/۹	علف‌کش
۲۳/۴۲	۸۴۱۶/۰۷	الکتریسیته
		کودشیمیایی
۳۲/۴۳	۱۱۶۵۶/۳۲	ازته
۵/۶	۲۰۴۴/۱۸	فسفات
۲/۵۹	۹۳۳/۴۳	پتاس
۱۸/۷۳	۶۷۳۰/۹۸	کود حیوانی
۳/۸۴	۱۳۸۲/۶۹	نیرو کارگری
۱۰۰	۳۵۹۳۴/۴۶	کل
		ب) ستانده‌ها
۱۰۰	۵۱۴۷۵/۶۴	میوه سیب

مصرفی مربوط به انرژی‌های تجدیدناپذیر هست (Mousavi-Avval et al, 2011; Asakereh et al, 2010).

۲-۳- تجزیه و تحلیل انتشار کربن

با استفاده از ضرایب مربوطه مقادیر انتشار معادل کربن دی‌اکسید نهاده‌های مصرف شده به دست آمد و نتایج در جدول (۵) آمده است. مقدار کل کربن دی‌اکسید مصرفی ۱۲۲۰۰۳۱ گرم در هکتار به دست آمد. طبق اطلاعات جدول بیشترین سهم از انتشار کربن دی‌اکسید متعلق به کود شیمیایی نیتروژن به میزان ۶۴۰۸۰۶/۸ گرم در هکتار است. بعد از کود نیتروژن، کود فسفات با مقدار ۱۷۹۴۸۶ گرم در هکتار در رده دوم بیشترین انتشار قرار دارد.

شاخص‌های انرژی با توجه به روابط مربوطه محاسبه شدند و نتایج در جدول (۴) دیده می‌شود. بهره‌وری انرژی برابر ۰/۵۹ به دست آمد. در مطالعه‌ای نسبت انرژی برای محصول گشنیز برابر با ۰/۶ (Dekamin et al, 2022) و نسب انرژی در تولید چغندر قند برابر ۰/۵۶ به دست آمد (Gholamrezaee et al, 2021).

جدول ۴- مقادیر شاخص‌های انرژی و شکل‌های مختلف انرژی
Table 4. Energy indicators and Different types Energy

عنوان (واحد)	مقدار	سهم (%)
نسبت انرژی (بدون بعد)	۱/۴۳	-
بهره‌وری انرژی (kg/Mj)	۰/۵۹	-
شدت انرژی (Mj/kg)	۱/۶۷	-
افزوده خالص انرژی (Mj)	۱۵۵۴۱/۱۸	-
انرژی‌های تجدیدپذیر (Mj)	۸۱۱۳/۶۷	۲۲/۵۷
انرژی‌های تجدیدناپذیر (Mj)	۲۷۸۲۰/۷۹	۷۷/۴۲
انرژی‌های مستقیم (Mj)	۸۶۷۲/۵۳	۲۴/۱۳
انرژی‌های غیرمستقیم (Mj)	۲۷۲۶۱/۹۲	۷۵/۸۶

در تحقیقات مشابه که توسط اساکره و همکاران و موسوی اول و همکاران انجام شد شاخص نسبت انرژی به ترتیب برابر ۱/۰۲ و ۱/۱۶ مقدار بهره‌وری انرژی برای هر کدام به ترتیب ۰/۴۲۵ و ۰/۴۹ 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 ذکر شده مطابقت دارند و بیشترین مقدار انرژی

برای مدل سازی 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 (۶) آمده است استفاده شد. کمترین مقدار شاخص آماری ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) بهترین مدل را نشان می‌دهد. چنانچه در جدول (۶) مشاهده می‌کنید برای انرژی به ترتیب GBR، RFR و DTR با مقدار RMSE، ۵۰۱/۵۴، ۱۳۳۳/۷۱ و ۱۵۵۹/۶۷ برای انتشارات RFR، DTR و GBR با مقدار RMSE، ۳۷۱۰/۵۰، ۲۵۲۵۷ و ۸۶۱۸/۰۶ بهترین مدل‌ها بودند. در مطالعه‌ای از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی انرژی در تولید محصول گندم استفاده شد جذر مربعات خطا برای روش ELM ۰/۰۸۹ به دست آمد (Mostafaipoor et al, 2021) و در مطالعه‌ای دیگر برای پیش‌بینی انرژی محصول نخود دیم با تکنیک SVR این شاخص ۷۳/۵۷ و با روش RF، ۴۰/۷۱ به دست آمد (Rezapor et al, 2022).

جدول ۵- نهاده‌های ورودی و انتشارات

ورودی	CO ₂ (g)	N ₂ O(g)	CH ₄ (g)
سوخت دیزل	۱۶۶۵۶/۵۱	۳/۲۷	۲۴/۳۲
حشره‌کش	۵۴۳۴/۱۵	-	-
علف‌کش	۷۷۳۸/۱۵	-	-
الکتروسیته	۵۹۰۳۸/۸۴	۸۵۰۸/۵۳	۱۹/۲۹
ازته	۶۴۰۸۰۶/۸	۶/۲۰	۷۶۴/۸۳
فسفات	۱۷۹۴۸۶/۷	۳/۵۸	۳۲۳/۰۷
پتاس	۱۰۸۰۳۷/۲	۱/۵۴	۱۵۴/۳۳

۳-۳- مدل سازی 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 سیب را پیش‌بینی کند الگوریتم‌های مختلفی آزمایش شد تا در نهایت به بهترین مدل که با الگوریتم‌های GBR، DTR و RFR به دست آمده است، رسیدیم. این الگوریتم‌ها با نهاده‌های ورودی، انرژی و انتشارات را با بیشترین دقت پیش‌بینی می‌کند.

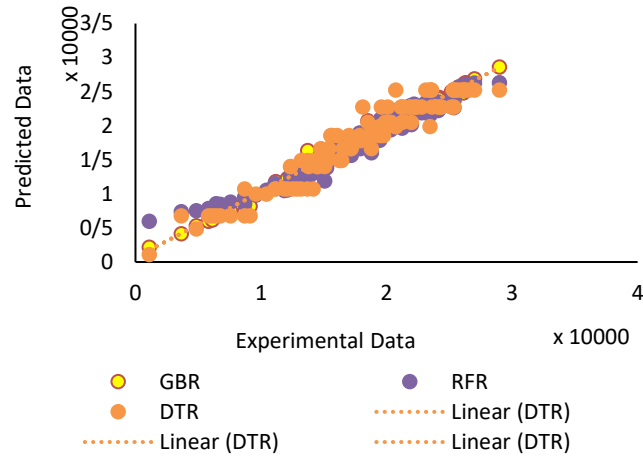
جدول ۶- خصوصیات بهترین مدل‌های یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی بهره‌وری انرژی و عملکرد تولید سیب
Table 6. Characteristics of the best machine learning models to predict energy efficiency and apple production yield

شاخص تخمینی	نوع مدل	R ²			RRMSE			RMSE		
		آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون	کل	آزمون	کل	
انرژی	GBR	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۹۹	۰/۰۱	۰/۰۶	۰/۰۲	۲۲۰/۳۴	۱۰۵۲/۵۱	۵۰۱/۵۴
	RFR	۰/۹۸	۰/۹۴	۰/۹۶	۰/۰۸	۰/۰۸	۰/۰۷	۱۴۴۵/۷۵	۱۳۷۶/۲۰	۱۳۳۳/۷۱
	DTR	۰/۹۶	۰/۹۶	۰/۹۴	۰/۰۷	۰/۱۲	۰/۰۸	۱۳۷۵/۸۴	۱۹۶۸/۶۵	۱۵۵۹/۶۷
انتشارات	GBR	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۰۰۴	۰/۰۰۳	۰/۰۰۳	۳۵۷۰/۷۱	۵۲۷۳/۸۴	۳۷۱۰/۵۰
	RFR	۰/۹۹۶۰	۰/۹۹۵۸	۰/۹۹۵۴	۰/۰۲۳	۰/۰۲	۰/۰۲۰	۲۷۰۳۳/۷۰	۲۶۹۵۱/۵۹	۲۵۲۵۷
	DTR	۰/۹۹۹۵	۰/۹۹۹۴	۰/۹۹۹۴	۰/۰۰۷	۰/۰۰۶	۰/۰۰۷	۸۱۱۹/۲۳	۸۳۵۹/۰۷	۸۶۱۸/۰۶

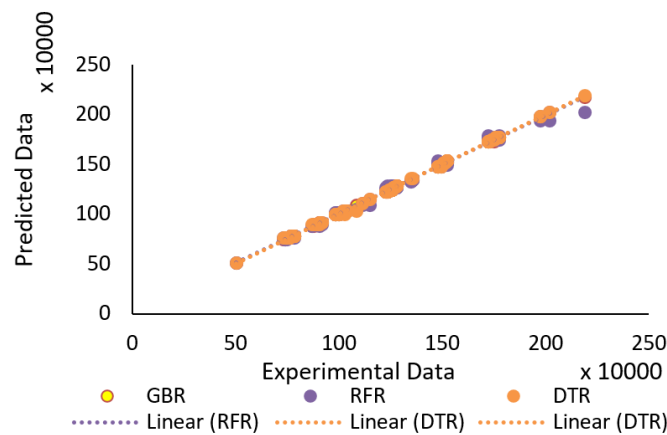
یادگیری ماشین را در برابر داده‌های تجربی در طول مراحل آموزش و آزمایش در تمام الگوریتم‌ها برای پارامترهای خروجی وابسته نشان می‌دهد. خط آبی و قرمز نشان‌دهنده خط رگرسیون برای آموزش و مراحل تست است. انحراف از مقدار تجربی قابل قبول و رضایت بخش بود.

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.

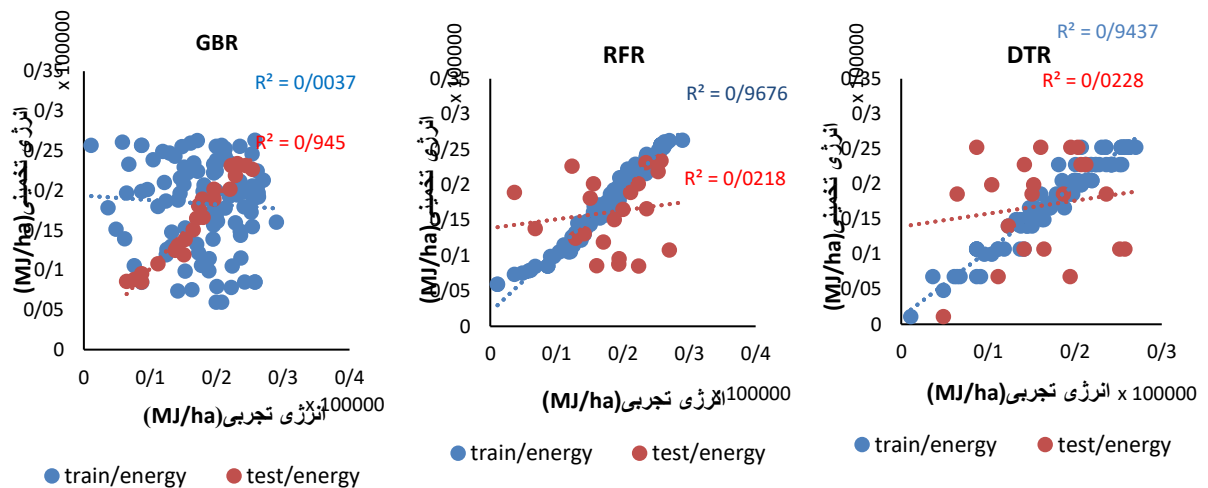
ضریب تبیین R^2 که نشانگر شدت رابطه بین دو متغیر کمی است. مقدار این ضریب برای سه مدل GBR، RFR و DTR بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بهره‌وری انرژی به ترتیب برابر ۰/۹۹، ۰/۹۸ و ۰/۹۶ (۲) و بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده انتشارات به ترتیب برابر ۰/۹۹۹۹، ۰/۹۹۶۰ و ۰/۹۹۹۵ برای کل داده‌ها به دست آمد. این مقادیر بالای به دست آمده برای ضریب تبیین حاکی از همبستگی زیاد بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده است. شکل (۳) نیز به خوبی بیانگر این موضوع است. شکل (۴) و (۵) مقادیر پیش‌بینی شده



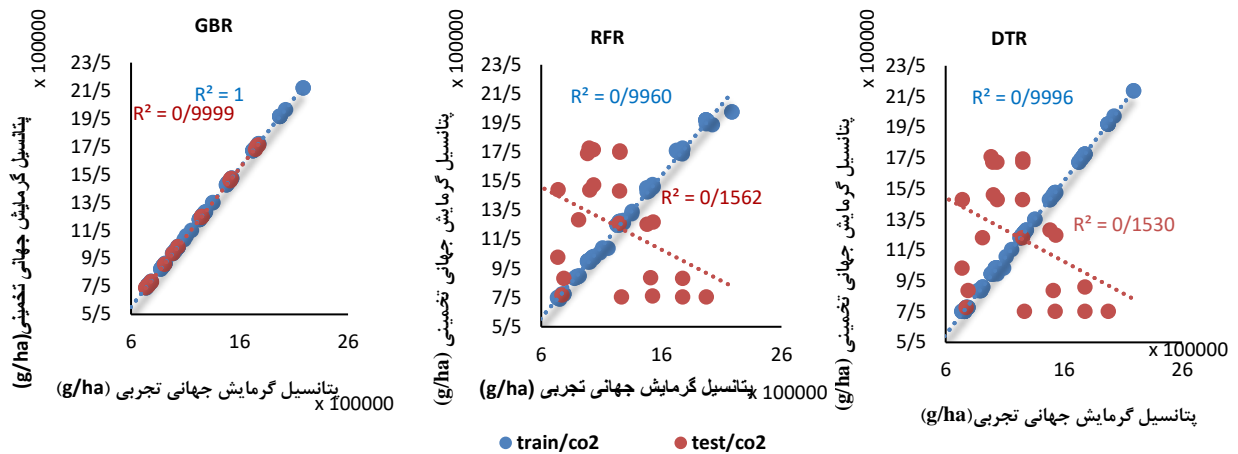
شکل ۲- ضریب تبیین بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده انرژی
Fig 2. Coefficient of explanation between actual and predicted of energy



شکل ۳- ضریب تبیین بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده انتشارات
Fig3. Coefficient of explanation between the actual and predicted values of emissions



شکل ۴. الگوریتم‌های پیش‌بینی انرژی
Fig4. Energy prediction algorithms



شکل ۵ - الگوریتم‌های پیش‌بینی کربن دی‌اکسید

Fig 5. CO₂ prediction algorithms

۴-۳- تحلیل حساسیت با SHAP

نادیده‌گرفتن اهمیت توصیف‌گرها و تأثیر آنها بر خروجی در طول فرایند مدل‌سازی به دلیل ماهیت جعبه سیاه مدل‌های یادگیری ماشین، یک مسئله چالش‌برانگیز است. بنابراین، تجزیه و تحلیل SHAP در اینجا با استفاده بهترین مدل انتخاب شده در مطالعه حاضر، برای بررسی چگونگی تأثیر هر توصیف‌کننده ورودی بر پیش‌بینی مدل انجام شد. این روش بی‌طرفانه و سازگار توسعه‌یافته بر اساس نظریه بازی، می‌تواند فرصتی برای درک و فهم مدل‌های یادگیری ماشین ارائه دهد. مقادیر SHAP می‌توانند به طور معقول و رضایت‌بخش سهم توصیف‌کننده‌ها (ورودی‌ها) را در خروجی و در کل مجموعه داده‌ها در مدل‌سازی یادگیری ماشین از نشان دهند (Yang et al, 2022).

تحلیل حساسیت نشان می‌دهد که با افزایش یک واحد در یکی از نهاده‌های انرژی، با ثابت‌بودن سایر عوامل تولید، میزان تغییر در مصرف انرژی به چه میزان است. همان‌طور که در شکل (۶) نشان داده شده است؛ تأثیرگذارترین پارامترها در انتشار کربن‌دی‌اکسید به ترتیب سه کود شیمیایی نیتروژن، فسفات و پتاسیم هستند و پارامتری که کمترین تأثیر در انتشار را داشته است نیروی انسانی است. به‌عبارت‌دیگر با کاهش مقدار مصرف کودهای شیمیایی سهم قابل توجه‌ای از انتشار CO₂ کاسته می‌شود. شکل (۷) اثر مقدار SHAP بر خروجی در پیش‌بینی انرژی را نشان می‌دهد در شکل (۸) نمودار حرارتی مدل انتشارات است که رنگ آبی به معنای بخش اثرگذار در پارامتر خروجی است و رنگ قرمز به‌عنوان بخش بی‌تأثیر پارامتر است. هرچه این رنگ‌ها پررنگ‌تر باشند شدت اثر آن بیشتر بوده و برعکس.

در شکل (۹) کود نیتروژن و کود حیوانی دو ویژگی مهم از پارامترهای ورودی برای پیش‌بینی انرژی بر اساس آنالیز SHAP بوده‌اند طبق این تحلیل الکترونیسته در این پارامتر خروجی تأثیر اندکی داشته است.

هایپر پارامتر

پارامتری که از آن برای کنترل فرایند یادگیری استفاده می‌شود آبر پارامتر یا هایپر پارامتر است. ابر پارامترها در اصل باعث افزایش سرعت و کیفیت فرایند یادگیری می‌شوند و مقادیر آن‌ها تأثیری بر عملکرد مدل ندارند. هایپر پارامتر بهترین مدل‌ها در جدول (۷) و (۸) آمده است. با این مقادیر مدل‌ها بهترین عملکرد را داشته‌اند.

جدول ۷- هایپر پارامتر مدل RFR

Table 7. RFR model hyperparameter

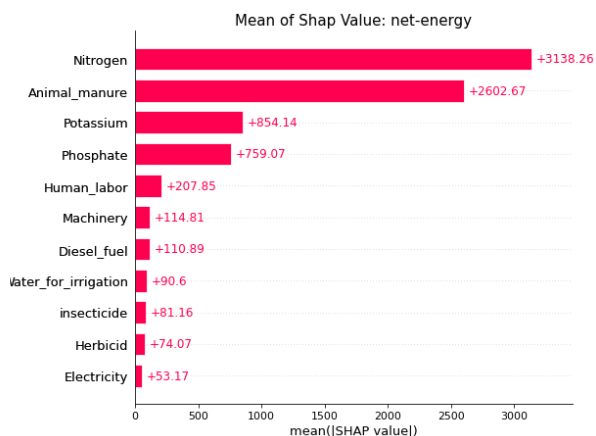
Hyperparameter	CO ₂	انرژی
max_depth	۸۰	۶۰
max_features	۴	۴
min_samples_leaf	۲	۲
min_samples_split	۲	۲
n_estimators	۱۰۰	۱۰۰

جدول ۸- هایپر پارامتر مربوط به مدل GBR

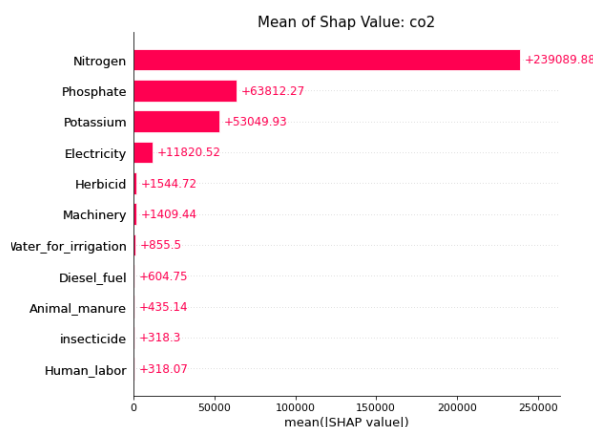
Table 8. GBR model hyperparameter

Hyperparameter	CO ₂	انرژی
learning_rate	۰/۰۱	۰/۰۱
max_depth	۷	۷
n_estimators	۵۰۰	۵۰۰
subsample	۰/۵	۰/۵

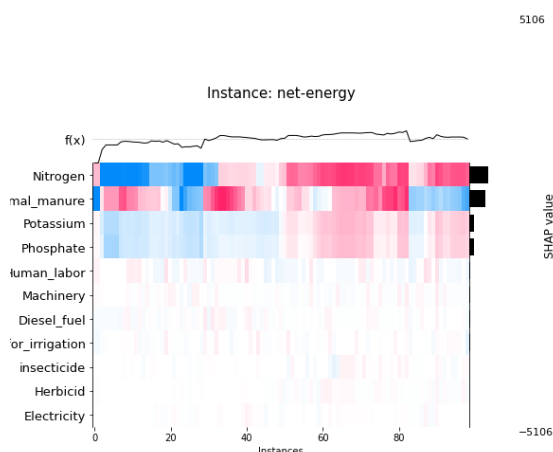
بدین معنا که برای کاهش مصرف انرژی باید به دنبال استفاده کمتر از نهاده‌های کود شیمیایی نیتروژن و کود حیوانی باشیم.



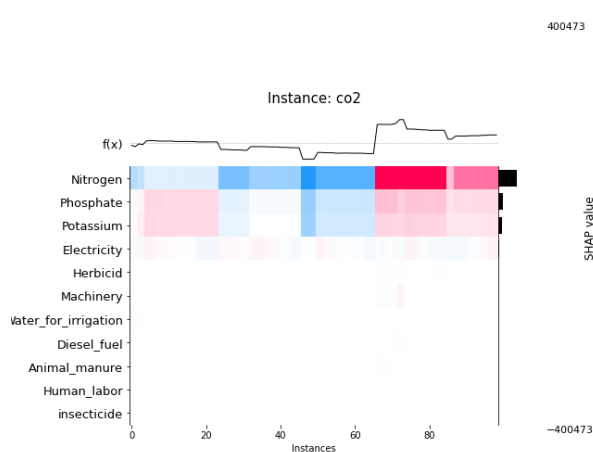
شکل ۱۰- مقدار SHAP برای هر نهاده در پیش‌بینی انتشارات
Fig 10. SHAP value for each input in emissions prediction



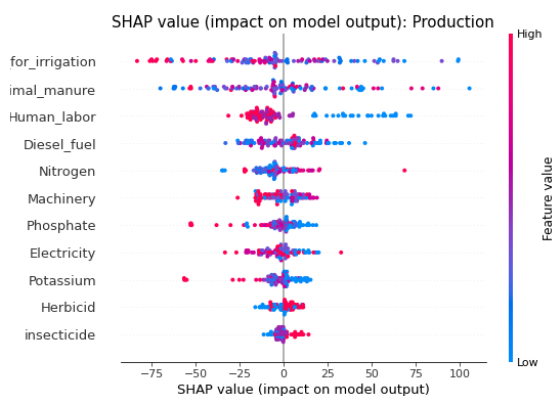
شکل ۶- مقدار SHAP برای هر نهاده در پیش‌بینی انرژی
Fig 6. SHAP value for each input in energy prediction



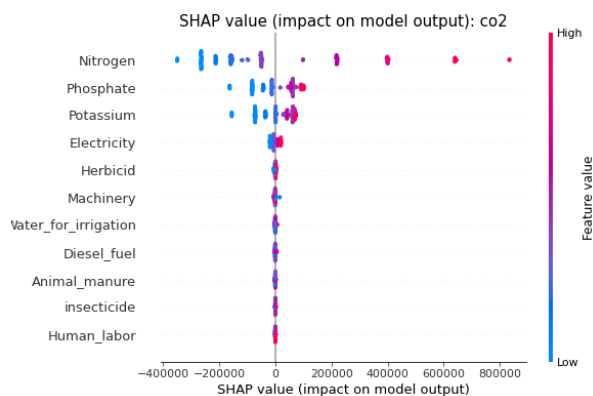
شکل ۱۱. اثر مقدار SHAP بر خروجی در پیش‌بینی انتشارات
Fig 11. The effect of SHAP value on output in emissions prediction



شکل ۷- اثر مقدار SHAP بر خروجی در پیش‌بینی انرژی
Fig 7. The effect of SHAP value on output in energy prediction



شکل ۱۲- نمودار حرارتی SHAP در پیش‌بینی انتشارات
Fig 12. SHAP heatmap in emissions prediction



شکل ۸- نمودار حرارتی SHAP در پیش‌بینی انرژی
Fig 9. SHAP heat diagram in energy prediction

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., 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
- Anonymous. Department of Jihad-e-Agriculture of Iran. (2022). Annual agricultural statistics, From <http://www.maj.ir>
- Anonymous. Statistical Center of Iran. (2022). The estimated population of each city, From <http://www.amar.org.ir>.
- sakereh, A., Shiekhdavoodi, M. J., Almassi, M., & Sami, M. (2010). Effects of mechanization on energy requirements for apple production in Esfahan province, Iran. *Afr. J. Agric. Res*, 5(12), 1424-1429.
- 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. *Energy Reports* 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.
- Davodalmousavi, Sidomid, Rafiee, Shahin, and Jafari. (2023). Analysis and modeling of peach energy using machine in Nazarabad city. *Biosystem Engineering of Iran.* (In Persian).
- 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.
- 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.
- Ekinci, K., Demircan, V., Atasay, A., Karamursel, D., & Sarica, D. (2020). Energy, economic and environmental analysis of organic and conventional apple production in Turkey. *Erwerbs-Obstbau*, 62(1), 1-12.

۴- نتیجه گیری

نتایج این پژوهش نشان داد که کل انرژی مصرفی در طول چرخه تولید سیب ۳۵۹۳۴/۴۶ مگاژول بر هکتار بود که از بین نهادهای مصرف شده، کود نیتروژن با سهم ۳۲/۴۳ درصدی از کل انرژیهای مصرفی، پرمصرفترین نهاده انرژی بود. این ریشه در باورهای غلط باغداران در استفاده کودهای شیمیایی دارد علاوه بر این آسان بودن استفاده از کودهای شیمیایی و گران بودن کود حیوانی موجب شده است که باغداران بیشتر از کودهای شیمیایی استفاده کنند که می توان با آگاهی دادن به باغداران و یا انجام آزمایش خاک و برگ و شناسایی کمبودهای تغذیه ای خاک و درخت می توان استفاده از این کودها را کم و بهینه کرد. بعد از کود نیتروژن، الکتریسیته بیشترین سهم مصرف انرژی را دارد. این انرژی بیشتر برای سامانه های آبیاری استفاده می شود که می توان برای کاهش این انرژی از سامانه های هوشمند آبیاری استفاده کرد که با تشخیص رطوبت خاک تعداد دفعات آبیاری و میزان مصرف انرژی الکتریسیته را کاهش دهد. یکی از دلایل مصرف الکتریسیته کم بودن دبی چاه و نیاز به روشن بودن الکتروپمپ در طولانی مدت هست که می شود با استفاده از سامانه های نوین مانند سیستم آبیاری قطره ای عملکرد را افزایش داد که موجب کاهش مصرف آب و الکتریسیته می شود و باید قدرت الکتروپمپ را متناسب با میزان آب برداشتی مورد نیاز مزرعه و باتوجه به عمق چاه و به کمک مشاوران و مهندسان سیستم های آبیاری انتخاب کنند تا بدین وسیله از هدررفت انرژی منابع تجدیدناپذیر جلوگیری کرد. کاهش استفاده از منابع تجدیدناپذیر مانند الکتریسیته و سوخت دیزل و استفاده از انرژی های تجدیدپذیر به بیشتر شدن کارایی انرژی کمک می کند که با مدیریت صحیح و موارد اخیری که ذکر شد می توان به این مهم دست یافت.

نتایج تحلیل حساسیت انتشارات و انرژی بیانگر آن بود که کودهای شیمیایی بیشترین تأثیر را در انتشار کربن و مصرف انرژی دارد پس می توان با استفاده مناسب و بهینه از این کودها مصرف انرژی و تولید گازهای گلخانه ای را کاهش داد که این با استفاده از نظر کارشناسان و مهندسان کشاورزی می توان به این هدف رسید. راه دیگر برای استفاده کم اما مفید از نهادهای کودهای شیمیایی استفاده از سامانه ها و حسگرهای هوشمند برای تشخیص نیاز درختها و خاک به این نهادهای هست.

سپاسگزاری

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

- 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.
- Khoob-bakht, G., & Akram, A. (2020). Investigating the Pattern of Energy Consumption, Sensitivity Analysis & 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.
- 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
- Lal, R. 2004. Carbon emission from farm operations. *Environment International* 30: 981-990
- 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.
- Moldavska, A., & Welo, T. (2017). The concept of sustainable manufacturing and its definitions: A content-analysis based literature review. *Journal of Cleaner Production*, 166, 744-755.
- 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
- Motevali, A., Hashemi, S. J., & Taghinejad, E. (2019). Investigation of energy parameters, environment and social costs for drying process (Case study: Apple slices). *Agricultural Mechanization and Systems Research*, 20(72), 37-54
- 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 Engineering*. (In Persian).
- Ghatrehsamani, 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- amilaris, 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.
- Kazimieh, Eidi, Asma and Raheli. (2021). Explanation of the factors for the possibility of using new energies in the agricultural sector from the point of view of the organization of agricultural jihad in Urmia city. *Environmental Science Quarterly*, 19(2), 225-240.

- Sharifi, M., Akram, A., & Moloudi, H. (2020). Assessing the Life Cycle of Apple Production in View of Energy and Environmental Pollutants (Case Study: Urmia and Mahabad Cities). *Iranian Journal of Biosystems Engineering*, 51(3), 563-569. (In Persian).
- Singh, S., & Mittal, J. P. (1992). *Energy in production agriculture*. Mittal Publications.
- Slack, D., Hilgard, S., Jia, E., Singh, S., & Lakkaraju, H. (2020, February). 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.
- Strapatsa AV, Nanos GD, Tsatsarelis CA. Energy flow for integrated apple production in Greece. *Agric Ecosyst Environ* 2006;116:176e80.
- 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.
- 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.
- Tzilivakis, J., Warner, D., May, M., Lewis, K., and Jaggard, K. 2005. An assessment of the energy inputs and greenhouse gas emissions in sugar beet (*Beta vulgaris*) production in the UK. *Agricultural Systems* 85: 101-119
- afabakhsh, 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
- ei, 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). Mousavi-Avval, S. H., Rafiee, S., & Mohammadi, A. (2011). Optimization of energy consumption and input costs for apple production in Iran using data envelopment analysis. *Energy*, 36(2), 909-916.
- 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.
- Nikkhah, A., Royan, M., Khojastehpour, M., & Bacenetti, J. (2017). Environmental impacts modeling of Iranian peach production. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, 75, 677-682.
- P. Nie, M. Roccotelli, M.P. Fanti, Z. Ming, Z. Li, Prediction of home energy consumption based on Gradient boosting regression tree, *Energy Rep.* 7 (2021).
- ahlavan, 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.
- 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.
- 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.
- 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)

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