

## Predicting Output Energy and Greenhouse Gas Emissions in Peanut Production: A Case Study In Astaneh-Ashrafiyeh County of Guilan Province

ASHKAN NABAVI-PELESARAEI\*<sup>1</sup>, MOHAMMAD REZA PAKRAVAN-CHARVADEH<sup>2</sup>, HASSAN GHASEMI-MOBTAKER<sup>3</sup>

1, Assistant Professor, Department of Mechanical Engineering of Biosystems, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran

2, Assistant Professor, Department of Agricultural Economics and Rural Development, Faculty of Agriculture, Lorestan University, Khorramabad, Iran

3, Assistant Professor, Department of Agricultural Machinery Engineering, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

(Received: Jul. 13, 2020- Accepted: Jan. 19, 2021)

### ABSTRACT

Surveying of energy consumption, greenhouse gas emissions and their modeling using artificial intelligence methods in peanut production of Astaneh-Ashrafiyeh county of Guilan province were investigated in this research. The data used in the study were collected using a face-to-face questionnaire in 2019 production period. Results showed the total inputs energy and output energy were 19248 and 87210 MJ ha<sup>-1</sup> with energy use efficiency as 4.53, respectively and the highest consumption of inputs was belonged to chemical fertilizers with 45%. Also, in production process, about 571 kgCO<sub>2</sub>eq. ha<sup>-1</sup> was emitted that fuel with 57% had the highest share of emissions. The modeling results showed that in comparison with the results of artificial neural network, the performance of the ANFIS model is better in predicting the output energy and greenhouse gas emissions of peanut production.

**Keywords:** Energy, Peanut, Greenhouse gas, Artificial intelligence.

### Introduction

The role and importance of the agricultural sector as the most important sector in food supply is well illustrated. Excessive use of agricultural inputs such as chemical fertilizers and fossil fuels has led to destructive environmental effects, including increased global warming, reduced biodiversity, degraded soil quality (e.g., erosion, compaction, Reduction of soil organic matter) and pollution of water, soil and air. The emission of these gases has been caused by human activities such as deforestation and combustion of fossil fuels. The aim of this study was to use artificial intelligence systems including artificial neural networks and adaptive fuzzy-neural inference system to model energy consumption as well as greenhouse gas emissions in the process of peanut cultivation in Astaneh-Ashrafiyeh county of Guilan province.

### Material and method

In order to obtain the required information to complete this study, various methods have been used, including questionnaires, conversations and interviews with farmers and experts, use of statistics in libraries and agricultural ministry in Gilan province. In this study, Cochran's method was used to estimate the sample size. The inputs used were labor, machinery, diesel fuel, electricity, fertilizer, pesticides and seeds. The output also included peanuts. To determine the amount of energy equivalent of inputs and output, the amount of consumption of each of them multiply by the specific energy factor of that input. The method of calculating greenhouse gas emissions is to a large extent similar to the energy method and the emission inputs are multiplied by the relevant

coefficients and the amount of carbon dioxide emissions is considered as the amount of greenhouse gas emissions for the input. Inputs for greenhouse gas emissions or in other words carbon dioxide inputs in this study include cars, diesel fuel, chemical fertilizers, toxins and electricity. In this study, MATLAB R2019a software was used to predict the energy output and emission of greenhouse gases for peanut production. In this study, the Levenberg-Marquardt (LM) training algorithm was used to update the weights of the artificial neural network, which are widely used algorithms; because they do network training very quickly and minimize the level of error. To find a network with appropriate topology with the help of training algorithms, the criteria of diagnostic coefficient (R2), mean square of error square (RMSE) and average percentage of absolute error (MAPE) were used.

### **Results and discussion**

The results showed that the average energy consumption per hectare of peanuts was 19248.04 mg / ha and the amount of energy output was 87209.68 mg / ha. Statistical comparison between different levels of farmland showed that there was no significant difference between the total energy of the inputs, while the performance of large fields was much higher than the rest of the fields. The results showed that the total emissions of greenhouse gases were 181.57 kg of carbon dioxide per hectare. Also, the difference between small, medium and large farms with other farms is significant in terms of distribution. Large fields have the highest amount of emissions compared to other farms due to the high rate of mechanized operations and the use of more machines and fuel. While small plots have the lowest number of publications among the three levels of the group. The results showed that in the infusion number seven (third layer) for predicting the output energy and emission of greenhouse gases, the detection coefficient was calculated to be 0.998 and 0.999, respectively, RMSE values, for the output energy and emission of greenhouse gases. It was 0.072 and 0.009, respectively, which shows the very high accuracy of the output results.

### **Conclusion**

Comparison of the results obtained from the artificial neural network model and the adaptive neural-fuzzy inference system for predicting the energy output and emission of greenhouse gases for peanut production showed that the adaptive fuzzy-neural inference system is due to the use of the laws of the ability to use It is more accurate and less accurate to predict the energy output and emission of greenhouse gases to produce peanuts. In field conditions, it is a fuzzy condition and there are various parameters that are unpredictable and measurable. Therefore, the performance of the adaptive fuzzy-neural inference system in predicting the output energy and emissions of greenhouse gases to produce more peanuts.

## پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی: مطالعه موردی شهرستان آستانه‌اشرفیه استان گیلان

اشکان نبوی پله سرائی\*<sup>۱</sup>، محمدرضا پاکروان چروده<sup>۲</sup>، حسن قاسمی مبتکر<sup>۳</sup>  
<sup>۱</sup>، استادیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران  
<sup>۲</sup>، استادیار، گروه اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران  
<sup>۳</sup>، استادیار، گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران  
 (تاریخ دریافت: ۹۹/۴/۲۳ - تاریخ تصویب: ۹۹/۱۰/۳۰)

### چکیده

این تحقیق به بررسی انرژی مصرفی، نشر گازهای گلخانه‌ای و الگوسازی آن‌ها با بهره‌گیری از روش‌های هوش مصنوعی برای تولید محصول بادام‌زمینی در شهرستان آستانه‌اشرفیه استان گیلان پرداخته است. داده‌های موردنیاز برای مطالعه از طریق گفتگو و مصاحبه با کشاورزان و کارشناسان منطقه در سال زراعی ۱۳۹۸ به دست آمد. نتایج نشان داد، میزان کل انرژی نهاده‌ها و انرژی ستانده در تولید محصول بادام‌زمینی به ترتیب در حدود ۱۹۲۴۸ و ۸۷۲۱۰ مگاژول بر هکتار با کارایی ۴/۵۳ بوده و بیشترین میزان مصرف نهاده‌ها به کودهای شیمیایی با ۴۵٪ تعلق داشت. همچنین، در فرایند تولید حدود ۵۷۱ کیلوگرم کربن دی‌اکسید بر هکتار منتشر گردید، که سوخت فسیلی با ۵۷ درصد بالاترین سهم انتشار را به خود اختصاص داده است. نتایج الگوسازی نشان داد که در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی، عملکرد سامانه انقبسی در پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای تولید بادام‌زمینی بهتر است.

**واژه‌های کلیدی:** انرژی، بادام‌زمینی، گازهای گلخانه‌ای، هوش مصنوعی.

### مقدمه

نهاده‌های تولید در کشاورزی و تلاش در جهت افزایش بهره‌وری نهاده‌ها یکی از گام‌های اساسی در جهت افزایش رشد و توسعه بخش کشاورزی می‌باشد. رشد و توسعه بخش کشاورزی درگرو توجه به بهره‌وری نهاده‌ها و انرژی در تک‌تک محصولات این بخش می‌باشد. انرژی مورد استفاده برای تولید محصولات کشاورزی در مرحله اول به دو نوع مستقیم و غیرمستقیم تقسیم می‌شود. انرژی مستقیم نوعی از انرژی است که به‌طور مستقیم برای فعالیت‌های کشاورزی مورد استفاده قرار می‌گیرد؛ درحالی‌که انرژی غیرمستقیم به‌طور غیرمستقیم قبل از مزرعه برای تولید نهاده‌ها استفاده

با رشد روزافزون جمعیت در کشورهای مختلف از سویی و ارتقای سطح زندگی و تمایل به سمت مصرف بیشتر از سوی دیگر، نیاز به مواد غذایی در حال افزایش است. نقش و اهمیت بخش کشاورزی به‌عنوان مهم‌ترین بخش در تأمین مواد غذایی به‌خوبی روشن است. تأمین مداوم و پایدار نیازها و خواسته‌های نامحدود مرتبط با بخش کشاورزی با استفاده از منابع محدود موجود درگرو به‌کارگیری اصولی، منطقی و بهینه عوامل متعدد تولید است که این امر مستلزم تلاش‌های گسترده تحقیقاتی چندجانبه نگر و نظام‌مند است. توجه به بهره‌وری

به کاهش هزینه‌های عملیاتی و همچنین، هزینه‌های ناشی از تولید محصولات کشاورزی اشاره کرد (Meul et al., 2007). استفاده مؤثر از انرژی، موجب کاهش مشکلات زیست‌محیطی شده و همچنین، مانع تخریب منابع طبیعی می‌شود و باعث رشد و توسعه کشاورزی پایدار به‌عنوان یک سیستم تولید به‌صرفه می‌گردد. بر همین اساس، محاسبه شاخص‌های انرژی می‌تواند از جمله کارهای مهم و مفید در رسیدن به این هدف محسوب شود (Mobtaker et al., 2010).

الگوسازی یکی از تکنیک‌های ذهنی بشر می‌باشد که برای اهداف علمی مورد استفاده قرار می‌گیرد. الگوها، انواع گوناگون داشته و کاربردهای فراوانی در همه زمینه‌های علوم و فن‌آوری دارند (Kay and Titterton, 2000). الگوی مصرف انرژی با توجه به سامانه‌های مدیریتی، نوع کشاورزی، آب‌وهوا و سایر شرایط متفاوت است. بنابراین، یکی از الزامات مهم برای دستیابی به اهداف کشاورزی پایدار، تعیین رابطه بین نهاده‌ها و ستانده‌ها در فرایندهای تولید کشاورزی است (Saber et al., 2020). تمرکز توابع تولید بر تخصیص کارآمد و بهینه منابع در تولید است. الگوها می‌توانند اثرات زیست‌محیطی سامانه‌های کشاورزی را پیش‌بینی کنند. بنابراین، به‌عنوان ابزاری مهم برای مدیریت بهتر در نظر گرفته می‌شوند (Nabavi-Pelesaraei et al., 2018).

استان گیلان با دربرداشتن ۲۰۵۷۹۷ هکتار زمین زراعی (۱/۷٪ اراضی کل کشور)، ۸۷۵۳۳ هکتار زمین باغی (۳/۲۲٪ اراضی کل کشور) و با تولید بیش از ۷۶۰۵۵۷ تن (۰/۹۸٪ عملکرد کل کشور) محصولات مختلف زراعی و ۴۸۹۴۸۰ تن محصولات باغی (۲/۸۵٪ عملکرد کل کشور) از جمله مناطق مهم و مستعد کشاورزی در کشور محسوب می‌شود. بادام‌زمینی با مساحت کاشت ۱۸ میلیون هکتار در دنیا بعد از سویا و کتان به‌عنوان سومین دانه روغنی مهم جهان مطرح می‌باشد. شهرستان آستانه‌اشرفیه و بندر کیاشهر که از حوزه‌های این شهرستان محسوب می‌شوند، بیش از ۹۸ درصد از کل تولیدات بادام‌زمینی استان گیلان را دربردارند. همچنین مساحت زیر کشت بادام‌زمینی در استان در حدود ۲۵۰۰ هکتار می‌باشد (Nabavi-

می‌شود (Mousavi-Avval et al., 2011). هریک از این دو نوع انرژی مستقیم و غیرمستقیم خود به دو نوع تجدیدپذیر و تجدیدنپذیر تقسیم می‌شوند (Ozkan et al., 2004). هم‌ارز انرژی برابر مقدار کمیتی است که به‌عنوان محتوای انرژی برای هریک از نهاده‌ها و ستانده‌ها در نظر گرفته می‌شود. در مورد انرژی‌های غیرمستقیم این مقدار برابر انرژی است که برای نهاده‌ها استفاده شده است. به‌عنوان مثال: عددی که برای انرژی کودها در نظر می‌گیرند شامل تمام انرژی‌های صرف شده در طی مراحل تولید، بسته‌بندی و حمل‌ونقل می‌باشد. هم‌ارز انرژی در مورد انرژی‌های مستقیم معادل میزان انرژی مصرفی آن‌ها در مزرعه است. (Hosseini, 2019).

بخش کشاورزی به‌عنوان مهم‌ترین تولیدکننده مواد غذایی نه‌تنها مصرف‌کننده انرژی است بلکه مهم‌ترین عرضه‌کننده انرژی به‌صورت زیست انرژی نیز محسوب می‌شود (Zangeneh et al., 2010). استفاده زیاد از نهاده‌های کشاورزی مانند انواع کودهای شیمیایی و سوخت‌های فسیلی منجر به بروز تأثیرات زیست‌محیطی مخربی گشته است که از آن جمله می‌توان به افزایش گرمایش جهانی، کاهش تنوع زیستی، تنزل کیفیت خاک و آلودگی آب‌ها، خاک و هوا اشاره کرد (Nemecek et al., 2011). آلاینده‌های منتشرشده ناشی از مصرف منابع مختلف انرژی، دوسوم کل گازهای گلخانه‌ای انتشار یافته را به خود اختصاص می‌دهد (Taseska et al., 2011). انتشار این گازها خود ناشی از فعالیت‌های انسانی مانند نابودی جنگل‌ها و احتراق سوخت‌های فسیلی بوده است (Pathak and Wassmann, 2007). براساس تحقیقات انجام‌شده توسط IPCC، کربن دی‌اکسید با ۶۹/۶٪ بالاترین سهم را در میان گازها در نشر آلاینده‌ها بر عهده دارد (Kouchaki, 2016).

سهم بخش زراعی در انتشار این گازها ۱۰ الی ۱۲ درصد کل گازهای منتشرشده می‌باشد (Mostashari, 2021). به‌منظور بهبود کیفیت هوا و نیز کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای افزایش بازده انرژی و بهره‌برداری از انرژی‌های تجدیدپذیر امری اجتناب‌ناپذیر به نظر می‌رسد. از دیگر آثار افزایش بازده انرژی می‌توان

(Nabavi-Pelesaraei et al., 2014). در پژوهشی دیگر پیش‌بینی عملکرد پرتقال و انتشار گازهای گلخانه‌ای در استان گیلان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت پذیرفت که نتایج بر آن بود ساختار ۲-۴-۱۳ با  $R^2$  ۰/۹۶ و ۰/۹۹ برای انرژی مصرفی و نشر گازهای گلخانه‌ای به ترتیب، به‌عنوان بهترین شبکه انتخاب شد (Nabavi-Pelesaraei et al., 2016). الگوسازی در عملکرد تولید تخم‌مرغ بر اساس نهاده‌های انرژی با استفاده از روش‌های شبکه عصبی و استنتاج فازی - عصبی تطبیقی نشان داد روش استنتاج فازی - عصبی تطبیقی توانایی بیشتری در پیش‌بینی عملکرد نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی دارد می‌باشد (Sefeedpari et al., 2016). در یک پروژه تحقیقاتی، محققان با استفاده از تلفیق شبکه‌های عصبی مصنوعی و ارزیابی چرخه زندگی به الگوسازی انرژی مصرفی و انتشارات آلاینده‌گی در سامانه بازیافت مدیریت پسماند جامد شهری تهران پرداختند. نتایج آنان نشان داد ساختار شبکه ۱۱-۷-۷-۵ می‌تواند با دقت بسیار بالا نسبت به پیش‌بینی مواد بازیافتی و شاخص‌های انتشارات اقدام نماید (Nabavi-Pelesaraei et al., 2017). در مطالعه‌ای دیگر با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی به پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید گوساله پرواری پرداخته شد. براساس نتایج آنان ساختار ۲-۶-۱۲ به‌عنوان بهترین توپوگرافی برای پیش‌بینی با شبکه عصبی محاسبه گردید و همچنین، روش استنتاج فازی - عصبی تطبیقی با دقت بیشتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی به الگوسازی پرداخته است (Hosseinzadeh-Bandbafha et al., 2017). استفاده از تلفیق هوش مصنوعی و ارزیابی چرخه زندگی به الگوسازی انرژی مصرفی و انتشارات آلاینده‌گی در فرایند تولید شلتوک در شهرستان رشت استفاده گردید. نتایج نشان داد سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی بالاتری در الگوسازی داشتند (Nabavi-Pelesaraei et al., 2018). با توجه به جستجوهای انجام‌شده، مشخص گردید مطالعه‌ای در زمینه الگوسازی انرژی مصرفی و انتشار گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی در ایران انجام نشده است. استان گیلان به‌عنوان یکی از مهم‌ترین

(Pelesaraei, 2014). که با توجه به قیمت بالای این محصول در سال‌های اخیر، کشاورزان و مردم منطقه به‌شدت به سمت کشت آن رغبت نشان می‌دهند. گیاه بادام‌زمینی فاقد سیستم آبیاری بوده و با اتکا به نزولات جوی می‌تواند به رشد قابل‌قبولی برسد. لذا، همین موضع نیز در پرسود بودن این محصول به‌شدت مؤثر است.

مطالعات بسیاری در حوزه مهندسی بیوسیستم و کشاورزی در راستای بررسی انرژی، انتشارات آلاینده‌گی و استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در الگوسازی آن‌ها صورت پذیرفته است. در مطالعه‌ای به ارزیابی ترازنامه انرژی و شاخص‌های آن در تولید بادام‌زمینی پرداخته شد. کل انرژی ستانده از بادام‌زمینی ۸۲۵۰۰ مگاژول بر هکتار ارزیابی گردید. همچنین، کودهای شیمیایی با ۲۹ درصد بیشترین سهم مصرف انرژی را داشتند، کارایی انرژی خروجی به ورودی ۳/۵۰ بهره‌وری انرژی ۰/۱۴ کیلوگرم بر مگاژول برآورد شد (Azarpour et al., 2012). در تحقیقی به‌منظور پیش‌بینی میزان عملکرد محصولات سویا و ذرت در مریلند (آمریکا) با استفاده از میانگین بارندگی در دوره‌های مختلف رشد محصولات، از الگوهای شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده و نتایج به‌دست‌آمده با نتایج الگوی رگرسیون خطی مقایسه گردید. نتایج این مطالعه نشان داد که الگوی شبکه عصبی مصنوعی نسبت به الگوی رگرسیونی می‌تواند عملکرد محصولات موردنظر را در مناطق مورد مطالعه با دقت بیشتری برآورد کند (Kaul et al., 2005). در تحقیقی دیگر پژوهشگران به بررسی مصرف انرژی و الگوسازی انرژی خروجی ذرت علوفه‌ای با استفاده از شبکه عصبی چندلایه پرداختند. طبق نتایج آن‌ها بهترین الگوی پیشنهادی برای این مطالعه دارای ساختار ۱-۵-۵-۸ و دولایه پنهان بود. همچنین ماشین‌ها با حدود ۳۹ درصد انرژی ورودی بالاترین سهم را در مصرف انرژی ذرت علوفه‌ای داشت (Taki et al., 2012). در مطالعه‌ای دیگر با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به الگوسازی و تحلیل حساسیت نهاده‌های انرژی برای تولید برنج در استان گیلان پرداخته شد و بر اساس نتایج بهترین شبکه با ساختار ۱-۱۳-۱۲ برای الگوسازی پیشنهاد شد

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

که در آن  $N$ ، اندازه جامعه آماری یا تعداد زارعیان منطقه مورد مطالعه (۱۱۳ زارع)،  $t$  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. حجم نمونه برای بادام زمینی ۸۸ به دست آمد.

**ارزیابی انرژی و انتشارات گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام زمینی**

نهاده‌های مورد استفاده عبارت بودند از: نیروی کارگری، ماشین‌ها، سوخت دیزل، الکتریسیته، کود، سموم و بذر و ستانده نیز شامل بادام زمینی بود. برای تعیین میزان انرژی معادل نهاده‌ها و ستانده از ضرب میزان مصرف هر یک از آن‌ها در ضریب انرژی ویژه آن نهاد طبق رابطه زیر به دست می آید:

$$E_{input} = I_{consumption} \times eC_{input} \quad (2)$$

که در آن،  $E_{input}$  انرژی معادل نهاده‌های مصرفی برحسب مگاژول،  $I_{consumption}$  میزان نهاده مصرفی (نیروی انسانی، سوخت فسیلی، الکتریسیته و غیره) برحسب واحد آن و  $eC_{input}$  محتوای انرژی نهاده برحسب مگاژول بر واحد می باشد. ضرایب انرژی برای نهاده‌ها و ستانده در جدول ۱ ارائه شده‌اند. برای مطالعه‌ی انرژی از شاخص‌های کارایی انرژی، بهره‌وری انرژی، انرژی ویژه و افزوده خالص انرژی استفاده شد. برای محاسبه این شاخص‌ها از روابط زیر استفاده شد (Fei & Lin et al., 2016):

$$ER = \frac{E_{out}}{E_{in}} \quad (3)$$

$$EP = \frac{Y}{E_{in}} \quad (4)$$

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

$$NEG = E_{out} - E_{in} \quad (6)$$

که در آن،  $ER$  کارایی انرژی (بدون بعد)،  $E_{out}$  مقدار انرژی خروجی برحسب مگاژول بر هکتار،  $E_{in}$  مقدار

قطب‌های کشور در تولید بادام زمینی مطرح می‌باشد که با بررسی روند مصرف انرژی و همچنین میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای در تولید این محصول، امکان مقایسه سامانه‌های مختلف تولید این محصول در نقاط مختلف فراهم می‌شود. لذا، هدف از مطالعه حاضر، استفاده از سامانه‌های هوش مصنوعی از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی و سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی برای الگوسازی انرژی مصرفی و همچنین، انتشار گازهای گلخانه‌ای در فرآیند کشت بادام زمینی در شهرستان آستانه اشرفیه از توابع استان گیلان می‌باشد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه‌ی مورد مطالعه و جمع آوری اطلاعات

شهرستان آستانه اشرفیه در ۳۰ کیلومتری شهرستان رشت، در طول جغرافیایی ۴۹ درجه و ۵۶ دقیقه و عرض جغرافیایی ۳۷ درجه و ۱۶ دقیقه قرار دارد و ارتفاع آن از سطح دریای آزاد ۵ متر پایین تر است. این شهر علاوه بر موقعیت جغرافیایی مناسب، خاک بسیار حاصل خیزی نسبت به شهرهای مختلف گیلان دارد. جمعیت آن در حدود ۱۲۵ هزار و ۴۰۰ نفر است که ۴۲ درصد آنان شهرنشین و ساکن در دو شهر آستانه اشرفیه و بندر کباشهر و ۵۸ درصد آنان روستانشین هستند و میانگین بارش سالانه ۱۵۰۰ میلی لیتر است (Hosseinzadeh - Bandbafha et al., 2018). به منظور دستیابی به اطلاعات مورد نیاز جهت تکمیل این مطالعه روش‌های مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است که از آن جمله می‌توان به پرسشنامه، گفتگو و مصاحبه با کشاورزان و کارشناسان، استفاده از آمار موجود در کتابخانه‌ها و جهاد کشاورزی استان و شهرستان‌ها و برخی پایگاه داده اشاره کرد. در این تحقیق برای برآورد حجم نمونه از روش‌های آماری استفاده شد. اما برای انجام آن نیاز به دانستن اطلاعات و پارامترهایی درباره جامعه مورد مطالعه بود. به همین منظور، ۱۰ پرسشنامه به‌طور تصادفی در میان زارعین تکمیل و بر اساس نتایج حاصله از آن‌ها و با استفاده از رابطه پیشنهادی کوکران حجم نمونه تعیین شد. رابطه کوکران به صورت رابطه (۱) می‌باشد (Cochran, 1963):

تولیدی به ازای مصرف یک واحد انرژی را بیان می‌کند. انرژی ویژه نسبت کل انرژی نهاده به وزن محصول ستانده در واحد سطح می‌باشد. در واقع این شاخص عکس بهره‌وری انرژی می‌باشد و بیان‌کننده انرژی مصرفی برای تولید هر واحد از محصول است (Mobtaker et al., 2020).

انرژی ورودی برحسب مگاژول بر هکتار،  $EP$ ، بهره‌وری انرژی برحسب کیلوگرم بر مگاژول،  $Y$ ، عملکرد محصول برحسب کیلوگرم بر هکتار،  $EI$ ، انرژی ویژه برحسب مگاژول بر کیلوگرم و  $NEG$ ، عملکرد محصول برحسب کیلوگرم بر هکتار می‌باشد. نسبت انرژی ستانده به انرژی نهاده، کارایی انرژی نامیده می‌شود. شاخص بهره‌وری انرژی، مقدار محصول

جدول ۱- محتوای انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید بادام زمینی

بخش	واحد	هم‌ارز انرژی مگاژول بر واحد	مرجع
الف - نهاده‌ها			
۱- نیروی کارگری	نفر ساعت	۱/۹۶	(Mostashari-Rad et al., 2019)
۲- ماشین‌ها و ادوات	ساعت	۶۲/۷۰	(Mobtaker et al., 2012)
۳- سوخت	لیتر	۵۶/۳۱	(Kaab et al., 2019)
۴- کودهای شیمیایی	کیلوگرم		
نیتروژن		۶۶/۱۴	(Nabavi-Pelesaraei et al., 2018)
فسفر		۱۲/۴۴	(Mostashari-Rad et al., 2019)
پتاسیم		۱۱/۱۵	(Pahlavan et al., 2012)
۵- سموم	کیلوگرم	۸۵	(Ozkan et al., 2004)
۶- بذر	کیلوگرم	۲۵	(Nikkhah et al., 2015)
ب - ستانده			
۱- بادام زمینی	کیلوگرم	۲۵	(Nikkhah et al., 2015)

طریق فرمول کلی زیر به دست می‌آید (Skunca et al., 2018):

$$GHG_{emissions} = SI_{consumption} \times EC_{emissions} \quad (7)$$

که در آن  $GHG_{emissions}$  میزان انتشار کیلوگرم کربن دی‌اکسید برای هر نهاده در واحد هکتار،  $SI_{consumption}$  مقدار هر نهاده در واحد هکتار با توجه به واحد مربوطه و  $EC_{emissions}$  ضریب انتشار استاندارد برای هر نهاده که در جدول ۲ آرایه شده است.

روش محاسبه نشر گازهای گلخانه‌ای، نیز تا حدودی زیادی مشابه روش انرژی می‌باشد و نهاده‌های انتشار در ضرایب مربوطه ضرب شده و مقدار نشر گاز کربن دی‌اکسید به عنوان میزان نشر گازهای گلخانه‌ای برای نهاده در نظر گرفته شده است. نهاده‌های منتشرکننده گازهای گلخانه‌ای یا به عبارت دیگر نهاده‌های ایجادکننده کربن دی‌اکسید در این پژوهش شامل ماشین‌ها، سوخت دیزل، کودهای شیمیایی، سموم و الکتریسیته است. میزان نشر گازهای گلخانه‌ای برای هر یک از نهاده‌ها از

جدول ۲- ضرایب استاندارد نشر گازهای گلخانه‌ای برای نهاده‌های کشاورزی

بخش	واحد	هم‌ارز کربن دی‌اکسید (کیلوگرم کربن دی‌اکسید بر واحد)	مرجع
۱- ماشین‌ها	مگاژول	۰/۰۷۱	(Pishgar-Komleh et al., 2012)
۲- سوخت	لیتر	۲/۷۶	(Pishgar-Komleh et al., 2012)
۳- کودهای شیمیایی	کیلوگرم		
نیتروژن		۱/۳	(Taghavifar and Mardani, 2015)
فسفر		۰/۲	(Mostashari-Rad et al., 2019)
پتاسیم		۰/۲	(Mostashari-Rad et al., 2019)
۴- سموم	کیلوگرم		
علف‌کش		۶/۳	(Hosseinzadeh-Bandbafha et al., 2018)

انتشار، ابتدا لایه‌های خروجی تعدیل می‌شود، زیرا برای هر یک از نورون‌های لایه خروجی، مقدار مطلوبی وجود دارد و می‌تواند به کمک آن‌ها و قاعده‌های به هنگام سازی، وزن‌ها را تعدیل نمود (Nabavi-Pelesaraei, 2018).

به منظور دستیابی به بهترین شبکه با بیشترین دقت و کمترین خطا ایجاد تغییراتی در شبکه اجتناب‌ناپذیر خواهد بود. یکی از این تغییرات چیدمان شبکه یا به عبارتی تعداد لایه‌های مخفی به کار رفته در شبکه است. تغییر دیگر شامل نوع تابع فعال‌سازی یا محرک است. در این پژوهش از الگوریتم آموزش لونیگ-مارکواریت ( $LM^2$ ) برای بهنگام سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد که از الگوریتم‌های پرکاربرد می‌باشند؛ چون آموزش شبکه را بسیار سریع انجام داده و سطح خطای موجود را حداقل می‌سازند. برای یافتن شبکه‌ای با توپولوژی مناسب به کمک الگوریتم‌های آموزش، از معیارهای ضریب تشخیص ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطا ( $RMSE^4$ ) و میانگین درصد خطای مطلق ( $MAPE^5$ ) استفاده شده است (Khoshnevisan et al., 2014).

$$R^2 = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2}{\sum_{i=1}^n A_i^2} \right) \quad (8)$$

### الگوسازی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این پژوهش به منظور پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای برای تولید بادام زمینی از نرم‌افزار MATLAB R2019a استفاده شد. به این منظور، از نهاده‌های نیروی کارگری، ماشین‌ها، سوخت دیزل، کودهای شیمیایی، سموم شیمیایی و بذر به عنوان ورودی‌ها و انرژی ستانده و میزان کل نشر گازهای گلخانه‌ای به عنوان مقدار مورد انتظار استفاده شد در طراحی الگوی شبکه عصبی مصنوعی، داده‌ها به دودسته‌ی داده‌های آموزشی و داده‌های آزمون الگو تقسیم می‌شوند. ۷۵ درصد از داده‌های تحقیق به عنوان داده‌های آموزشی و ۲۵ درصد نیز جهت آزمون الگو مشخص شدند. در این تحقیق از یک شبکه پرسپترون چندلایه ( $MLP^1$ ) که اصولاً از یک‌لایه ورودی، یک یا چندلایه پنهان و یک‌لایه خروجی تشکیل یافته است استفاده شده است. برای آموزش این شبکه، معمولاً از الگوریتم پس انتشار ( $BP^2$ ) استفاده می‌شود. در طی آموزش شبکه MLP به کمک الگوریتم یادگیری پس انتشار، ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی شبکه انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه‌شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. در ابتدا، محاسبه خروجی به صورت لایه به لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. در حالت پس

3. Levenberg-Marquardt  
4. Root Mean Square Error  
5. Mean Absolute Percentage Error

1. Multilayer Perceptron  
2. Back Propagation



خروجی‌ها را با توجه به توابع عضویت خروجی تعیین شده برای آن‌ها ارایه می‌دهند ( Ekici & Aksoy, 2011).

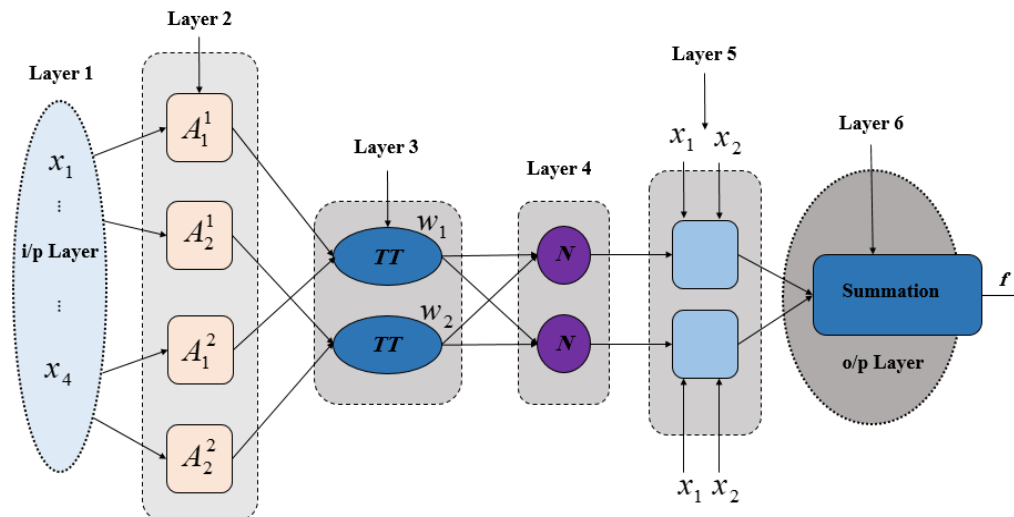
غالباً سامانه‌های انفیس را با استفاده از یک سامانه فازی تاکاگی-سوگنو-کانگ به صورت ساختار شبکه‌ای پیش‌رونده به کار می‌برند. اگر خروجی هر لایه به صورت  $O_k^1$  (خروجی  $k$  امین گره از لایه 1) باشد، ساختار الگوی انفیس با دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $z$  در پایگاه قوانین آن از دو قانون زیر از نوع سوگنو استفاده می‌شود که در شکل ۱ دیده می‌شود (Nabavi-Pelesaraei et al., 2018).

قانون اول: اگر  $x$  است  $A_1$  و  $y$  است  $B_1$ ، آنگاه

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

قانون دوم: اگر  $x$  است  $A_2$  و  $y$  است  $B_2$ ، آنگاه

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$



شکل ۱- لایه‌های مختلف در یک الگوی انفیس با دو ورودی و یک خروجی (Nabavi-Pelesaraei et al., 2018)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2} \tag{9}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{|P_i - A_i|}{A_i} \times 100 \right) \tag{10}$$

در روابط فوق  $P_i$  مقدار پیش‌بینی‌شده،  $A_i$  مقدار واقعی و  $n$  تعداد واحدهای موردبررسی می‌باشد.

### سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (انفیس) نمونه‌ای از ترکیب شبکه‌های عصبی و سامانه‌های فازی به منظور ایجاد یک ابزار الگوسازی داده‌ای قوی می‌باشد. انفیس الگویی است که مقادیر مناسبی داده به‌عنوان ورودی دریافت می‌کند و با توجه به مشخصات این داده‌ها، آن‌ها را بر توابع عضویت تعیین‌شده ورودی می‌نگارد. سپس با توجه به خروجی این توابع مجموعه‌ای از قواعد اگر-آنگاه فازی ایجاد می‌نماید. این قواعد مجموعه‌ای از مشخصات

پنج لایه این نوع الگو به شرح زیر تشکیل می‌شود:

لایه اول: (گره‌های ورودی) در این لایه درجه

عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با

استفاده از تابع عضویت، مشخص می‌گردد:

$$\begin{aligned} O_k^1 &= \mu_{A_k}(x) & k &= 1,2 \\ O_k^1 &= \mu_{B_{k-2}}(y) & k &= 3,4 \end{aligned} \tag{11}$$

## نتایج و بحث

### تحلیل انرژی و انتشار گازهای گلخانه‌ای

در این پژوهش به منظور تفکیک اثر مساحت مزرعه بر میزان مصرف انرژی و نشر گازهای گلخانه‌ای و قیاس آن‌ها با یکدیگر چه به لحاظ نهاد و چه به لحاظ ستانده مزارع زیر کشت بادام‌زمینی در منطقه به سه دسته‌ی کوچک (زیر یک هکتار)، متوسط (یک تا سه هکتار) و بزرگ (بیش از سه هکتار) تقسیم شدند.

در جدول ۳ میزان مصرف انرژی نهاده‌ها و انرژی ستانده برای سطوح مختلف زیر کشت بادام‌زمینی در سه سطح مذکور ارائه داده شده است. نتایج نشان داد متوسط مصرف انرژی برای یک هکتار بادام‌زمینی ۱۹۲۴۸/۰۴ مگاژول و مقدار انرژی ستانده برابر ۸۷۲۰۹/۶۸ مگاژول بر هکتار بود. مقایسه آماری بین سطوح مختلف سطح مزارع بیانگر آن بود که بین کل انرژی نهاده‌ها اختلاف معنی‌داری وجود نداشته در حالی که عملکرد زمین‌های بزرگ به میزان زیادی بیش از سایر سطوح است. افزایش استفاده از ماشین‌ها و ادوات در زمین‌های بزرگ به دلیل عملیات مکانیزه بیشتر باعث شده تا انرژی مصرفی ماشین‌ها در زمین‌های بزرگ نسبت به زمین‌های کوچک بیشتر باشد. از سوی دیگر، میزان مصرف کودهای شیمیایی در زمین‌های کوچک بیش از زمین‌های متوسط و بزرگ است. چون اکثر زمین‌های کوچک از روش‌های دستی برای پاشش کود بهره می‌بردند، به دلیل توزیع نامتناسب مصرف کود بیشتری را نسبت به سایر زمین‌ها دارا بودند. همچنین، یکسان بودن سهم بهره‌برداران کوچک از کود دولتی (کودی که به صورت یارانه) با سایر بهره‌برداران، اصلی‌ترین دلیل مصرف بالای کود در این زمین‌ها نسبت به سایر زمین‌ها بود. عملیات مکانیزه کمتر در زمین‌های کوچک مزید بر علت بود تا نیروی کارگری در آن‌ها نیز بیش از سایر گروه‌ها باشد که نتایج این پژوهش هم حاکی از این مطلب است. با توجه به اینکه میزان عملیات ماشینی در زمین‌های بزرگ بیش از سایر زمین‌ها بود، انتظار می‌رفت به دلیل مبارزه مکانیکی با علف‌های هرز در این سطوح، مصرف علف‌کش کمتر از سایر سطوح باشد، که نتایج بر آن بود با افزایش اندازه

که در آن  $\mu_{A_k}(x)$  درجه عضویت  $x$  در مجموعه فازی  $A_k$ ،  $\mu_{B_{k-2}}(y)$  درجه عضویت  $y$  در مجموعه فازی  $B_{k-2}$  می‌باشد. توابع عضویت می‌توانند به صورت تابع زنگوله‌ای، مثلثی، دوزنقه‌ای و انواع دیگر باشند. لایه دوم: (گره‌های قاعده) هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند:

$$O_k^2 = w_k = \mu_{A_k}(x) \times \mu_{B_k}(y) \quad k = 1, 2 \quad (12)$$

که در آن  $\mu_{B_k}(y)$  درجه عضویت  $y$  در مجموعه فازی  $B_k$  و  $w_k$  درجه فعالیت قانون  $k$  ام است. لایه سوم: (گره‌های میانگین) در این لایه  $k$  امین گره، نسبت درجه فعالیت قانون  $k$  ام، را به مجموع درجه فعالیت کلیه قوانین به صورت زیر نرمال‌سازی می‌کند:

$$O_k^3 = \bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_{k=1}^N w_k} \quad k = 1, 2 \quad (13)$$

که در آن  $\bar{w}_k$  درجه فعالیت نرمال شده قانون  $k$  ام می‌باشد.

لایه چهارم: (گره‌های نتیجه) در این لایه خروجی هر گره برابر است با:

$$O_k^4 = \bar{w}_k f_k = \bar{w}_k (p_k x + q_k y + r_k) \quad k = 1, 2 \quad (14)$$

لایه پنجم: (گره‌های خروجی) در این لایه هر گره مقدار خروجی نهایی را به صورت زیر محاسبه می‌نماید (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌هاست) (Nabavi-Pelesaraei et al., 2018):

$$O_k^5 = \sum_{k=1}^N \bar{w}_k f_k \quad (15)$$

با استفاده از نرم‌افزار اکسل، متوسط نهاده‌های مصرفی، نشر گازهای گلخانه‌ای و شاخص‌های انرژی در هر هکتار محاسبه شد. همچنین، از نرم‌افزار MATLAB R2019a برای محاسبات مربوط به پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی بهره گرفته شد.

زمین، کشاورزان منطقه در زمینه سموم شیمیایی مصرف کمتری را دربر دارند. به عبارت دیگر، می‌توان نتیجه گرفت که یکپارچگی اراضی می‌تواند راندمان بیشتری را در مصرف نهاده علف‌کش در برداشته باشد.

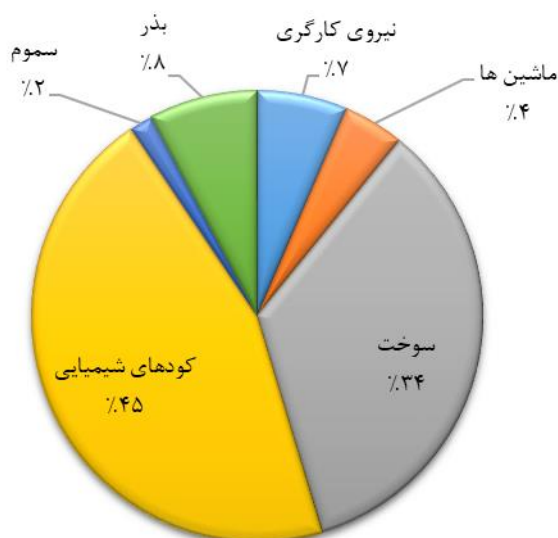
جدول ۳- انرژی نهاده‌ها و ستانده در تولید محصول بادام‌زمینی در شهرستان آستانه‌اشرفیه (مگاژول بر هکتار)

میانگین	گروه‌بندی زمین در سه اندازه (هکتار)			بخش
	بزرگ (۳ <)	متوسط (۱-۳)	کوچک (۱ >)	
				الف - نهاده‌ها
۱۲۴۷/۸۳	۱۱۷۵/۱۴ <sup>c</sup>	۱۳۷۸/۲۵ <sup>b</sup>	۲۱۳۸/۱۷ <sup>a</sup>	۱- نیروی کارگری
۸۴۲/۵۳	۹۰۰/۹۳ <sup>c</sup>	۸۲۲/۰۹ <sup>b</sup>	۷۵۰/۰۴ <sup>a</sup>	۲- ماشین‌ها و ادوات
۶۶۳۵/۳۴	۶۷۰۳/۰۲ <sup>b</sup>	۶۴۸۸/۰۱ <sup>b</sup>	۵۵۶۷/۹۶ <sup>a</sup>	۳- سوخت
				۴- کودهای شیمیایی
۸۰۲۷/۷۴	۷۸۱۲/۳۶ <sup>a</sup>	۸۰۶۲/۹۴ <sup>a</sup>	۸۱۲۴/۸۰ <sup>a</sup>	نیتروژن
۳۲۲/۸۵	۲۹۴/۰۸ <sup>b</sup>	۳۲۴/۲۷ <sup>ab</sup>	۳۲۶/۷۶ <sup>a</sup>	فسفر
۳۵۰/۷۸	۳۱۹/۵۲ <sup>b</sup>	۳۵۲/۳۲ <sup>ab</sup>	۳۵۵/۰۳ <sup>a</sup>	پتاسیم
				۵- سموم
۳۲۱/۰۹	۲۶۲/۸۵ <sup>c</sup>	۲۹۹/۹۱ <sup>b</sup>	۳۶۴/۸۸ <sup>a</sup>	علف‌کش
۱۴۹۹/۷۸	۱۴۲۴/۰۷ <sup>c</sup>	۱۴۹۱/۱۱ <sup>b</sup>	۱۵۸۳/۰۶ <sup>a</sup>	۶- بذر
۱۹۲۴۸/۰۴	۱۹۷۹۲/۵۵ <sup>a</sup>	۱۹۲۱۸/۹۰ <sup>a</sup>	۱۹۱۶۵/۶۹ <sup>a</sup>	کل انرژی نهاده
				ب - ستانده
۸۷۲۰۹/۶۸	۹۲۰۲۴/۹۷ <sup>c</sup>	۸۲۷۶۳/۷۳ <sup>b</sup>	۸۲۴۴۲/۰۶ <sup>a</sup>	۱- انرژی خروجی

\* میانگین‌هایی که دارای حروف مشابه هستند، با یکدیگر اختلاف معنی‌دار ندارند.

است. سهم هر یک از نهاده‌های انرژی در کشت یک هکتار بادام‌زمینی در شهرستان آستانه‌اشرفیه در شکل ۲ به معرض نمایش درآمده است. کودهای شیمیایی با ۴۵٪ بیشترین میزان مصرف انرژی را به خود اختصاص داده است. در این منطقه، نیتروژن به‌طور فزاینده‌ای نسبت به سایر کودها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در کشت بادام‌زمینی عمده‌ترین ماشین‌های مورد نیاز تیلر و تراکتور هستند که بیشتر در مرحله‌ی خاک‌ورزی اولیه مورد استفاده قرار می‌گیرند. همان‌طور که قبلاً اشاره شد در مزارع بزرگتر به دلیل درجه مکانیزاسیون بالاتر از ماشین‌ها بیشتر استفاده می‌شود که این موضوع دلیل بر استفاده زیاد سوخت در این سطوح از مزارع



شکل ۲- سهم هر یک از نهاده‌های مصرفی در میزان مصرف انرژی کل در تولید بادم زمینی

انرژی غیرمستقیم بیش از انرژی مستقیم بود. از سوی دیگر، سهم انرژی‌های تجدیدناپذیر بسیار بیشتر از انرژی‌های تجدیدپذیر بود. سهم بالای انرژی‌های تجدیدناپذیر در مقایسه با انرژی‌های تجدیدپذیر مربوط به استفاده بیش از حد کودهای شیمیایی و سوخت در تولید بادم زمینی است که لازم است در زمینه جایگزینی این کودها با کودهای آلی با مصرف انرژی و آلاینده‌گی کمتر مطالعاتی صورت پذیرد.

جدول ۴- میزان شاخص‌های انرژی و سهم هر یک از اشکال انرژی در تولید بادم زمینی

بخش	واحد	مقدار
۱- کارایی انرژی	-	۴/۵۳
۲- بهره‌وری انرژی	کیلوگرم بر مگاژول	۰/۱۸
۳- انرژی ویژه	مگاژول بر کیلوگرم	۵/۵۲
۴- افزوده خالص انرژی	مگاژول بر هکتار	۶۷۹۶۱/۶۴
۱- انرژی مستقیم	درصد	۴۰/۹۶
۲- انرژی غیرمستقیم	درصد	۵۹/۰۴
۳- انرژی تجدیدپذیر	درصد	۱۴/۲۷
۴- انرژی تجدیدناپذیر	درصد	۸۵/۷۳

بیشترین مصرف سوخت مربوط به عملیات خاک-ورزی علی‌الخصوص شخم بوده و در زمین‌های بزرگ‌تر عملیات برداشت مکانیزه تا حدودی به این مصرف افزوده‌اند. استفاده از ماشین‌های نامناسب نیز باعث شده تا علی‌رغم سهم پایین ماشین‌ها و ادوات (۴٪) در انرژی مصرفی کل میزان سوخت بالایی در طی فرآیند تولید بادم زمینی مصرف گردد. استفاده مناسب و به‌اندازه کودها و یا جایگزینی کودهای زیستی می‌تواند تأثیر به‌سزایی در کاهش مصرف کود داشته باشد. همچنین، استفاده از روش‌های خاک‌ورزی مناسب با میزان برگردان کردن کمتر خاک موجب کاهش سوخت مصرفی در منطقه می‌گردد. استفاده از ماشین‌های مناسب در منطقه نیز می‌تواند سهم به‌سزایی در کاهش مصرف انرژی سوخت داشته باشد. پیش از این، در مطالعه‌ای پیرامون ارزیابی ترازنامه انرژی و شاخص‌های آن در تولید بادم زمینی در شمال ایران نشان داده شد که کل انرژی ورودی برای کشت بادم زمینی ۲۳۵۷۴ مگاژول بر هکتار برآورد گردیده است. همچنین نتایج آن‌ها بر آن بود که کودهای شیمیایی با ۲۷/۱۸٪ بیشترین سهم را در کل انرژی نهاده‌ها به خود اختصاص داده‌اند (Azarpour et al., 2012). مقادیر شاخص‌های انرژی و درصد اشکال مختلف انرژی برای تولید بادم زمینی در جدول ۴ نشان داده شده است. در بادم-زمینی به سبب مصرف بالای کودهای شیمیایی درصد

های بزرگ به سبب میزان بالای عملیات مکانیزه و استفاده از ماشین‌ها و سوخت بیشتر دارای بیشترین مقدار نشر نسبت به سایر مزارع هستند. درحالی‌که زمین‌های کوچک دارای کمترین مقدار نشر در میان سه سطح گروه‌بندی شده می‌باشند.

جدول ۵ میزان نشر گازهای گلخانه‌ای بر اساس سه سطح مزرعه برای تولید بادام‌زمینی را نشان می‌دهد. نتایج نشان داد که میزان کل نشر گازهای گلخانه‌ای ۵۷۱/۱۸ کیلوگرم کربن دی‌اکسید بر هکتار می‌باشد. همچنین، اختلاف بین مزارع کوچک، متوسط و بزرگ با سایر مزارع از لحاظ میزان انتشار معنی‌دار است. زمین-

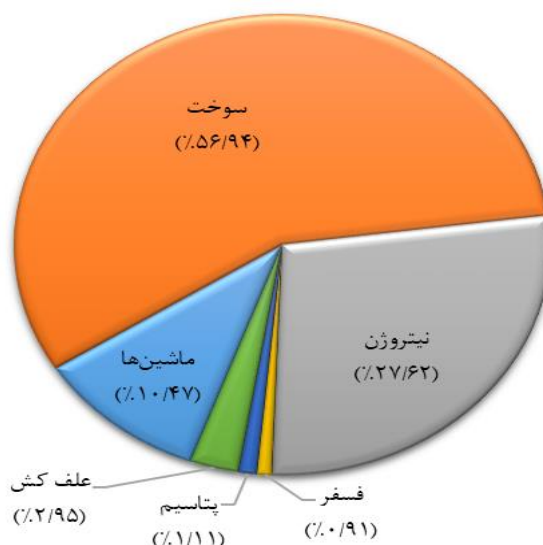
جدول ۵- میزان نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید محصول بادام‌زمینی در شهرستان آستانه‌اشرفیه (کیلوگرم کربن دی‌اکسید بر هکتار)

میانگین	گروه‌بندی زمین در سه اندازه (هکتار)			بخش
	بزرگ (۳ <)	متوسط (۱-۳)	کوچک (۱ >)	
۵۹/۸۲	c۶۳/۹۷	b۵۸/۳۷	a۵۳/۲۵	۱- ماشین‌ها
۳۲۵/۲۳	b۳۲۸/۰۲	b۳۱۸/۰۱	a۲۷۲/۹۱	۲- سوخت
				۳- کودهای شیمیایی
۱۵۷/۷۹	a۱۵۳/۵۵	a۱۵۸/۴۸	a۱۵۹/۷۰	نیتروژن
۵/۱۹	b۴/۷۳	b۵/۲۱	a۵/۲۵	فسفر
۶/۲۹	b۵/۷۳	a۶/۳۲	a۶/۳۷	پتاسیم
				۴- سموم
۱۶/۸۶	c۱۹/۴۸	b۲۲/۲۳	a۲۷/۰۴	علف‌کشی
۵۷۱/۱۸	c۵۷۶/۰۰	b۵۶۸/۶۲	a۵۲۴/۵۲	کل نشر گازهای گلخانه‌ای

\* میانگین‌هایی که دارای حروف مشابه هستند، با یکدیگر اختلاف معنی‌دار ندارند.

به ترتیب با ۲۷/۶۲٪ و ۱۰/۴۷٪ بالاترین سهم را در میزان کل نشر گازهای گلخانه‌ای دارا بودند. همچنین، فسفر و پتاسیم نیز به ترتیب با ۰/۹۱٪ و ۱/۱۱٪ کمترین درصد مشارکت در انتشار کل را دارا بودند.

سهم هر یک از نهاده‌های انتشار در میزان کل نشر گازهای گلخانه‌ای برای تولید بادام‌زمینی در شکل ۳ مشخص شده است. بر این اساس سوخت با ۵۶/۹۴٪ پر نشرترین نهاده بوده و پس‌از آن نیتروژن و ماشین‌ها



شکل ۳- سهم نهاده‌های مختلف از کل نشر گازهای گلخانه‌ای برای تولید بادام‌زمینی

### الگوسازی انرژی مصرفی و نشر گازهای گلخانه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این قسمت، به منظور پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای از الگوهای شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. شبکه‌های استفاده شده در این تحقیق از نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه با روش یادگیری پس انتشار خطا بوده است. به منظور دستیابی

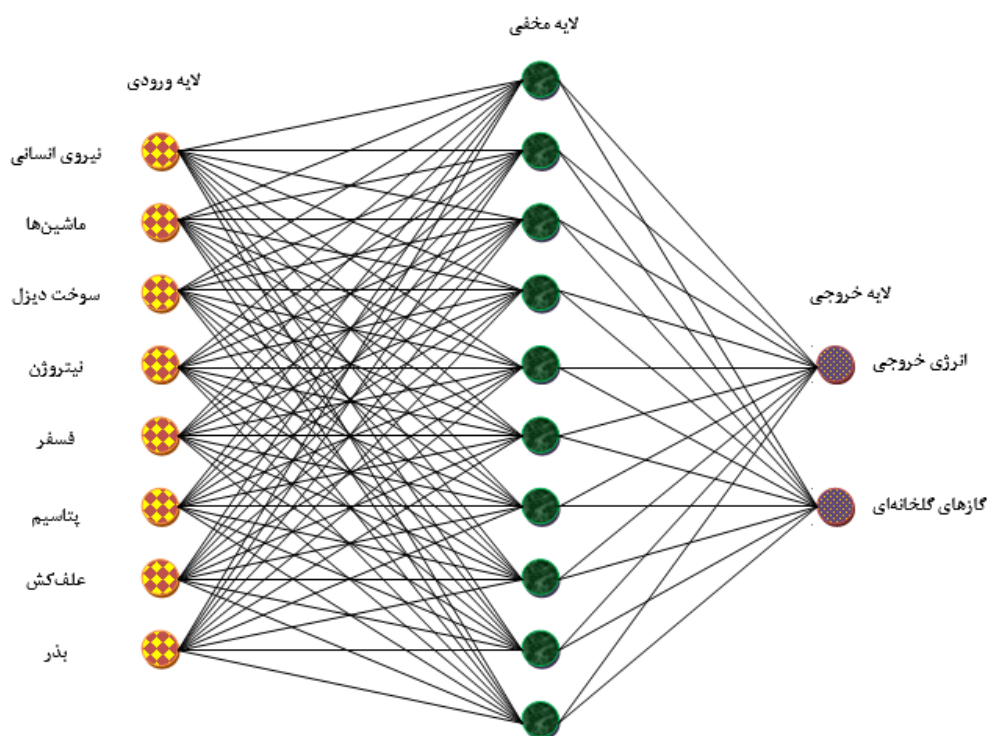
به بهترین ساختار شبکه عصبی، تعداد مختلفی از ساختارها با یک و دولایه و با تعداد نورون‌های یک تا ۳۰ در لایه مخفی آموزش داده شده و آزمون و اعتبارسنجی شده‌اند. نتایج الگوسازی انرژی مصرفی و نشر گازهای گلخانه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای کلیه محصولات مورد مطالعه در این پژوهش در جدول ۶ ارائه شده است.

جدول ۶- عملکرد شبکه عصبی برای الگوسازی انرژی مصرفی و نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی

آزمون			آموزش			تعداد نورون‌های لایه اول	خروجی‌های الگو
MAPE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAPE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۰/۰۰۰۹	۰/۰۲۶	۰/۸۳۳	۰/۰۰۳۹	۰/۰۹۸	۰/۸۶۲	۱۰	۱- انرژی خروجی تولید بادام‌زمینی
۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۹	۰/۸۳۳	۰/۰۰۱۲	۰/۰۱۳	۰/۹۰۱	۱۰	۲- نشر گازهای گلخانه‌ای تولید بادام‌زمینی

داده‌های آزمون در هر دو الگو ۰/۸۳۳ محاسبه شد. همچنین، مقادیر RMSE داده‌های آموزش به ترتیب ۰/۰۹۸ و ۰/۰۱۳ و مقادیر MAPE به ترتیب ۰/۰۰۳۹ و ۰/۰۰۱۲ برآورد شدند.

بر اساس نتایج، در الگوسازی برای محصول بادام-زمینی در شهرستان آستانه‌اشرفیه ساختار ۲-۱۰-۸ به-عنوان بهترین توپولوژی به دست آمد (شکل ۴). مقادیر R<sup>2</sup> الگوهای انرژی خروجی و نشر آلاینده‌گی برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰/۸۶۲ و ۰/۹۰۱ و برای



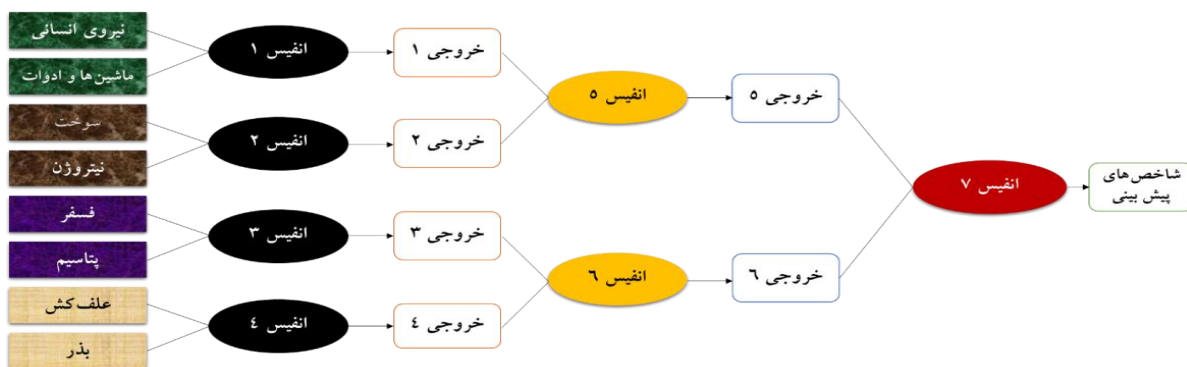
شکل ۴- ساختار توپولوژی ۲-۱۰-۸ برای پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای

مورد استفاده در تولید بوده است اما یکی از محدودیت‌ها در استفاده از روش استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای الگوسازی تعداد پارامترهای ورودی می‌باشد. در این مطالعه تعداد ورودی‌ها ۸ پارامتر بود و از آنجایی که در شرایط وجود بیش از پنج پارامتر ورودی، به علت افزایش زمان محاسبات و افزایش تعداد قوانین، معمولاً انجام محاسبات ناتمام باقی می‌ماند، از آرایش‌های مختلف انفیس چندلایه به منظور دستیابی به بهترین ترکیب برای عمل پیش‌بینی استفاده شد. در نهایت بهترین آرایش انفیس بر اساس بهترین شاخص‌های آماری انتخاب و به‌عنوان الگوی مناسب ارائه شده است که بهترین آرایش انفیس برای پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی در شکل ۵ ارائه شده است.

#### الگوسازی انرژی مصرفی و نشر گازهای گلخانه‌ای با

##### استفاده از سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی

سامانه استنتاج فازی از فرایند آموزش شبکه‌های عصبی به‌منظور تنظیم توابع عضویت و پارامترهای مربوط به مجموعه داده‌های ورودی استفاده می‌کند و الگوریتم آموزشی سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی از روش ترکیبی دوگانه که شامل روش‌های پس انتشار خطا و حداقل مربعات می‌باشد، استفاده می‌کند. از این‌رو، در این بخش برای پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی با در نظر گرفتن انرژی‌های مصرفی از این روش که به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در الگوسازی شناخته می‌شود که مزایای هر دو روش فازی و شبکه عصبی مصنوعی را دارد، استفاده شده است. همان‌طور که ذکر شد، پارامترهای ورودی در الگوسازی‌های موردنظر در این مطالعه، انرژی‌های



شکل ۵- آرایش انفیس سه‌لایه برای پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی

عملیات مجدد و صرف هزینه و زمان با بیش از ۹۰ درصد مشابهت با عملیات واقعی می‌توان خروجی مربوطه را پیش‌بینی نمود.

مقایسه نتایج شبکه‌های عصبی مصنوعی و انفیس چندلایه نشان داد که انفیس پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌نماید. علت این نتیجه وجود عواملی است که کمیتی نبوده و توسط منطق ریاضی توجیه نشده اما با استفاده از منطق فازی می‌توان به روابط بین آنها پی نمود. مانند رفتارهای آموزش‌دیده شده کشاورزان از نسل‌های قبل که اثرات کیفی در اعمال نهاده‌ها را دربرداشته است. روش انفیس چندلایه علاوه بر اینکه روابط غیرخطی را نیز در پیش‌بینی عملکرد و انتشار گازهای گلخانه‌ای در نظر گرفته بلکه مواردی که وابسته منطق فازی و غیرقابل اندازه‌گیری بوده را نیز در برداشته است

مشخصات و پارامترهای عملکرد انفیس‌های شماره یک تا هفت در جدول ۷ دیده می‌شود. بر اساس نتایج مندرج در این جدول، ترکیب توابع عضویت Gbell و خطی برای مقادیر ورودی و خروجی نسبت به سایر ترکیبات نتایج بهتری ایجاد کرده است. همچنین الگوریتم یادگیری از نوع هیبرید بهترین نتیجه را برای آموزش انفیس‌ها داشته است. نتایج نشان داد در انفیس شماره هفت (لایه سوم) برای پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای ضریب تشخیص به ترتیب ۰/۹۹۸ و ۰/۹۹۹ محاسبه شده است مقادیر RMSE، برای انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای به ترتیب ۰/۰۷۲ و ۰/۰۰۹ بوده است که نشان از دقت بسیار بالای نتایج خروجی دارد. در واقع، نتایج برآن است که بیش از ۹۰ درصد ارتباطات بین ورودی‌ها و خروجی‌ها توسط انفیس چندلایه قابل پیش‌بینی بوده و با جایگزینی میزان نهاده‌های جدید در مدل محاسبه شده بدون انجام

جدول ۷- مشخصات الگوی انفیس سه‌لایه برای پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی

MAPE	RMSE	R <sup>2</sup>	الگوریتم یادگیری	توابع عضویت		توابع عضویت		عنوان لایه -	نوع متغیر وابسته
				ورودی	اپوک	خروجی	ورودی		
۰/۵۷	۱۷۳۴/۵۷	۰/۰۰۸	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۱	انرژی خروجی
۰/۴۸	۱۵۵۹/۰۰	۰/۱۹۹	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۲	
۳۳/۳۶	۱۵۸۶/۷۲	۰/۱۷۰	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۳	
۰/۰۷	۰/۰۹۹	۰/۸۹۹	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۴	
۲۸/۶۰	۱۹۴/۲۰	۰/۴۴۶	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۵	دوم
۳۰/۷۹	۱۵۳/۴۲	۰/۶۲۵	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۶	
۰/۰۰۰۷	۰/۰۷۲	۰/۹۹۸	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۷	
۷/۹۲	۳۷/۸۶	۰/۵۲۷	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۱	نشر گازهای گلخانه‌ای
۲/۲۶	۹/۶۳	۰/۷۹۳	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۲	
۳/۵۹	۲۶/۴۵	۰/۶۹۴	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۳	
۸/۶۹	۸۳/۷۱	۰/۳۱۳	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۴	
۰/۰۷۴	۰/۲۴	۰/۸۲۷	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۵	دوم
۰/۰۹۸	۰/۴۹	۰/۸۱۱	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۶	
۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۹	۰/۹۹۹	هیبرید	۶و۵	۳۲	خطی	Gbell	انفیس ۷	



### جمع‌بندی و پیشنهادها

با دقت بیشتر و خطای کمتر انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای برای تولید بادام‌زمینی را پیش‌بینی کند. در شرایط مزرعه‌ای شرایط فازی است و پارامترهای مختلفی وجود دارند که غیرقابل پیش‌بینی و اندازه‌گیری هستند بنابراین، عملکرد سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی در پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای برای تولید بادام‌زمینی به دلیل شرایط فازی بهتر است. در پایان پیشنهاد شد با استفاده از ماشین‌های مناسب و اجرای روش‌های مناسب خاک-ورزی، سوخت مصرفی در تولید بادام‌زمینی کاهش یابد. همچنین، استفاده از کودهای حیوانی و سبز از مهم‌ترین راهکارهای کاهش مصرف کودهای شیمیایی در منطقه مورد مطالعه است.

در این مطالعه، روند مصرف انرژی و انتشار گازهای گلخانه‌ای در تولید بادام‌زمینی مورد بررسی قرار گرفت. با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی رابطه بین مصرف نهاده‌ها با عملکرد محصول و انتشار گازهای گلخانه‌ای بررسی شد. نتایج نشان داد که کودهای شیمیایی با ۴۵ درصد بیشترین سهم مصرف انرژی را به خود اختصاص داده است. همچنین، سوخت و کود نیتروژن مهم‌ترین نهاده‌های دخیل در انتشار گازهای گلخانه‌ای بودند. مقایسه نتایج حاصل از الگوی شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی برای پیش‌بینی انرژی خروجی و نشر گازهای گلخانه‌ای برای تولید بادام‌زمینی نشان داد که سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی به دلیل بهره‌گیری از قوانین فازی قادر است تا

### REFERENCES

1. Azarpour, E., Moraditochae, M., & Bozorgi, H. R. (2012). Evaluation energy balance and energy indices of peanut production in north of Iran. *African Journal of Agricultural Research*, 7(16), 2569-2574.
2. Cochran, W. G., (1963). *Sampling Techniques*. 2nd Ed., New York: John Wiley and Sons, Inc.
3. Ekici, B. B., & Aksoy, U. T. (2011). Prediction of building energy needs in early stage of design by using ANFIS. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5352-5358.
4. Fei, R., & Lin, B. (2016). The integrated efficiency of inputs-outputs and energy - CO<sub>2</sub> emissions performance of China's agricultural sector. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75, 668-676.
5. Hosseini-Fashami, F., Motevali, A., Nabavi-Pelesaraei, A., Hashemi, S. J., & Chau, K. W. (2019). Energy-Life cycle assessment on applying solar technologies for greenhouse strawberry production. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 116, 1109411, 1-18.
6. Hosseinzadeh-Bandbafha, H., Nabavi-Pelesaraei, A., & Shamshirband, S. (2017). Investigations of energy consumption and greenhouse gas emissions of fattening farms using artificial intelligence methods. *Environmental Progress & Sustainable Energy*, 36(5), 1546-1559.
7. Hosseinzadeh-Bandbafha, H., Nabavi-Pelesaraei, A., Khanali, M., Ghahderijani, M., & Chau, K. W. (2018). Application of data envelopment analysis approach for optimization of energy use and reduction of greenhouse gas emission in peanut production of Iran. *Journal of Cleaner Production*, 172, 1327-1335.
8. Kaul, M., Hill, R. L., & Walthall, C. (2005). Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agricultural Systems*, 85(1), 1-18.
9. Kay, J. W., & Titterton, D. M. (2000). Statistics and Neural Networks. *Technometrics*, 42(4), 443-447.
10. Kouchaki-Penchah, H., Sharifi, M., Mousazadeh, H., Zarea-Hosseinabadi, H., & Nabavi-Pelesaraei, A. (2016). Gate to gate life cycle assessment of flat pressed particleboard production in Islamic Republic of Iran. *Journal of Cleaner Production*, 112, 343-350.
11. Meul, M., Nevens, F., Reheul, D., & Hofman, G. (2007). Energy use efficiency of specialised dairy, arable and pig farms in Flanders. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 119(1-2), 135-144.
12. Mobtaker, H. G., Akram, A., & Keyhani, A. (2012). Energy use and sensitivity analysis of energy inputs for alfalfa production in Iran. *Energy for Sustainable Development*, 16(1), 84-89.
13. Mobtaker, H. G., Keyhani, A., Mohammadi, A., Rafiee, S., & Akram, A. (2010). Sensitivity analysis of energy inputs for barley production in Hamedan Province of Iran. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 137(3-4), 367-372.
14. Mobtaker, H. G., Mostashari-Rad, F., Saber, Z., Chau, K. W., & Nabavi-Pelesaraei, A. (2020). Application of photovoltaic system to modify energy use, environmental damages and cumulative exergy demand of two irrigation systems-A case study: Barley production of Iran. *Renewable Energy*, 160, 1316-1334.
15. Mostashari-Rad, F., Mobtaker, H. G., Taki, M., Ghahderijani, M., Kaab, A., Chau, K. W., & Nabavi-Pelesaraei, A. (2021). Exergoenvironmental damages assessment of horticultural crops using ReCiPe2016 and cumulative exergy demand frameworks. *Journal of Cleaner Production*, 278, 123788, 1-18.
16. Mostashari-Rad, F., Nabavi-Pelesaraei, A., Soheilifard, F., Hosseini-Fashami, F., & Chau, K. W. (2019).

- Energy optimization and greenhouse gas emissions mitigation for agricultural and horticultural systems in Northern Iran. *Energy*, 186, 115845, 1-15.
17. Mousavi-Avval, S. H., Rafiee, S., Jafari, A., & Mohammadi, A. (2011). Improving energy use efficiency of canola production using data envelopment analysis (DEA) approach. *Energy*, 36(5), 2765-2772.
  18. Nabavi-Pelesaraei, A. (2014). *Modeling and optimization of energy consumption and emissions for dominant cultivation patterns of Astaneh-Ashrafiyeh and Langroud cities in Guilan province using expert systems*. M.Sc. thesis, University of Tabriz., Tabriz. (In Farsi).
  19. Nabavi-Pelesaraei, A., Abdi, R., & Rafiee, S. (2016). Neural network modeling of energy use and greenhouse gas emissions of watermelon production systems. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 15(1), 38-47.
  20. Nabavi-Pelesaraei, A., Abdi, R., Rafiee, S., & Mobtaker, H. G. (2014). Optimization of energy required and greenhouse gas emissions analysis for orange producers using data envelopment analysis approach. *Journal of Cleaner Production*, 65, 311-317.
  21. Nabavi-Pelesaraei, A., Abdi, R., Rafiee, S., Shamshirband, S., & Yousefinejad-Ostadkelayeh, M. (2016). Resource management in cropping systems using artificial intelligence techniques: a case study of orange orchards in north of Iran. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 30(1), 413-427.
  22. Nabavi-Pelesaraei, A., Bayat, R., Hosseinzadeh-Bandbafha, H., Afrasyabi, H., & Berrada, A. (2017). Prognostication of energy use and environmental impacts for recycle system of municipal solid waste management. *Journal of Cleaner Production*, 154, 602-613.
  23. Nabavi-Pelesaraei, A., Rafiee, S., Mohtasebi, S. S., Hosseinzadeh-Bandbafha, H., & Chau, K. W. (2018). Integration of artificial intelligence methods and life cycle assessment to predict energy output and environmental impacts of paddy production. *Science of the Total Environment*, 631, 1279-1294.
  24. Nemecek, T., Huguenin-Elie, O., Dubois, D., Gaillard, G., Schaller, B., & Chervet, A. (2011). Life cycle assessment of Swiss farming systems: II. Extensive and intensive production. *Agricultural Systems*, 104(3), 233-245.
  25. Nikkhah, A., Emadi, B., & Firouzi, S. (2015). Greenhouse gas emissions footprint of agricultural production in Guilan province of Iran. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 12, 10-14.
  26. Ozkan, B., Akcaoz, H., & Karadeniz, F. (2004). Energy requirement and economic analysis of citrus production in Turkey. *Energy Conversion and Management*, 45(11-12), 1821-1830.
  27. Pahlavan, R., Omid, M., & Akram, A. (2012). Energy input-output analysis and application of artificial neural networks for predicting greenhouse basil production. *Energy*, 37(1), 171-176.
  28. Pathak, H., & Wassmann, R. (2007). Introducing greenhouse gas mitigation as a development objective in rice-based agriculture: I. Generation of technical coefficients. *Agricultural Systems*, 94(3), 807-825.
  29. Pishgar-Komleh, S. H., Ghahderijani, M., & Sefeedpari, P. (2012). Energy consumption and CO2 emissions analysis of potato production based on different farm size levels in Iran. *Journal of Cleaner production*, 33, 183-191.
  30. Saber, Z., Esmaeili, M., Pirdashti, H., Motevali, A., & Nabavi-Pelesaraei, A. (2020). Exergoenvironmental-Life cycle cost analysis for conventional, low external input and organic systems of rice paddy production. *Journal of Cleaner Production*, 278, 121529, 1-16.
  31. Sefeedpari, P., Rafiee, S., Akram, A., Chau, K. W., & Pishgar-Komleh, S. H. (2016). Propheying egg production based on energy consumption using multi-layered adaptive neural fuzzy inference system approach. *Computers and electronics in agriculture*, 131, 10-19.
  32. Skunca, D., Tomasevic, I., Nastasijevic, I., Tomovic, V., & Djekic, I. (2018). Life cycle assessment of the chicken meat chain. *Journal of Cleaner Production*, 184, 440-450.
  33. Taghavifar, H., & Mardani, A. (2015). Prognostication of energy consumption and greenhouse gas (GHG) emissions analysis of apple production in West Azarbayjan of Iran using Artificial Neural Network. *Journal of Cleaner Production*, 87, 159-167.
  34. Taki, M., Mahmoudi, A., Mobtaker, H. G., & Rahbari, H. (2012). Energy consumption and modeling of output energy with multilayer feed-forward neural network for corn silage in Iran. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, 14(4), 93-101.
  35. Taseska, V., Markovska, N., Causevski, A., Bosevski, T., & Pop-Jordanov, J. (2011). Greenhouse gases (GHG) emissions reduction in a power system predominantly based on lignite. *Energy*, 36(4), 2266-2270.
  36. Zangeneh, M., Omid, M., & Akram, A. (2010). Assessment of agricultural mechanization status of potato production by means of artificial neural network model. *Australian Journal of Crop Science*, 4(5), 372-377.