

## Estimation of Sugarcane Quantitative and Qualitative Yield Using Adaptive Neuro-Fuzzy Network Improved by Particle Swarm Optimization Algorithm

N.Hafezi<sup>1</sup>, M.J. SheikhDavoodi<sup>2\*</sup>, H. Bahrami<sup>3</sup> and S. E. Alavi<sup>4</sup>

1. Ph.D. Candidate of Agricultural Mechanization, Faculty of Agriculture, ShahidChamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran
2. Professor of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, ShahidChamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran
3. Associate Professor of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, ShahidChamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran
4. Assistant Professor of Computer Engineering Department, Faculty of Engineering, ShahidChamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

Received: 15 September 2019

Accepted: 1 March 2020

### Abstract

**Introduction:** Sugarcane is a tropical, perennial grass that forms lateral shoots at the base to produce multiple stems. It is the main source of sugar production and one of the most important sources of energy production in the world. Nowadays, the use of artificial intelligence and data mining findings to help predict crop production is considered. Determining the relationship between inputs and outputs of production process using artificial intelligence (AI) has drawn more attention than mathematical models to find the relationships between input and output variables by training and producing results without any prior assumptions. The adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), as a form of AI, is a combination of artificial neural network (ANN) and fuzzy systems that uses the learning capability of the ANN to derive the fuzzy if-then rules with appropriate membership functions worked out from the training pairs, which in turn leads to the inference. Particle swarm optimization (PSO) is an algorithm modeled on swarm intelligence, in a search space, or model which finds a solution to an optimization problem and predicts social behavior in the presence of objectives. The PSO is a population-based stochastic computer algorithm modeled on swarm intelligence. Swarm intelligence is based on the social psychological principles and provides insights into social behavior and also is used in many engineering applications. The feature selection is becoming very important in predictive analytics. Indeed, many data sets contain a large number of features, therefore, we have to select the most useful ones. One of the most advanced methods to do that is the genetic algorithm (GA). Genetic algorithms can select the best subset of variables for predictive model. The purpose of this research is to evaluate the applicability of an artificial intelligence technique including adaptive neuro-fuzzy inference system and also combining this technique with particle swarm optimization to increase the accuracy and speed of training of the neuro-fuzzy system in prediction of yield and recoverable sugar percentage (R.S %) of sugarcane.

**Materials and Methods:** In this paper, a main pattern of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and a synthetic model of adaptive neuro-fuzzy inference system with particle swarm optimization (PSO) were applied to predict the studied properties using MATLAB (2017). Initial data for this study were collected from Debal-Khozaie Agro-industry Company in Khuzestan province, Iran. The actual data for the seven periods of sugarcane harvest from 2010 to 2017 were used for modeling. The studied parameters included a set of agronomic factors, soil characteristics, irrigation, and climate in the study area. The test data sets were used to compare selected ANFIS and ANFIS with PSO, and to observe values. This



comparison was performed by using three statistical indices: Determination Coefficient ( $R^2$ ), Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

**Results and Discussion:** From all of the studied parameters, eleven parameters were selected as the effective features by the binary genetic algorithm (BGA). In feature selection, the function to optimize is the generalization performance of a predictive model. More specifically, in this method, the purpose was to minimize the error of the model on an independent data set not used to create the model. The data were randomly divided into two groups: training and testing. Each pattern was modeled separately and then the results were compared. The results showed that the combination of adaptive neuro-fuzzy inference system with particle swarm optimization algorithm (ANFIS-PSO) had better performance in predicting cane yield and recoverable sugar percentage. In ANFIS-PSO model the root mean square error, mean absolute percentage error, and coefficient of determination values were found 0.0181, 0.0217, 0.9237, and 0.0086, 0.0138, 0.9847, respectively for two variables of cane yield and recoverable sugar percentage. In relation to the predicted cane yield by the neuro-fuzzy network with particle swarm algorithm, it can be concluded that among the effective factors, by increasing plant age and use of resistant varieties, the amount of yield was decreased and increased, respectively.

**Conclusion:** The hybrid pattern of adaptive neuro-fuzzy inference system with the particle swarm optimization has been directed against the mere neuro-fuzzy system to a more accurate and stronger solution. Indeed, it can be concluded that ANFIS model with the PSO has the ability for precise estimation of sugarcane yield and recoverable sugar percentage.

**Key words:** *Sugarcane, prediction, artificial neural network, meta-heuristic algorithms*

## تخمین عملکرد کمی و کیفی نیشکر با استفاده از شبکه فازی - عصبی تطبیقی بهبود یافته با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

نگار حافظی<sup>۱</sup>، محمدجواد شیخ داودی<sup>۲\*</sup>، هوشنگ بهرامی<sup>۳</sup> و سید عنایت‌اله علوی<sup>۴</sup>

- ۱- دانشجوی دکتری مکانیزاسیون کشاورزی، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران
- ۲- استاد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، اهواز، ایران
- ۳- دانشیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، اهواز، ایران
- ۴- استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، اهواز، ایران

### چکیده

متغیرهای مختلفی بر عملکرد مزارع نیشکر تأثیر گذارند. با بررسی این متغیرها و تعیین میزان اثر هر یک از آنها می‌توان به راهکارهایی به‌منظور افزایش بهره‌وری مزارع نیشکر دست یافت. امروزه استفاده از یافته‌های هوش مصنوعی و داده کاوی برای کمک به پیش‌بینی تولید محصول مورد توجه قرار گرفته است. هدف از این مقاله، معرفی روش هوشمند سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی و ترکیب این تکنیک با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به منظور افزایش دقت و سرعت یادگیری سیستم فازی-عصبی در تخمین خصوصیات کمی و کیفی محصول نیشکر است. متغیرهای مدل شامل مجموعه‌ای از عوامل مدیریتی، خصوصیات خاک، آب و اقلیمی در منطقه مورد مطالعه است. در ابتدا، برای انتخاب ویژگی‌های بهینه از میان متغیرهای موجود در مسأله از الگوریتم ژنتیک استفاده شد سپس از یک الگوی اصلی سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی و یک الگوی ترکیبی شبکه فازی-عصبی با الگوریتم ازدحام ذرات برای پیش‌بینی خصوصیات مورد مطالعه استفاده گردید. نتایج نشان داد که الگوی ترکیبی شبکه فازی-عصبی و الگوریتم ازدحام ذرات نسبت به الگوی اصلی سیستم فازی-عصبی صرف، به راه‌حل دقیق‌تر و قوی‌تر منجر شده‌است؛ این مدل به ترتیب با مقادیر اعشاری ضریب تعیین، ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین درصد خطای مطلق ۰/۹۲۳۷، ۰/۰۱۸۱ و ۰/۰۲۱۷ برای عملکرد نیشکر و نیز ۰/۹۸۴۷، ۰/۰۰۸۶ و ۰/۰۱۳۸ برای درصد شکر استحصالی، توانایی مناسبی در پیش‌بینی و نگاشت غیرخطی میان متغیرهای مورد نظر داشته است.

### تاریخچه مقاله

دریافت: ۱۳۹۸/۰۶/۲۴

پذیرش نهایی: ۱۳۹۸/۱۲/۱۱

### کلمات کلیدی:

نیشکر،

پیش‌بینی،

هوش مصنوعی،

الگوریتم‌های فراابتکاری

\* عهده دار مکاتبات

Email: mj.davoodi@scu.ac.ir

## مقدمه

نیشکر (*Saccharum spp*)، یکی از مهم‌ترین گیاهان زراعی بوده که در بیشتر از ۲۰ میلیون هکتار در سراسر جهان کشت می‌شود. این گیاه منبع اصلی تولید شکر و یکی از منابع مهم تولید انرژی در دنیا محسوب می‌شود.

تحقق کشاورزی پایدار در هر منطقه مستلزم رعایت مباحث مدیریتی می‌باشد. از جمله عوامل مؤثر در برآورد عملکرد محصول نیشکر می‌توان به مدیریت زراعی، تغذیه گیاه، آب، خصوصیات خاک و شرایط اقلیمی اشاره نمود؛ اما از آنجایی که امکان بررسی همزمان اثرات آب، خاک و اقلیم بر روی گیاه در روش میدانی وجود ندارد، معرفی مدلی موفق و قابل اعتماد کمک شایانی برای این مشکل است (۵).

عملکرد سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی<sup>۱</sup> متأثر از دامنه مسأله است، اغلب در مقایسه با شبکه عصبی صرف، نتایج بهتری را ارائه می‌دهد. مدل ANFIS دربرگیرنده دو مدل شبکه‌های عصبی و مدل فازی می‌باشد. بخش فازی رابطه بین ورودی و خروجی را برقرار نموده و پارامترهای مربوط به توابع عضویت بخش فازی به وسیله شبکه‌های عصبی تعیین می‌شود؛ بنابراین خصوصیات هر دو مدل فازی و عصبی در ANFIS نهفته است (۱۱). مهم‌ترین دلیل ترکیب سیستم‌های فازی با شبکه‌های عصبی، قابلیت یادگیری آنهاست.

در سال‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی به منظور تنظیم برخی از پارامترهای مدل‌های داده محور برای رسیدن به جواب‌های بهینه و نزدیک به واقعیت استفاده شده است. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم‌های فراابتکاری اشاره کرد. یکی از انواع پرکاربرد این الگوریتم‌ها، الگوریتم ازدحام ذرات<sup>۲</sup> است. الگوریتم ازدحام ذرات از جمله الگوریتم‌های جمعیت‌منا می‌باشد که قدرت آن در حل مسائل بهینه‌یابی بسیار دشوار به اثبات

رسیده است. این الگوریتم بر خلاف الگوریتم ژنتیک<sup>۳</sup> دارای حافظه می‌باشد؛ در حالی که در الگوریتم ژنتیک چنانچه یک ذره برای نسل بعد انتخاب نشود خاطرات آن کاملاً محو خواهد شد (۱۷).

مسأله انتخاب ویژگی (Feature selection) در بسیاری از کاربردها مانند رده‌بندی و کاهش ابعاد داده‌ها اهمیت به سزایی دارد، زیرا در این کاربردها تعداد زیادی ویژگی وجود دارد که بسیاری از آنها یا بلااستفاده هستند و یا اینکه بار اطلاعاتی چندانی ندارند. روش‌های جستجو مبتنی بر جمعیت مانند الگوریتم ژنتیک، روش مناسبی برای کاهش تعداد ویژگی‌ها است (۲۰).

تعیین زمان برداشت نیشکر یکی از تصمیم‌های اصلی مدیریت برداشت محسوب می‌شود. اگر محصول خیلی زود یا خیلی دیر برداشت شود ممکن است به علت کاهش درصد شکر استحصالی، درآمد حاصله کاهش پیدا کند. از این رو، هدف از این مطالعه ارزیابی توانایی تکنیک‌های جدید مبتنی بر هوش مصنوعی در مدل‌سازی برآورد عملکرد کمی و کیفی نیشکر به منظور برنامه‌ریزی در زمان برداشت محصول می‌باشد. در این تحقیق سعی بر آن است که با ایجاد یک الگوی اصلی (سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی) و یک الگوی ترکیبی (شبکه فازی-عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات) بتوان به پیش‌بینی (پاسخ) دقیق‌تری از تأثیر عوامل مؤثر بر میزان عملکرد و درصد شکر قابل استحصال<sup>۴</sup> نیشکر پیش از برداشت محصول دست یافت. همچنین سعی شده است که با استفاده از روش ابتکاری الگوریتم ژنتیک بتوان بهترین ویژگی‌های ممکن از میان عوامل اثرگذار موجود بر میزان عملکرد کمی و کیفی نیشکر را انتخاب و با استفاده از این ویژگی‌ها فرآیند مدل‌سازی را اجرا کرد.

صیادی شهرکی و همکاران<sup>۵</sup> (۱۸) در پژوهشی به شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی و تأثیر آن بر میزان عملکرد

3- Genetic Algorithm (GA)

4- Recoverable Sugar (R.S)

5- Sayadi Shahraki *et al.*

1- Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS)

2- Particle Swarm Optimization (PSO)

### مواد و روش‌ها

این بررسی در کشت و صنعت نیشکر دعبل خزاعی انجام شد که در ۳۰ کیلومتری جنوب شهرستان اهواز و شرق رودخانه کارون قرار گرفته است. این واحد در طول جغرافیایی ۴۸ درجه و ۳۵ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۱ درجه و ۸ دقیقه شمالی واقع می‌باشد. وسعت این کشت و صنعت در حدود ۱۳۵۵۷ هکتار است که مساحت خالص اراضی آن ۱۱۹۵۶ هکتار (شامل ۴۸۴ مزرعه ۲۵ هکتاری) و بقیه کانال، جاده، ساختمان، کارخانه می‌باشد. در این تحقیق با توجه به هدف مطالعه، داده‌های مورد نیاز برای ۷ دوره برداشت از بازه زمانی ۱۳۹۰/۰۷/۲۹ تا ۱۳۹۷/۰۱/۰۳ به منظور تخمین عملکرد نیشکر و درصد شکر قابل استحصال آن مورد بررسی قرار گرفت. در این پژوهش براساس مطالعات انجام شده پیشین، از یک مجموعه متغیرهای مختلف مربوط به گیاه (وارته و کلاس محصول نیشکر)، مدیریت زراعی (اندازه مزرعه کشت شده، سن نیشکر (وابسته به روز برداشت یا تاریخ کاشت) و فاصله زمانی قطع آبیاری تا برداشت نیشکر)، خصوصیات خاک (بافت، اسیدیته، هدایت الکتریکی و ماده آلی خاک)، خصوصیات آب (هدایت الکتریکی آب آبیاری (رودخانه کارون) و زه‌آب) و عوامل اقلیمی (مقدار حداکثر، حداقل و متوسط دمای هوا، مقادیر حداکثر و حداقل رطوبت نسبی و سرعت باد، مقادیر متوسط بارش، ساعات آفتابی و تبخیر) برای پیش‌بینی عملکرد کمی و کیفی نیشکر استفاده گردید (۱)، ۲، ۵، ۸، ۱۲، ۱۳، ۱۴، ۱۵، ۱۸، ۱۹، ۲۱، ۲۲). علاوه بر عوامل فوق، برای تخمین میزان شکر قابل استحصال تأثیر فاکتور درصد خلوص شربت نیز در نظر گرفته شد. خلاصه نتایج آزمون همبستگی متغیرهای مستقل و وابسته با استفاده از نرم‌افزار IBM SPSS 24 از پژوهش حاضر در جدول (۱) ارائه شده است. از آنجایی که محصول نیشکر به طور متوسط تا ۵ سال بهره‌برداری از آن صرفه اقتصادی دارد؛ به همین جهت مزارع منتخب برای مدل‌سازی از بین تعداد کل مزارعی برگزیده شد که در سال‌های ۹۷-۹۰ به تفکیک کلاس محصول (تازه کشت، راتون سال اول تا چهارم)

مزارع نیشکر کشت و صنعت دعبل خزاعی با استفاده از دو مدل شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ازدحام ذرات و مدل SEAWAT پرداختند. نتایج نشان داد که بالاترین دقت در پیش‌بینی شوری آب زیرزمینی مربوط به مدل شبکه عصبی با آموزش الگوریتم ازدحام ذرات بوده است. احمدوند و همکاران (۱) در پژوهشی دریافتند که پارامترها و عوامل مختلفی از قبیل عمق سطح ایستابی نسبت به سطح زمین، شوری بخش اشباع خاک، عمق آب آبیاری، نوع خاک، رقم و سن گیاه بر عملکرد مزارع نیشکر تأثیر می‌گذارند. نتایج حاکی از آن بود که استفاده از روش بدیع سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی قادر است میزان عملکرد نیشکر را با ضریب همبستگی برابر ۰/۹۷۸، ریشه میانگین مربعات خطا برابر ۱/۳۵ و میزان خطای ۳/۲ نسبت به فاکتورهای مذکور پیش‌بینی نماید. روبرتسون و دونالدسون<sup>۱</sup> (۱۶) براساس اطلاعات حاصل از نتایج به دست آمده از آثار قطع آبیاری بر عملکرد ساکارز پی بردند که اثر تنش خشکی ناشی از زمان نامناسب قطع آبیاری در مزارع تازه کشت نیشکر، عملکرد ساکارز و ساقه را به ترتیب ۹ و ۳۰ درصد کاهش داده بود. مناکا و یووارج<sup>۲</sup> (۱۴) در پژوهشی از سه مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان<sup>۳</sup> برای پیش‌بینی عملکرد سه محصول برنج، ذرت و گندم استفاده نمودند. در این مدل‌ها فرآیند انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات انجام شد و از عوامل نظیر اسیدیته خاک، میزان بارش، دما، عناصر مغذی خاک که بر میزان رشد و عملکرد محصولات تأثیرگذار بودند، استفاده گردید. نتایج نشان داد که سیستم فازی-عصبی نسبت به دو مدل دیگر توانایی دقیق‌تری در تخمین عملکرد محصولات داشته است.

- 
- 1- Robertson and Donaldson
  - 2- Menaka and Yuvaraj
  - 3- Support Vector Machine (SVM)

حافظی و همکاران: تخمین عملکرد کمی و کیفی نیشکر با...

فرآیند آموزش شبکه فازی-عصبی، نیاز به تغییر مقیاس داده‌ها به دامنه‌ی [۰ و ۱] است. رابطه (۱) برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شده است.

$$x = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

به طوری که  $x_i$  نشانگر مقدار داده واقعی،  $x_{max}$  و  $x_{min}$  به ترتیب مقدار حداقل و حداکثر داده و  $X$  نیز داده نرمال متناظر با  $x_i$  بوده است. مراحل اجرای پژوهش در شکل (۱) نمایش داده شده است.

دارای اطلاعات کامل بودند (۱۲). این عمل با استفاده از روش نمونه‌گیری کوکران (Cochran) انجام شد (جدول ۲). به طور کلی تعداد داده‌های مورد استفاده در بخش مدل‌سازی شامل ۲۰۱۰ داده برابر با مجموع نمونه‌های آماری بوده است.

### نرمال‌سازی داده‌های جمع‌آوری شده

برای جلوگیری از تأثیر نامطلوب مقیاس متفاوت متغیرها بر مدل‌ها، ضروری است داده‌ها از طریق پیش پردازش تصحیح شوند. به همین منظور برای تسریع در

جدول (۱) نتایج آزمون همبستگی متغیرهای مستقل و وابسته در پژوهش حاضر

Table (1) Results of correlation test between independent and dependent variables in this study

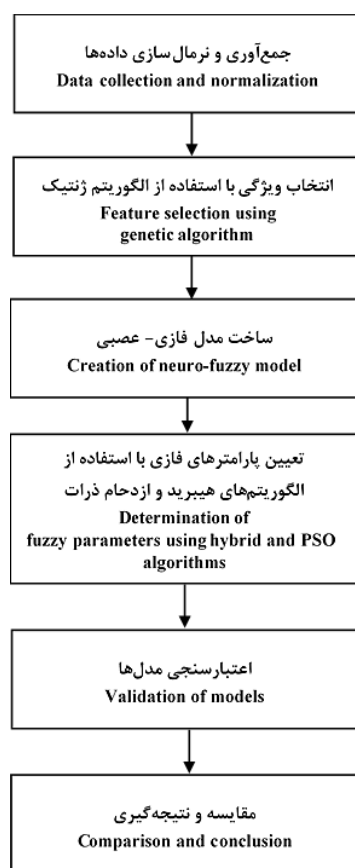
همبستگی پیرسون Pearson Correlation		متغیرها Variables	همبستگی پیرسون Pearson Correlation		متغیرها Variables
درصد شکر استحصالی Recoverable sugar	عملکرد نیشکر Cane yield		درصد شکر استحصالی Recoverable sugar	عملکرد نیشکر Cane yield	
-0.06*	0.14**	حداکثر دما Max temperature	0.17**	-0.37**	کلاس محصول Crop class
-0.15*	0.13*	حداقل دما Min temperature	-0.01 <sup>n.s</sup>	0.39**	واریته Variety
-0.60 <sup>n.s</sup>	0.14*	میانگین دما Mean temperature	0.21 <sup>n.s</sup>	-0.11*	اندازه مزرعه کشت شده Planted field size
-0.07*	-0.17**	حداکثر رطوبت نسبی Max humidity	-0.41**	0.19**	سن نیشکر Cane age
0.06**	-0.14**	حداقل رطوبت نسبی Min humidity	0.30**	0.06 <sup>n.s</sup>	فاصله زمانی قطع آب تا برداشت محصول Time interval of drying off to crop harvest
-0.05*	-0.07*	حداکثر سرعت باد Max wind speed	-0.33*	0.03 <sup>n.s</sup>	اسیدیته خاک Soil pH
0.13**	0.16**	حداقل سرعت باد Min wind speed	-0.01*	-0.01**	هدایت الکتریکی خاک Soil EC
-0.08*	0.08**	میانگین ساعات آفتابی Mean sunny hours	-0.02 <sup>n.s</sup>	0.06**	ماده آلی خاک Soil organic matter
-0.20**	0.04 <sup>n.s</sup>	میانگین بارندگی Mean precipitation	-0.24**	0.13*	بافت خاک Soil texture
0.01 <sup>n.s</sup>	0.06*	میانگین تبخیر Mean evaporation	0.02 <sup>n.s</sup>	-0.06**	هدایت الکتریکی آب آبیاری Irrigation EC
0.70**	-	درصد خلوص شربت Purity	-0.13**	-0.05*	هدایت الکتریکی زه‌آب Drainage EC

\* نشان‌دهنده معنی‌داری در سطح احتمال ۵٪، \*\* نشان‌دهنده معنی‌داری در سطح احتمال ۱٪، <sup>n.s</sup> نشان‌دهنده عدم معنی‌داری می‌باشد.

\*. significant at the probability level of 5%, \*\*. significant at the probability level of 1%, <sup>n.s</sup>. not significant difference.

جدول (۲) انتخاب مزارع مناسب برای مدل سازی از میان جامعه آماری مورد مطالعه  
 Table (2) Choosing the appropriate fields for modeling through studied statistical population

96-97	95-96	94-95	93-94	92-93	91-92	90-91	سال برداشت Harvest year
97.4	96.4	97.7	98.7	97.3	97	97.4	سطح اطمینان (%) Confidence level (%)
398	380	367	383	353	335	301	جامعه آماری (مزارع تازه کشت، راتون سال های اول تا چهارم) Statistical population (Plant Crop, R1 to R4 fields)
311	252	307	358	280	255	247	نمونه آماری (مزارع منتخب برای مدل سازی) Statistical sample (Selected fields for modeling)



شکل (۱) روند مدل سازی در پژوهش حاضر  
 Figure (1) Modeling process in the present study

به طور تصادفی ایجاد سپس ارزیابی آن با تابع تناسب (Fitness) انجام شد، پس از آن با استفاده از عملگر انتخاب چرخ رولت تعدادی از کروموزوم ها برای زاد و ولد و ایجاد نسل بعد انتخاب شدند. در مرحله بعد با عملگر برش، فرزندان ساخته شدند. این عملگر روی همه والدین انجام نشد بلکه با احتمال برش ( $P_c$ ) صورت گرفت. عملگر جهش به طور

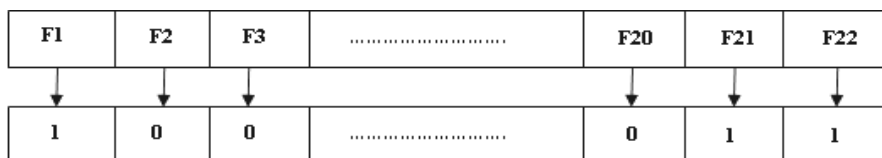
### انتخاب ویژگی با الگوریتم ژنتیک باینری

در حل مسأله انتخاب ویژگی با الگوریتم ژنتیک باینری، هر جواب ممکن از مسأله به صورت رشته ای از صفر و یک ها تعریف شده و طول رشته نیز برابر تعداد کل ویژگی ها بوده است. مقدار یک و صفر برای هر بیت رشته به ترتیب بیانگر مشارکت و عدم مشارکت ویژگی متناظر با آن بیت رشته است (شکل ۲). ابتدا جمعیت اولیه

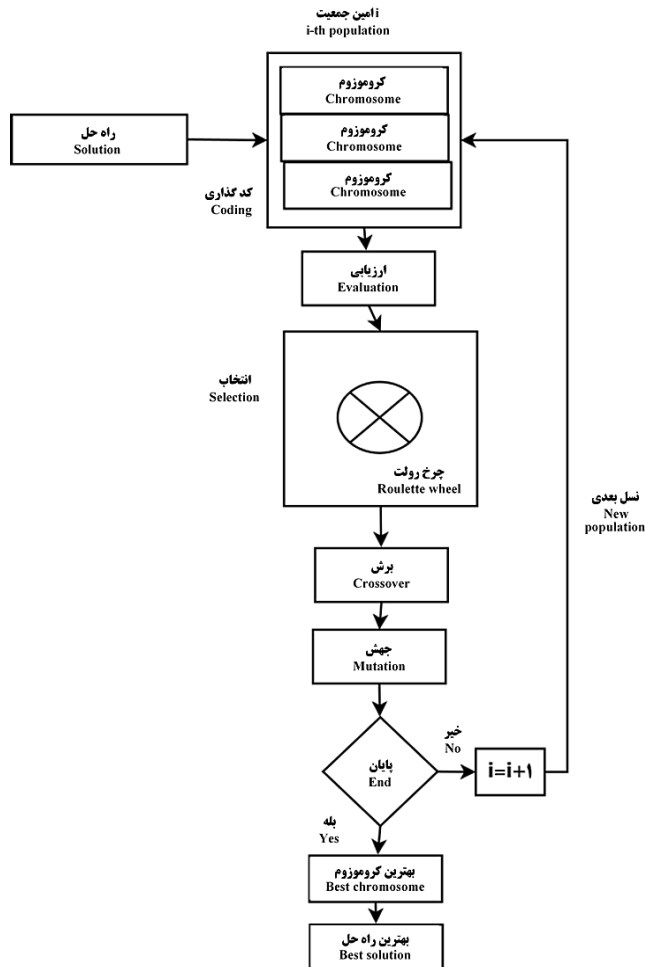
حافظی و همکاران: تخمین عملکرد کمی و کیفی نیشکر با...

در پژوهش حاضر فرآیند انتخاب ویژگی تنها روی متغیرهای مستقلی که در جدول (۱) معنی دار شدند، انجام گرفت.

معمول بعد از عملگر برش اعمال می‌شود (شکل ۳). این عملگر برای تنوع بخشیدن به جمعیت و ایجاد نقاط جستجوی جدید اعمال شد. پس از آن فرآیند تولید تا زمانی که جواب مورد نظر حاصل شود، ادامه یافت (۱۰).



شکل (۲) نمایش یک کروموزوم و نحوه انتخاب ویژگی‌ها  
 Figure (2) Display of a chromosome and features selection method



شکل (۳) ساختار الگوریتم ژنتیک  
 Figure (3) The structure of genetic algorithm



خروجی نتیجه ضرب سیگنال‌های ورودی به آن گره بود که به گره بعدی تحویل داده شد (رابطه ۶). هر گره خروجی در این لایه معرف توان شلیک (Firing Strength) یا درجه مقبولیت یک قاعده "اگر- آنگاه" بوده است.

$$\begin{aligned} O_{2i} &= w_i \\ &= \mu_{Ai}(x) \times \mu_{Bi}(y), i \\ &= 1,2 \end{aligned} \quad (6)$$

لایه سوم: گره‌ها در این لایه نیز ثابت یا غیر تطبیقی بودند که با دایره و برجسب N نشان داده شده است. هر گره در این لایه به صورت نسبت توان شلیک قانون نام به مجموع توان شلیک تمام قوانین محاسبه شد (رابطه ۷). این مجموعه به عنوان توان شلیک نرمال شناخته شده است.

$$O_{3i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_i w_i}, i = 1,2 \quad (7)$$

لایه چهارم: هر گره در این لایه، یک گره انطباقی بوده که با یک خروجی به صورت رابطه (۸) تعریف شده است:

$$\begin{aligned} O_{4i} &= \bar{w}_i f_i \\ &= \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \\ &i = 1,2 \end{aligned} \quad (8)$$

به طوری که  $\bar{w}_i$  توان شلیک نرمال شده از لایه قبلی (لایه سوم) و  $(p_i x + q_i y + r_i)$  یک پارامتر در گره بوده‌اند؛ پارامترها در این لایه به پارامترهای تالی یا نتیجه (Consequent parameters) اشاره دارند.

لایه پنجم: تنها گره در این لایه که با دایره و برجسب  $\Sigma$  مشخص شده، از نوع یک گره ثابت یا غیر تطبیقی است که مجموع تمام سیگنال‌های دریافتی از لایه قبل بوده و با رابطه (۹) ارائه شده است.

$$O_{5i} = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (9)$$

بر اساس ساختار سیستم فازی-عصبی تطبیقی فوق، مشاهده شد که هرگاه مقادیر پارامترهای مقدم ثابت باشند، خروجی کل مدل را می‌توان به صورت یک ترکیب خطی از پارامترهای تالی بیان کرد. به عبارت

## سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی

معماری ANFIS، دارای یک تابع مشابه مدل فازی تاکاگی-سوگنو<sup>۱</sup> است که به صورت یک شبکه عصبی پیشرو پنج لایه بوده است. ساختار فازی دارای چهار بخش اصلی فازی‌ساز ورودی، پایگاه قواعد، موتور استنتاج و غیر فازی‌ساز خروجی است. فازی‌ساز ورودی و غیر فازی‌ساز خروجی به ترتیب نقش تبدیل مقادیر قطعی متغیرهای ورودی به مجموعه‌های فازی و مقادیر به دست آمده از موتور استنتاج فازی به مقادیر قطعی را برعهده دارند. در ساختار ANFIS اولین و چهارمین لایه شامل گره‌های تطبیقی است؛ در حالی که دیگر لایه‌ها شامل گره‌های ثابت بودند. هر لایه به صورت زیر توصیف شده است (۶ و ۱۱):

لایه اول: هر گره در این لایه با یک پارامتر تابع مطابقت داشت. خروجی هر گره یک درجه از مقدار تابع عضویت بود که به وسیله ورودی توابع عضویت داده شد.

$$O_{1i} = \mu_{Ai}(x), \quad i = 1,2 \quad (2)$$

$$O_{1i} = \mu_{Bi-2}(y), \quad i = 3,4 \quad (3)$$

در روابط (۲) و (۳) x و y ورودی‌های غیر فازی به گره i و Ai و Bi (کوچک، بزرگ و ...)، برجسب‌های زبانی بودند که به ترتیب با توابع عضویت مناسب  $\mu_{Ai}(x)$  و  $\mu_{Bi-2}(y)$  مشخص شدند. معمول‌ترین توابع عضویت فازی که مورد استفاده قرار می‌گیرند از نوع گوسی<sup>۲</sup> (رابطه ۴) و یا زنگی شکل<sup>۳</sup> (رابطه ۵) هستند.  $a_i$ ،  $b_i$  و  $c_i$  پارامترهای تابع عضویت بوده‌اند.

$$\mu(x) = \exp \left[ -\frac{(x - c_i)^2}{2a_i^2} \right], i = 1,2, \dots \quad (4)$$

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left[ \frac{(x - c_i)}{a_i} \right]^{2b_i}}, i = 1,2, \dots \quad (5)$$

لایه دوم: گره‌ها در این لایه ثابت یا غیر تطبیقی بوده که با دایره و برجسب  $\Pi$  مشخص شده‌اند. گره

1- Takagi-Sugeno Fuzzy Model

2- Gaussian

3- Bell-Shaped

قانون یادگیری تکنیک ANFIS بر پایه الگوریتم پس انتشار خطا با نگرش حداقل کردن مربعات خطا (Least Square Error) بین خروجی شبکه و خروجی واقعی بوده است که به این نوع مجموعه آموزش در مدل‌های فازی-عصبی، الگوریتم هیبرید (Hybrid) نیز گفته می‌شود. در این پژوهش با کدنویسی در نرم‌افزار MATLAB نسخه ۲۰۱۷، مدل‌سازی به روش ANFIS مبتنی بر الگوریتم هیبرید و با بهره‌گیری از سیستم فازی سوگنو انجام شد. در روش سوگنو توابع عضویت بخش تالی فقط می‌تواند به صورت یک تابع خطی و یا ثابت باشد. همچنین از روش خوشه‌بندی کاهشی (Subtractive Clustering) برای ایجاد یک تابع خروجی مطلوب استفاده گردید.

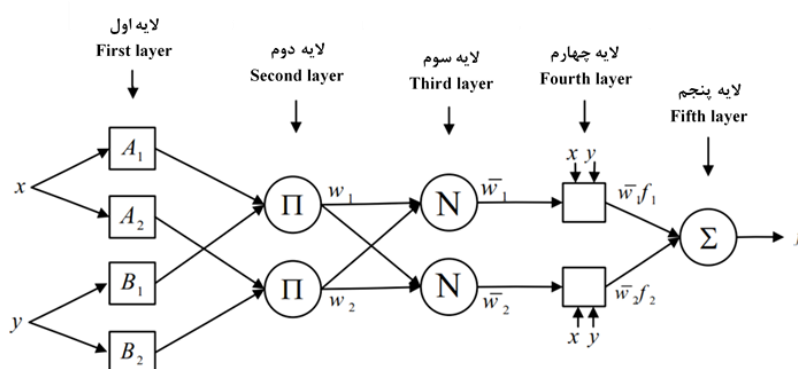
خوشه‌بندی فرآیند خودکاری است که در طی آن، نمونه‌ها به دسته‌هایی که اعضای آن مشابه یکدیگر بودند تقسیم شدند که در عمل به این دسته‌ها خوشه گفته می‌شود. در سیستم ANFIS با خوشه‌بندی، تنها به تعداد خوشه‌های تولید شده قانون ساخته می‌شود؛ در صورتی که در سیستم ANFIS بدون خوشه‌بندی، به تعداد تمامی نگاشت‌های موجود بین توابع عضویت ورودی‌ها قانون تشکیل شده که احتمال وجود قوانین صفر بسیار زیاد خواهد شد و سیستم مجبور است در تمام مراحل آموزش این قوانین را شرکت دهد.

دیگر، خروجی  $f$  در شکل (۴) را می‌توان به صورت رابطه (۱۰) بازنویسی نمود:

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ f &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ f &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 \end{aligned} \quad (10)$$

مدل فازی-عصبی تطبیقی نیز همانند مدل‌های عصبی باید آموزش ببینند و زمانی عمل شبیه‌سازی به درستی انجام می‌گیرد که پارامترهای قسمت مقدم و تالی قوانین فازی به درستی تعیین شده باشند تا مقدار خطای مدل به مقدار مورد نظر برسد. در این پژوهش برای فازی کردن ورودی‌های قطعی از تابع عضویت زنگی استفاده شده است.

اگر در سیستم فازی-عصبی تعداد ورودی‌ها برابر با  $n$  و هر ورودی با  $p$  تابع عضویت توصیف شود، تعداد گره‌ها و پارامترهای موجود در هر لایه مطابق با جدول (۳) خواهد بود. طبق رابطه (۵) تعداد پارامترهای دخیل در تابع زنگی برابر با سه است ( $a_i$ ،  $b_i$  و  $c_i$ ). بنابراین مطابق با جدول (۳) در مدل فازی-عصبی تطبیقی تعداد پارامترهای مربوط به بخش مقدم قوانین فازی برابر با  $f_1$  خواهد بود. همچنین مقدار  $f_2$  برابر با تعداد پارامترهای تابع خطی یا ثابت در بخش تالی است.



شکل (۴) ساختار اصلی یک سیستم فازی-عصبی تطبیقی با دو ورودی و دو قانون

Figure (4) The structure of an adaptive neuro-fuzzy inference system with two inputs and two rules

جدول (۳) پارامترهای تنظیم‌پذیر در سیستم فازی - عصبی تطبیقی

Table (3) Adjustable parameters in ANFIS

تعداد پارامترهای تنظیم‌پذیر Adjustable parameters number	تعداد گره‌ها Nodes number	نوع لایه Type of layer	شماره لایه Layer number
0	n	ورودی‌ها Inputs	0
$f_1=3 \times (p.n)$	p.n	فازی‌سازی Fuzzyfication	1
0	$p^n$	قواعد Laws	2
0	$p^n$	نرمال کردن Normalization	3
$f_2=p^n$	$p^n$	تابع خطی Linear function	4
$f_2=(n+1)p^n$	$p^n$	تابع ثابت Constant function	4
0	1	مجموع Overall	5

تجربی ذره و اطلاعات جامعه ذرات بوده است. سرعت هر

ذره با هر تکرار توسط معادله (۱۲) بدست آمد:

$$v_{ij}(t+1) = w \times v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t) \times (p_{ij,best}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t) \times (p_{j,gbest}(t) - x_{ij}(t)) \quad (12)$$

رابطه (۱۲) حالت زُبعدی را نشان داده که هر بُعد

بیانگر یک خروجی بهینه مورد انتظار از الگوریتم بوده

است. به عبارت دیگر، هر بُعد به معنی یک پارامتر است که

ذرات در جستجوی موقعیت آن در فضا بوده‌اند. w وزن

اینرسی است که به منظور جلوگیری از کاهش سرعت

همگرایی، هنگامی که ذره نزدیک به یک حداقل بوده، به

صورت خطی در هر تکرار توسط فاکتور کاهش وزن

اینرسی، کاهش می‌یافت.  $c_1$  و  $c_2$  به ترتیب بهترین شاخص

یادگیری ذره و بهترین شاخص یادگیری کل بودند که به

صورت پیش فرض برای این شاخص‌ها مقدار [۱-۲] اختیار

شد.  $F_1$  و  $F_2$  ضرایبی بوده که به طور تصادفی بین صفر و

یک در نظر گرفته شدند.  $p_{i,best}$  موقعیت بهترین تجربه ذره و

$p_{g,best}$  موقعیت بهترین تجربه کل بودند (۴). در این پژوهش

هدف از بکارگیری الگوریتم ازدحام ذرات بهبود عملکرد

### الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استاندارد

در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات تعدادی عامل

به نام ذره به جستجوی فضا برای یافتن نقطه بهینه پرداختند.

در هر گام ذرات مکان خود را در فضا تغییر داده تا به هدف

برسند. مکان جدید هر ذره براساس مکان قبلی، بهترین

نقطه‌ای که خود آن ذره تا به حال پیدا کرده و بهترین

نقطه‌ای که جمع ذرات تاکنون به آن رسیده‌اند تعیین می‌شد.

ذره در واقع با تغییر بردار سرعت خود می‌تواند مکان بعدی

خود را تعیین کند. در رابطه (۱۱)،  $x_i(t)$  موقعیت ذره  $i$ ام در

زمان  $t$ ام بوده است. همچنین هر ذره برای حرکت نمودن در

فضا نیاز به یک سرعت دارد.  $v_i(t)$  سرعت ذره  $i$ ام در زمان

$t$ ام است. با افزودن سرعت به موقعیت هر ذره، می‌توان

موقعیت جدیدی برای ذره در نظر گرفت.

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t) + 1 \quad (11)$$

اینکه موقعیت هر ذره در فضای جستجو موقعیت

مناسبی است یا خیر توسط یک تابع شایستگی ارزیابی

می‌گردید. به بهترین تجربه فردی یک ذره یا بهترین

موقعیت ملاقات شده توسط ذره  $p_{best}$  گفته می‌شد. بردار

سرعت ذره در فرآیند بهینه‌سازی منعکس‌کننده دانش

میان مجموعه متغیرهای اولیه به ترتیب با مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا، تابع هزینه و دقت  $0/0916$ ،  $0/0102$  و  $0/9827$  بیشترین اثر را بر روی خصوصیت عملکرد نیشکر داشته‌اند. پس از آن برای ادامه فرآیند مدل‌سازی تخمین عملکرد نیشکر تنها از ۱۰ متغیر فوق به عنوان ورودی مدل‌های فازی-عصبی تطبیقی استفاده گردید. در شکل (۵) مقدار تابع هدف به ازای تعداد تکرار نشان داده شده است همانطور که مشاهده می‌گردد با افزایش تعداد تکرار میزان تابع هزینه حداقل گردیده است تا زمانی که الگوریتم به کمترین میزان خطا بین داده‌های مدل و مقدار واقعی برسد.

پارامترهای اصلی الگوریتم ژنتیک در جدول (۴) نشان داده شده است. نتایج مربوط به بخش انتخاب ویژگی در ارتباط با عوامل مؤثر بر میزان شکر قابل استحصال نشان داد که از میان مجموعه متغیرهای اولیه در این پژوهش متغیرهای کلاس محصول نیشکر، فاصله زمانی قطع آبیاری تا برداشت محصول، هدایت الکتریکی زهاب، بافت خاک، حداقل رطوبت نسبی، حداقل سرعت باد، میانگین بارندگی، درصد خلوص شربت به ترتیب با مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا، تابع هزینه و دقت  $0/0062$ ،  $3/9996 \times 10^{-5}$  و  $0/9958$  بیشترین تأثیر را بر فاکتور میزان شکر استحصالی داشته‌اند.

### نتایج الگوی شبکه فازی-عصبی با الگوریتم هیبرید

در این الگو به پیش‌بینی میزان عملکرد نیشکر و درصد شکر قابل استحصال با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی پرداخته شده است. ورودی‌های این سیستم شامل متغیرهای مستقلی بودند که توسط روش الگوریتم ژنتیک باینری به عنوان ویژگی‌های مؤثر بر پیش‌بینی میزان عملکرد کمی و کیفی محصول نیشکر انتخاب شده‌اند. در جداول (۵) و (۶) به ترتیب ساختار سیستم فازی-عصبی ایجاد شده و اطلاعات مربوط به ورودی‌ها و خروجی‌های مورد استفاده در مدل داده محور مذکور آورده شده است.

شبکه و کاهش پیچیدگی‌های محاسباتی در مقایسه با روش پس انتشار خطا و حداقل مربعات بوده است.

### معیارهای ارزیابی مدل

روش‌های مختلفی برای بررسی عملکرد شبکه فازی-عصبی ارائه شده که هر کدام معیاری از عملکرد فرآیند مدل‌سازی را مورد ارزیابی و بررسی قرار داده‌اند. در این پژوهش از سه معیار ضریب تعیین<sup>۱</sup>، میانگین درصد خطای مطلق<sup>۲</sup> و ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۳</sup> استفاده شد.

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (13)$$

$$MAPE = \frac{\sum\left(\frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\right)}{n} \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (15)$$

که در روابط (۱۳-۱۵) مقادیر  $\hat{y}_i$ ،  $y_i$  و  $\bar{y}$  به ترتیب مقدار برآورد شده برای نمونه  $i$ ام، مقدار واقعی نمونه  $i$ ام، میانگین مقدار واقعی و  $n$  تعداد کل داده‌ها بوده است.

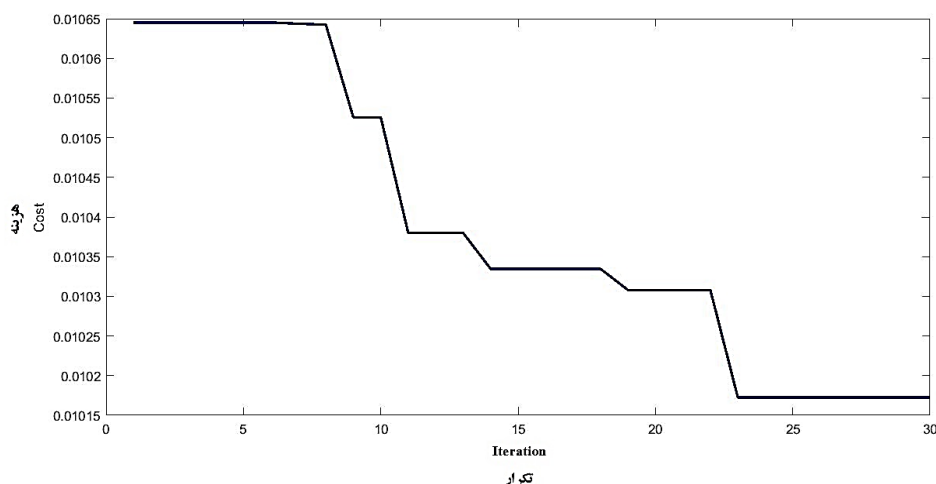
### نتایج و بحث

در فرآیند توسعه مدل‌های هوشمند، تعیین متغیرهای ورودی مؤثر می‌باشد. معمولاً همه متغیرهای ورودی دارای اهمیت یکسان نبوده و مقادیر برخی از آنها ممکن است توأم با ناطمینانی باشند. نتایج مربوط به انتخاب ویژگی‌های مطلوب با استفاده از الگوریتم تکاملی ژنتیک پس از سه مرتبه تکرار حاکی از آن بود که عواملی نظیر کلاس محصول و وارسته نیشکر، اندازه مزرعه کشت شده، سن نیشکر (وابسته به روز برداشت برای محصول راتون یا تاریخ کاشت برای محصول تازه کشت)، هدایت الکتریکی خاک، هدایت الکتریکی آب آبیاری، هدایت الکتریکی زهاب، حداکثر درجه حرارت، حداقل سرعت باد و میانگین ساعات آفتابی از

- 
- 1- Coefficient of Determination
  - 2- Mean Absolute Percentage Error
  - 3- Root Mean Square Error

مختلف متغیر بافت خاک (رس، لوم رسی، سیلتی رس، لوم رسی شنی، لوم سیلتی رس، لوم شنی، سیلتی لوم و لوم) به ترتیب مقادیر ۸-۱ در نظر گرفته شد. داده‌های مدل‌سازی به طور تصادفی به دو بخش تقسیم شدند که ۸۰٪ برای مرحله آموزش و ۲۰٪ برای مرحله آزمایش شبکه فازی-عصبی استفاده گردید.

با توجه به جدول (۶) برای سطوح سه متغیر توصیفی کلاس محصول، واریته نیشکر و بافت خاک از مقادیر عددی استفاده شده است؛ به این صورت که برای سطوح متغیر کلاس محصول (تازه کشت، راتون سال اول، راتون سال دوم، راتون سال سوم و راتون سال چهارم) به ترتیب مقادیر ۱-۵، برای سطوح متغیر واریته نیشکر (زودرس، میان‌رس و دیررس) به ترتیب مقادیر ۱-۳ و برای سطوح



شکل (۵) نمودار همگرایی تابع هزینه براساس تعداد تکرار به منظور انتخاب ویژگی‌های مدل تخمین عملکرد نیشکر  
Figure (5) Convergence chart of cost function vs. iteration number for features selection of cane yield prediction model

جدول (۴) تنظیم پارامترهای الگوریتم ژنتیک  
Table (4) Adjusting genetic algorithm parameters

20	تعداد تکرار Iteration number
50	تعداد جمعیت Population number
0.7	نرخ تقاطع Crossover rate
0.1	نرخ جهش Mutation rate
8	فشار انتخاب Selection pressure

جدول (۵) ساختار شبکه فازی-عصبی با الگوریتم هیبرید  
Table (5) The structure of ANFIS based on the hybrid algorithm

تعداد تکرار Iteration number	شعاع تأثیر Influence radius	نوع توابع عضویت خروجی Type of output membership functions	نوع توابع عضویت ورودی Type of input membership functions	نوع سیستم فازی Type of fuzzy system
200	0.5	خطی Linear	زنگی Gbellmf	سوگنو Sugeno

حافظی و همکاران: تخمین عملکرد کمی و کیفی نیشکر با...

جدول (۶) اطلاعات مربوط به ورودی‌ها و خروجی‌های مدل فازی - عصبی تطبیقی

Table (6) Related data for inputs and outputs of ANFIS model

میانگین Average	بازه تغییرات Variations range	نام متغیر Variable name
3	[1,5]	کلاس محصول (کمی شده) Crop class
2	[1,3]	وارسته (کمی شده) Variety
21.74	[0.36,29.54]	اندازه مزرعه کشت شده (هکتار) Planted field size (ha)
382	[181,567]	سن نیشکر وابسته به روز برداشت یا تاریخ کاشت (روز) Cane age regarding harvest day or planting date (day)
40.19	[27,65]	فاصله زمانی قطع آب تا برداشت محصول (روز) Time interval of drying off to crop harvest (day)
30.98	[3.4,121.4]	هدایت الکتریکی خاک (دسی زیمنس بر متر) Soil EC (ds/m)
3.29	[1,8]	بافت خاک (کمی شده) Soil texture
2.45	[0,3.8]	هدایت الکتریکی آب آبیاری (میکرو زیمنس بر سانتی‌متر) Irrigation EC (ms/cm)
8.56	[0,23.9]	هدایت الکتریکی زهاب (میکرو زیمنس بر سانتی‌متر) Drainage EC (ms/cm)
34.89	[7.77,53.28]	حداکثر دما (درجه سلسیوس) Max temperature (°C)
16.40	[4,87]	حداقل رطوبت نسبی (%) Min humidity (%)
0.713	[0,9]	حداقل سرعت باد (گره) Min wind speed (knots)
8.42	[0,13.3]	میانگین ساعات آفتابی (ساعت بر روز) Mean sunny hours (h/day)
0.455	[0,41.9]	میانگین بارندگی (میلی‌متر) Mean precipitation (mm)
86.22	[8.44,93.75]	خلوص شربت (درصد) Purity (%)
71.92	[15.90,158.45]	عملکرد نیشکر (تن بر هکتار) Cane yield (t/ha)
10.09	[3.99,13.39]	میزان شکر استحصالی (درصد) Recoverable sugar (%)

ضریب تعیین ( $R^2$ ) استفاده گردید. در این الگو معیار توقف آموزش مدل ANFIS، میزان حد خطا بوده که بر روی صفر تنظیم شده است. بعد از آموزش و آزمایش مدل براساس سری داده‌های ورودی مقدار خطا در این روش بدست آمد و مقدار خروجی محاسباتی از مدل (پیش‌بینی شده) با داده‌های آموزشی و آزمایشی مقایسه گردید. میزان میانگین درصد خطای مطلق پیش‌بینی

برای آموزش شبکه از ترکیب دو الگوریتم پس انتشار خطا (BP) و حداقل مربعات (LS) استفاده شد. به منظور اطمینان از عملکرد شبکه طراحی شده آزمایش سه مرتبه تکرار گردید که نتایج آن در جدول (۷) قابل مشاهده است. برای برآورد کارایی مدل‌های پیش‌بینی در این الگو از معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) و

نمودارهای پایین این دو شکل، نمودار خطا و هیستوگرام خطاها براساس معیارهای میانگین مربعات خطا، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین خطا و انحراف معیار خطا را نشان می‌دهد.

از هر دو شکل می‌توان دریافت که خطاهای مدل شبکه فازی-عصبی با الگوریتم یادگیری هیبرید به خوبی از توزیع نرمال پیروی می‌کنند. تعداد گره‌ها، تعداد پارامترهای خطی و غیرخطی و تعداد قوانین بدست آمده در روش خوشه‌بندی کاهشی برای پیش‌بینی درصد شکر قابل استحصال ۲۰۹ گره، ۲۷۵ پارامتر و ۱۱ قانون و در پیش‌بینی عملکرد نیشکر نیز ۶۹۵ گره، ۹۶۱ پارامتر و ۳۱ قانون بدست آمد.

عملکرد نیشکر و درصد شکر استحصالی در مرحله آزمایش نشان می‌دهد که مدل مذکور میزان هر دو خروجی را به ترتیب با میانگین ۶/۱ و ۵/۲۸ درصد نسبت به مقدار واقعی برآورد کرده است. خوشنویسان و همکاران (۹) در پژوهش خود دقت دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی-عصبی در پیش‌بینی عملکرد گندم را ارزیابی نمودند و به این نتیجه دست یافتند که مدل ANFIS پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به مدل عصبی مصنوعی داشته است.

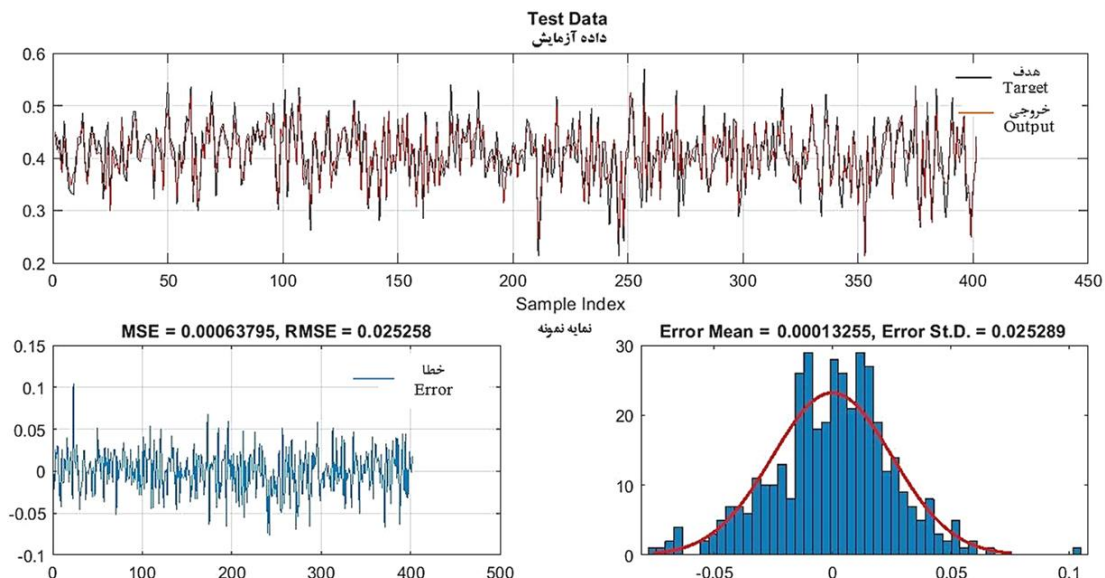
در شکل‌های (۶) و (۷) میزان کارایی سیستم فازی-عصبی به منظور پیش‌بینی میزان عملکرد نی و درصد شکر استحصالی براساس داده‌های آزمایشی نمایش داده شده است. در این نمودارها مقادیر واقعی داده‌های مشاهده‌ای در مقابل مقادیر پیش‌بینی شده آمده است.

جدول (۷) مقادیر شاخص‌های ارزیابی شبکه فازی-عصبی تطبیقی مبتنی بر الگوریتم هیبرید

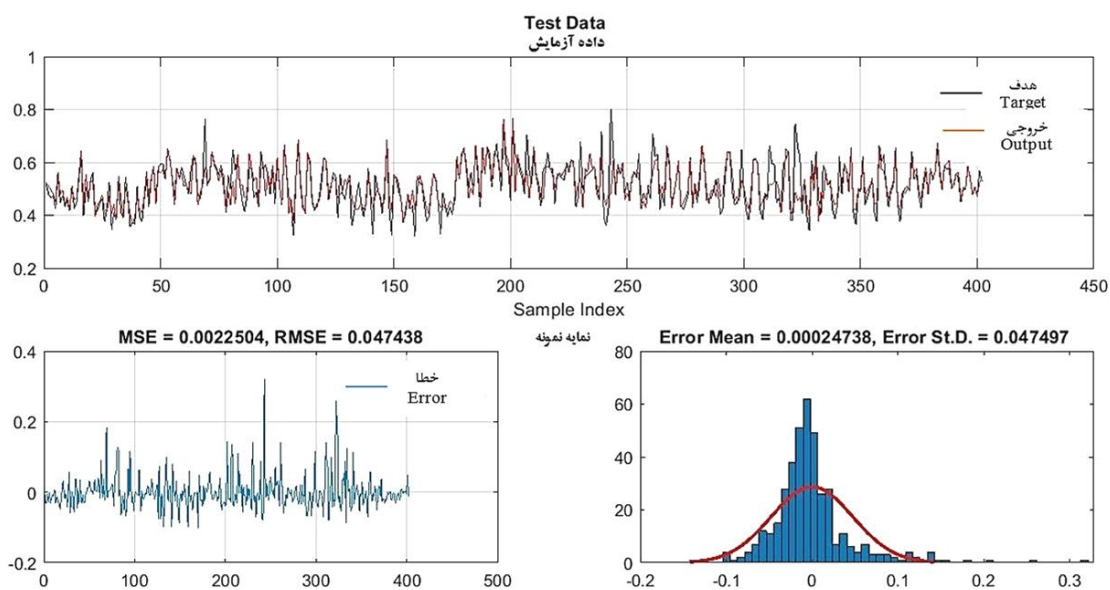
Table (7) Evaluation index values of ANFIS based on the hybrid algorithm

R <sup>2</sup>		MAPE (%)		RMSE		تکرار Iteration	متغیر پیش‌بینی شده Predicted variable
آزمایش Test	آموزش Training	آزمایش Test	آموزش Training	آزمایش Test	آموزش Training		
0.6950	0.7065	6.029	5.925	0.0474	0.0428	اول First	عملکرد نیشکر Cane yield
0.6884	0.7065	6.152	5.925	0.0477	0.0428	دوم Second	
0.6919	0.7065	6.120	5.925	0.0477	0.0428	سوم Third	
0.8346	0.8171	4.984	5.101	0.0252	0.0245	اول First	درصد شکر استحصال Recoverable sugar %
0.8037	0.8171	5.577	5.101	0.0258	0.0245	دوم Second	
0.8244	0.8171	5.296	5.101	0.0257	0.0245	سوم Third	

حافظی و همکاران: تخمین عملکرد کمی و کیفی نیشکر با...



شکل (۶) نتایج مدل فازی-عصبی تطبیقی مبتنی بر الگوریتم هیبرید برای پیش‌بینی درصد شکر استحصالی  
 Figure (6) Results of ANFIS model based on the hybrid algorithm to predict recoverable sugar %



شکل (۷) نتایج مدل فازی-عصبی تطبیقی مبتنی بر الگوریتم هیبرید برای پیش‌بینی عملکرد نیشکر  
 Figure (7) Results of ANFIS model based on the hybrid algorithm to predict cane yield

مرحله آزمایش شبکه فازی-عصبی استفاده شد. در این الگو نیز فرآیند آموزش و آزمایش مدل در سه تکرار انجام شد. در جدول (۸) پارامترهای قابل تنظیم الگوریتم PSO به منظور آموزش شبکه فازی-عصبی ارائه شده است.

در جدول (۹) نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوی ترکیبی مذکور براساس معیارهای ارزیابی عملکرد مدل

### نتایج الگوی شبکه فازی-عصبی با الگوریتم PSO

در شبکه فازی-عصبی دو فاز آموزش و آزمایش وجود دارد. از آنجایی که فاز آموزش شبکه فازی-عصبی پیچیده و زمان‌بر است برای سرعت بخشیدن به آن از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده شده است. از داده‌ها برای مرحله آموزش و ۲۰٪ باقی‌مانده برای



ارائه شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود بیشترین مقدار ضریب تعیین و کمترین میزان معیارهای خطای مدل در تکرار اول برای پیش‌بینی هر دو متغیر بدست آمده است. برای هر دو متغیر پیش‌بینی، در هر سه تکرار مقادیر معیارهای ارزیابی مدل در فاز آموزش شبکه یکسان بوده‌اند. نتایج جدول (۹) حاکی از آن بود که این الگو در پیش‌بینی سری زمانی عملکرد کمی و کیفی نیشکر از کارایی بیشتری نسبت به مدل ANFIS مبتنی بر الگوریتم هیبرید برخوردار است.

جدول (۸) پارامترهای تنظیم‌پذیر الگوریتم ازدحام ذرات  
Table (8) Adjustable parameters of PSO algorithm

تعداد تکرار Iteration number	شاخص یادگیری کل Global learning index	شاخص یادگیری ذره Particle learning index	تعداد ذرات Particles number	وزن اینرسی Inertia weight
500	2	1.5	50	0.99

جدول (۹) مقادیر شاخص‌های ارزیابی شبکه فازی - عصبی تطبیقی مبتنی بر الگوریتم ازدحام ذرات

Table (9) Evaluation index values of ANFIS based on the PSO algorithm

R <sup>2</sup>		MAPE (%)		RMSE		تکرار Iteration	متغیر پیش‌بینی شده Predicted variable
آزمایش Test	آموزش Training	آزمایش Test	آموزش Training	آزمایش Test	آموزش Training		
0.9237	0.9421	2.176	2.137	0.0181	0.0190	اول First	عملکرد نیشکر Cane yield
0.9136	0.9421	2.573	2.137	0.0234	0.0190	دوم Second	
0.9089	0.9421	2.584	2.137	0.0234	0.0190	سوم Third	
0.9847	0.9844	1.381	1.294	0.0086	0.0083	اول First	درصد شکر استحصالی Recoverable sugar %
0.9769	0.9844	1.385	1.294	0.0088	0.0083	دوم Second	
0.9761	0.9844	1.430	1.294	0.0097	0.0083	سوم Third	

آن جایی که طولانی‌ترین فاصله زمانی برای کاشت تا برداشت نیشکر در محصولات تازه کشت ۱۸-۱۷ ماه است؛ در نتیجه بیشترین سن نیشکر وابسته به روز برداشت یا تاریخ کاشت آن (به طور متوسط ۵۲۵ روز) متعلق به این سطح از کلاس محصول می‌باشد که حداکثر میزان عملکرد را به خود اختصاص داده است. همانطور که از شکل (۸) پیداست به تدریج با کوتاه شدن فاصله زمانی بازرویی تا برداشت محصول (مسن شدن گیاه از نظر کلاس محصول) میزان عملکرد کاهش یافته است. همچنین با توجه به این شکل، استفاده از واریته‌های میان‌رس (مانند CP69-1062) و دیررس (مانند CP48-103) نیز میزان عملکرد را افزایش داده است.

در ارتباط با میزان درصد شکر استحصالی می‌توان اثر دو متغیر مؤثر درجه خلوص شربت و هدایت الکتریکی زه‌آب را به عنوان ورودی اول و دوم در شکل (۹) مشاهده نمود. از آن جایی که تنش شوری، ذخیره قند در ساقه نیشکر را تحت تأثیر قرار می‌دهد؛ از این رو، به وضوح می‌توان در شکل مشاهده کرد که با افزایش شوری زه‌آب (آب زیرزمینی) از میزان شکر قابل استحصال کاسته شده است. از طرف دیگر، درجه خلوص شربت یکی از خواص ژنتیکی مؤثر بر درصد استحصال شکر از نیشکر است که از نسبت دو فاکتور پل (درصد ساکارز) و بریکس (مواد جامد محلول در شربت) حاصل می‌شود. با توجه به شکل هر چه میزان خلوص شربت بیشتر باشد میزان درصد شکر استحصالی نیز بالاتر خواهد بود.

جایاشری و همکاران<sup>۱</sup> (۷) در پژوهشی به پیش‌بینی عملکرد نیشکر با استفاده از شبکه فازی-عصبی با الگوریتم یادگیری هیبرید و الگوریتم‌های فراابتکاری نظیر الگوریتم ژنتیک، رقابت استعماری و ازدحام ذرات پرداختند. نتایج نشان داد که مدل فازی-عصبی با الگوریتم ازدحام ذرات بر سایر روش‌ها اولویت داشته است.

### آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی مدل ترکیبی

فرآیند آنالیز حساسیت، میزان حساسیت مدل را نسبت به متغیرهای ورودی آن نشان می‌دهد. به کمک روش Statsoft می‌توان مقادیر ضریب حساسیت متغیرهای ورودی را از تقسیم خطای کل شبکه در غیاب یک متغیر بر خطای کل شبکه در حضور تمامی متغیرهای ورودی، بدست آورد. بر این اساس اگر مقدار ضریب حساسیت یک متغیر بیشتر از یک باشد، آن متغیر سهم زیادی در تغییرپذیری متغیر پیش‌بینی یا خروجی داشته است (۳). نتایج آنالیز حساسیت برای متغیرهای پیش‌بینی عملکرد نیشکر و درصد شکر استحصالی در جدول (۱۰) ارائه شده است. براساس جدول (۱۰)، متغیرهای سن نیشکر (وابسته به روز برداشت برای محصول راتون یا تاریخ کاشت برای محصول کشت) و درصد خلوص شربت به ترتیب به عنوان مهم‌ترین متغیرهای مؤثر در پیش‌بینی عملکرد کمی و کیفی محصول نیشکر شناخته شده‌اند و پس از آن سایر متغیرها به نسبت سهمشان در تخمین این دو متغیر وابسته حائز اهمیت خواهند بود.

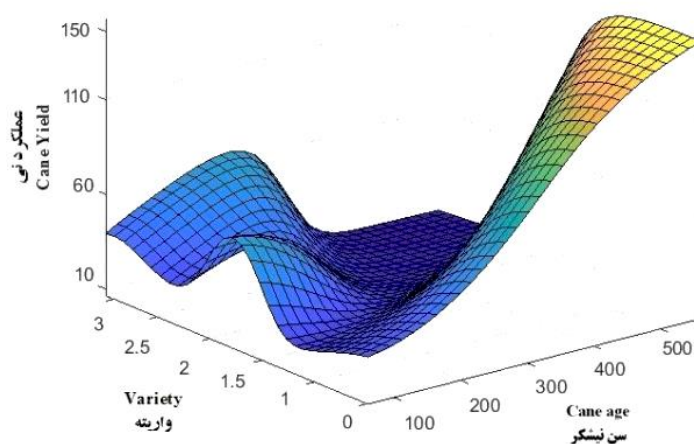
از میان متغیرهای اثرگذار با توجه به جدول آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی در الگوی ترکیبی فازی-عصبی تطبیقی با PSO، اثر دو متغیر مهم سن نیشکر (وابسته به روز برداشت یا تاریخ کاشت به ترتیب برای محصولات راتون و تازه کشت) و واریته به عنوان ورودی اول و دوم بر مقدار عملکرد به عنوان خروجی مدل در شکل سه بعدی (۸) نشان داده شده است. از

جدول (۱۰) نتایج آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی در پیش‌بینی عملکرد نیشکر و درصد شکر استحصالی

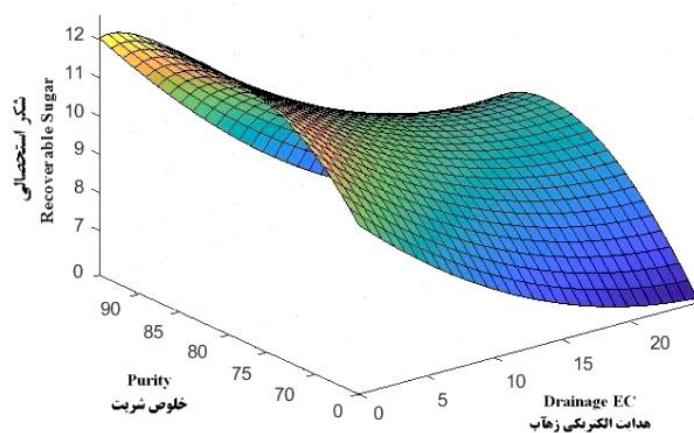
Table (10) Results of sensitivity analysis in cane yield and recoverable sugar prediction

ضریب حساسیت فاکتور حذف شده Sensitivity coefficient of deleted factor	ریشه میانگین مربعات خطای شبکه در غیاب فاکتور حذف شده RMSE in absence of deleted factor	فاکتور حذف شده Deleted factor	متغیر پیش‌بینی شده Predicted variable
1.07	0.0203	کلاس محصول Crop class	عملکرد نیشکر Cane yield
1.08	0.0206	واریته Variety	
1.04	0.0198	اندازه مزرعه کشت شده Planted field size	
2.93	0.0558	سن نیشکر وابسته به روز برداشت یا تاریخ کاشت Cane age regarding harvest day or planting date	
1.02	0.0194	هدایت الکتریکی خاک Soil EC	
1.01	0.0192	هدایت الکتریکی آب آبیاری Irrigation EC	
1.03	0.0196	هدایت الکتریکی زه‌آب Drainage EC	
1.07	0.0205	حداکثر دما Max temperature	
1	0.0191	حداقل سرعت باد Min wind speed	
1.05	0.0201	میانگین ساعات آفتابی Mean sunny hours	
1.21	0.0101	کلاس محصول Crop class	میزان شکر استحصالی Recoverable sugar
1.14	0.0095	فاصله زمانی قطع آب تا برداشت محصول Time interval of drying off to crop harvest	
1.75	0.0145	هدایت الکتریکی زه‌آب Drainage EC	
1.34	0.0111	بافت خاک Soil texture	
1.21	0.0101	حداقل رطوبت نسبی Min humidity	
1.22	0.0102	حداقل سرعت باد Min wind speed	
1.25	0.0104	میانگین بارندگی Mean precipitation	
6.35	0.0527	خلوص شربت Purity	

حافظی و همکاران: تخمین عملکرد کمی و کیفی نیشکر با...



شکل (۸) اثر فاکتورهای سن نیشکر و واریته بر عملکرد پیش‌بینی شده  
Figure (8) Effect of cane age and variety factors on the predicted yield



شکل (۹) اثر فاکتورهای خلوص شربت و هدایت الکتریکی زهآب بر درصد شکر استحصالی پیش‌بینی شده  
Figure (9) Effect of purity and drainage EC factors on the predicted recoverable sugar %

دقت تخمین مناسبی برای پیش‌بینی خروجی‌های موردنظر برخوردار بودند؛ اما ترکیب الگوی شبکه فازی-عصبی با روش بهینه‌سازی الگوریتم ازدحام ذرات توانسته است با دقت بالاتر و خطای کمتری به پیش‌بینی متغیرها بپردازد. استفاده از مدل خطی خروجی این الگو می‌تواند به مدیران واحد برداشت در فرآیندهای

### نتیجه‌گیری

در این مطالعه دو الگو شامل شبکه فازی-عصبی مبتنی بر الگوریتم‌های هیبرید و ازدحام ذرات به منظور پیش‌بینی عملکرد کمی و کیفی محصول نیشکر طراحی شدند. فرآیند مدل‌سازی با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از واحد کشت و صنعت دعبل خزاعی انجام گرفت. نتایج مدل‌سازی نشان داد که هر دو الگو از

**سپاس‌گزاری**

نویسندگان این مقاله از واحد کشت و صنعت نیشکر  
دعبل خزاعی که اطلاعات موردنیاز را در اختیار قرار  
داده‌اند کمال تشکر و قدردانی را دارند.

تصمیم‌گیری مرتبط با برداشت محصول از سطح مزرعه  
کمک نماید. از این رو، برای برنامه‌ریزی عملیات  
برداشت با برآوردهای قابل اعتمادی از بهره‌وری مزارع،  
استفاده از مدل‌های پیش‌بینی عملکرد نیشکر و درصد  
شکر استحصالی توصیه می‌شود.

**References**

1. Ahmadvand, M., Hoshmand, A.R. and Naseri, A.A. 2013. Performance forecasting of sugarcane fields using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). *Irrigation Sciences and Engineering (JISE) (Scientific Journal of Agriculture)*, 35(4): 1-9. (in Persian)
2. Bahadori, A., Bakhshandeh, A. M. and Moradi-Telavat, M.R. 2016. Research the effect of drying-off time irrigation, time of harvest and variety factors on qualitative and quantitative yield of sugarcane. *National Conference on Research and Technology Finding in Natural and Agricultural Ecosystems*. Tehran. (in Persian with English abstract)
3. Bagheri, S., Gheysari, M., Ayoubi, Sh. and Lavaee, N. 2012. Silage maize yield prediction using artificial neural networks. *Journal of Plant Production Research*, 19(4): 77-96. (in Persian with English abstract)
4. Eberhart, R. and Kennedy, J. 1995. A new optimizer using particle swarm theory. *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*. Nagoya, Japan. pp: 39-43.
5. Golabi, M., Karami, B. and Albaji, M. 2013. Sensitivity analysis of sugarcane yield using artificial neural networks. *4th National Conference on Irrigation and Drainage Network Management*. Faculty of Water Sciences Engineering. Shahid Chamran University of Ahvaz. pp: 1917-1924. (in Persian)
6. Jang, J.S. 1993. ANFIS: adaptive-network-based on fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3): 665-685.
7. Jayashree, L.S., Rajathi, N. and Thirumal, A. 2016. Precision agriculture: On the accuracy of multilevel and clustered ANFIS models for sugarcane yield categorization. *IEEE Region 10 Annual International Conference, Proceedings/TENCON*, 1983-1987.
8. Khashei-Siuki, A., Kouchakzadeh, M. and Ghahraman, B. 2011. Predicting dryland wheat yield from meteorological data using expert system, Khorasan Province, Iran. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 13: 627-640.
9. Khoshnevisan, B., Rafiee, SH., Omid, M. and Mousazadeh, H. 2014. Development of an intelligent system based on ANFIS for predicting wheat grain yield on the basis of energy inputs. *Journal of Information Processing in Agriculture*, 1: 14-22.
10. Kia, S.M. 2009. *Genetic Algorithms in MATLAB*. Kian Publication. Tehran, 192 pages.
11. Kia, S.M. 2011. *Fuzzy logic in MATLAB*. Kian Publication. Tehran, 304 pages.
12. Lawes, R.A., McDonald, L.M., Wegener, M.K., Basford, K.E. and Lawn, R.J. 2002. Factors affecting cane yield and commercial cane sugar in the Tully district. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 42: 473-480.
13. Mandla, S., Mnisi, M., Dlamini, C.S. 2011. The concept of sustainable sugarcane production: Global, African and South African perceptions. *Africa Journal Agriculture Research*, 7: 4337-4343.

14. Menaka, K. and Yuvaraj, N. 2017. ANFIS based on crop yield prediction model. *International Journal of Science, Engineering and Technology Research*, 6(5): 845-854.
15. Oliveria, F., Pacheco, D., Leonel, A. and Lima Neto, F. 2006. Intelligent support decision in sugarcane harvest. 4<sup>th</sup> World Congress on Computers in Agriculture. Lake Buena Vista, Florida, USA.
16. Robertson, M.J. and Donaldson, R.A. 1998. Changes in the components and sucrose yield in response to drying-off of sugarcane before harvesting. *Journal of Field Crop Research*, 55: 201-208.
17. Safavi, A.A., Pourjafarian, N. and Safavi, S.A. 2014. Optimization based on Meta-heuristic algorithms. *Pejoheshgaran Nashr Daneshgahi Publications*. Tehran, 224 pages.
18. Sayadi Shahraki, A. Soltani Mohammadi, A., Naseri, A.A. and Mokhtaran, A. 2016. Simulation of subsurface water salinity using artificial neural network, particle swarm optimization and SEAWAT model (case study: sugarcane farms of Debal-Khozaie Agro-industry). *Journal of Water and Soil Conservation*. Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, 23(5): 307-316. (in Persian with English abstract)
19. Shokohfar, A. and Hajisharafi, GH. 2009. Effect of salt stress on yield and growth parameter of sugarcane. *Iranian Journal of Agronomy and Plant Breeding*. 5(1): 19-30. (in Persian)
20. Tseng, L.Y. and Yang, S.B. 1997. Genetic algorithms for clustering feature selection and classification. *IEEE Proceedings of International Conference on Neural Networks*, 1612-1616.
21. Tukaew, S., Datta, A., Shivakoti, G.P. and Jourdain, D. 2016. Production practices influenced yield and commercial cane sugar level of contract sugarcane farmers in Thailand. *Sugar Tech*, 18: 299-308.
22. Zula, N.S., Sibanda, M. and Tlali, B.S. 2019. Factors affecting sugarcane production by small-scale growers in Ndwedwe Local Unicity, South Africa. *Agriculture*, 9(8): 1-14.