

توسعه مدل هیبریدی شبکه عصبی فازی- الگوریتم شاهین هریس (ANFIS-HHO) جهت پیش بینی ظرفیت
تبادل کاتیونی خاک

سامی قوردویی میلان، شادی بهمنی، هانا سلیمی و محمد علی قربانی

دوره ۷، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۰، صفحات ۳۱۷-۳۰۴

Vol. 7(2), Summer 2021, 304-317

DOI: 10.22034/JEWE.2021.254271.1447

Development of a Hybrid Adaptive Neuro Fuzzy
Inference System - Harris Hawks Optimizer
(ANFIS-HHO) Model to Predict Soil Cation
Exchange Capacity

Ghordoyee Milan, S., Bahmani, S., Salimi, H. and
Ghorbani, M.



www.jewe.ir

OPEN ACCESS

ارجاع به این مقاله:

قوردویی میلان، س.، بهمنی، ش.، سلیمی، ه. و قربانی، م. (۱۴۰۰). توسعه مدل هیبریدی شبکه عصبی فازی- الگوریتم شاهین هریس (ANFIS-HHO) جهت پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک. محیط زیست و مهندسی آب، دوره ۷، شماره ۲، صفحات: ۳۰۴-۳۱۷.

Citing this paper: Ghordoyee Milan, S., Bahmani, S., Salimi, H. and Ghorbani, M. (2021) Development of a hybrid adaptive neuro fuzzy inference system - Harris hawks optimizer (ANFIS-HHO) model to predict soil cation exchange capacity. Environ. Water Eng., 7(2), 304-317. DOI: 10.22034/JEWE.2021.254271.1447

مقاله پژوهشی

توسعه مدل هیبریدی شبکه عصبی فازی - الگوریتم شاهین هریس (ANFIS- HHO) جهت پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک

سامی قوردویی میلان^۱، شادی بهمنی^۲، هانا سلیمی^۲ و محمدعلی قربانی^۳

^۱دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران، تهران، ایران
^۲دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
^۳استاد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

نویسنده مسئول: s.milan@ut.ac.ir

تاریخ دریافت: [۱۳۹۹/۰۸/۰۳]

تاریخ بازنگری: [۱۴۰۰/۰۱/۱۴]

تاریخ پذیرش: [۱۴۰۰/۰۲/۰۳]

چکیده

پیش‌بینی مقدار ظرفیت تبادلی خاک به دلیل این که یک شاخص مهم در کیفیت خاک برای ذخیره مواد مغذی است، بسیار ارزشمند است. در این پژوهش با استفاده از شبکه عصبی - فازی (ANFIS) به پیش‌بینی ظرفیت تبادلی خاک با پارامترهای ورودی خصوصیات خاک نظیر رس، لجن، شن، گچ و مواد آلی پرداخته شد. محدوده مطالعاتی در نظر گرفته شده در شمال غرب ایران بود که در حدود ۳۸۰ نمونه از ناحیه‌های مختلف برداشت شده است. از این تعداد نمونه‌ها حدود ۷۵٪ داده‌ها برای آموزش و ۲۵٪ داده‌ها برای آزمون در نظر گرفته شد. با توجه به تعداد ورودی‌های مختلف حدود ۶ الگو از ترکیب پارامترهای ورودی تدوین شد. جهت بهبود نتایج پیش‌بینی از الگوریتم شکار شاهین هریس (HHO) جهت آموزش ANFIS استفاده شد. نتایج الگوهای هر مدل به وسیله شاخص‌های ارزیابی چون خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، درصد میانگین مطلق خطا (MAPE)، شاخص همبستگی (CC)، شاخص ویلیامز (WI) و دیاگرام تیلور مورد تحلیل قرار گرفت. نتایج نشان داد الگوی ورودی P6 که تمام پارامترهای ورودی را شامل می‌شود دارای بیش‌ترین دقت در پیش‌بینی CEC می‌باشد. در این الگو مقادیر خطای WI، CC، MAPE و RMSE برای داده‌های آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۰، ۰/۷۵، ۰/۱۱ و ۱/۸۹ cmol/kg به دست آمد. نتایج دیاگرام تیلور نیز بیان‌گر دقت مناسب الگوی مذکور است؛ به طوری که می‌توان با دقت مناسبی به پیش‌بینی CEC پرداخت. در حالت کلی با استفاده از الگوریتم HHO خطای پیش‌بینی در حدود ۱/۳ تا ۲ cmol/kg کاهش یافت.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم؛ پیش‌بینی؛ شبکه عصبی - فازی؛ شکار شاهین هریس؛ ظرفیت تبادلی خاک.

۱- مقدمه

تصادفی، درختان رگرسیون و خطوط رگرسیون چند متغیره در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته‌اند زیرا روابط بین خواص خاک و داده‌های طیفی یا غلظت عناصر در طبیعت به‌ندرت خطی می‌باشند. البته برخی مدل‌ها مانند ANFIS عملکرد ضعیفی دارد و در نقاط بهینه محلی به دام می‌افتد و نیاز است توسط الگوریتم‌هایی آموزش داده شود. به همین جهت به‌کارگیری مدل‌های هیبریدی باعث کاهش خطای ناشی از پیش‌بینی می‌شود و نتایجی جامع و واقعی‌تری را ارائه می‌دهد (Xu et al. 2018; Tikhamarine et al. 2009; Tang et al. 2020). نتایج پژوهش صورت گرفته توسط Shehabeldeen et al. (2019) جهت مدل‌سازی فرآیند جوشکاری اصطکاک با استفاده از مدل ANFIS و مدل توسعه‌یافته ANFIS-HHO^۴ نشان داد که در مدل ANFIS نسبت به مدل ANFS-HHO پیش‌بینی‌شده با داده‌های تجربی مطابقت خوبی داشتند و روش ANFIS HHO یک ابزار بهینه‌سازی قدرتمند برای پیش‌بینی پارامترهای FSW برای دستیابی به مقاومت مفصل بالا می‌باشد. در پژوهش دیگری پیش‌بینی ضریب فشرده‌سازی خاک با مدل ANN و مدل‌های هیبریدی ANN-HHO و ANN-GOA در شهر Hai Phong (ویتنام) انجام گرفت و بهترین ساختار آن‌ها با فرایند تحلیل حساسیت تعیین شد. در نهایت نتایج نشان داد که مدل‌های هیبریدی منجر به کاهش خطا و افزایش دقت پیش‌بینی شدند (Moayedi et al. 2020).

در مطالعه‌ای دیگر از الگوریتم فراشناختی جدید شاهین هریس برای تحلیل حساسیت لغزش در غرب ایران استفاده شد. در این پژوهش HHO با یک شبکه عصبی مصنوعی ترکیب شد تا عملکرد خود را بهینه کند. نتایج نشان داد که مدل ANN-HHO شناسایی الگوهای لغزش را بهبود می‌بخشد و دقت بالاتری نسبت به عملکرد ANN دارد (Bui et al. 2019). همچنین نتایج پژوهش صورت گرفته توسط Sammen et al. (2020) برای پیش‌بینی عمق آب شستگی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی (HHO) و ترکیب آن با شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با دو مدل ترکیبی بهینه‌سازی ازدحام ذرات با شبکه عصبی (ANN-PSO) و الگوریتم ژنتیک با شبکه عصبی (ANN-GA) نشان داد که مدل ANN-HHO دقت بیشتری در ارائه نتایج نسبت به دو

ظرفیت تبادل کاتیون‌های (CEC)^۱ خاک، معیاری از کل مقدار کاتیون‌هایی مانند Ca، Mg، K و Na است که توسط کلوئیدهای خاک قابل جذب است. مقدار آن به نوع کلوئیدها، بافت خاک، pH و ماده آلی بستگی دارد (Kvalheim 2010). ظرفیت تبادل کاتیونی خاک تا حد زیادی تحت تأثیر ویژگی‌های فیزیکی خاک (پایداری ساختاری)، شیمیایی (در دسترس بودن مواد مغذی) و ویژگی‌های بیولوژیکی (جمعیت میکروبی) قرار دارد (Czarnecki and Düring 2015). در مطالعه‌ای که به مقایسه عملکرد روش‌های ماشین بردار پشتیبان و فن‌های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی CEC خاک با استفاده از خصوصیات خاک (نظیر: رس، سیلت، ماسه، گچ، مواد آلی (OM)^۲) پرداخته شد، نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی CEC خاک بهتر از روش ماشین بردار پشتیبانی عمل می‌کند (Jafarzadeh et al. 2016). در پژوهش دیگری برای تخمین CEC در جنوب لهستان از روش‌های رگرسیون چندگانه، شبکه عصبی چندجمله‌ای و شبکه عصبی فازی^۳ (ANFIS) استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل ANFIS نسبت به مدل‌های شبکه عصبی چندجمله‌ای و رگرسیون چندگانه، نتایج بهتری دارد (Gruszczynski 2009). در مطالعه‌ای برای برآورد میزان CEC خاک از مدل‌های SVM، MSR و ANN استفاده و ۲۰۸ نمونه خاک در شهر کنگدائو چین برداشت کردند. آن‌ها برای پیش‌بینی CEC از ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک مانند (بافت خاک، ماده آلی خاک، pH) استفاده کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل SVM نتایج بهتری نسبت به مدل‌های ANN و MSR برای تخمین مقادیر CEC ارائه داده است (Liao et al. 2014). در پژوهش انجام‌شده توسط Pachepsky et al. (1996) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین منحنی رطوبتی با استفاده از خصوصیات زود یافت خاک استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های عصبی مقدار آب را در پتانسیل‌های ماتریک بهتر از روش رگرسیون برآورد می‌کند. رگرسیون‌های غیرخطی مانند رگرسیون ماشین بردار پشتیبانی (SVMR)، شبکه‌های عصبی مصنوعی، جنگل‌های

^۱Cation Exchange Capacity^۲Organic Matter^۳Artificial neural fuzzy inference system^۴Harris Hawks Optimizer

در نتیجه هر الگو توسط ANFIS اجرا و مورد ارزیابی قرار گرفت. در ادامه از الگوریتم شاهین هریس جهت بهبود نتایج ANFIS و توسعه آن استفاده شد. مطالعات انجام شده در این خصوص نشان داده که استفاده از الگوریتم مذکور در آموزش ساختار ANFIS می تواند میزان دقت پیش بینی را افزایش دهد.

۲- مواد و روش

۲-۱- منطقه مورد مطالعه و داده ها

منطقه مورد مطالعه، منطقه‌ی خواجه می باشد که یکی از بخش های تابعه شهرستان هریس واقع در استان آذربایجان شرقی و در شمال غربی ایران با مساحت ۸۰۰۰ ha قرار گرفته است. از نظر موقعیت جغرافیایی در محدوده‌ی ۳۵° ۴۶' الی ۴۶° ۴۶' طول شرقی و ۸° ۳۵' الی ۱۲° ۳۵' عرض شمالی واقع شده است. روش نمونه گیری با انجام پژوهش های اولیه خاک و طراحی یک روش نمونه گیری تصادفی انجام شده است. انعطاف پذیری در طول تنظیم محل های نمونه برداری انجام شد، تا منعکس کننده تنوع ذاتی خاک باشد برای این منظور نقاط نمونه برداری، محل هایی با خطوط درخت، تغییر پذیری ناشی از بافت خاک یا مکان هایی که تغییرات قابل توجه در استفاده از اراضی دارند برای نمونه برداری انتخاب شده اند. در این پژوهش ۳۸۰ نمونه خاک از افق های مختلف شامل ۸۰ پروفیل خاک جمع آوری شد.

روش دیگر را دارا می باشد. در مطالعه ای پژوهشگران برای پیش بینی بازده خورشیدی از الگوریتم HHO استفاده و جهت بهبود عملکرد آن، مدل ترکیبی آن با شبکه عصبی مصنوعی (ANN-HHO) را ارائه دادند. مدل پیشنهادی هیبریدی ANN-HHO، با دو مدل دیگر به نام SVMR و ANN راجع مقایسه شد. نتایج نشان داد از میان این سه مدل، ANN-HHO بهترین دقت را در پیش بینی بازده خورشیدی در مقایسه با نتایج تجربی واقعی دارا می باشد (Essa et al. 2020). (Milan et al. 2021) از ANFIS جهت برداشت بهینه از منابع آب زیرزمینی استفاده کردند. آن ها با کمک مدل شبیه ساز آب زیرزمینی و یک مدل بهینه ساز تلفیقی سعی در تدوین یک مدل هوشمند جهت برداشت بهینه از منابع آب زیرزمینی داشتند. در ادامه آن ها از سه الگوریتم PSO، GWO و HHO جهت بهبود نتایج ANFIS استفاده کردند. نتایج پژوهش آن ها نشان داد که ANFIS-HHO با دقت قابل قبول تری قادر به پیش بینی می باشد.

در این پژوهش به پیش بینی CEC با استفاده از ANFIS و با در نظر گرفتن درصد پارامترهای ورودی رس، لای، شن گچ و OM پرداخته شده است. از آنجایی که ترکیب پارامترهای ورودی مختلف برای پیش بینی CEC نتایج متفاوتی به همراه دارد و بهترین ترکیب از بین ترکیبات مختلف برای کاهش هزینه و زمان مناسب است، از ترکیب پارامترهای ورودی مختلف الگوهای ورودی تدوین شد.

جدول ۱- خلاصه مشخصات آماری پارامترهای ورودی و خروجی

Table 1 Summary of statistics characteristics of input and output parameters

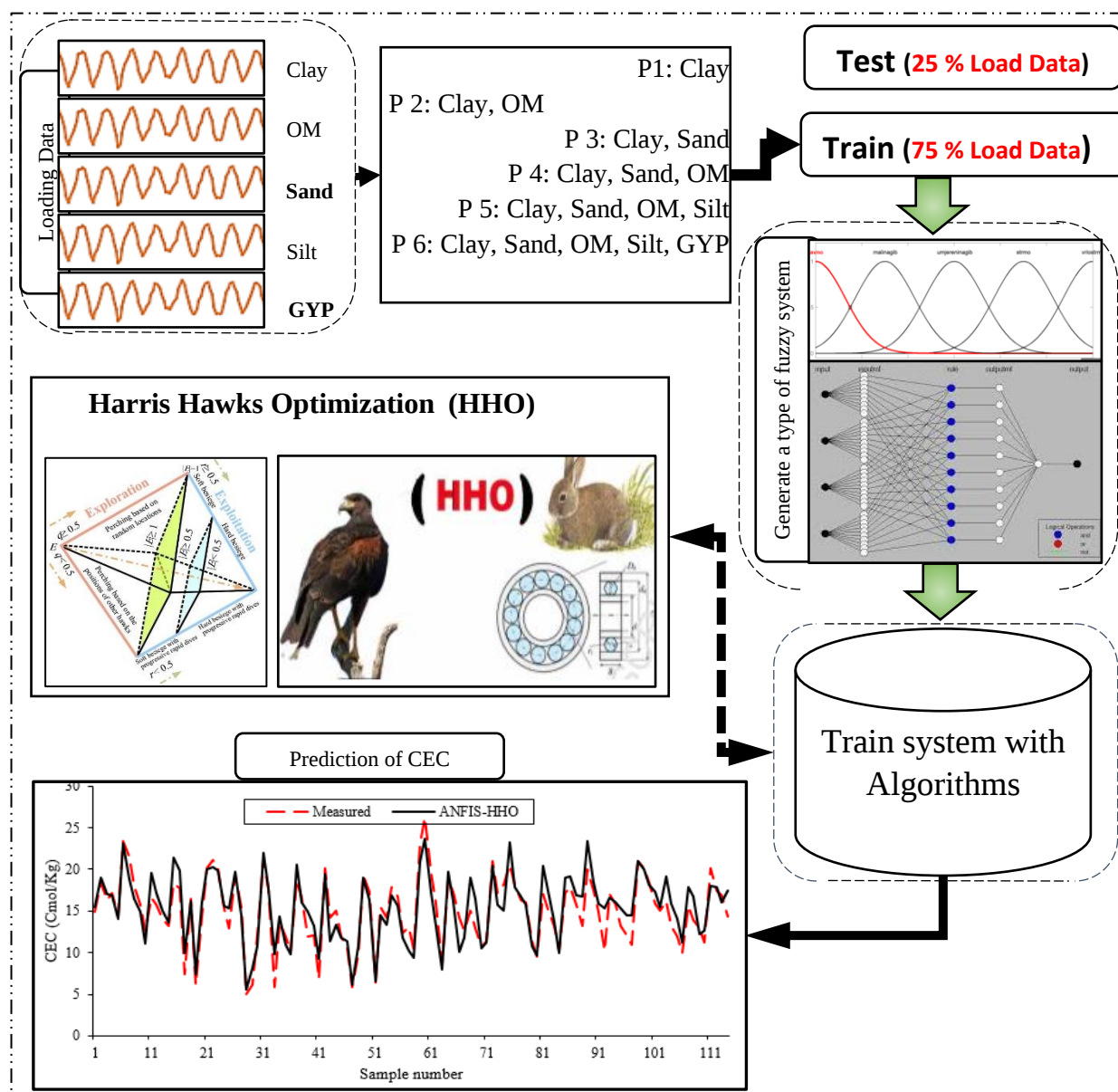
State	Parameters	Input				Output	
		Clay (%)	Silt (%)	Sand (%)	Gypsum (%)	OM (%)	CEC
Training	Data points	266	266	266.0	266	266	266
	Mean	31.0	28.2	40.91	6.42	6.42	14.6
	Max	55.7	50.89	89.32	30.1	1.45	25.9
	Min	3.86	3.03	3.610	0.10	0.00	5.03
	Std	10.1	9.70	16.40	7.13	0.28	4.95
	CV	0.32	0.35	0.40	1.11	0.68	0.34
Testing	Data points	114	114	114	114	114	114
	Mean	31.4	29.7	38.5	10.3	0.48	14.9
	Max	48.9	54.6	89.7	69.2	1.11	26.2
	Min	6.73	3.31	14.0	0.80	0.00	5.02
	Std	9.08	9.21	15.2	12.1	0.27	4.13
	CV	0.27	0.31	0.39	1.18	0.57	0.27

محتوای آن ها شامل CEC، رس، لجن، شن، ماسه، گچ و مواد آلی بودند که در آزمایشگاه اندازه گیری شدند. در این پژوهش مقادیر CEC با استفاده از روش Bower تعیین شد

در مطالعه حاضر ۸۰ مکان با فاصله تقریبی ۱۰۰۰ m بر روی نقشه در مقیاس ۱ به ۲۵۰۰۰ مورد بررسی قرار گرفت. نمونه هایی که از مکان های مورد بررسی منطقه برداشت شد،

تمیز" استفاده می‌شود (Jafarzadeh et al. 2016). مواد آلی در خاک از کربن، اکسیژن، هیدروژن، نیتروژن، فسفر و گوگرد تشکیل شده است که مخلوط پیچیده‌ای از موادی است که از قسمت‌های تازه گیاهان و حیوانات رسوب شده گرفته تا ترکیبات آلی قابل تجمع باقیمانده را در برمی‌گیرد. بنابراین، نوع و مقدار رس و مواد آلی به میزان زیادی بر CEC خاک تأثیر می‌گذارد (Parker 2009).

(Jafarzadeh et al. 2016). از کل ۳۸۰ نمونه به‌طور تصادفی ۲۶۶ نمونه برای آموزش مدل و از ۱۱۴ نمونه باقیمانده برای آزمایش مدل‌ها استفاده شد. اندازه ذرات شن و ماسه بین ۲ تا ۰/۰۵ mm، لجن ۰/۰۵ تا ۰/۰۲ mm و خاک رس کمتر از ۰/۰۲ mm است (جدول ۱). گچ یک ماده معدنی نرم است که به‌طور طبیعی وجود دارد و در درجه اول در کشاورزی به‌عنوان یک تهویه و کود خاک "سبز



شکل ۱- فلوجارت پیشنهادی پژوهش پیشرو

Fig. 1 research method flowchart

اندازه‌گیری شد که به‌عنوان داده‌های ورودی به مدل است. از آنجایی که ترکیب پارامترهای ورودی دقت مختلفی دارند و یکی از اهداف پژوهش پیش‌بینی با مناسب‌ترین دقت است

۲-۲- روش پژوهش

با توجه به اینکه هدف این پژوهش پیش‌بینی مناسب مقدار CEC است، در ابتدا عوامل مؤثر بر مقدار تغییرات CEC

مقادیر بین مشاهداتی و شبیه‌سازی شده می‌باشد. در نهایت نیز مقادیر کاتیون جذبی به وسیله مدل آموزش داده شده تخمین زده می‌شود.

۳-۲- سامانه استنتاج عصبی فازی تطبیقی

در سال ۱۹۹۳ از ترکیب مدل شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاج فازی، مدل استنتاج فازی-عصبی تطبیقی ارائه شد (Jang 1993). در سیستم فازی - عصبی متداول‌ترین روش آموزش، سامانه استنتاج فازی نوع ساچینو می‌باشد که از الگوریتم یادگیری پیوندی برای تعیین پارامترهای سیستم فازی به منظور آموزش مدل استفاده می‌کند. برای دو ورودی (x_2, x_1) از نوع Sugeno و با قوانین فازی if-then، با خروجی y ، ساختار ANFIS را می‌توان به صورت رابطه‌های (۱) و (۲) توصیف کرد.

$$\text{Rule 1: If } (x_1 \text{ is } A_1) \text{ and } (x_2 \text{ is } B_1) \text{ then } f_1 = p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1 \quad (1)$$

$$\text{Rule 2: If } (x_1 \text{ is } A_2) \text{ and } (x_2 \text{ is } B_2) \text{ then } f_2 = p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2 \quad (2)$$

فازی را طی فرآیند غیرفازی سازی به خروجی غیرفازی تغییر شکل می‌دهد.

۴-۲- الگوریتم شکار HHO

این الگوریتم توسط Heidari et al. (2019) ارائه گردید. به مانند خیلی از الگوریتم‌های تکاملی این الگوریتم نیز الهام گرفته از طبیعت و مبتنی بر جمعیت می‌باشد. این الگوریتم بر پایه شکار خرگوش توسط شاهین هریس مدل‌سازی شده است و شامل مراحل زیر می‌باشد.

۴-۲-۱- مراحل انجام الگوریتم بهینه‌سازی HHO

در HHO، راه‌حل‌ها انتخابی هستند و بهترین راه‌حل انتخابی در هر مرحله به عنوان طعمه مورد نظر یا تقریباً بهینه در نظر گرفته می‌شود. در HHO، شاهین‌های هریس به طور تصادفی در برخی مکان‌ها می‌نشینند و منتظر می‌مانند تا طعمه‌ای را بر اساس دو استراتژی شناسایی کنند. موقعیت شاهین‌های هریس از نظر ریاضی به شرح رابطه (۳) است.

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - r_1 |X_{rand}(t) - 2r_2 X(t)| & q \geq 0.5 \\ (X_{rabbit}(t) - X_m(t)) - r_3(LB + r_4(UB - LB)) & q < 0.5 \end{cases} \quad (3)$$

LB و UB مرزهای بالا و پایین متغیرها را نشان می‌دهند، $X_{rand}(t)$ یک شاهین است که به طور تصادفی از جمعیت فعلی انتخاب شده است و X_m موقعیت متوسط جمعیت

لذا ترکیب پارامترهای مختلفی بر اساس بیش‌ترین ضریب همبستگی بین پارامترهای ورودی و خروجی حدود ۶ الگوی ورودی مختلف تدوین گردید. در ادامه هر الگوریتم ورودی توسط انفیس و مدل توسعه یافته شده آن ANFIS-HHO اجرا و توسط معیارهای ارزیابی مختلف مورد مقایسه و تحلیل قرار گرفت. در مدل توسعه داده شده انفیس، به جای استفاده از الگوریتم‌های موجود در ساختار انفیس جهت آموزش آن از الگوریتم‌های تکاملی جهت آموزش استفاده می‌گردد. روند اجرای مدل توسعه یافته مطابق شکل (۱) است. بدین صورت که ابتدا الگوهای ورودی مختلف به عنوان ورودی به مدل داده می‌شوند سپس نوع تابع فازی و ساختار انفیس تدوین می‌گردد. مدل تدوین شده انفیس با الگوریتم‌های تکاملی مختلف جهت برآوردن نتایج بهتر آموزش داده می‌شود. بنابراین در این ساختار تابع هدف حداقل کردن اختلاف

که، A و B به ترتیب مجموعه‌های فازی هستند، q، و p و r پارامترهای نتیجه مدل هستند که در مرحله آموزش ارزیابی می‌شوند. ساختار ANFIS شامل ۵ لایه می‌باشد. لایه اول یا لایه ورودی، در این لایه ورودی‌ها از توابع عضویت مختلف عبور کرده و درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از توابع عضویت مشخص می‌شود. توابع عضویت انواع مختلفی دارد که می‌توان به توابع مثلثی، دوزنقه‌ای، گوسی و تابع زنگوله‌ای اشاره کرد. در این پژوهش از تابع عضویت گوسی استفاده شده است. در لایه دوم یا گره قانده که در آن مقادیر ورودی به هر گره در هم ضرب شده و حاصل که وزن قانون‌ها می‌باشد به دست می‌آید. در این لایه از عملگر "AND" استفاده شده است. لایه سوم، گره‌های این لایه وزن قانون‌ها را نرمال‌سازی می‌کنند. گره‌های نتیجه که لایه قوانین نامیده می‌شود و در این لایه قانون‌ها به دست می‌آیند. لایه پنجم آخرین لایه شبکه است شامل یک تک گره بوده که با جمع کردن همه مقادیر ورودی به آن، خروجی کلی سیستم را محاسبه می‌کند. این لایه نتایج هر قانون

که $X(t+1)$ بردار موقعیت شاهین‌ها در تکرار بعدی t است، $X_{rabbit}(t)$ موقعیت خرگوش است، $X(t)$ بردار موقعیت فعلی شاهین‌ها است، r_1, r_2, r_3, r_4 و q اعداد تصادفی بین (۰-۱) هستند، که در هر تکرار به روز می‌شوند،

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E|JX_{rabbit}(t) - X(t)| \quad (6)$$

$$\Delta X(t) = X_{rabbit}(t) - X(t) \quad (7)$$

که، $\Delta X(t)$ تفاوت بین بردار موقعیت خرگوش و مکان فعلی در تکرار t است، r_5 یک عدد تصادفی در بازه $(0,1)$ ، $J=2$ قدرت پرش تصادفی خرگوش را در تمام مراحل فرار نشان می‌دهد.

ب- محاصره سخت

طعمه بسیار خسته شده و انرژی فرار کمی دارد وقتی $r \geq 0.5$ و $|E| < 0.5$ باشد. به علاوه شاهین‌های هریس به سستی طعمه موردنظر را محاصره می‌کنند تا سرانجام ضربه شگفت‌آور را انجام دهند. در این وضعیت، موقعیت‌های فعلی با استفاده از رابطه (۸) به‌روز می‌شوند.

$$X(t+1) = X_{rabbit}(t) - E|\Delta X(t)| \quad (8)$$

برای انجام یک محاصره نرم، شاهین‌ها می‌توانند حرکت بعدی خود را بر اساس قانون اشاره شده در رابطه (۹) ارزیابی کنند:

$$Y = X_{rabbit}(t) - E|JX_{rabbit}(t) - X(t)| \quad (9)$$

آن‌ها بر اساس الگوی مبتنی بر LF با استفاده از رابطه (۱۰) تبعیت می‌کنند.

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (10)$$

که، D بعد مسئله و S یک بردار تصادفی با اندازه D_1 و LF تابع پرواز دریافتی است که با استفاده از رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود:

$$LF(x) = 0.01 \times \frac{u \times \sigma}{|v|^{\beta}}, \sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{1+\beta}{2}) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (11)$$

این پژوهش از الگوریتم HHO برای آموزش و بهبود ساختار ANFIS استفاده شده است.

۲-۵- شاخص‌های ارزیابی دقت مدل‌ها

برای ارزیابی دقت مدل‌های تخمین‌گر پیشنهادی از شاخص‌های عملکردی از قبیل میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد میانگین مطلق خطا (MAPE)، شاخص همبستگی محاسبه شده (CC)، شاخص (PBIAS) شاخص و (WI) استفاده شده است که از طریق رابطه‌های (۱۳) الی (۱۷) محاسبه می‌شوند (sherafati et al. 2020).

فعلی شاهین‌ها است. موقعیت متوسط شاهین‌ها با استفاده از رابطه (۴) به‌دست می‌آید.

$$X_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (4)$$

که، $X_i(t)$ محل قرارگیری هر شاهین را با تکرار t نشان می‌دهد و N تعداد کل شاهین‌ها را نشان می‌دهد. انرژی طعمه در طی رفتار فراری به میزان قابل‌توجهی کاهش می‌یابد. برای مدل‌سازی این واقعیت، انرژی یک طعمه به‌صورت رابطه (۵) مدل می‌شود.

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (5)$$

که، E نشان‌دهنده فرار انرژی از طعمه است، T حداکثر تعداد تکرار است و E_0 حالت اولیه انرژی آن است. در HHO، E_0 به‌طور تصادفی در داخل بازه $(-1, 1)$ در هر تکرار تغییر می‌کند. شاهین‌ها روند محاصره را تشدید می‌کنند تا طعمه خسته شده را بدون زحمت بگیرند. برای مدل‌سازی این استراتژی و فعال کردن HHO برای تغییر روند نرم و محاصره سخت، از پارامتر E استفاده شده است. در این رابطه، هنگامی که $|E| \geq 0.5$ ، محاصره نرم رخ می‌دهد و هنگامی که $|E| < 0.5$ ، محاصره سخت رخ می‌دهد.

الف- محاصره نرم

خرگوش هنوز انرژی کافی دارد اگر $r \geq 0.5$ و $|E| \geq 0.5$ باشد و سعی می‌کند با پرش‌های گمراه‌کننده تصادفی فرار کند. شاهین‌های هریس آن را به آرامی محاصره می‌کنند تا خرگوش بیش‌تر خسته شود و سپس پرش غافلگیرانه را انجام دهد. این رفتار با قوانین ارائه شده در رابطه‌های (۶) و (۷) الگوبرداری می‌شود.

که، u و v مقادیر تصادفی در بازه $(-1, 1)$ هستند، β یک عدد ثابت پیش‌فرض $1/5$ است. از این‌رو، استراتژی نهایی برای به‌روزرسانی موقعیت شاهین‌ها در مرحله محاصره نرم می‌تواند توسط رابطه (۱۲) انجام شود:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (12)$$

Y و Z با استفاده از رابطه‌های (۹) و (۱۰) به‌دست می‌آیند. در

$$MAPE = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \left| \frac{CEC_o - CEC_e}{CEC_o} \right| \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} ((CEC_o) - (CEC_e))^2} \quad (13)$$

$$CC = \frac{\sum_{j=1}^{N_s} ((CEC_o) - (\overline{CEC_e}))((CEC_e) - (\overline{CEC_o}))}{\sqrt{\sum_{j=1}^{N_s} ((CEC_o) - (\overline{CEC_o}))^2 \sum_{j=1}^{N_s} ((CEC_e) - (\overline{CEC_e}))^2}} \quad (15)$$

شاخص WI هرچه به عدد یک نزدیک تر باشد نشان دهنده عملکرد بهتر مدل می باشد.

$$WI = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^{N_s} ((CEC_o) - (CEC_e))^2}{\sum_{i=1}^{N_s} (|CEC_e - \overline{CEC_o}| + |CEC_e - \overline{CEC_o}|)^2} \right] \quad (16)$$

$$PBIAS = \left[\frac{\sum_{i=1}^{N_s} ((CEC_o) - (CEC_e))}{\sum_{i=1}^{N_s} (CEC_o)} \right] \quad (17)$$

۳- یافته ها و بحث

در این پژوهش از مدل انفیس جهت پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیون استفاده شده است. همچنین جهت بهبود عملکرد آن از الگوریتم جدید شاهین هریس استفاده گردید. از پارامترهای رس، سیلت، ماسه، گچ و OM جهت پیش بینی استفاده شده است. پارامترهای ورودی به جهت انتخاب بهترین ترکیب از بین آن ها باهم ترکیب و الگوهای مختلفی تدوین شد. این الگوها با توجه به جدول (۲) تدوین شدند. بدین صورت که هرکدام از پارامترهای ورودی که بیشترین همبستگی با پارامتر خروجی داشت به عنوان یک الگوی ورودی در نظر گرفته شد (جدول ۲).

که، CEC_o و CEC_e به ترتیب جذب کاتیونی اندازه گیری شده و شبیه سازی شده و N_s اندازه نمونه می باشند. در صورتی که $RMSE$ و $MAPE$ به صفر نزدیک تر باشند نشان از عملکرد مناسب مدل می باشد. CC میزان همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی را نشان می دهد، مقدار آن باید بین +۱ و -۱ باشد و هر چه مقدار آن به ۱ نزدیک تر باشد نشان دهنده همبستگی مثبت می باشد. هر چه مقدار آن به -۱ نزدیک تر باشد به مفهوم همبستگی عکس بین مقادیر اندازه گیری شده و شبیه سازی شده می باشد. در نهایت مقدار

جدول ۲- ماتریس همبستگی داده های استفاده شده

Table 2 Correlation matrix of the used data

	Clay (%)	Silt (%)	Sand (%)	Gypsum (%)	OM (%)	CEC (cmol/kg)
Clay (%)	1	0.37*	-0.82*	0.03	0.06	0.61*
Silt (%)	0.37*	1	-0.83*	-0.03	0.18*	0.37*
Sand (%)	-0.82*	-0.83*	1	-0.002	-0.14*	-0.59*
Gypsum (%)	0.03	-0.03	-0.002	1	-0.27*	-0.17*
OM (%)	0.06	0.18*	-0.14*	-0.27*	1	0.59*
CEC (Cmolc/Kg)	0.62*	0.37*	-0.59*	-0.17*	0.59*	1

* at 0.05 level of significance

رس، OM، ماسه، سیلت، و گچ می باشد. این شش الگو با دو مدل ANFIS و HHO - ANFIS اجرا و نتایج آن ها مورد ارزیابی قرار گرفت که در ادامه به تشریح آن ها پرداخته شده است.

ساختار و معماری در نظر گرفته شده برای دو مدل ANFIS و HHO - ANFIS مطابق جدول (۴) است. در این ساختار مقادیر در نظر گرفته شده از بین بازه مقادیر مختلف انتخاب شده است و نتایج به ازای مقادیر مذکور به بالاترین دقت ممکن رسیده است. از سامانه فازی نوع ساچنو جهت تدوین قوانین و ارزیابی خروجی استفاده شده است. از آنجایی که این نوع فازی دارای خروجی به صورت توابع است، تابع خطی به عنوان مناسب ترین تابع انتخاب گردید. نوع توابع عضویت پارامترهای از نوع گوسین انتخاب و حداکثر تعداد

جدول ۳- الگوهای ورودی مختلف

Table 3 Different input patterns

Pattern	Inputs	Output
P1	Clay	CEC (cmol/kg)
P2	Clay and OM	
P3	Clay and Sand	
P4	Clay & Sand and OM	
P5	Clay & Sand & OM and Silt	
P6	Clay & Sand & OM & Silt and GYP	

در ادامه الگوی دوم از ترکیب الگوی اول با دومین پارامتری که بیشترین همبستگی را با پارامتر خروجی داشت تعیین شد. برای ترکیب سوم هم به همین صورت تدوین انجام و در نهایت شش الگوی ورودی مطابق جدول (۳) ایجاد گردید. مشاهده می گردد که بیشترین همبستگی بین پارامترهای ورودی و خروجی به ترتیب

پارامترهای OM, Sand, Clay و GYP مشارکت داشتند. معیارهای ارزیابی خطا CC, WI, MAPE و RMSE برای داده‌های آزمون به‌ترتیب برابر ۰/۸۹، ۰/۷۶، ۰/۱۲ و ۲/۰۲ cmol/kg می‌باشد. اما الگوی ورودی P6 که تمام پارامترهای ورودی را شامل می‌گردد، دارای بیشترین دقت در پیش‌بینی CEC می‌باشد. در این الگو مقادیر خطا CC, WI, MAPE و RMSE برای داده‌های آزمون به‌ترتیب برابر ۰/۹۰، ۰/۷۵، ۰/۱۱ و ۱/۸۹ cmol/kg به‌دست آمد. نتایج نشان دادند الگوی P1 که شامل تنها پارامتر Clay بود، بدترین دقت را داشت. در این الگو نتایج معیارهای ارزیابی بیان می‌کند که تنها با داشتن یک پارامتر ورودی که بیش‌ترین همبستگی با پارامتر خروجی دارد نمی‌توان مقادیر کاتیون جذبی را پیش‌بینی نمود درحالی‌که با افزایش پارامتر دومی مانند OM دقت عملکرد مدل به مقدار زیادی افزایش می‌یابد. با افزایش تعداد پارامترهای ورودی در حالت کلی عملکرد مدل بخصوص ANFIS-HHO افزایش می‌یابد که می‌تواند نتیجه گرفت روابط غیرخطی و نسبتاً پیچیده‌ای بین پارامترهای ورودی و خروجی وجود دارد که برای داشتن دقت مناسب و تشخیص درست این روابط نیازمند مشارکت تعداد زیادی از پارامترهای ورودی در نظر گرفته‌شده می‌باشد. عملکرد الگوریتم HHO در آموزش شبکه انفیس مثبت ارزیابی می‌شود و ملاحظه می‌گردد در تمام الگوها دقت پیش‌بینی را تا حدود زیادی بهبود بخشیده است. به‌عنوان نمونه در الگوی که ANFIS بیش‌ترین دقت ممکن را داشته است، عملکرد HHO - ANFIS بهتر از نتایج ANFIS بوده است و الگوریتم مذکور توانسته در حالت کلی دقت عملکرد ANFIS را بالا ببرد. از نقاط ضعف عملکرد ANFIS می‌توان به اختلاف دقت بین داده‌های آموزش و آزمون اشاره کرد. داده‌های آموزش با دقت بسیار مناسبی برازش داده می‌شوند اما داده‌های آزمون با مدل آموزش‌دیده از دقت کم‌تری برخوردار هستند که می‌توان چنین بیان کرد این اختلاف فاحش به دام افتادن انفیس در نقاط بهینه‌های محلی به هنگام آموزش مدل هستند. به‌نوعی الگوریتم‌هایی که جهت آموزش ANFIS تعبیر شده‌اند دارای قابلیت و توانایی کافی تشخیص نقاط بهینه محلی را ندارند، در صورتی‌که این ضعف در مدل ANFIS - HHO دیده نمی‌شود و استفاده از الگوریتم‌های تکاملی تا حدود چنین مشکلی را برطرف کرده است.

تکرار نیز ۱۵۰۰ تکرار انتخاب شد (جدول ۴). در مدل ANFIS - HHO تعداد جمعیت منتخب ۳۰ در نظر گرفته شد. حداکثر تعداد تکرار ۲۰۰۰ تکرار بود. دقت مدل نیز از تکرار ۲۰۰۰ به بعد تغییری ایجاد نشد. سایر پارامتر و مقادیر تعیین‌شده جهت ساختار هر دو مدل در جدول (۴) قابل‌مشاهده می‌باشد.

جدول ۴- پارامترها و مشخصات ANFIS و ANFIS-HHO برای پیش‌بینی CEC

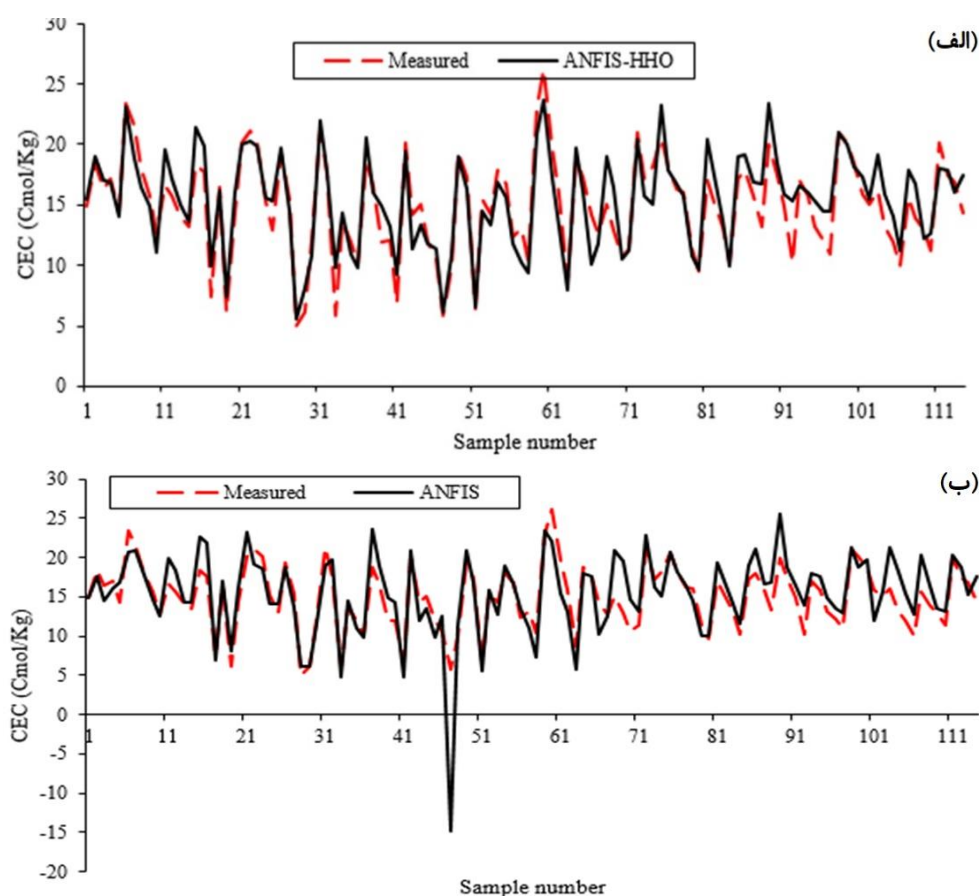
Parameter	Value	
	ANFIS	ANFIS-HHO
Fuzzy structure	Sugeno-type	-
Initial FIS for training	Genfis3	-
The type of membership functions	Gaussian	-
The membership function of output	Linear	-
Optimization method	Hybrid	-
Number of fuzzy rules	10	-
The maximum number of epochs	1500	-
Number of search agent	-	30
Iteration number	-	2000
β	-	1.5
Range partitions (weights and biases)	-	[-3, +3]
Number of fuzzy rules	-	10
Population size	-	30

در جدول (۵) نتایج معیارهای ارزیابی خطا برای داده‌های آموزش و آزمون به‌صورت مجزا محاسبه‌شده است. از آنجایی‌که معیار انتخاب مدل برتر با توجه به معیارهای ارزیابی، داشتن مقادیر مناسب معیارهای ارزیابی در قسمت آزمون الگوها می‌باشد اما باید به این نکته نیز توجه داشت معیارهای ارزیابی داده‌های آموزش نیز در محدوده خطای مناسبی باشد. بنابراین می‌توان گفت الگو و مدل دقت پیش‌بینی مناسبی دارد که معیار ارزیابی خطای مناسبی در داده‌های آموزش و آزمون داشته باشد. با این توصیف می‌توان الگوی P5 و P6 را به ترتیب مناسب‌ترین الگو جهت پیش‌بینی مقادیر ظرفیت کاتیون انتخاب نمود. در الگوی P5

جدول ۵- نتایج معیارهای ارزیابی خطا برای ANFIS - HHO و ANFIS

Table 5 Results of error evaluation criteria for ANFIS and ANFIS - HHO

Pattern	Model	RMSE		MAPE		CC		WI		P BIAS	
		training	testing	training	Testing	training	testing	training	testing	training	testing
P1	ANFIS	3.41	4.95	0.19	0.25	0.73	0.34	0.82	0.74	1.14	-2.06
	ANFIS-HHO	3.53	3.20	0.22	0.19	0.71	0.64	0.79	0.63	-1.03	-1.38
P2	ANFIS	4.05	5.87	0.14	0.22	0.72	0.46	0.84	0.84	-0.28	-4.32
	ANFIS-HHO	2.54	2.38	0.15	0.14	0.86	0.84	0.91	0.75	0.71	-3.22
P3	ANFIS	2.48	4.42	0.14	0.22	0.87	0.54	0.93	0.77	0.80	0.82
	ANFIS-HHO	3.33	2.94	0.20	0.17	0.74	0.72	0.83	0.70	-0.37	-1.45
P4	ANFIS	2.22	5.32	0.12	0.21	0.90	0.45	0.94	0.81	2.03	-4.99
	ANFIS-HHO	2.25	2.36	0.13	0.13	0.89	0.84	0.94	0.75	0.82	-2.38
P5	ANFIS	1.98	4.69	0.12	0.16	0.91	0.60	0.95	0.82	-0.98	-1.40
	ANFIS-HHO	2.18	2.02	0.14	0.12	0.90	0.89	0.94	0.76	1.42	-2.68
P6	ANFIS	1.88	3.28	0.10	0.17	0.91	0.79	0.95	0.84	-0.04	-0.93
	ANFIS-HHO	2.11	1.89	0.13	0.11	0.91	0.90	0.95	0.75	1.00	-2.66



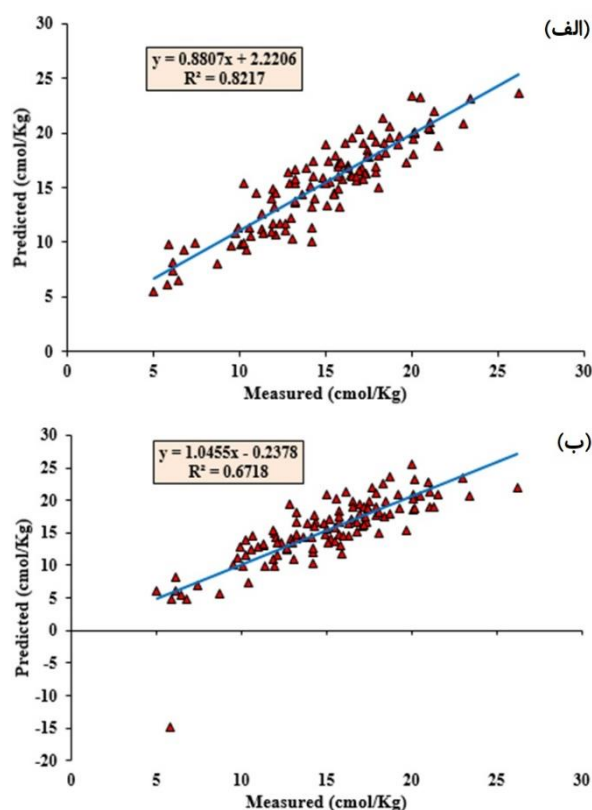
شکل ۲- سری زمانی مقدار پیش‌بینی‌شده و اندازه‌گیری شده CEC توسط (داده‌های آزمون)، الف-ANFIS-HHO، ب-ANFIS

Fig. 2 Time series of values predicted and measured by CEC (test data): a) ANFIS-HHO, and b) ANFIS

ترسیم داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی هر یک از مدل‌ها در مقابل هم و نسبت به خط رگرسیونی نشان داد که تراکم نقاط نسب به خط رگرسیون در مدل ANFIS-HHO بیشتر از ANFIS می‌باشد. شکل (۳-الف) بیان می‌کند که مقدار ضریب تبیین برای داده‌های مدل ANFIS-HHO برابر ۰/۸۲ می‌باشد در صورتی که این ارزش برای مدل ANFIS برابر ۰/۶۸ است. در شکل (۳-ب) تراکم داده‌ها نسبت به خط رگرسیون به‌وفور دیده می‌شود و این نشان می‌دهد در گام‌های زیادی مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده اختلاف چشم‌گیری وجود دارد که این نکته در شکل (۲) نیز دیده شد. با در نظر گرفتن این نکته که هر چه داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده به همدیگر نزدیک باشند تراکم داده‌ها بیشتر و به خط رگرسیون نیز نزدیک‌تر می‌شود عملکرد بهتر مدل را می‌رساند می‌توان کیفیت عملکرد و دقت هر دو مدل را در این شکل‌ها مقایسه کرد و در این صورت عملکرد مناسب الگوریتم HHO در آموزش ANFIS مشخص می‌گردد.

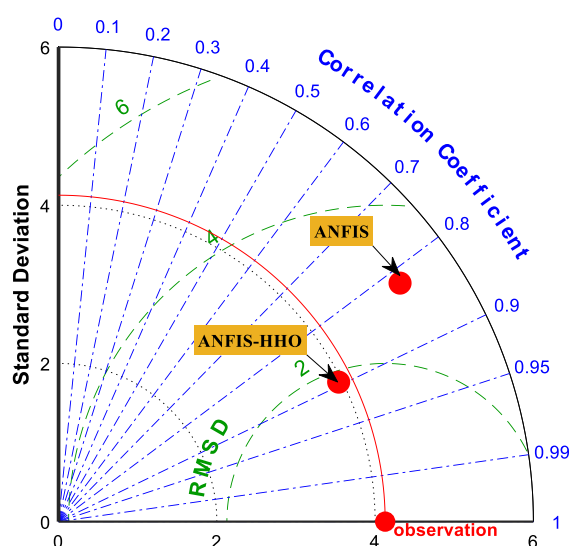
در دیاگرام تیلور محور افقی و عمودی مقدار انحراف از معیار را نشان می‌دهد که هرچقدر به مقدار صفر نزدیک‌تر باشد نشان از عملکرد مناسب مدل بوده است. کمان ربع مقدار ضریب همبستگی را نشان می‌دهد که مقدار آن از بین صفر تا ۱۰۰ متغیر است. هر مدلی که مقدار آن به ۱۰۰ نزدیک‌تر باشد نشان از همبستگی قوی بین مدل و داده‌های مشاهداتی می‌باشد. کمان‌های سبز رنگ در ربع دایره که به‌صورت خط تیره کشیده شده‌اند نیز بیانگر مقدار RMSD می‌باشد. هر مدلی که به مقدار صفر نزدیک‌تر باشد نشان می‌دهد که با دقت مناسبی ارزیابی کرده است. براین اساس مطابق شکل (۴) دیاگرام تیلور برای دو روش ترسیم شده است. در دیاگرام تیلور محور افقی و عمودی بیانگر مقدار ضریب تغییرات و کمان ربع دایره نیز بیانگر ضریب همبستگی می‌باشد. کمان‌هایی که در داخل ربع کشیده شده‌اند نیز بیانگر مقدار RMSD می‌باشد. هرچقدر که مقادیر این شاخص‌ها برای هر یک از مدل‌ها به مقادیر داده‌های مشاهداتی نزدیک‌تر باشد بیانگر مناسب بودن مدل می‌باشد. بدیهی است که مقادیر مدل‌ها هرچقدر به داده‌های مشاهداتی نزدیک باشد بیانگر ضریب همبستگی قوی بین مقادیر مشاهداتی و مدل مذکور است. با این توصیف نتایج

شکل (۲) مقادیر داده‌های آزمون اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در گام‌های مختلف را نشان می‌دهد. این شکل بیان می‌کند که از نظر چشمی مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مدل ANFIS-HHO به هم نزدیک و از تطابق قابل قبولی برخوردار هستند. در این شکل همچنین در گام‌هایی که قله و یا حالت قعر ایجاد شده است، مدل به‌خوبی توانسته تغییرات ناگهانی روند را تشخیص و با دقت مناسبی پیش‌بینی کند. در شکل (۲-ب) مقادیر پیش‌بینی شده به‌وسیله ANFIS در برخی گام‌ها مشاهده می‌گردد که تطابق قابل بین دو مقادیر وجود ندارد. به‌عنوان نمونه در گام ۴۸ مقادیر پیش‌بینی شده توسط ANFIS از دقت مناسبی برخوردار نبوده است. در صورتی که یکی از نقاط قوت مدل‌ها تشخیص و توانایی تخمین مناسب داده‌هایی که خارج از محدوده میانگین هستند که از آن‌ها داده‌های خارج از حد یا به‌اصطلاح داده‌های پرت عنوان می‌شود. با این وجود از مقایسه دو شکل این نتیجه استنباط می‌گردد که دقت مدل ANFIS-HHO همانند معیارهای ارزیابی خطا بهتر از ANFIS بوده است.



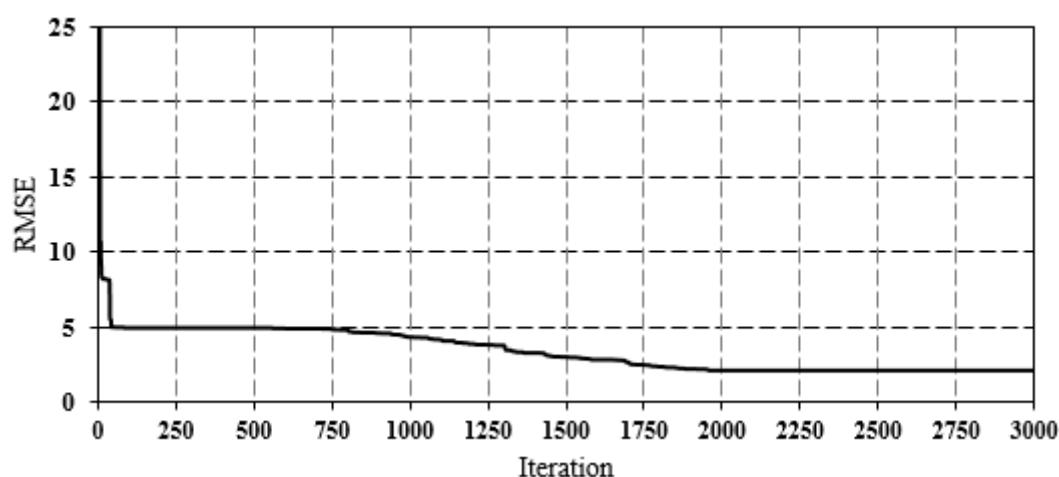
شکل ۳- مقدار پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده CEC توسط (داده‌های آزمون)، (الف): ANFIS-HHO، (ب): ANFIS
Fig. 3 CEC predicted and measured value by (test data), (a) ANFIS-HHO, (b) ANFIS

اولیه به سمت نقطه بهینه دارد). سپس در هر تکرار مقدار به سمت خطای کمتر همگرا شده به طوری که در تکرار ۵۰ به مقدار $RMSE = 5$ رسید. از این تکرار به بعد سرعت همگرایی تا تکرار ۱۰۰۰ کاهش یافته و همواره با شیب ملایمی به سمت همگرایی خطا پیش می‌رود. در نهایت نیز از تکرار حدود ۲۰۰۰ به مقدار ۲/۱ می‌رسد و تا آخرین تکرار مقدار خطا ثابت می‌ماند.



شکل ۴- دیاگرام تیلور
Fig. 4 Taylor diagram

نشان می‌دهد که مدل ANFIS-HHO نسبت به مدل ANFIS در اولویت و کارایی بهتری قرار دارد. مقدار ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل ANFIS-HHO برابر ۰/۹۰ است در حالی که این ضریب برای مدل ANFIS کمتر از ۰/۸۵ می‌باشد. مقدار ضریب تغییرات ANFIS-HHO در حدود ۴/۲ می‌باشد که بسیار به مقدار ضریب تغییرات داده‌های مشاهداتی نزدیک‌تر است. در نهایت نیز مقدار RMSD برای مدل ANFIS-HHO بسیار نزدیک‌تر به داده‌های اندازه‌گیری شده می‌باشد. از آنجایی که مدل ANFIS-HHO در سه شاخص نزدیک‌ترین مدل به مقادیر مشاهداتی بود لذا می‌توان عنوان کرد که این مدل دارای برتری نسبی در پیش‌بینی با دقت مناسب نسبت به مدل دیگر براساس دیاگرام تیلور و شاخص‌های ارزیابی موجود در آن است. شکل (۵) مقادیر خطای RMSE در هر مرحله از تکرار مدل ANFIS-HHO را نشان می‌دهد. از آنجایی که شروع فرایند الگوریتم‌ها از یک فضای جستجوی تصادفی و براساس جمعیت‌های اولیه در نظر گرفته شده انجام می‌گردد. HHO در ابتدای شروع فرایند از با خطایی $RMSE = 24$ شروع به یافتن بهترین نقطه بهینه کرد. در همان گام‌های ابتدایی به سرعت و با شیب بسیار تند دقت پیش‌بینی را به صورت قابل توجهی بالا برد به طوری که در تکرار زیر ۱۰ به خطای $RMSE = 8$ رسید (در واقع می‌توان چنین بیان کرد که HHO دارای سرعت همگرایی بسیار بالایی در تکرارهای



شکل ۵- مقادیر همگرایی خطا در هر تکرار از اجرای ANFIS-HHO
Fig. 5 Error convergence values in each iteration of ANFIS-HHO implementation

نمودارهای اسکتر پونت نشان دادند که الگوریتم HHO توانایی بالایی در بهبود عملکرد ANFIS دارد و مدل هیبریدی HHO - ANFIS قابلیت پیش‌بینی مقادیر جذب کاتیونی در خاک با اطمینان بالا می‌باشد.

در نتیجه با داشتن مقادیر پارامترهای رس، سیلت، ماسه، گچ، و OM و با استفاده از مدل ANFIS HHO به پیش‌بینی مقادیر جذب کاتیونی پرداخت. معیارهای ارزیابی خطا و دیاگرام تیلور به همراه

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش از ANFIS باهدف پیش‌بینی مقادیر تبادل کاتیون جذبی در خاک با در نظر گرفتن پارامترهای ورودی رس، ماسه، گچ، و OM انجام شد. اما از آنجایی که عملکرد آن در داده‌های آزمون ضعیف به دست آمد از یک الگوریتم جدید شاهین هریس HHO جهت بهبود عملکرد آن استفاده شد. عملکرد هر دو مدل در انتخاب بهترین ترکیب از بین پارامترهای ورودی متفاوت بود در نهایت به‌عنوان نتیجه‌گیری می‌توان به موارد ذیل اشاره کرد.

۱- الگوی ANFIS با مشارکت داشتن پارامترهای رس، ماسه، و OM را مناسب‌ترین الگو انتخاب کرد درحالی‌که ANFIS-HHO مشارکت همه پارامترهای ورودی را به‌عنوان مناسب‌ترین الگو که منجر به بالاترین دقت پیش‌بینی می‌شود را انتخاب کرد.

۲- معیارهای ارزیابی و دیاگرام تیلور نشان داد که الگوریتم مورد استفاده توانایی بالایی در دقت پیش‌بینی و آموزش ANFIS دارد.

۳- ANFIS - HHO همچنین توانایی بالایی در تخمین درست مقادیر حداکثر و حداقل مقادیر CEC را داراست درحالی‌که عملکرد ANFIS در این زمینه ضعیف نشان داد.

۴- با در اختیار داشتن تنها مقادیر یک یا دو پارامتر از بین پارامترهای رس، ماسه، گچ، و OM نمی‌توان با دقت مناسبی به پیش‌بینی مقدار CEC پرداخت.

در نتیجه استفاده از مدل هیبریدی موردبررسی در این پژوهش برای رسیدن به دقت مناسب و کاهش هزینه و زمان در پیش‌بینی CEC نسبت به مدل‌های عددی و آزمایشگاهی پیشنهاد می‌گردد.

دسترسی به داده‌ها

داده‌ها حسب درخواست، از طرف نویسنده مسئول از طریق ایمیل قابل ارسال است.

استفاده از مدل هیبریدی پیشنهادی علاوه بر اینکه از دقت قابل قبولی برخوردار است می‌تواند در صرفه‌جویی هزینه‌ها هم بسیار کارآمد و مؤثر واقع گردد. در پژوهش (Shehabeldeen et al. 2019) نشان داده شد، مقادیر اصلاح‌شده ANFIS-HHO به دلیل نقش HHO در انتخاب مقادیر بهینه پارامترهای ANFIS برای به دست آوردن بهترین راه‌حل در مقایسه با مقادیر تجربی از تناسب بهتری برخوردار هستند. نتایج پژوهش (Azar et al. 2021) که از الگوریتم HHO جهت بهینه کردن پارامترهای ANFIS در پیش‌بینی ضریب پخشیدگی طولی رودخانه استفاده کرده بود نیز حاکی از تأیید نتایج این پژوهش می‌باشد. بدون اندازه‌گیری میدانی و بدون صرف زمان و هزینه و با داشتن درصد پارامترهای مؤثر و موردبررسی در این پژوهش می‌توان با اطمینان و دقت بیشتری مقادیر کاتیون جذبی را پیش‌بینی نمود. در بررسی نتایج تدوین الگوهای ورودی مختلف در پیش‌بینی CEC ملاحظه گردید که این پژوهش استفاده از تمام پارامترهای ورودی می‌توان به مناسب‌ترین دقت پیش‌بینی رسید. این در حالی است که اگر محدودیت داده‌برداری از تمام پارامترهای ورودی در نظر گرفته شده نباشد. اما در مواقع خاص و زمانی که برخی پارامترها در دسترس نباشد می‌توان با توجه به نتایج الگوهای ورودی از حداقل پارامترهای ورودی استفاده کرد (مانند الگوی P5 یا الگوی P4). تدوین الگوها همچنین بیان کرد که صرفاً با داشتن یک پارامتر ورودی یا دو پارامتر ورودی که بیش‌ترین همبستگی را با CEC دارند نمی‌توان با دقت مناسبی آن را پیش‌بینی کرد. در نتیجه برای داشتن حداقل دقت قابل قبول نیاز به پارامترهایی مانند Sand، Clay و OM می‌باشد. به عبارت دیگر الگوهایی با حداقل ترکیب سه پارامتر ورودی مؤثر هستند. استفاده از الگوهای P4 تا P6 به محدودیت‌های ممکن مانند هزینه، امکانات بستگی دارد.

References

Azar, N. A., Milan, S. G. and Kayhomayoon, Z. (2021). The prediction of longitudinal dispersion coefficient in natural streams using LS-SVM and ANFIS optimized by Harris

hawk optimization algorithm. J. Contam. Hydrol., 103781.

Bui, D. T., Moayedi, H., Kalantar, B., Osouli, A., Pradhan, B., Nguyen, H. and Rashid, A. S. A. (2019). A novel swarm intelligence—Harris hawks optimization for spatial assessment of

- landslide susceptibility. *J. Sensors*, 19(16), 3590.
- Czarnecki, S. and Düring, R. A. (2015). Influence of long-term mineral fertilization on metal contents and properties of soil samples taken from different locations in Hesse, Germany. *J. Soil*, 1(1), 23-33.
- Essa, F. A., Abd Elaziz, M. and Elsheikh, A. H. (2020). An enhanced productivity prediction model of active solar still using artificial neural network and Harris Hawks optimizer. *Appl. Therm. Eng.*, 170, 115020.
- Gruszczynski, S. (2009). Assessment of suitability of various models for estimating cation exchange capacity (CEC). *Pol. J. Soil. Science*. 42(1). 16-29.
- Heidari, A. A., Mirjalili, S., Faris, H., Aljarah, I., Mafarja, M. and Chen, H. (2019). Harris hawks optimization: Algorithm and applications. *Future Gener. Comput. Syst.*, 97, 849-872. Doi: 10.1016/j.future.2019.02.028.
- Jafarzadeh, A. A., Pal, M., Servati, M., FazeliFard, M. H. and Ghorbani, M. A. (2016). Comparative analysis of support vector machine and artificial neural network models for soil cation exchange capacity prediction. *Int. J. Environ. Sci. Technol.*, 13(1). 87-96.
- Jang, J. S. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Trans. Syst. Man. Cybernet.*, 23(3), 665-685.
- Kvalheim, O. M. (2010). Interpretation of partial least squares regression models by means of target projection and selectivity ratio plots. *J. Chemomet.*, 24(7-8). 496-504.
- Liao, K., Xu, S., Wu, J., Zhu, Q. and An, L. (2014). Using support vector machines to predict cation exchange capacity of different soil horizons in Qingdao City, China. *J. Plant Nut. Soil Sci.*, 177(5), 775-782.
- Milan, S. G., Roozbahani, A., Azar, N. A. and Javadi, S. (2021). Development of adaptive neuro fuzzy inference system-evolutionary algorithms hybrid models (ANFIS-EA) for prediction of optimal groundwater exploitation. *J. Hydrol.*, 598, 126258.
- Moayedi, H., Gör, M., Lyu, Z. and Bui, D. T. (2020). Herding Behaviors of grasshopper and Harris hawk for hybridizing the neural network in predicting the soil compression coefficient. *Measur.*, 152. 107389.
- Pachepsky, Y. A., Timlin, D. and Varallyay, G. Y. (1996). Artificial neural networks to estimate soil water retention from easily measurable data. *J. Soil Sci. Soc. Am.*, 60(3), 727-733.
- Parker, R. (2009). *Plant & soil science: Fundamentals & applications*. Cengage Learning.
- Sammen, S. S., Ghorbani, M. A., Malik, A., Tikhamarine, Y., AmirRahmani, M., Al-Ansari, N. and Chau, K. W. (2020). Enhanced artificial neural network with harris hawks optimization for predicting scour depth downstream of ski-jump spillway. *J. Appl. Sci.*, 10(15), 5160.
- Sharafati, A., Haghbin, M., Aldlemy, M. S., Mussa, M. H., Al Zand, A. W., Ali, M. and Yaseen, Z. M. (2020). Development of advanced computer aid model for shear strength of concrete slender beam prediction. *J. Appl. Sci.*, 10(11), 3811.
- Shehabeldeen, T. A., Abd Elaziz, M., Elsheikh, A. H. and Zhou, J. (2019). Modeling of friction stir welding process using adaptive neuro-fuzzy inference system integrated with Harris hawks optimizer. *J. Mat. Res. Technol.*, 8(6). 5882-5892.
- Tang, L., Zeng, G., Nourbakhsh, F. and Shen, G. L. (2009). Artificial neural network approach for predicting cation exchange capacity in soil based on physico-chemical properties. *J. Environ. Eng. Sci.*, 26(1), 137-146.
- Tikhamarine, Y., Souag-Gamane, D., Ahmed, A. N., Sammen, S. S., Kisi, O., Huang, Y. F. and El-Shafie, A. (2020). Rainfall-runoff modelling using improved machine learning methods: Harris hawks optimizer vs. particle swarm optimization. *J. Hydrol.*, 589, 125133.
- Xu, S., Zhao, Y., Wang, M. and Shi, X. (2018). Comparison of multivariate methods for estimating selected soil properties from intact soil cores of paddy fields by Vis-NIR spectroscopy. *Geoderma*. 310. 29-43.

Research Paper

Development of a Hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System - Harris Hawks Optimizer (ANFIS-HHO) Model to Predict Soil Cation Exchange Capacity**Sami Ghordoyee Milan^{1*}, Shadi Bahmani², Hana Salami² and Mohammad Ali Ghorbani³**¹M.Sc. Alumni, Department of Irrigation and Drainage Engineering, Abouraihan Campus, University of Tehran, Tehran, Iran²M.Sc. Alumni, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran³Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran***Corresponding author:** s.milan@ut.ac.ir**Received:** October 24, 2020**Revised:** April 03, 2021**Accepted:** April 23, 2021**Abstract**

Predicting the amount of soil exchange capacity is very valuable because it is a key indicator of soil quality for nutrient storage. In this research, using a neural-fuzzy network (ANFIS), the soil exchange capacity value was predicted with the input parameters of soil properties (such as clay, sludge, sand, gypsum and organic matter). The study area was considered in the northwest of Iran, where about 380 samples were taken from different areas. Of these samples, about 75% of the data were considered for training and 25% of the data were considered for testing. According to the number of different inputs, about 6 models of the combination of input parameters were developed. To improve the prediction results, the Harris hawk optimizer (HHO) algorithm was used for ANFIS training. The pattern results of each model were analyzed using evaluation indices such as root mean square error (RMSE), mean absolute percentage error (MAPE), correlation coefficient (CC), Williams index (WI), and Taylor diagram. The results showed that the input pattern P6, which includes all input parameters, had the highest accuracy in predicting CEC. In this pattern, the error values of CC, WI, MAPE and RMSE for the test data were 0.90, 0.75, 0.11 and 1.89 cmol /kg, respectively. The results of Taylor diagram also indicated the appropriate accuracy of the pattern so that the CEC can be predicted with appropriate accuracy. In general, the prediction error was reduced by about 1.3 to 2 cmol/kg using the HHO algorithm.

Keywords: Cation Exchange Capacity; Harris Hawks Algorithm; Neural-Fuzzy Network; Prediction.