

## مقاله پژوهشی

DOR: [20.1001.1.24767131.1402.9.1.7.2](https://doi.org/10.1001.1.24767131.1402.9.1.7.2)

درصد همانندی: ۴٪

## مدل‌سازی تأثیرات دریای خزر بر کیفیت آب‌های زیرزمینی نوار ساحلی

حمیدرضا باباعلی<sup>۱\*</sup>، رضا دهقانی<sup>۲</sup>، ابراهیم نوحانی<sup>۳</sup>

<sup>۱\*</sup> نویسنده مسئول، استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد خرم آباد، لرستان، ایران. h.babaali@khoiar.ac.ir

<sup>۲</sup> دکترای علوم و مهندسی آب، بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان لرستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، خرم آباد، ایران. r.dehghani@areo.ac.ir

<sup>۳</sup> استادیار گروه عمران، مرکز تحقیقات مواد و انرژی، واحد دزفول، دانشگاه آزاد اسلامی، دزفول، ایران. ebrahim.nohani@iau.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۳۰

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۰۶

## چکیده

منابع آب‌های زیرزمینی به‌عنوان اصلی‌ترین و مهم‌ترین منبع آب شرب، کشاورزی و صنعت به‌شمار می‌روند. بررسی کیفیت این منابع از جمله میزان سختی آب عامل مهمی در مسائل هیدروژئولوژی است. در این پژوهش به‌منظور برآورد و مدل‌سازی میزان سختی آب زیرزمینی نواحی ساحلی دریای خزر که برای برنامه‌ریزی مدیریتی و آمایش سرزمین امری ضروری و مهم است از مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های کرم شب‌تاب و ازدحام مرغ استفاده شد. برای این منظور پارامترهای کیفی چاه‌های پیژومتری بابلسر واقع در استان مازندران شامل هیدروژن کربنات، کلرید، سولفات، منیزیم و کلسیم در مقیاس زمانی ماهانه در طی دوره آماری (۱۳۹۲-۱۴۰۲) به‌عنوان ورودی و میزان سختی آب به‌عنوان پارامتر خروجی انتخاب شد. معیارهای ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب نش ساتکلیف برای ارزیابی و نیز مقایسه عملکرد مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصله نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب بیشترین ضریب همبستگی ۰/۹۸۰، کمترین ریشه میانگین مربعات خطا ppm ۰/۱۱۵، میانگین قدر مطلق خطا ppm ۰/۰۸۷ و نش ساتکلیف ۰/۹۵۰ از خود نشان داده است. در مجموع نتایج نشان داد که مدل‌های هیبریدی هوش مصنوعی عملکرد مناسبی در برآورد مقادیر میزان کیفیت آب‌های زیرزمینی دارند.

**کلمه‌های کلیدی:** کیفیت آب زیرزمینی، ساحل دریای خزر، مدل هیبریدی هوش مصنوعی، چاه پیژومتری بابلسر

## ۱. مقدمه

آب همواره به عنوان رکن اصلی توسعه مطرح بوده و برای تحولات اقتصادی و اجتماعی هر جامعه‌ای ضروری است [۱]. افزایش روزافزون جمعیت، احداث کارخانه‌های صنعتی و بالا رفتن استانداردهای زندگی موجب افزایش نیاز به منابع آب با کیفیت مناسب برای مصارف مختلف کشاورزی، صنعت و شرب شده است [۲]. یکی از مهم‌ترین منابع تأمین‌کننده آب، سفره‌های آب زیرزمینی است که همواره تلاش شده است تا ضمن شناخت توانایی‌های این منابع، میزان مصرف آن‌ها نیز مشخص شود. کیفیت آب زیرزمینی به اندازه کمیت آن برای قابل استفاده بودن در مصارف مختلف مهم و ضروری است [۳ - ۴]. میزان سختی آب زیرزمینی از جمله عوامل مهم در صنعت شرب است و روش‌های مختلفی از جمله تجربی، آزمایشگاهی و عددی برای برآورد آن وجود دارد که روش‌های تجربی و آزمایشگاهی معایبی همچون هزینه‌بر بودن، افزایش زمان و دقت ناکافی دارد [۵]. امروزه به دلیل ماهیت غیرخطی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی از مدل‌های هوشمند در افزایش دقت و کاهش خطا استفاده می‌شود که به اختصار چند مورد ارائه می‌شود.

راحلی و همکاران برای پیش‌بینی اکسیژن بیولوژیکی محلول در آب رودخانه لانگات واقع در مالزی از مدل ترکیبی شبکه عصبی با الگوریتم کرم شب‌تاب استفاده کردند، نتایج آن‌ها حاکی از دقت و توانایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم کرم شب‌تاب برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی پارامتر اکسیژن محلول در آب بود [۶].

مروج و همکاران برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی دشت کرج از الگوریتم‌های فراکاوشی ترکیبی با مدل رگرسیون بردار پشتیبان استفاده کردند [۷]. در این پژوهش از پارامترهای سطح آب زیرزمینی، بارش و تبخیر با استفاده از الگوریتم جستجوی داخلی - حداقل پشتیبانی از رگرسیون ناقل و الگوریتم ژنتیک - کمترین رگرسیون برداری در مقایسه با برنامه‌نویسی ژنتیک و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی بهره گرفتند. نتایج نشان داد مدل جستجوی داخلی - حداقل پشتیبانی عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی

دارد. همچنین نتایج سناریوهای تعریف شده نشان داد، پارامترهای بارش و تبخیر تأثیر بسزایی در افزایش دقت مدل‌ها ایفا می‌کنند.

بهمنی و همکاران به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت دلفان واقع در استان لرستان از تکنیک‌های هوش مصنوعی هیبریدی استفاده کردند [۸]. در این پژوهش برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی از مدل‌های برنامه بیان ژن و درخت تصمیم با روش تجزیه سیگنال (EEMD) و روش اصلاحی تجزیه سیگنال (CEEMD) برای پیش‌پردازش داده‌های ورودی برای تولید مدل‌های ترکیبی بهره گرفتند. نتایج نشان داد پیش‌پردازش می‌تواند عملکرد مدل‌های ساده را بهبود بخشد و مدل ترکیبی حاصل از تبدیل موجک و روش اصلاحی تجزیه سیگنال عملکرد مناسبی نسبت به روش تجزیه سیگنال از خود نشان داده است.

دهقانی و همکاران برای برآورد میزان اکسیژن محلول در آب رودخانه اس. تی. جانز واقع در ایالات متحده از مدل‌های هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های تفنگدار خلاق<sup>۱</sup>، ازدحام مرغ<sup>۲</sup> و عنکبوت بیوه سیاه<sup>۳</sup> استفاده کردند، نتایج نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان - تفنگدار خلاق دقت مناسب‌تری نسبت به سایر مدل‌های هیبریدی مورد بررسی دارد [۹].

ژو و همکاران به منظور بررسی عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون خطی چند متغیره با تبدیل موجک از پارامترهای کیفی رودخانه دوجیانگ چین استفاده کردند، نتایج نشان داد مدل ماشین بردار پشتیبان - موجک دقت مناسب‌تری نسبت به سایر مدل‌ها دارد [۱۰].

در مجموع با توجه به پژوهش‌های انجام شده و ذکر این نکته که سواحل دریای خزر یکی از مهم‌ترین منابع آب زیرزمینی در شمال کشور است و نیز استان مازندران به عنوان یک استان ویژه ساحلی، گردشگری، سرمایه‌گذاری اقتصادی، تولید محصولات آبرزی، اسکله‌های مهم تجاری، کشتیرانی، صیادی و موقعیت ویژه جغرافیایی برنامه‌ریزی آمایش استان و حتی

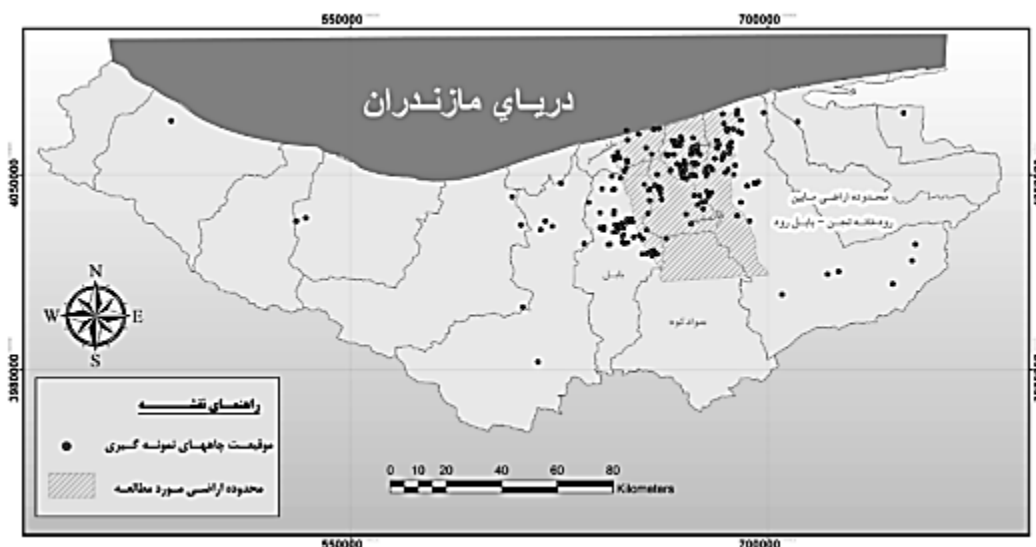
است. با توجه به اینکه چاه‌های پیژومتری در ناحیه سواحل دریای خزر اکثراً دارای آمار مفقود بوده؛ بنابراین از چاه پیژومتری بابلسر که فاقد آمار مفقود است، استفاده شد. در این پژوهش از داده‌های پارامترهای کیفی در مقیاس زمانی ماهانه شامل هیدروژن کربنات ( $\text{HCO}_3$ )، کلرید ( $\text{Cl}$ )، سولفات ( $\text{So}_4$ )، منیزیم ( $\text{mg}$ )، کلسیم ( $\text{ca}$ ) و سختی آب ( $\text{TH}$ ) استفاده شد که همگی برحسب  $\text{ppm}$  هستند، این داده‌ها مربوط به پیژومترهای شهرستان بابلسر از سال ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲ هستند که از شرکت آب منطقه‌ای استان مازندران دریافت شد. در جدول ۱ خصوصیات آماری پارامترهای کیفی موردبررسی در بازه زمانی یادشده نشان داده شده است. جدول ۲ نیز ماتریس همبستگی بین میزان سختی آب و پارامترهای ورودی را نشان می‌دهد بر اساس جدول مورد اشاره، کلسیم و منیزیم بیشترین و هیدروژن کربنات کمترین همبستگی را با میزان سختی آب دارند؛ همچنین نتایج معنی‌دار بودن پارامترهای مؤثر بر میزان شوری آب در سطوح احتمال ۵ و ۱۰ درصد نشان داد، همبستگی تمام پارامترها به‌جز سولفات و کلرید با  $\text{TH}$  در هر دو سطح احتمال، معنی‌دار است. از این داده‌ها ۸۰ درصد (۹۶ رکورد)، به‌منظور آموزش مدل‌ها و ۲۰ درصد باقی‌مانده (۲۴ رکورد)، جهت صحت‌سنجی انتخاب شد [۱۱-۱۳].

کشور را تحت‌تأثیر قرار می‌دهد. بنابراین تحقیق در جهت برآورد پارامترهای کیفی آب زیرزمینی ازجمله سختی آن می‌تواند نقش مهمی در برنامه‌ریزی آمایش سرزمین داشته باشد. بنابراین هدف از این پژوهش برآورد دقیق میزان سختی آب زیرزمینی در مناطق ساحلی دریای خزر با استفاده از مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های کرم شب‌تاب<sup>۶</sup> و ازدحام مرغ است.

## ۲. مواد و روش‌ها

### ۲-۱. منطقه مورد مطالعه

اقلیم معتدل و مرطوب در سواحل جنوبی دریای خزر، به‌صورت نواری بین رشته‌کوه‌های البرز و دریای خزر محصور شده و از جلگه‌های پستی تشکیل شده است. به‌طورکلی این منطقه، کم‌وسعت‌ترین منطقه اقلیمی ایران است و از دو ناحیه جلگه‌ای و کوهستانی تشکیل شده است. دریای مازندران بین طول‌های ۳۸ درجه و ۴۶ دقیقه غربی و ۳۴ درجه ۵۴ درجه شرقی و عرض ۳۴ درجه و ۳۶ دقیقه جنوبی و ۳۳ درجه و ۴۷ دقیقه شمالی و در شمال ایران واقع است و از نظر رژیم آب‌شناسی به بخش‌های شمالی، میانی و جنوبی تقسیم می‌شود. آب‌وهوای این منطقه در تابستان‌ها معتدل و نمناک و در زمستان‌ها نسبتاً سرد و خشک است. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه که اطلاعات آن‌ها برای انجام این پژوهش استفاده شده است، قابل مشاهده



شکل ۱. موقعیت محدوده مطالعاتی

جدول ۱. مشخصات آماری پارامترهای کیفی چاه بیرومتری

مرحله	پارامتر	واحد	نمونه ثبت شده تعداد	میانگین	حداقل	حداکثر	معیار انحراف	تغییرات ضریب
آموزش	HCO <sub>3</sub>	ppm	۱۹۲	۶/۷۹۱	۳/۲۰۰	۱۷/۵۰۰	۱/۷۸۰	۰/۲۶۲
	Cl	ppm	۱۹۲	۳/۰۲۴	۰/۴۰۰	۲۲	۳/۹۳۵	۱/۳۰۱
	So <sub>4</sub>	ppm	۱۹۲	۲/۳۶۰	۰/۳۰۰	۱۰	۱/۹۵۰	۰/۸۲۶
	Mg	ppm	۱۹۲	۳/۲۵۰	۱/۲۰۰	۶/۹۰۰	۱/۰۲۷	۰/۳۱۶
	Ca	ppm	۱۹۲	۴/۶۴۰	۱/۶۰۰	۹/۳۰۰	۱/۳۷۵	۰/۲۹۶
	Th	ppm	۱۹۲	۳۹۵/۵۶۰	۱۶۰	۸۰۵	۱۰۸/۴۲۵	۰/۲۷۴
	HCO <sub>3</sub>	ppm	۴۸	۶/۶۵۰	۳	۱۰/۵۰۰	۱/۷۱۵	۰/۲۵۷
صحت سنجی	Cl	ppm	۴۸	۳/۰۴۰	۰/۴۰۰	۲۴/۷۰۰	۵/۲۸۰	۱/۷۳۶
	So <sub>4</sub>	ppm	۴۸	۲/۲۲۰	۰/۴۰۰	۵/۹۰۰	۱/۰۵۰	۰/۴۷۲
	Mg	ppm	۴۸	۳/۶۶۰	۱/۸۰۰	۹/۳۰۰	۱/۳۲۸	۰/۳۶۲
	Ca	ppm	۴۸	۵/۱۵۰	۱/۲۰۰	۹/۲۰۰	۱/۸۹۰	۰/۳۶۶
	Th	ppm	۴۸	۴۳۴/۴۸۰	۲۴۰	۹۲۵	۱۴۴/۹۳۰	۰/۳۳۳

جدول ۲. ماتریس همبستگی پارامترهای مؤثر بر سختی آب زیرزمینی

Th	Ca	Mg	Cl	Hco3	So4	
۰/۴۰۴	۰/۳۵۴	۰/۴۱۲	۰/۳۶۸	۰/۰۹۴	۱	So4
۰/۳۸۷	۰/۴۰۶	۰/۳۵۴	۰/۰۷۷	۱	۰/۰۹۴	Hco3
۰/۴۱۲	۰/۳۳۹	۰/۴۲۲	۱	۰/۰۷۷	۰/۳۶۸	Cl
۰/۷۴	۰/۴۹۸	۱	۰/۴۲۲	۰/۳۵۴	۰/۴۱۲	Mg
۰/۷۵۸	۱	۰/۴۹۸	۰/۳۳۹	۰/۴۰۶	۰/۳۵۴	Ca
۱	۰/۷۵۸	۰/۷۴	۰/۴۱۲	۰/۳۸۷	۰/۴۰۴	Th

## ۲-۲. ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان سیستمی یادگیری کارآمد بر مبنای تئوری بهینه‌سازی مقید است که از اصل استقرای کمینه‌سازی خطای ساختاری استفاده کرده و به یک جواب بهینه کلی منتهی شود [۱۴]. در مدل رگرسیون، SVM تابعی مرتبط با متغیر وابسته  $Y$  که خود تابعی از چند متغیر مستقل  $x$  است، برآورد می‌شود. مشابه سایر مسائل رگرسیونی فرض می‌شود رابطه میان متغیرهای مستقل و وابسته با تابع جبری مانند  $f(x)$  به علاوه مقداری اغتشاش (خطای مجاز  $\epsilon$ ) مشخص شود [۱۵].

$$f(x) = W^T \cdot \phi(x) + b \quad (۱)$$

$$y = f(x) + \text{noise} \quad (۲)$$

می‌توان از توابع مختلف کرنل برای ساخت انواع مختلف SVM- $\epsilon$  استفاده کرد. انواع توابع کرنل قابل استفاده در مدل SVM رگرسیونی عبارتند از: کرنل چندجمله‌ای<sup>۷</sup>، کرنل توابع پایه شعاعی<sup>۸</sup> (RBF) و کرنل خطی، که به ترتیب طبق روابط زیر محاسبه می‌شوند. شکل زیر ساختار مدل ماشین بردار پشتیبان را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه از پرکاربردترین توابع کرنل، کرنل پایه شعاعی، خطی و چندجمله‌ای است [۱۶ و ۱۷]. در این پژوهش از این سه تابع کرنل استفاده شده است. قابل ذکر است فرایند محاسبات ماشین بردار پشتیبان بر اساس کدنویسی در محیط متلب انجام و پارامترهای توابع کرنل از طریق سعی و خطا بهینه شدند.

$$k(x, x_j) = (t + x_i \cdot x_j)^d \quad (۳)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (۴)$$

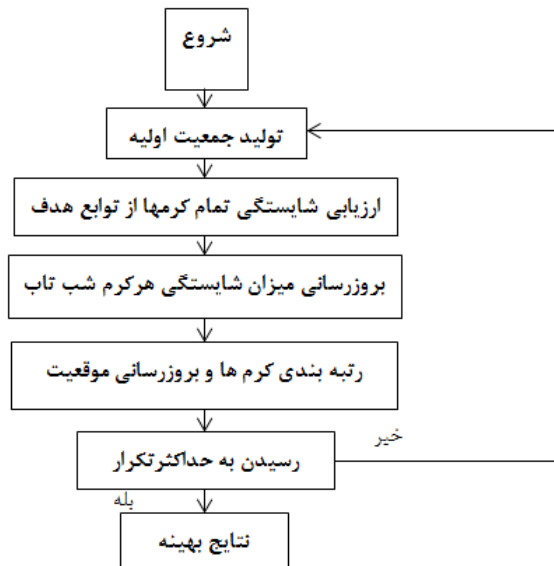
$$k(x, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (۵)$$

## ۲-۳. الگوریتم کرم شب‌تاب

الگوریتم‌های فرا ابتکاری از جمله روش‌های حل مؤثر مسائل پیچیده به شمار می‌روند که نیازی به محاسبه گرادیان تابع هدف ندارند و پیش‌فرض خاصی نظیر خطی بودن یا پیوسته

$$r_{ij} = \|X_i - X_j\| \quad (8)$$

Rand عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است و  $\alpha$  بین ۰ و ۱ است و پارامتر تصادفی‌سازی نامیده می‌شود. در شکل زیر فلوچارت این الگوریتم نشان داده شده است.



شکل ۲. فلوچارت الگوریتم کرم شب تاب

#### ۲-۴. الگوریتم ازدحام مرغ

بهینه‌سازی ازدحام مرغ، یک الگوریتم الهام گرفته زیستی است که برای بهینه‌سازی تک هدفه استفاده می‌شود [۲۰]. بهینه‌سازی ازدحام مرغ از نظم سلسله مراتبی و رفتارهای یک دسته مرغ هنگام جستجوی غذا تقلید می‌کند، جایی که هر مرغ نشان‌دهنده یک راه‌حل بالقوه برای یک مسئله بهینه‌سازی است. در اصل، CSO از چهار قانون زیر برای ایده‌آل‌سازی رفتار مرغ‌ها استفاده می‌کند:

۱. دسته یا ازدحام مرغ، متشکل از چندین گروه است که هر گروه خروس غالب، برتر و یک جفت مرغ و جوجه دارد.
۲. در هر گروه از دسته مرغ، اعتبار و هویت مرغ (خروس، مرغ و جوجه) به ارزش و مقدار تناسب خود مرغ بستگی دارد. جوجه‌هایی که بهترین مقادیر تناسب را دارند، به‌عنوان خروس شناخته می‌شوند. هرکدام از آن‌ها در یک گروه از خروس جلوتر خواهند بود. جوجه‌هایی که از نظر آمادگی جسمانی ضعیف‌تر

بودن را در نظر نمی‌گیرند و بیشتر موارد، جواب‌های قابل قبولی ارائه می‌دهند. الگوریتم کرم شب تاب یکی از الگوریتم‌های فرا ابتکاری با رویکرد گروهی و دسته‌جمعی است که از رفتار نورافشانی کرم‌های شب تاب برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌نماید [۱۸]. در الگوریتم کرم شب تاب هر راه‌حل مسئله به صورت یک کرم شب تاب نظر گرفته می‌شود و کرم‌های شب تاب برحسب شایستگی می‌توانند از خود نور تولید و سایر کرم‌های شب تاب را به سمت خود جذب نمایند. این الگوریتم، یک الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت محور و تصادفی است که اولین بار توسط یانگ به جامعه علمی معرفی شد [۱۹]. این الگوریتم بر مبنای رفتار کرم‌های شب تاب در جذب جفت عمل می‌کند.

سه فرضیه اساسی این الگوریتم به صورت زیر است:

الف. برای کرم‌های شب تاب جنسیت خاصی در نظر گرفته نمی‌شود.

ب. هر کرم شب تاب به کرم‌های شب تاب دیگر با توجه به شدت نور آن‌ها جذب می‌شود.

ج. در مسائل بیشینه‌سازی، میزان شدت نور با تابع هدف رابطه مستقیم دارد و در مسائل کمینه‌سازی شدت نور با تابع هدف رابطه عکس دارد.

میزان جذابیت کرم‌های شب تاب نسبی بوده و به فاصله بین دو کرم شب تاب و ضریب جذب نور بستگی دارد که از رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (6)$$

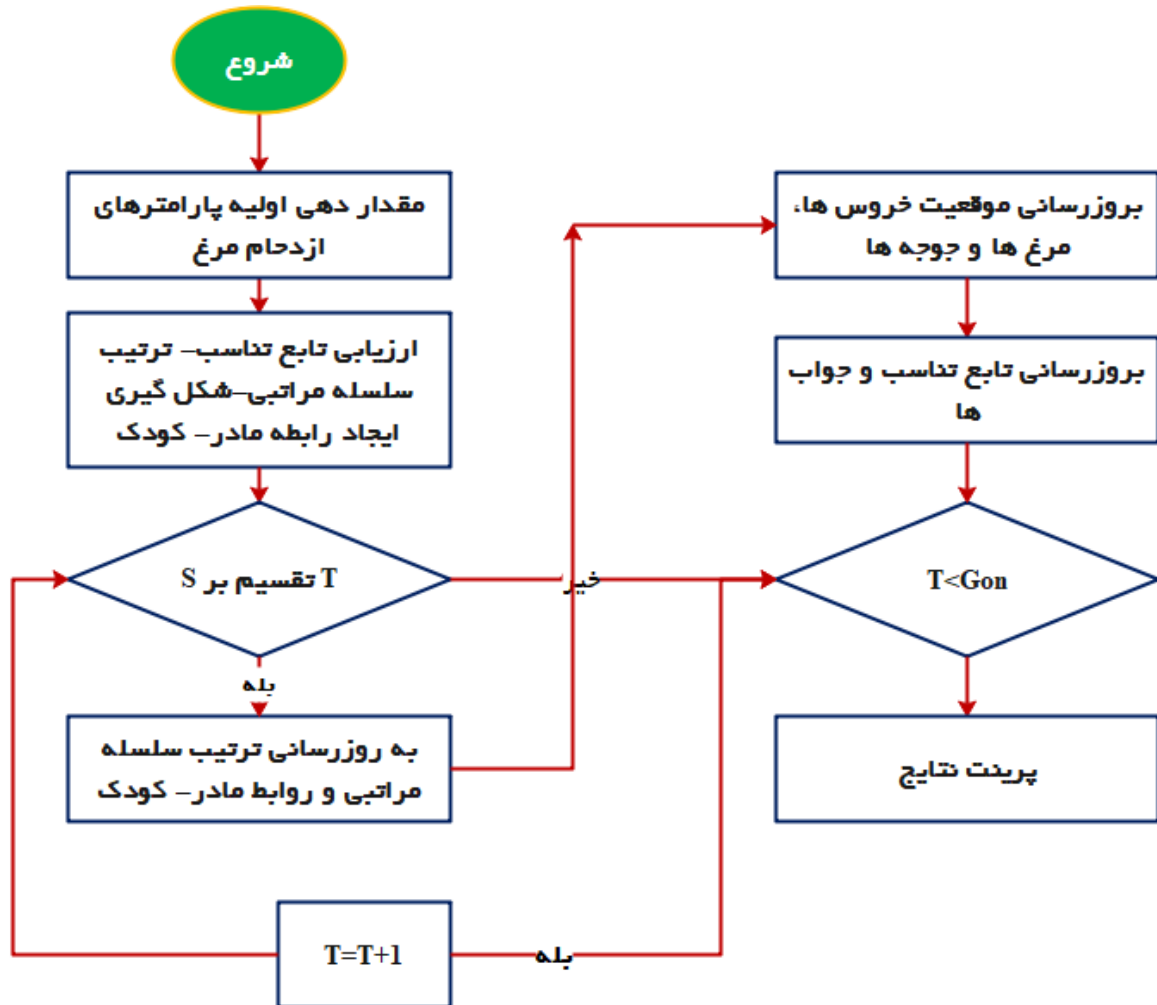
در این رابطه  $\beta$ ، میزان جذابیت کرم درخشان‌تر در  $r=0$  است ( $r$  فاصله کرم شب تاب کم‌نور نسبت به کرم شب تاب پرنورتر است). موقعیت کرم  $i$  ام پس از حرکت به سمت کرم  $j$  ام که درخشان‌تر است از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (X_{jd}(t) - X_{id}(t)) + \alpha \left( \text{rand} - \frac{1}{2} \right) \quad (7)$$

۴. جوجه‌ها در جستجوی غذا جفت خروس خود را دنبال می‌کنند. فرض می‌شود که مرغ‌ها به‌طور تصادفی غذای خوبی را که دیگران پیدا کرده‌اند، می‌دزدند. جوجه‌ها در اطراف مادران خود به دنبال غذا می‌روند. خروس در رقابت برای غذا از مزیت برخوردار است.

هستند، به‌عنوان جوجه شناخته می‌شوند و بقیه به‌عنوان مرغ‌ها در نظر گرفته خواهند شد.

۳. بعد از هر چند مرحله، ترتیب سلسله مراتبی، رابطه سلطه و رابطه مادر و کودک باید کاملاً تغییر کند.



شکل ۳. فلوچارت الگوریتم ازدحام مرغ

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad 1 \leq R \leq 1 \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{n} \quad (11)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{y})^2} \quad \infty \leq NS \leq 1 \quad (12)$$

## ۲-۵. معیارهای ارزیابی

در این تحقیق ارزیابی دقت و قابلیت مدل‌ها برای شبیه‌سازی سختی آب زیرزمینی بر اساس مقادیر مشاهداتی و محاسباتی با استفاده از نمایه‌های ضریب همبستگی (CC)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و نش ساتکلایف (NS) طبق روابط زیر صورت می‌گیرد. بهترین مقدار برای این چهار معیار به ترتیب یک، صفر، صفر و یک است.

### ۳-۱. نتایج رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب

به منظور مدل‌سازی میزان سختی آب زیرزمینی از مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب استفاده شده است. بدین منظور مقادیر پارامترهای کیفی چاه‌های پیژومتری شهرستان بابلسر که در حاشیه دریای خزر است، ابتدا نرمال‌سازی شده، سپس وارد مدل رگرسیون بردار پشتیبان می‌شوند. در سال‌های اخیر به دلیل آنکه در مدل رگرسیون بردار پشتیبان پارامترهای تنظیم توابع کرنل به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند از الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای افزایش دقت و کاهش خطای مدل استفاده شده است [۲۶ و ۲۷]. در این پژوهش نیز برای افزایش عملکرد مدل از الگوریتم کرم شب‌تاب در بهینه‌نمودن پارامترهای تنظیم توابع کرنل استفاده شده است. بنابراین در این پژوهش بعد از ورود پارامترهای کیفی به مدل و بهینه نمودن پارامترهای تنظیم مدل رگرسیون بردار پشتیبان طبق الگوریتم‌های بهینه‌سازی شده، بهترین مقدار بهینه پارامترهای تنظیم برآورد می‌شود؛ سپس مقادیر بهینه در مدل وارد شده و نتایج مدل هیبریدی به دست می‌آید. در جدول ۳ نتایج حاصل از این مدل هیبریدی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود؛ مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب در کرنل توابع پایه شعاعی به دلیل نزدیک بودن به مقادیر مشاهداتی نتایج مطلوب‌تری از خود نشان داده است، طوری که دارای ضریب همبستگی  $0/980$ ، ریشه میانگین مربعات خطا  $0/115$  ppm، میانگین قدر مطلق خطا  $0/087$  ppm و ضریب نش ساتکلیف  $0/950$  است.

در شکل ۴ نمودار بهترین مدل حاصل شده برای داده‌های بخش صحت‌سنجی نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۴ مشخص است مقادیر تخمینی در اکثر نقاط با اختلاف کمی نسبت به مقادیر واقعی تخمین زده شده است و مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب در تخمین اکثر نقاط عملکرد قابل قبولی داشته است طوری که این مقادیر را نزدیک به مقدار واقعی شان برآورد نموده است.

در روابط بالا،  $CC$  ضریب همبستگی،  $RMSE$  ریشه میانگین مربعات خطا برحسب  $ppm$ ،  $NS$  معیار نش ساتکلیف،  $y_i$  و  $x_i$  به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی  $i$ ام،  $N$  تعداد گام‌های زمانی،  $\bar{x}$  و  $\bar{y}$  نیز به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی است. علاوه بر معیارهای یادشده از نمودارهای پراکنش و سری زمانی مقادیر مشاهداتی محاسباتی نسبت به زمان نیز برای مقایسه و تحلیل بیشتر استفاده می‌شود.

### ۳. نتایج و بحث

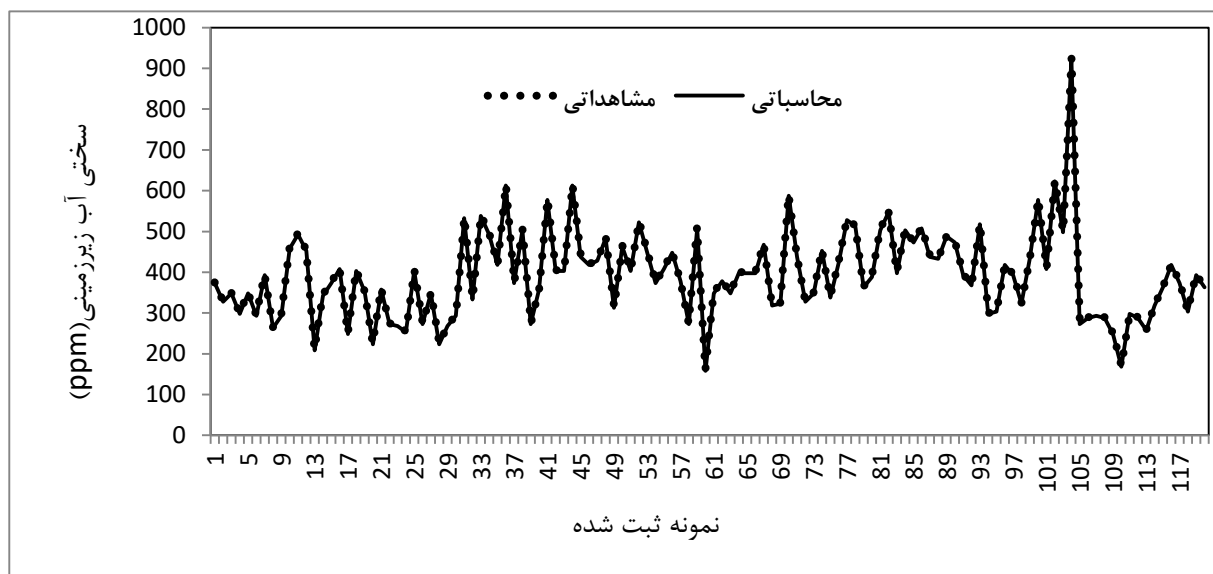
در این تحقیق به منظور بررسی نتایج مدل از داده‌های کیفیت آب زیرزمینی چاه‌های پیژومتری نواحی ساحلی دریای خزر در طول دوره آماری از سال ۱۳۹۲ تا سال ۱۴۰۲ در مقیاس زمانی ماهانه استفاده شد. پارامترهای هیدروژن کربنات ( $HCO_3$ )، کلرید ( $Cl$ )، سولفات ( $So_4$ )، منیزیم ( $mg$ ) و کلسیم ( $ca$ ) به عنوان ورودی و سختی آب ( $TH$ ) به عنوان پارامتر خروجی مدل به کار برده شد [۲۱-۲۳]. در ادامه نتایج مدل مورد استفاده ارائه می‌شود. همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد ۸۰ درصد از داده‌ها (۹۶ رکورد)، به منظور آموزش و ۲۰ درصد مابقی (۲۴ رکورد)، به منظور صحت‌سنجی انتخاب شد. با توجه به نمونه‌برداری در زمان‌های مختلف، رفتار داده‌های مورد استفاده، ماهیتی تصادفی دارد و انتخاب بازه زمانی خاص خودبه‌خود در همه زمان‌ها در فرایند آموزش و صحت‌سنجی لحاظ شده است. یک نکته مهم در آموزش شبکه‌های عصبی نرمال‌سازی داده‌ها قبل از استفاده در مدل است، این عمل به‌ویژه وقتی دامنه تغییرات ورودی‌ها زیاد باشد، کمک شایانی به آموزش بهتر و سریع‌تر مدل می‌کند [۲۴ و ۲۵]. اصولاً وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. برای نرمال‌سازی داده‌های تحقیق از رابطه زیر استفاده شده است:

$$X_n = 0.1 + 0.8 \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (13)$$

که در آن  $X_n$  مقدار نرمال شده ورودی  $X_i$ ،  $X_{\max}$  و  $X_{\min}$  به ترتیب حداکثر و حداقل داده‌هاست.

جدول ۳. نتایج مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب تاب در برآورد سختی آب زیرزمینی

شماره	کرنل	آموزش				صحت سنجی			
		NS	RMSE (ppm)	MAE (ppm)	CC	NS	RMSE (ppm)	MAE (ppm)	CC
۱	توابع پایه شعاعی	۰/۹۳۰	۰/۲۲۰	۰/۱۳۲	۰/۹۶۰	۰/۹۵۰	۰/۰۸۷	۰/۹۸۰	
۲	چندجمله‌ای	۰/۹۱۸	۰/۲۲۵	۰/۱۴۱	۰/۹۵۰	۰/۹۴۲	۰/۱۱۰	۰/۹۶۵	
۳	خطی	۰/۹۰۲	۰/۲۴۰	۰/۱۵۲	۰/۹۳۵	۰/۹۲۴	۰/۱۲۵	۰/۹۴۸	



شکل ۴. نمودار حاصل از مقادیر بهینه محاسباتی و مشاهداتی مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب تاب

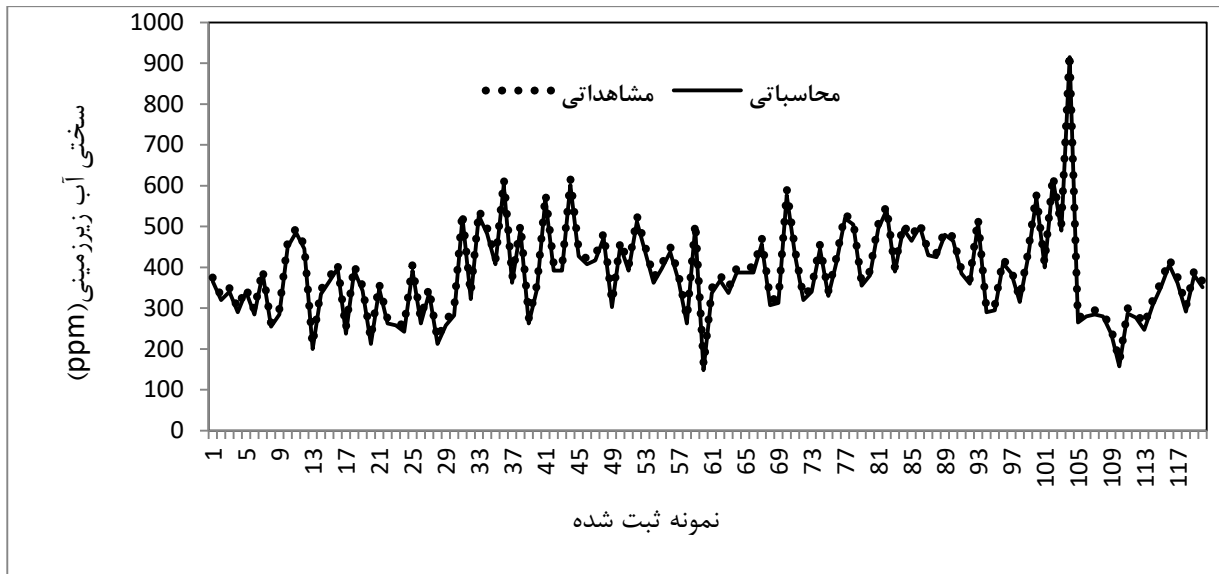
### ۳-۲. نتایج رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام مرغ

به منظور مدل‌سازی میزان سختی آب زیرزمینی از مدل رگرسیون بردار پشتیبان-الگوریتم ازدحام مرغ استفاده شده است. در این روش از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام مرغ برای بهینه نمودن پارامترهای تنظیم مدل رگرسیون بردار پشتیبان استفاده شد. نتایج حاصل از مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام مرغ در جدول ۴ ارائه شده است؛ همان‌طور که مشاهده می‌شود این مدل نیز در کرنل تابع پایه شعاعی نتایج مطلوب‌تری دارد، طوری که ضریب همبستگی  $CC=0/950$  و ریشه میانگین مربعات خطا  $RMSE=0/123$  ppm، میانگین

قدر مطلق خطا  $MAE = 0/101$  ppm و  $NS=0/920$  برخوردار بوده است. همچنین در شکل ۵ نتایج مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام مرغ نشان داده شده است، این مدل در تخمین نقاط حداقل عملکرد قابل قبولی نداشته است طوری که این مقادیر را با خطای زیادی تخمین زده است و در تبیین آن می‌توان بیان نمود میزان خطای محاسباتی آن ممکن است به دلیل تغییرات ناگهانی شرایط و به دنبال آن وابستگی کم داده‌ها به ماه‌های قبل خود باشد.

جدول ۴. نتایج مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام مرغ در برآورد سختی آب زیرزمینی

شماره	کرنل	آموزش				صحت سنجی			
		NS	RMSE (ppm)	MAE (ppm)	CC	NS	RMSE (ppm)	MAE (ppm)	CC
۱	توابع پایه شعاعی	۰/۹۰۸	۰/۲۳۷	۰/۱۴۶	۰/۹۳۰	۰/۹۲۰	۰/۱۲۳	۰/۹۵۰	
۲	چندجمله‌ای	۰/۸۹۱	۰/۲۴۹	۰/۱۵۷	۰/۹۱۰	۰/۹۰۵	۰/۱۱۵	۰/۹۳۷	
۳	خطی	۰/۸۷۲	۰/۲۵۸	۰/۱۶۸	۰/۸۹۰	۰/۸۹۰	۰/۱۳۴	۰/۹۱۸	



شکل ۵- نمودار حاصل از مقادیر بهینه محاسباتی و مشاهداتی مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام مرغ

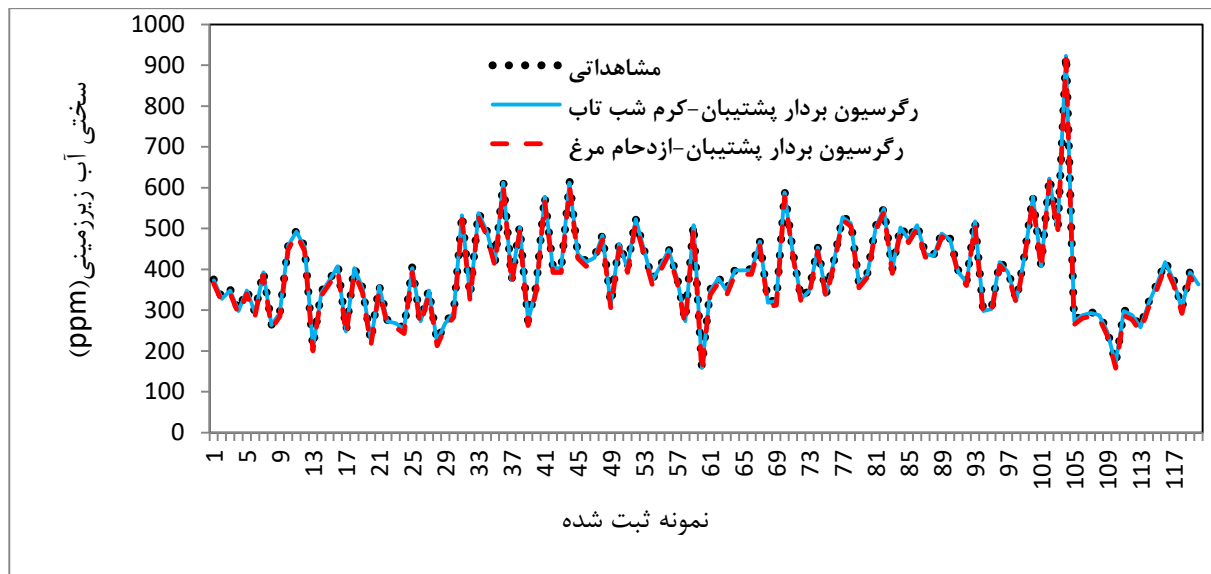
از سوی دیگر مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب در تخمین اکثر مقادیر عملکرد قابل قبولی از خود نشان داده است طوری که همه مقادیر را نزدیک به مقدار واقعی تخمین زده و به‌خوبی تعمیم داده شده که توانسته داده‌های بخش صحت‌سنجی را به‌خوبی داده‌های بخش آموزش اجرا نماید. همچنین می‌توان بیان نمود الگوریتم کرم شب‌تاب به‌عنوان یک الگوریتم ساده، انعطاف‌پذیر، قوی و آسان برای پیاده‌سازی است، همچنین پارامترهای کنترلی کمتری برای تنظیم وجود دارد که این امر سبب شده میزان پارامترهای تنظیم توابع کرنل را به بهترین میزان برآورد نماید و سبب بهبود دقت و عملکرد این مدل شود. همچنین نتایج این پژوهش با پژوهش درواری و همکاران [۲۸] همخوانی دارد؛ در تبیین این نتایج می‌توان اظهار نمود مدل‌های هوش مصنوعی در برآورد میزان سختی آب زیرزمینی با توجه به ماهیت غیرخطی و پیچیده ارتباط بین متغیرهای وابسته و مستقل از عملکرد بسزایی برخوردار است.

### ۳-۳. مقایسه عملکرد مدل‌ها

در ادامه با انتخاب جواب بهینه هرکدام از مدل‌ها و مقایسه آن‌ها با یکدیگر مشخص شد، هر دو مدل هیبریدی با دقت خوبی می‌توانند میزان سختی آب زیرزمینی را شبیه‌سازی کنند. همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب دارای بیشترین ضریب همبستگی (۰/۹۸۰)، کمترین ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۸۷ ppm)، میانگین قدر مطلق خطا (۰/۱۱۵ ppm) = MAE و نش ساتکلیف (۰/۹۵۰) در مرحله صحت‌سنجی در اولویت قرار گرفت. در شکل ۶ نتایج هر دو مدل نسبت به مقادیر مشاهداتی در طی زمان نشان داده شده است. مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام مرغ در تخمین نقاط بیشینه و کمینه ضعیف عمل کرده و این نقاط را خارج از مقدار واقعی‌شان تخمین زده است به‌طوری که الگوریتم ازدحام مرغ در فضای بالا مشکل همگرایی دارد و وزن‌های موجود در توابع کرنل را به بهینه‌ترین میزان ممکن برآورد، نموده است

جدول ۵. نتایج نهایی حاصل از آموزش و صحت‌سنجی مدل‌های موردبررسی

صحت‌سنجی				آموزش				مدل
CC	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	NS	CC	MAE (ppm)	RMSE (ppm)	NS	
۰/۹۸۰	۰/۰۸۷	۰/۱۱۵	۰/۹۵۰	۰/۹۶۰	۰/۱۳۲	۰/۲۳۰	۰/۹۳۰	رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب
۰/۹۵۰	۰/۱۰۱	۰/۱۲۳	۰/۹۲۰	۰/۹۳۰	۰/۱۴۶	۰/۲۳۷	۰/۹۰۸	رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام مرغ



شکل ۶- نمودار مقادیر بهینه محاسباتی مدل‌های مورد بررسی

این پژوهش نشان می‌دهد استفاده از مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب تاب می‌تواند در زمینه تخمین میزان سختی آب مناطق ساحلی در طی ۱۰ سال آماری برای سایر مناطق کشور نیز مورد استفاده قرار گرفته و به عنوان گامی در راستای اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب برای بهبود منابع آب، گردشگری، آمایش سرزمین و سرمایه‌گذاری اقتصادی، تولید محصولات آبی محسوب شود.

#### سپاسگزاری

نویسندگان مقاله بر خود لازم می‌دانند از شرکت آب منطقه ای استان مازندران بابت در اختیار گذاشتن آمار و اطلاعات چاه‌های مورد بررسی تشکر نمایند.

#### منابع

- [1]. Nourani V, Molajou A, Tajbakhsh AD, Najafi H. A wavelet based data mining technique for suspended sediment load modeling. *water resources management*.2019a; 33(2):1769-84.
- [2]. Safarinia S, Abakari H, Erfanian M. Estimation of surface water quality in Mahabad Reservoir Dam using main components and water quality indicators. *Journal of Soil Science and Techniques*.2020; 2(5): 91-78.
- [3]. Seyedian M, Radkani A, Kashani M. Evaluation of the hybrid method in forecasting the time series of rainfall in coastal areas. *Journal of Soil Sciences and Techniques*.2021;3(8):54-71.

#### ۴. نتیجه گیری

در این تحقیق سعی شد عملکرد مدل‌های هیبریدی هوش مصنوعی برای شبیه‌سازی میزان سختی آب زیرزمینی منطقه ساحلی دریای خزر با استفاده از داده‌های ماهانه چاه پیژومتری دشت بابلسر طی دوره آماری ۱۴۰۲-۱۳۹۲ مورد ارزیابی قرار گیرد. مدل‌های به کار گرفته شده شامل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب تاب و رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام مرغ بودند. مقادیر میزان سختی آب زیرزمینی مشاهداتی با میزان سختی آب زیرزمینی تخمین زده شده در مدل‌های مذکور، با استفاده از معیارهای خطا مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل از پژوهش نشان داد افزایش تعداد پارامتر مؤثر در مدل‌های مختلف برای شبیه‌سازی موجب عملکرد بهتر در تخمین میزان سختی آب زیرزمینی می‌شود. علاوه بر آن مشاهده شد در کلیه مدل‌های مورد بررسی با داشتن همه عوامل ورودی پیش‌بینی میزان سختی آب با دقت بالایی صورت می‌پذیرد. با توجه به معیارهای ارزیابی، دو مدل مورد بررسی می‌توانند با دقت نسبتاً بالایی میزان سختی آب را پیش‌بینی نمایند. دقت بالای مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب تاب ناشی از کمتر بودن پارامترهای کنترلی برای تنظیم الگوریتم است که این امر سبب شده میزان پارامترهای تنظیم توابع کرنل را به بهترین میزان برآورد نماید و سبب بهبود دقت و عملکرد این مدل شود. در مجموع نتایج

- [15]. Vapnik VN. Statistical learning theory. New York:, Wiley;1998.
- [16]. Basak D, Pal S, Patranabis DC. Support vector regression. *Neural Inf Process*.2007;11(2): 203-5.
- [17]. Vapnik V, Chervonenkis A. The necessary and sufficient conditions for consistency in the empirical risk minimization method. *Pattern Recognition and Image Analysis*.1991;1(3): 283-305.
- [18]. Yang XS. Firefly algorithms for multimodal optimization. In: *International symposium on stochastic algorithms*. 2009; 4(2): 169-78.
- [19]. Yang XS, He X. Firefly algorithm: recent advances and applications. *International Journal of Swarm Intelligence*, 2013; 1(1): 36-50.
- [20]. Zouache D, Arby YO, Nouioua F, Abdelaziz FB. Multi-objective chicken swarm optimization: a novel algorithm for solving multi-objective optimization problems. *Computers & Industrial Engineering*. 2019 Mar 1;129:377-91.
- [21]. Alizadeh MJ, Kavianpour MR. Development of wavelet-ANN models to predict water quality parameters in Hilo Bay, Pacific Ocean. *Marine Pollution Bulletin*. 2015; 98(1-2):171-82.
- [22]. Rajae T, Khani S, Ravansalar M. Artificial intelligence-based single and hybrid models for prediction of water quality in rivers: a review. *Chemom Intell Lab Syst*, 2020; 200(4):186-97.
- [23]. Zhu N, Ji X, Tan J, Jiang Y, Gou Y. Prediction of dissolved oxygen concentration in aquatic systems based on transfer learning. *Comput Electron Agric*, 2021; 180(3):385-99.
- [24]. Li T, Zhang L, & Murakami H. Strengthening of the Walker circulation under globalwarming in an aqua-planet general circulation model simulation. *Adv. Atmos. Sci*, 2015; 32(3): 1473-80.
- [25]. Affandi A, Watanabe K. Daily groundwater level fluctuation using soft computing technique. *J Nat Sci* , 2007; 5(2):1-10.
- [26]. Zeidalinejad N, Dehghani R. Use of meta-heuristic approach in the estimation of aquifer's response to climate change under shared socioeconomic pathways. *Groundwater for Sustainable Development*, 2023; 20(4):453-72.
- [27]. Dehghani R, Babaali H. Evaluation of Statistical Models and Modern Hybrid Artificial Intelligence in Simulation of Runoff Precipitation Process. *Sustain. Water Resour. Manag*, 2022; 154(8): 225-42.
- [4]. Chang FJ, Chang YT. Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir. *Advances in water resources*. 2006 Jan 1;29(1):1-10.
- [5]. Dehghani R, Torabi Poudeh H, Younesi H, Shahinejad B. Daily Streamflow Prediction Using Support Vector Machine-Artificial Flora (SVM-AF) Hybrid Model. *Acta Geophysica*. 2020;68(6):51-66. <https://doi.org/10.1007/s11600-020-00472-7>
- [6]. Moravej M, Amani P, Hosseini-Moghari M. Groundwater level simulation and forecasting using interior search algorithm-least square support vector regression (ISA-LSANN). *Groundwater for Sustainable Development*. 2020; 11(1):100447.
- [7]. Bahmani R, Taha BM, Ouarda J. Groundwater level modeling with hybrid artificial intelligence techniques. *Journal of Hydrology*. 2021; 595(3):324-56.
- [8]. Raheli B, Alami MT, El-Shafie A, Deo R. Uncertainty assessment of the multilayer perceptron (MLP) neural network model with implementation of the novel hybrid MLP-FFA method for prediction of biochemical oxygen demand and dissolved oxygen: a case study of Langat River. *Environmental Earth Sciences*. 2017; 76(503):3-16.
- [9]. Dehghani R, Torabi H. Dissolved oxygen concentration predictions for running waters with using hybrid machine learning techniques. *Modeling Earth Systems and Environment*. 2021; 8(4):224-38.
- [10]. Zhu N, Ji X, Tan J, Jiang Y, Gou Y. Prediction of dissolved oxygen concentration in aquatic systems based on transfer learning. *Computers and Electronics in Agriculture*.2021;180(2): 385-99.
- [11]. Nagy H, Watanabe K, Hirano M. Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model, *Journal of Hydraulics Engineering*. 2002; 128(1): 558-9.
- [12]. Lin JY, Cheng CT, Chau KW. Using support vector machines for long-term discharge prediction. *Hydrological Sciences Journal*.2006; 51(3):599-612.
- [13]. Khosravi K, Nohani E, Maroufinia E, Pourghasemi HR. A GIS-based flood susceptibility assessment and its mapping in Iran: a comparison between frequency ratio and weights of evidence bivariate statistical models with multi-criteria method. *Natural Hazards*. 2016; 83(2):1-41.
- [14]. Vapnik VN. *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: Springer;1995.

[۲۸]. درواری زهرا، غلامی وحید، درخشان شهرام. شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در سواحل استان مازندران. علوم و مهندسی آبیاری، ۱۳۹۵؛ ۳۶(۲): ۶۱-۷۰.

#### پی‌نوشت‌ها

1. Ensemble Empirical Mode Decomposition
2. Complete Ensemble Empirical Mod  
Decomposition
3. Algorithm Innovative Gunner
4. Chicken Swarm Optimization
5. Black Widow Optimization
6. Firefly Algorithm
7. Polynomial
8. Radial Basis Functions (RBF)