

مدل‌سازی نسبت جذب سدیم با استفاده از برخی مدل‌های هوش مصنوعی (مطالعه موردی: برخی ایستگاه‌های هیدرومتری حوزه آبخیز کشکان)

علیرضا سپه‌وند،^{۱*} نسرين بیرانوند،^۲ رضا فتحي گنجی^۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۰۷

چکیده

با توجه به اهمیت جذب سدیم در مدیریت و پایداری خاک و همچنین کاربرد این نسبت در آب‌های سطحی، هدف این تحقیق، مقایسه عملکرد و کارایی مدل‌های ANN-MLP، LR و RF در تخمین و برآورد نسبت جذب سدیم در ایستگاه‌های هیدرومتری چمن‌انجیر، دوآب و یسیان، چولهول افرینه، کشکان افرینه و کشکان پلدختر در استان لرستان است. پارامترهای ورودی و خروجی به‌منظور تخمین و مدل‌سازی نسبت جذب سدیم در این تحقیق، شامل TDS، EC، pH، HCO₃، CL، SO₄، Ca، Mg و Na بوده است که ۷۰ درصد داده‌ها برای مرحله آموزش و ۳۰ درصد باقی‌مانده در مرحله آزمایش مدل‌سازی استفاده شد. برای مقایسه کارایی مدل‌ها از معیارهای سنجش خطای ارزیابی ضریب همبستگی (CC)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل MLP برای تخمین SAR در مقایسه با سایر مدل‌های به‌کار برده شده در این تحقیق، از کارایی بالاتری برای تخمین نسبت جذب سدیم برخوردار بوده است. نتایج معیارهای سنجش خطا برای مدل MLP به‌ترتیب گفته شده در ایستگاه چمن‌انجیر برابر ۰/۹۹، ۰/۰۳ و ۰/۰۵، ایستگاه چولهول افرینه برابر ۰/۹۳، ۰/۰۹ و ۰/۱۸، ایستگاه دوآب و یسیان برابر ۰/۹۹، ۰/۰۱ و ۰/۰۲، ایستگاه کشکان افرینه برابر ۰/۸۷، ۰/۱۰ و ۰/۲۴ و ایستگاه کشکان پلدختر نیز به همین ترتیب برابر ۰/۹۲، ۰/۰۵ و ۰/۱۹ و در مدل‌سازی داده‌های همه ایستگاه‌ها نتایج بخش آزمایش به همین ترتیب برابر ۰/۹۶، ۰/۰۷ و ۰/۱۳ به دست آمده است. همچنین نتایج تحلیل حساسیت مدل برتر در همه ایستگاه‌های مورد بررسی نشان داد که پارامتر Na بین پارامترهای ورودی این تحقیق حساس‌ترین پارامتر در مدل‌سازی نسبت جذب سدیم با استفاده از مدل MLP بوده است.

کلیدواژه‌ها: استان لرستان، حوزه آبخیز کشکان، نسبت جذب سدیم، مدل‌سازی، مدل‌های هوش مصنوعی.

۱. دانشجویان گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، لرستان، ایران، نویسنده مسئول، Sepahvand.a@lu.ac.ir
۲. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، لرستان، خرم‌آباد، ایران، Beiranvand.n@fa.lu.ac.ir
۳. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، لرستان، خرم‌آباد، ایران، fathiganji.reza@ut.ac.ir

۱. مقدمه

کیفیت آب استفاده می‌شود که در مصارف شرب و کشاورزی قابل استفاده‌اند. SAR یکی از پارامترهای اصلی در بین پارامترهای گفته شده است که برای ارزیابی کیفیت آب مورد استفاده در آبیاری است (اسپوسیتو و ماتیگود،^۸ ۱۹۹۷). نسبت یون‌های سدیم به یون‌های کلسیم و منیزیم برای پیش‌بینی میزان تمایل آب نسبت به واکنش تبادل کاتیونی در خاک استفاده کرد. این نسبت SAR (نسبت جذب سدیم) گفته می‌شود و برای تعیین خطر سدیم برای آب‌های آبیاری استفاده می‌شود. افزایش نسبت جذب سدیم سبب افزایش میزان سدیم می‌شود که در این صورت مناسب بودن آب آبیاری کاهش می‌یابد (میچل،^۹ ۲۰۰۸). هوش مصنوعی برای مدل‌سازی پدیده‌ها و حل مسئله‌های دشوار تلاش می‌کند که تحلیل آن‌ها به روش‌های ریاضی معمول یا برنامه‌نویسی تابعی ممکن نیست و یا بسیار پیچیده است. از جمله این روش‌ها شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی عصبی، برنامه‌ریزی بیان ژن، ماشین بردار پشتیبان و مدل‌های درخت تصمیم است که در زمینه‌های مختلف علوم و مهندسی کاربرد دارد (کرباسی و دیندار،^{۱۰} ۲۰۱۷). استفاده از شبکه عصبی در علوم مختلف کاربردهای زیادی از جمله بررسی روابط و برآورد هدف‌های مختلف، آب‌شناسی و کیفیت‌سنجی آب‌های سطحی و زیرزمینی دارد. از ویژگی‌های این مدل می‌توان به عمومی و کلی بودن، سازگاری با شرایط مختلف، مستقل و غیرخطی بودن اشاره کرد (ساهو^{۱۱} و همکاران،^{۱۲} ۲۰۰۴). با توجه به اهمیت پارامترهای کیفی در منابع آب‌زیرزمینی و سطحی و همچنین کاربرد مدل‌های گفته شده تحقیقاتی در این زمینه انجام شده است. راه‌حلی نمین و همکاران (۲۰۱۱) برای کمی‌سازی رابطه پارامترهای کیفی آب زیرزمینی و پدیده‌های سطحی زمین در استان گلستان، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند که نتایج حاکی از کارایی بالای این مدل در امر برآورد بود.

به دلیل دشواری‌های موجود در راه اندازه‌گیری نسبت جذب سدیم به‌عنوان یکی از قابل‌اعتمادترین شاخص‌های

از گذشته، آب‌های جاری و رودخانه‌ها، مورد توجه و نیاز بشر بوده و برای بهره‌برداری از منابع آبی مناسب، جوامع و مراکز صنعتی و کشاورزی و... در نزدیکی رودخانه‌ها برپا شده است. افزایش فعالیت‌های کشاورزی و صنعتی در طی زمان و افزایش حجم فاضلاب‌ها به‌طور زیاد باعث آلودگی منابع آب از جمله رودخانه‌ها شده است (کریمی و همکاران،^{۱۳} ۲۰۰۶). منابع آب زیرزمینی و آب‌های سطحی علاوه بر تأمین آب شرب انسان، در حفاظت و حمایت از زیستگاه‌های حیات وحش و نیز برای حفظ و نگهداری جریان پایه رودخانه‌ها مهم و ضروری هستند (بابیکر و ماتیگود،^{۱۴} ۲۰۰۷). به همین دلیل برآورد کیفی این منابع کمترین تلاش به‌منظور پایداری و حفظ این منابع ارزشمند است (سچیدک^{۱۵} و همکاران،^{۱۶} ۲۰۰۸). آگاهی از وضعیت کیفی آب‌های سطحی باعث می‌شود علاوه بر استفاده در موارد مختلف، راهکارهایی استفاده شود که کمترین آسیب به منابع آبی وارد شود (جعفرزاده و همکاران،^{۱۷} ۲۰۰۶). یکی از مشکلات کشاورزی عمده در مناطق خشک و نیمه‌خشک، شوری و سدیمی آب است. علت افزایش شوری در این مناطق کمبود آب، وجود گرما و اقلیم خشک است که تولید گیاهان این مناطق را محدود می‌کند (سپاس‌خواه و تافته،^{۱۸} ۲۰۱۲). خاک‌های شور و سدیمی، خاک‌هایی هستند که غلظت نسبتاً زیاد نمک‌های محلول در عصاره اشباع و یا تجمع نسبتاً زیاد سدیم تبدلی در آن‌ها، رشد و نمو بیشتر گیاهان را مختل می‌سازند و باعث کاهش حاصلخیزی خاک می‌شوند (اسواران^{۱۹} و همکاران^{۲۰} ۲۰۰۱). شوری خاک، یکی از عوامل محدودکننده رشد گیاه و از مشکلات عمده کشاورزی در مناطق خشک و نیمه‌خشک است (شیگان و بامگارت،^{۲۱} ۲۰۲۲). پارامترهای اصلی کیفیت آب شامل نسبت جذب سدیم (SAR^{۲۲})، PH، کل جامدات محلول (TDS^{۲۳}) و هدایت الکتریکی (EC^{۲۴}) برای ارزیابی

1. Babiker & Mattigod
2. Schiedek
3. Eswaran
4. Shaygan & Baumgart
5. Sodium Adsorption Ratio
6. Total dissolved solids
7. Electrical conductivity

8. Sposito & Mattigod
9. Michael
10. Sahoo

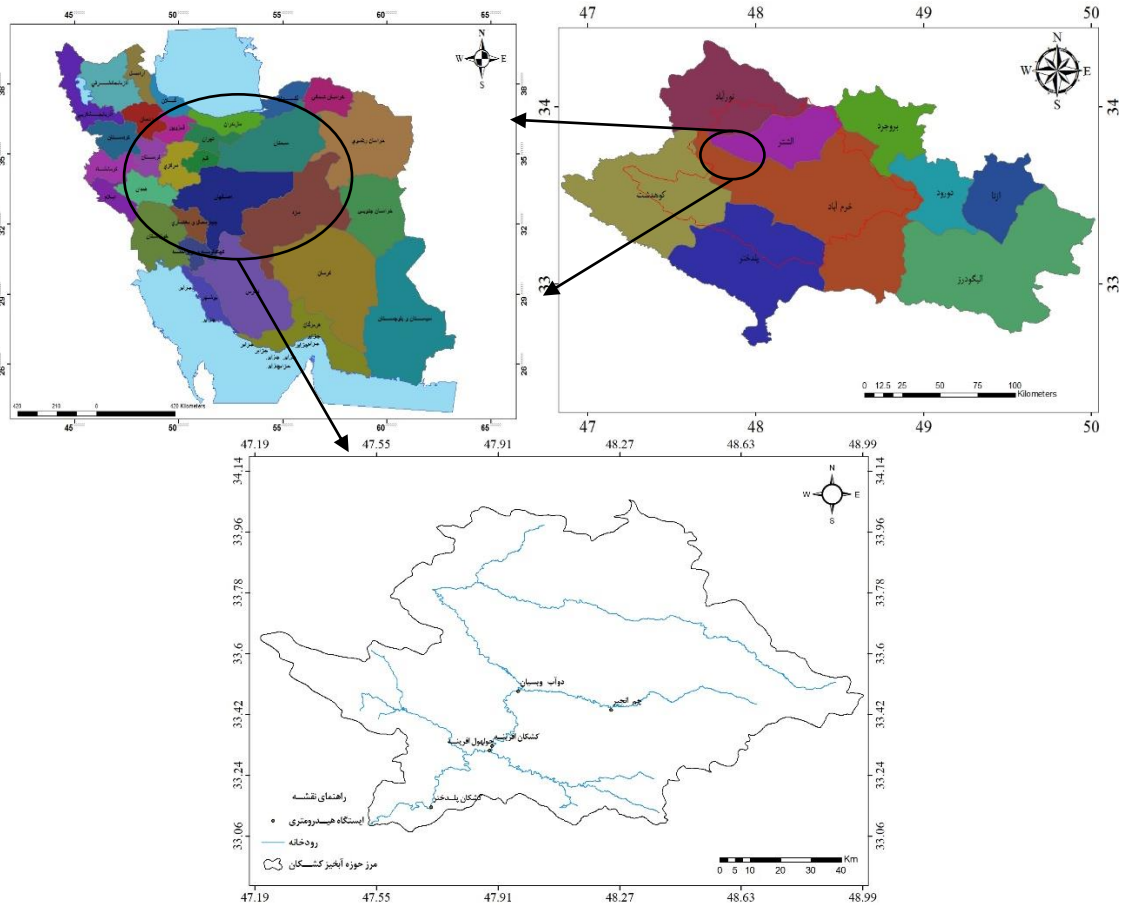
۲. مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه از نظر ژئومورفولوژیکی در بخش مرکزی سلسله جبال زاگرس در استان لرستان قرار دارد که خود بخشی از حوزه آبخیز کرخه است. حوضه کشکان با مساحت ۸۸۴۴/۶ کیلومتر مربع مطابق شکل ۱ بین طول‌های جغرافیایی "۳۰° ۳۰' ۴۷" تا "۲۰° ۵۹' ۴۸" شرقی و عرض‌های "۴۵' ۰۵" ۳۳ تا "۲۶' ۰۳" ۳۴ شمالی قرار دارد. بلندترین نقطه حوضه در بخش شمال غربی با ارتفاع ۳۶۴۶ متر از سطح دریا و پست‌ترین نقطه حوضه در بخش جنوبی یعنی خروجی حوضه با ارتفاع ۷۶۰ متر از سطح دریا قرار دارد. شکل (۱) موقعیت جغرافیایی حوضه کشکان را در سطح ایران و استان لرستان نشان می‌دهد. میانگین بارندگی سالیانه منطقه مورد مطالعه در دوره ۳۰ ساله (۱۳۷۱-۱۴۰۲) بین ۴۰۱ تا ۴۷۳ میلی‌متر و براساس اقلیم نمای دومارتن دارای اقلیم نیمه‌خشک است. جدول (۱) موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

تشخیص شور و سدیمی بودن خاک، ارائه روشی که بتوان با استفاده از شاخص ساده دیگری به‌طور غیرمستقیم SAR را به دست آورد، بسیار بهینه و اقتصادی است. غلامی و همکاران (۱۳۹۲) به شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی دریای مازندران با استفاده از شبکه عصبی و ایاززی خطی چندمتغیره پرداختند که نتایج نشان داد کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد شوری آب زیرزمینی بیشتر است. ناجا^۱ و همکاران (۲۰۰۹) کیفیت آب رودخانه جوهر را با بررسی اکسیژن محلول رودخانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بررسی کردند که نتایج نشان‌دهنده قدرت بالای این مدل برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی این پارامترها بود. وو^۲ و همکاران (۲۰۲۴) به بررسی و پیش‌بینی نسبت جذب سدیم در منابع آب زیرزمینی با استفاده از هوش مصنوعی پرداختند. در این تحقیق از پارامترهای کیفیت آب برای مدل‌سازی SAR استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ دارای بیشترین دقت برای پیش‌بینی نسبت جذب سدیم در منابع آب زیرزمینی هستند. جامئی^۳ و همکاران (۲۰۲۴) به پیش‌بینی نسبت جذب سدیم ماهانه آب رودخانه زاینده‌رود در دوره زمانی ۲۰۱۶ تا ۱۹۶۹ پرداختند. در این تحقیق از الگوریتم‌های یادگیری برای تخمین نسبت جذب سدیم استفاده شد که نتایج تحقیق نشان داد که مدل‌ها مورد استفاده، کارایی بالای برای پیش‌بینی نسبت جذب سدیم دارند. با توجه به مطالب گفته شده و مطالعات انجام‌شده در این زمینه، آگاهی از کیفیت آب و تغییرپذیری آن‌ها در آینده می‌توان کمک قابل توجهی به مدیریت منابع آب نمود. لذا هدف از انجام این تحقیق مدل‌سازی و پیش‌بینی SAR با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه عصبی مصنوعی در برخی ایستگاه‌های حوزه آبخیز کشکان در یک دوره زمانی ۵۵ ساله (۱۳۴۷ تا ۱۴۰۲) است.

1. Najah
2. Wu
3. Jamei



شکل (۱): موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

Figure (1): Geographical location of the studied area

به منظور مدل سازی از مدل های LR، ANN-MLP و RF در محیط نرم افزار Python استفاده شد. فرایند مدل سازی در این تحقیق شامل دو مرحله آموزش و آزمایش بوده که از کل داده ها ۷۰ درصد مربوط به آموزش و ۳۰ درصد آزمایش مدل در نظر گرفته شده است (سپهوند و همکاران، ۲۰۲۱). داده های ورودی مدل سازی در این تحقیق شامل EC، TDS، pH، HCO_3^- ، CL^- ، SO_4^{2-} ، Ca^{2+} ، Mg^{2+} و Na^+ و داده

جدول (۱): مشخصات جغرافیایی ایستگاه های مورد مطالعه

Table (1): Geographical characteristics of the studied stations

| ایستگاه | طول | عرض | حوزه آبخیز |
|---------------|-------------|-------------|------------|
| چولهول افرینه | ۲۳° ۵۳' ۴۷" | ۵۱° ۱۸' ۳۳" | کشکان |
| دوآب ویسیان | ۵۲° ۵۷' ۴۷" | ۴۱° ۲۹' ۳۳" | کشکان |
| کشکان افرینه | ۴۱° ۵۳' ۴۷" | ۵۳° ۱۹' ۳۳" | کشکان |
| کشکان پلدختر | ۴۳° ۴۲' ۴۷" | ۲۷° ۰۹' ۳۳" | کشکان |
| چمانجیر | ۳۸° ۱۴' ۴۸" | ۳۸° ۲۶' ۳۳" | کشکان |

روش تحقیق

در این تحقیق برای مدل سازی جذب سدیم از داده های ایستگاه های هیدرومتری چمانجیر، دوآب ویسیان، چولهول افرینه، کشکان افرینه و کشکان پلدختر که از شرکت آب منطقه ای استان لرستان گرفته شده، استفاده شده است. پس از تهیه داده ها به منظور مدل سازی از داده های ماهانه در یک دوره آماری ۱۳۴۷-۱۴۰۲ استفاده شده است. در این تحقیق

1. Linear Regression
2. Anime News Network- Multilayer perceptron
3. Random Forest

۴. هیدروژن کربنات

۵. کلرید

۶. سولفات

۷. کلسیم

۸. منیزیم

۹. سدیم

بریمان^۱ در سال ۱۹۹۹ معرفی شد که جنگل‌های تصادفی (RF) یک نوع مدرن از درخت پایه‌اند که شامل انبوهی از درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیونی هستند (سیهاگ^۲ و همکاران، ۲۰۲۰). جنگل تصادفی متغیر ورودی زیادی را پذیرا بوده و همچنین می‌تواند اهمیت نسبی هر یک از متغیرها را بررسی کرده و مهم‌ترین متغیر را در پیش‌بینی مدل شناسایی کند. این روش پتانسیل لازم را به‌عنوان یک مدل مکانی برای ارزیابی و پیش‌بینی مسائل زیست‌محیطی و زمینی را دارد (رودریگوئز^۳ و همکاران، ۲۰۱۲).

مدل رگرسیون خطی چندمتغیره (LR)

رگرسیون روشی برای پیش‌بینی عددی است. رگرسیون یک شاخص و شیوه آماری است که هدف آن تعیین میزان قدرت رابطه بین یک متغیر وابسته (صفت برجسب) و یک سری از متغیرهای در حال تغییر موسوم به متغیرهای مستقل (صفت منظم) است. هدف رگرسیون خطی، مدل‌سازی رابطه بین یک متغیر اسکالر و یک یا چند متغیر توضیحی با برازش یک معادله خطی با داده‌های مشاهده‌شده است (اسدی و همکاران، ۲۰۱۶).

معیارهای ارزیابی کارایی مدل

در این تحقیق برای ارزیابی کارایی روش‌های استفاده‌شده در برآورد جذب سدیم از معیارهای سنجش خطای ضریب همبستگی^۴ (CC)، ریشه میانگین مربعات خطا^۵ (RMSE) و میانگین خطای مطلق^۶ (MAE) در مرحله آموزش و آزمایش استفاده شد (جدول ۳). بر این اساس هرچه میزان CC بیشتر و میزان RMSE و MAE کمتر باشد، مدل از کارایی بیشتری برای ارائه بهترین جواب برخوردار است (بیرانوند و همکاران، ۲۰۲۳).

خروجی مدل نسبت جذب سدیم (SAR) بودند (رابطه ۱، جدول ۲).

جدول (۲): داده‌های ورودی و خروجی مدل‌ها

Table (2): Details of model input and model output

| مدل | پارامتر ورودی | پارامتر خروجی |
|-----|---|---------------|
| MLP | TDS, EC, pH, HCO ₃ , Cl, SO ₄ , Ca, Mg and Na | SAR |
| RF | TDS, EC, pH, HCO ₃ , Cl, SO ₄ , Ca, Mg and Na | SAR |
| LR | TDS, EC, pH, HCO ₃ , Cl, SO ₄ , Ca, Mg and Na | SAR |

$$SAR = \frac{(Na^+)}{\sqrt{\frac{1}{2}[(Mg^{2+})+(Ca^{2+})]}} \quad (1)$$

که در آن، Na، Mg و Cl برحسب میلی‌اکی‌والانت بر لیتر هستند.

مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (ANN-MLP)

شبکه عصبی مصنوعی جزء سیستم‌های دینامیکی هستند که با پردازش روی داده‌های تجربی، قوانین موجود در داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین سبب به این سیستم‌ها هوشمند گفته می‌شود زیرا براساس محاسبات روی داده‌های مشاهداتی قوانین کلی حاکم بر پدیده‌ها را کشف نموده و براساس آن‌ها به پیش‌بینی‌هایی دست می‌زنند. مدل‌های اساساً فیزیکی به‌علت سادگی اغلب توسط الگوریتم ANNs قابل مدل‌سازی هستند. مدل‌های ANNs توسط توپولوژی شبکه، خواص گره‌ها و قوانین آموزش و یادگیری مشخص می‌شوند. بین الگوهای متفاوت، ANNs نسبت به سایر الگوها از محبوبیت بیشتری برخوردار است. ساختار شبکه شامل لایه‌هایی از المان‌های پردازشی موازی بوده که اصطلاحاً به آن نرون گفته می‌شود که در آن هر لایه توسط اتصال‌های میانی وزندار به لایه پردازشی متصل می‌شود (شریف زاک و بارانی، ۲۰۱۸).

مدل جنگل تصادفی (RF)

جنگل تصادفی (RF) یکی از انواع روش‌های الگوریتم‌های یادگیری است که از الگوریتم‌های پایه برای پیش‌بینی‌های چندگانه استفاده می‌کند. جنگل تصادفی اولین بار توسط

1. Breiman
2. Sihag
3. Rodriguez
4. Correlation Coefficient
5. Root Mean Square Error
6. Mean Absolute Error

جدول (۳): معیارهای سنجش خطا

Table (2): Error measurement criteria

| مقدار بهینه | رابطه | معیارهای سنجش خطا |
|-------------|---|-------------------------|
| یک | $CC = \frac{N \sum HF - (\sum H)(\sum F)}{\sqrt{N(\sum H^2) - (\sum H)^2} \sqrt{N(\sum F^2) - (\sum F)^2}}$ | ضریب همبستگی |
| صفر | $RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (H - F)^2}$ | ریشه میانگین مربعات خطا |
| صفر | $MAE = \frac{1}{N} \sum_i H - F $ | میانگین خطای مطلق |

H: داده‌های مشاهده شده؛ F: داده‌های برآورد شده؛ N: تعداد داده‌های اندازه‌گیری شده

آنالیز حساسیت مدل

۳. نتایج

جدول (۴) ویژگی‌های آماری پارامترهای ورودی و خروجی استفاده شده در این تحقیق را نشان می‌دهد که برخی خصوصیات پارامترها مانند بیشترین، کمترین، میانگین و انحراف معیار در مراحل آموزش و آزمایش مدل‌سازی تعیین شده است. مطابق نتایج این جدول بیشترین و کمترین میزان نسبت جذب سدیم (SAR) در مرحله آموزش مدل‌ها به ترتیب برابر ۰/۰۴ و ۰/۱۳ میلی‌اکی‌والانت بر لیتر در ایستگاه‌های هیدرومتری چولهول افرینه و چمانجیر خرم‌آباد مشاهده شده و در مرحله آموزش مدل‌ها به ترتیب برابر ۰/۰۴ و ۰/۶۴ میلی‌اکی‌والانت بر لیتر در ایستگاه‌های هیدرومتری چمانجیر خرم‌آباد و دوآب و یسیان بوده است.

تحلیل یا آنالیز حساسیت به معنی میزان تغییری است که خروجی مدل در ازای تغییرات در میزان ورودی‌های مدل دارد. این روش برای شناسایی اثر تغییرات پارامترهای ورودی روی میزان مقادیر پارامترهای خروجی مدل استفاده می‌شود و جزئی از اصول مدل‌سازی است. به منظور تعیین حساسیت مدل نسبت به تغییرات پارامترهای ورودی، مشخص کردن پارامترهایی که تغییرات آن‌ها باعث می‌شود روی متغیرهای خروجی اثرات معنی‌داری ایجاد شود و همچنین برای بررسی میزان تغییر خروجی‌های مدل در مقایسه با تغییر ترکیبی از پارامترهای حساس، از تحلیل حساسیت استفاده می‌شود (گان^۱ و همکاران، ۲۰۱۴؛ گیودیس و پادولانو،^۲ ۲۰۱۶؛ مصطفی‌زاده و همکاران، ۲۰۱۷). پارامترهای حساس، پارامترهای ورودی هستند که بیشترین تغییر را روی خروجی مدل داشته باشند و پارامترهای غیرحساس روی رفتار مدل تأثیری ندارند و ممکن است در مدل‌سازی حذف و یا اصلاح شوند (زووپو،^۳ ۱۹۹۹؛ مصطفی‌زاده و همکاران، ۲۰۱۷). کاربردهای تحلیل حساسیت شامل بهینه‌سازی مدل، سهولت واسنجی به کمک پارامترهای حساس و مهم، شناسایی بهتر مدل‌ها و پارامترها و همچنین مشخص کردن منبع خطاست (بهره‌مند و همکاران، ۲۰۰۷؛ آذین مهر و همکاران، ۲۰۱۶).

1. Gan
2. Giudice & Padulano
3. Zoppou

جدول (۴): خصوصیات آماری پارامترها در ایستگاه های مورد مطالعه

Table (4): Statistical characteristics of the parameters in the studied stations

| چم انجیر | | | | | | | | |
|---------------|---------|---------|--------|--------------|---------|---------|--------|--------------------------|
| آزمایش | | | | آموزش | | | | |
| انحراف معیار | میانگین | بیشترین | کمترین | انحراف معیار | میانگین | بیشترین | کمترین | پارامترها |
| ۱۰۳/۳۷ | ۴۴۲/۹۸ | ۶۶۳ | ۲۲۴ | ۷۸/۱۷ | ۳۲۹/۶۸ | ۵۵۵ | ۴۰ | TDS (mg/l) |
| ۱۵۶/۳۸ | ۶۸۶/۹۴ | ۱۰۲۰ | ۳۵۰ | ۱۱۲/۶۳ | ۵۱۱/۶۶ | ۸۴۲ | ۲۶۰ | EC (μS/cm) |
| ۰/۹۳ | ۷/۵۳ | ۸/۶۹ | ۶/۴۵ | ۰/۴۵ | ۷/۸۰ | ۸/۴۵ | ۶ | pH |
| ۱/۱۸ | ۴/۳۹ | ۶/۶۰ | ۱ | ۱ | ۳/۶۳ | ۶/۲۰ | ۱/۲۵ | HCO ₃ (meq/l) |
| ۰/۴۹ | ۱/۳۸ | ۳/۳۰ | ۰/۴ | ۰/۲۸ | ۰/۹۹ | ۱/۷۰ | ۰/۱۰ | CL (meq/l) |
| ۰/۹۲ | ۰/۷۵ | ۴/۴۰ | ۰ | ۰/۴۱ | ۰/۵۸ | ۲/۷۷ | ۰/۰۳ | SO ₄ (meq/l) |
| ۰/۹۸ | ۳/۴۴ | ۵/۶۰ | ۱ | ۰/۸۵ | ۲/۶۴ | ۴/۶۰ | ۰/۹۵ | Ca (meq/l) |
| ۰/۷۶ | ۲/۰۷ | ۴ | ۰/۶ | ۰/۶۶ | ۱/۷۳ | ۵/۷۰ | ۰/۵۰ | Mg (meq/l) |
| ۰/۵۹ | ۰/۸۹ | ۲/۸۰ | ۰/۰۶ | ۰/۳۳ | ۰/۸۹ | ۱/۸۹ | ۰/۱۵ | Na (meq/l) |
| ۰/۳۸ | ۰/۵۵ | ۱/۷۰ | ۰/۰۴ | ۰/۲۶ | ۰/۶۳ | ۱/۷۳ | ۰/۱۳ | SAR (meq/l) |
| چولهول افرینه | | | | | | | | |
| ۱۳۵۱/۵۱ | ۱۰۰۳/۰۱ | ۱۶۱۰/۴ | ۱۳۲ | ۱۵۹/۶۵ | ۷۴۵/۴۵ | ۱۳۴۳ | ۲۳۵ | TDS (mg/l) |
| ۴۰۸/۰۴ | ۱۳۶۴/۸۱ | ۲۷۰۰ | ۳۱۷ | ۲۳۱/۷۸ | ۱۱۲۴/۳۶ | ۲۰۱۰ | ۳۶۵ | EC (μS/cm) |
| ۰/۴۸ | ۷/۵۵ | ۸/۳۰ | ۶/۴۵ | ۰/۳۵ | ۷/۷۴ | ۸/۵۰ | ۶/۵۰ | pH |
| ۱/۲۷ | ۲/۸۲ | ۱۰ | ۱ | ۰/۶۲ | ۲/۲۷ | ۷/۱۵ | ۰/۹۰ | HCO ₃ (meq/l) |
| ۲/۱۳ | ۳/۹۷ | ۱۵/۳۰ | ۱ | ۱/۰۳ | ۳/۱۱ | ۶/۱۰ | ۰/۲۰ | CL (meq/l) |
| ۲/۹۲ | ۵/۹۵ | ۱۷/۹۵ | ۰/۱۷ | ۲/۲۸ | ۵/۹۴ | ۱۵/۷۸ | ۰/۱۳ | SO ₄ (meq/l) |
| ۲/۸۹ | ۷/۲۳ | ۱۵ | ۰/۵۰ | ۲/۲۵ | ۵/۸۳ | ۱۶/۵۰ | ۱/۲۰ | Ca (meq/l) |
| ۲/۰۸ | ۳/۷۶ | ۱۴/۵۰ | ۰/۵۰ | ۰/۷۷ | ۲/۷۵ | ۷/۳۵ | ۰/۳۲ | Mg (meq/l) |
| ۱/۱۱ | ۱/۵۱ | ۴/۵۰ | ۰/۰۵ | ۱/۲۱ | ۲/۸۳ | ۹/۱۰ | ۰/۱۰ | Na (meq/l) |
| ۰/۵۲ | ۰/۷۰ | ۲/۹۷ | ۰/۰۵ | ۰/۶۳ | ۱/۴۰ | ۴/۶۵ | ۰/۰۴ | SAR (meq/l) |
| دو آب ویسیان | | | | | | | | |
| ۷۵/۵۱ | ۴۳۸/۴۱ | ۵۹۰ | ۳۲۰ | ۱۱۸/۴۱ | ۵۰۹/۵۲ | ۷۲۶ | ۵/۱۳ | TDS (mg/l) |
| ۱۱۲/۶۵ | ۷۴۷/۰۹ | ۹۰۸ | ۵۰۰ | ۱۴۱/۷۷ | ۷۹۹/۵۲ | ۱۱۰۰ | ۳۷۴ | EC (μS/cm) |
| ۰/۲۸ | ۷/۷۱ | ۸/۳۷ | ۷/۱۰ | ۰/۳۲ | ۷/۹۴ | ۸/۴۱ | ۶/۹۲ | pH |
| ۱/۱۸ | ۳/۲۴ | ۶ | ۱ | ۰/۷۱ | ۴/۹۲ | ۵/۹۰ | ۳/۱۰ | HCO ₃ (meq/l) |
| ۰/۵۴ | ۱/۶۴ | ۲/۵۰ | ۱ | ۰/۵۱ | ۱/۸۵ | ۲/۷۰ | ۰/۳۰ | CL (meq/l) |
| ۱/۱۹ | ۱/۷۷ | ۵ | ۰/۲۰ | ۰/۵۵ | ۰/۷۴ | ۲/۵۲ | ۰/۰۱ | SO ₄ (meq/l) |
| ۰/۶۱ | ۲/۶۸ | ۴ | ۲ | ۰/۸۷ | ۳/۷۹ | ۵/۸۰ | ۱/۵۰ | Ca (meq/l) |
| ۰/۸۱ | ۲/۱۰ | ۴ | ۰/۴۵ | ۰/۸۵ | ۲/۳۷ | ۳/۹۰ | ۰/۳۰ | Mg (meq/l) |
| ۰/۳۴ | ۱/۶۷ | ۲/۱۰ | ۰/۹۰ | ۰/۶۱ | ۱/۲۱ | ۲/۵۷ | ۰/۱۶ | Na (meq/l) |
| ۰/۲۱ | ۱/۰۹ | ۱/۴۱ | ۰/۶۴ | ۰/۳۵ | ۰/۷۰ | ۱/۶۸ | ۰/۰۹ | SAR (meq/l) |
| کشکان افرینه | | | | | | | | |
| ۲۶۹/۱۵ | ۵۹۶/۳۳ | ۱۳۲۰ | ۲۲۶ | ۷۸/۱۴ | ۳۳۱/۳۶ | ۵۹۰ | ۱۶۰ | TDS (mg/l) |
| ۴۱۳/۰۳ | ۹۰۸/۹۵ | ۲۰۰۰ | ۲۰ | ۱۱۶/۳۶ | ۵۱۱/۲۵ | ۹۰۷ | ۲۸۵ | EC (μS/cm) |
| ۰/۳۶ | ۷/۸۷ | ۸/۵۸ | ۶/۸۵ | ۰/۳۴ | ۷/۸۷ | ۸/۴۰ | ۶/۸۰ | pH |

| | | | | | | | | |
|---------------|--------|-------|------|--------|--------|-------|------|--------------------------|
| ۰/۹۵ | ۳/۷۳ | ۷ | ۱ | ۰/۶۹ | ۲/۹۵ | ۴/۸۰ | ۱/۲۵ | HCO ₃ (meq/l) |
| ۲/۰۲ | ۲/۳۶ | ۱۳/۷۰ | ۰/۶۰ | ۰/۶۶ | ۱/۳۸ | ۴/۳۰ | ۰/۳۵ | CL (meq/l) |
| ۲/۲۸ | ۱/۸۶ | ۱۲/۳۷ | ۰ | ۰/۵۶ | ۰/۸۱ | ۳/۸۰ | ۰/۱ | SO ₄ (meq/l) |
| ۱/۸۹ | ۳/۸۲ | ۱۲ | ۱/۵۰ | ۰/۶۵ | ۲/۲۹ | ۳/۹۰ | ۱/۱۵ | Ca (meq/l) |
| ۱/۳۷ | ۲/۵۰ | ۸/۱۰ | ۰/۳۰ | ۰/۷۱ | ۱/۶۰ | ۶/۲۰ | ۰/۱۵ | Mg (meq/l) |
| ۱/۰۲ | ۱/۳۷ | ۵/۷۸ | ۰/۰۳ | ۰/۶۶ | ۱/۲۸ | ۳/۴۰ | ۰/۱۳ | Na (meq/l) |
| ۰/۴۹ | ۰/۸۱ | ۲/۲۲ | ۰/۰۸ | ۰/۴۹ | ۰/۹۴ | ۲/۴۷ | ۰/۰۹ | SAR (meq/l) |
| کشکان پلدختر | | | | | | | | |
| ۲۳۵/۵۴ | ۵۹۱/۶۳ | ۱۴۳۲ | ۲۱۲ | ۸۵/۷۲ | ۳۹۶/۰۹ | ۹۲۹ | ۲۰۵ | TDS (mg/l) |
| ۳۵۲/۲۷ | ۹۱۰/۴۰ | ۲۱۷۰ | ۳۳۱ | ۱۱۸/۰۱ | ۶۰۷/۳۰ | ۱۰۹۵ | ۳۳۰ | EC (μS/cm) |
| ۰/۴۸ | ۷/۷۳ | ۸/۶۸ | ۶/۴۵ | ۰/۳۶ | ۷/۸۳ | ۸/۵۰ | ۶/۷۸ | pH |
| ۰/۸۱ | ۳/۶۳ | ۶/۳۰ | ۱ | ۰/۶۷ | ۳ | ۴/۶۰ | ۱/۵۰ | HCO ₃ (meq/l) |
| ۲/۰۹ | ۲/۶۵ | ۱۴/۱۰ | ۰/۴۰ | ۰/۶۹ | ۱/۶۵ | ۴ | ۰/۲۰ | CL (meq/l) |
| ۲/۳۲ | ۲/۰۵ | ۱۱/۳۲ | ۰ | ۰/۷۲ | ۱/۴۱ | ۵/۴۰ | ۰/۰۲ | SO ₄ (meq/l) |
| ۲ | ۴/۰۵ | ۱۲/۷۰ | ۱/۴۰ | ۰/۷۸ | ۲/۷۱ | ۶/۶۵ | ۱/۳۵ | Ca (meq/l) |
| ۱/۲۵ | ۲/۶۹ | ۶/۶۰ | ۰/۳۰ | ۰/۷۹ | ۱/۹۵ | ۵/۱۰ | ۰/۱۵ | Mg (meq/l) |
| ۰/۹۹ | ۱/۳۲ | ۴/۳۵ | ۰/۰۵ | ۰/۷۳ | ۱/۴۴ | ۳/۴۰ | ۰/۱۳ | Na (meq/l) |
| ۰/۵۱ | ۰/۷۶ | ۲/۱۲ | ۰/۰۶ | ۰/۵۲ | ۰/۹۷ | ۲/۳۶ | ۰/۰۹ | SAR (meq/l) |
| همه ایستگاهها | | | | | | | | |
| ۲۰۳/۶۴ | ۴۸۱/۹۲ | ۱۴۳۲ | ۲۰۵ | ۲۶۱/۹۲ | ۵۴۶/۳۳ | ۱۷۸۲ | ۵/۱۳ | TDS (mg/l) |
| ۳۰۶/۷۰ | ۷۳۸/۷۴ | ۲۱۷۰ | ۲۰ | ۳۸۹/۱۰ | ۸۳۴/۶۲ | ۲۷۰۰ | ۲۶۰ | EC (μS/cm) |
| ۰/۴۰ | ۷/۸۱ | ۸/۶۸ | ۶/۴۵ | ۰/۴۲ | ۷/۷۶ | ۸/۶۹ | ۶ | pH |
| ۰/۸۴ | ۳/۳۱ | ۷ | ۱ | ۱/۱۹ | ۳/۱۲ | ۱۰ | ۰/۹۰ | HCO ₃ (meq/l) |
| ۱/۵۲ | ۲/۰۴ | ۱۴/۱۰ | ۰/۲۰ | ۱/۴۸ | ۲/۱۶ | ۱۵/۳۰ | ۰/۱۰ | CL (meq/l) |
| ۱/۶۵ | ۱/۶۳ | ۱۲/۳۷ | ۰ | ۳/۰۸ | ۲/۹۴ | ۱۷/۹۵ | ۰ | SO ₄ (meq/l) |
| ۱/۵۴ | ۳/۲۶ | ۱۲/۷۰ | ۱/۳۵ | ۲/۴۹ | ۴/۲۲ | ۱۶/۵۰ | ۰/۵۰ | Ca (meq/l) |
| ۱/۱۰ | ۲/۲۴ | ۸/۱۰ | ۰/۱۵ | ۱/۲۳ | ۲/۳۳ | ۱۴/۵۰ | ۰/۱۵ | Mg (meq/l) |
| ۰/۸۷ | ۱/۳۸ | ۵/۷۸ | ۰/۰۳ | ۱/۱۷ | ۱/۶۵ | ۹/۱۰ | ۰/۰۵ | Na (meq/l) |
| ۰/۵۲ | ۰/۸۸ | ۲/۳۶ | ۰/۰۶ | ۰/۵۸ | ۰/۹۴ | ۴/۶۵ | ۰/۰۴ | SAR (meq/l) |

جدول (۶) نتایج به دست آمده از مدل سازی مدل های نام برده در ایستگاه های مورد مطالعه در این تحقیق را نشان می دهد. مطابق نتایج این جدول مشخص شد مدل های MLP، LR و RF در مدل سازی نسبت جذب سدیم عملکرد خوبی داشته اند که بین این مدل ها در همه ایستگاه های مطالعاتی مدل MLP عملکرد بهتری را نشان داده است. نتایج این مدل ها با استفاده از معیارهای ارزیابی MAE، RMSE و بررسی شده است. نتایج معیارهای سنجش خطای MAE، RMSE و بررسی بخش آزمایش این مدل ها به ترتیب در

ایستگاه چمانجیر برابر ۰/۹۹، ۰/۰۳ و ۰/۰۵، ایستگاه چولهول افرینه برابر ۰/۹۳، ۰/۰۹ و ۰/۱۸، ایستگاه دو آب و یسیان برابر ۰/۹۹، ۰/۰۱ و ۰/۰۲، ایستگاه کشکان افرینه برابر ۰/۸۷، ۰/۱۰ و ۰/۲۴ و ایستگاه کشکان پلدختر نیز به همین ترتیب برابر ۰/۹۲، ۰/۰۵ و ۰/۱۹ به دست آمده است. همچنین در مدل سازی همه ایستگاه ها همه مدل ها نتایج خوبی داشته و مدل MLP عملکرد بهتری داشته و نتایج بخش آزمایش به ترتیب گفته شده برابر ۰/۹۶، ۰/۰۷ و ۰/۱۳ به دست آمده است.

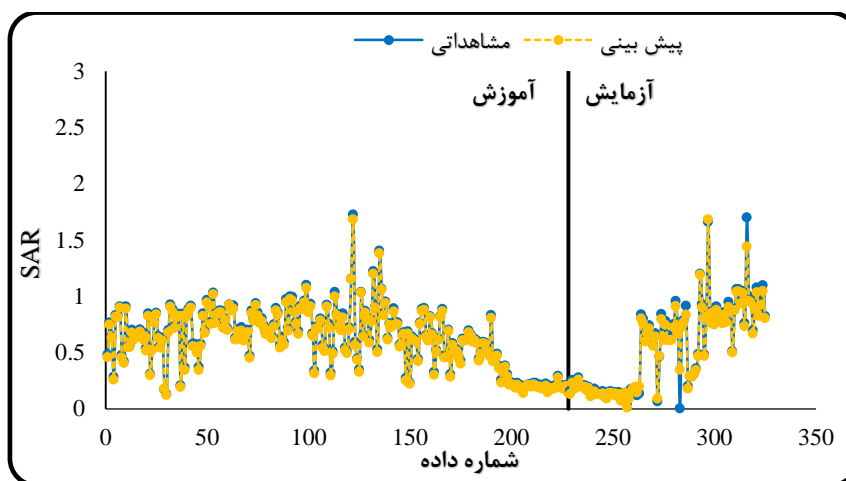
جدول (۶) نتایج به دست آمده از مدل سازی مدل های نام برده در ایستگاه های مورد مطالعه در این تحقیق را نشان می دهد. مطابق نتایج این جدول مشخص شد مدل های MLP، LR و RF در مدل سازی نسبت جذب سدیم عملکرد خوبی داشته اند که بین این مدل ها در همه ایستگاه های مطالعاتی مدل MLP عملکرد بهتری را نشان داده است. نتایج این مدل ها با استفاده از معیارهای ارزیابی MAE، RMSE و بررسی شده است. نتایج معیارهای سنجش خطای MAE، RMSE و بررسی بخش آزمایش این مدل ها به ترتیب در

جدول (۶): نتایج مدل‌سازی مدل‌های مورد استفاده در ایستگاه‌های مورد مطالعه

Table (6): Modeling results of the models used in the studied stations

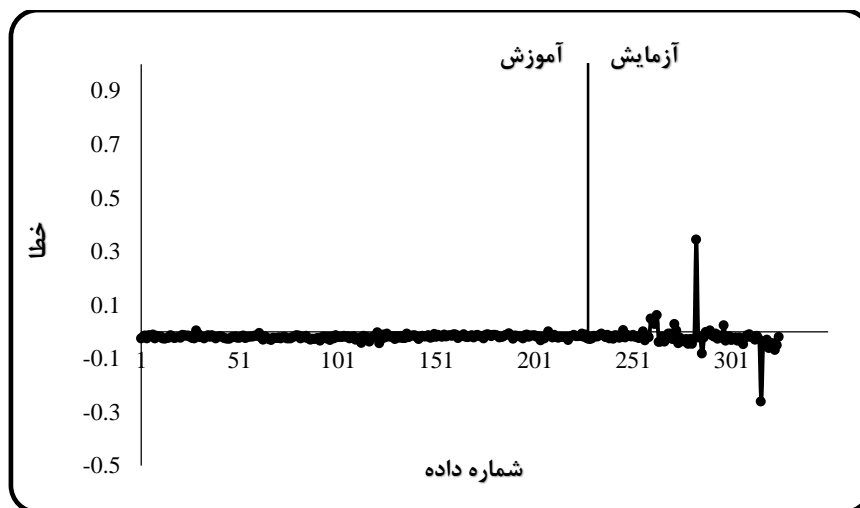
| چولهول افرینه | | | | | | | چم انجیر | | | | | | | |
|-------------------------|------|------|-------|-------|------|-----|--------------|--------|------|-------|-------|------|-----|--------|
| آزمایش | | | آموزش | | | | مدل‌ها | آزمایش | | | آموزش | | | مدل‌ها |
| RMSE | MAE | CC | RMSE | MAE | CC | | RMSE | MAE | CC | RMSE | MAE | CC | | |
| ۰/۱۸ | ۰/۰۹ | ۰/۹۳ | ۰/۰۲ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | MLP | ۰/۰۵ | ۰/۰۳ | ۰/۹۹ | ۰/۰۲ | ۰/۰۱ | ۰/۹۹ | MLP | |
| ۰/۳۱ | ۰/۲۴ | ۰/۸۵ | ۰/۰۷ | ۰/۰۳ | ۰/۹۹ | RF | ۰/۱۲ | ۰/۰۸ | ۰/۹۵ | ۰/۰۲ | ۰/۰۱ | ۰/۹۹ | RF | |
| ۰/۲۶ | ۰/۱۵ | ۰/۹۰ | ۰/۰۸ | ۰/۰۵ | ۰/۹۹ | LR | ۰/۰۹ | ۰/۰۶ | ۰/۹۷ | ۰/۰۳ | ۰/۰۲ | ۰/۹۸ | LR | |
| کشکان افرینه | | | | | | | دو آب ویسیان | | | | | | | |
| ۰/۲۴ | ۰/۱۰ | ۰/۸۷ | ۰/۰۱ | ۰/۰۰۸ | ۰/۹۹ | MLP | ۰/۰۲ | ۰/۰۱ | ۰/۹۹ | ۰/۰۰۸ | ۰/۰۰۷ | ۰/۹۹ | MLP | |
| ۰/۲۹ | ۰/۲۲ | ۰/۸۷ | ۰/۰۴ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | RF | ۰/۲۶ | ۰/۲۳ | ۰/۸۰ | ۰/۰۵ | ۰/۰۳ | ۰/۹۹ | RF | |
| ۰/۳۵ | ۰/۲۰ | ۰/۸۷ | ۰/۰۴ | ۰/۰۳ | ۰/۹۹ | LR | ۰/۰۹ | ۰/۰۸ | ۰/۹۷ | ۰/۰۲ | ۰/۰۱ | ۰/۹۹ | LR | |
| داده‌های همه ایستگاه‌ها | | | | | | | کشکان پلدختر | | | | | | | |
| آزمایش | | | آموزش | | | | مدل‌ها | آزمایش | | | آموزش | | | مدل‌ها |
| ۰/۱۳ | ۰/۰۷ | ۰/۹۶ | ۰/۰۵ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | MLP | ۰/۱۹ | ۰/۰۵ | ۰/۹۲ | ۰/۰۰۸ | ۰/۰۰۶ | ۰/۹۹ | MLP | |
| ۰/۱۴ | ۰/۰۶ | ۰/۹۶ | ۰/۰۴ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | RF | ۰/۲۴ | ۰/۱۷ | ۰/۸۹ | ۰/۰۳ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | RF | |
| ۰/۱۶ | ۰/۱۰ | ۰/۹۴ | ۰/۱۲ | ۰/۰۸ | ۰/۹۷ | LR | ۰/۲۵ | ۰/۱۳ | ۰/۹۱ | ۰/۰۴ | ۰/۰۳ | ۰/۹۹ | LR | |

شکل‌های (۲) تا (۱۳) نمودارهای بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی و نمودار داده‌های خطا در مدل برتر ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



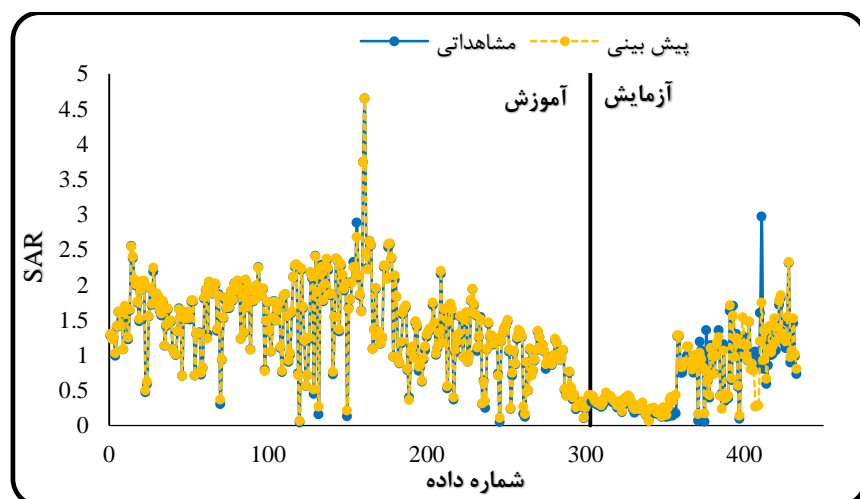
شکل (۲): نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی ایستگاه چم انجیر

Figure (2): Diagram of observation and prediction data of Cham Anjir station



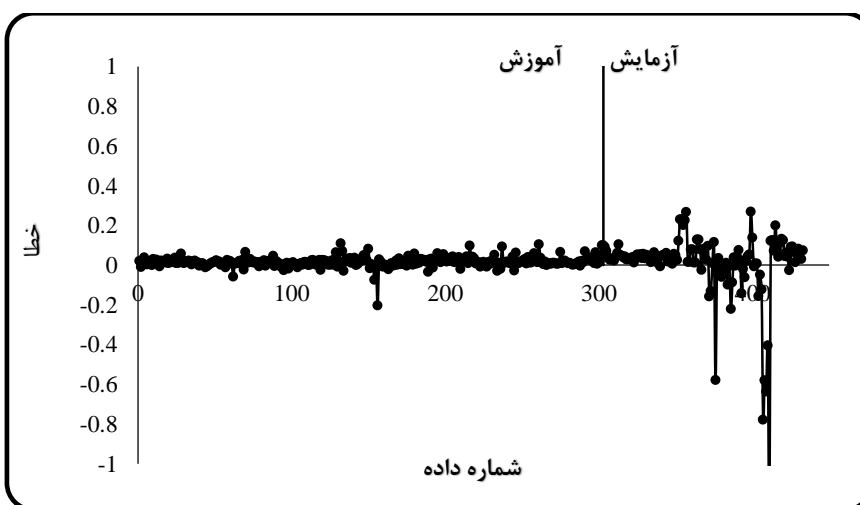
شکل (۳): نمودار داده‌های خطا در ایستگاه چمانجیر

Figure (3): Error data diagram at Cham-Anjir station



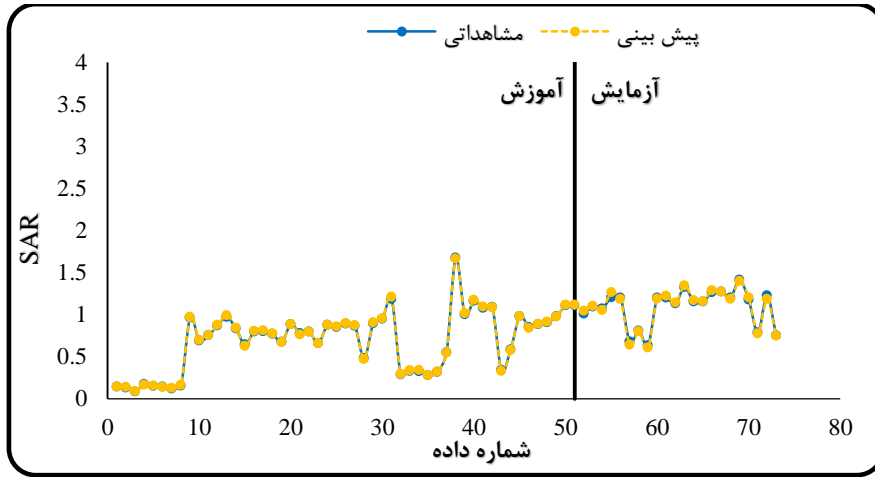
شکل (۴): نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی ایستگاه چولهول افرینه

Figure (4): Diagram of observation and prediction data of Cholhol Afarine station



شکل (۵): نمودار داده‌های خطا در ایستگاه چولهول افرینه

Figure (5): Error data diagram at Cholhol Afarine station



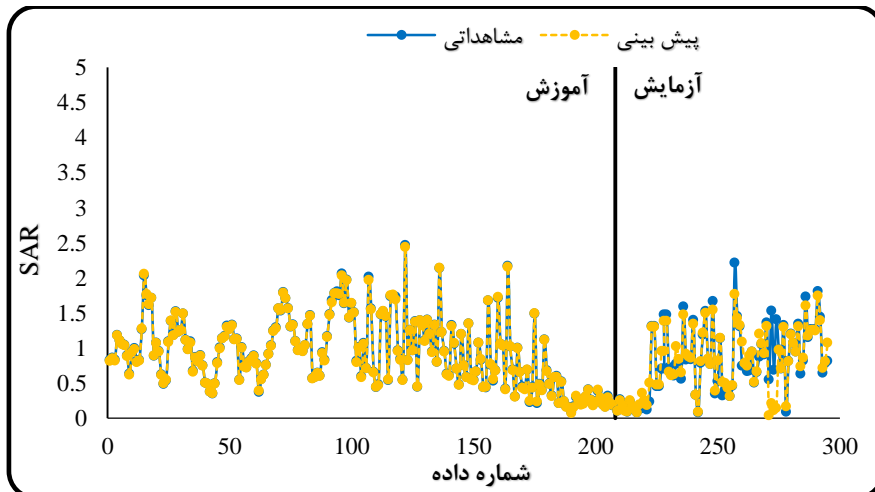
شکل (۶): نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی ایستگاه دوآب ویسیان

Figure (6): Diagram of observation and prediction data of Doab Visyan station



شکل (۷): نمودار داده‌های خطا در ایستگاه دوآب ویسیان

Figure (7): Error data diagram at Doab Visyan station

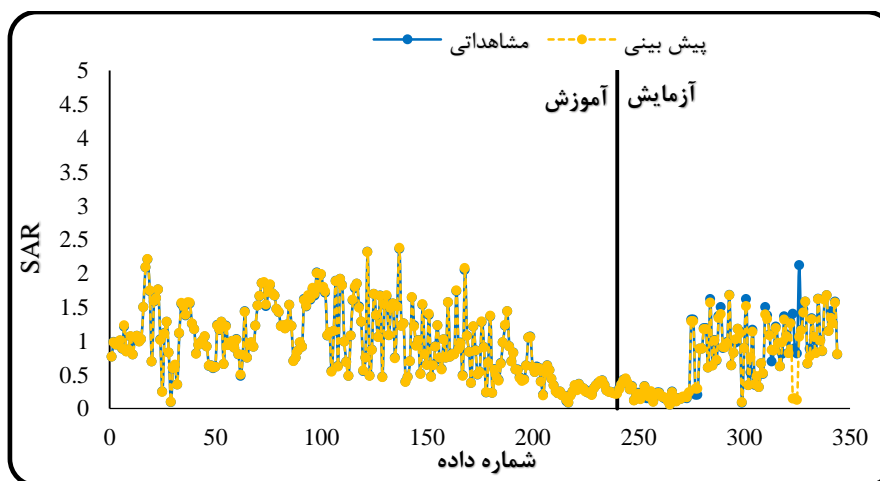


شکل (۸): نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی ایستگاه کشکان افرینه

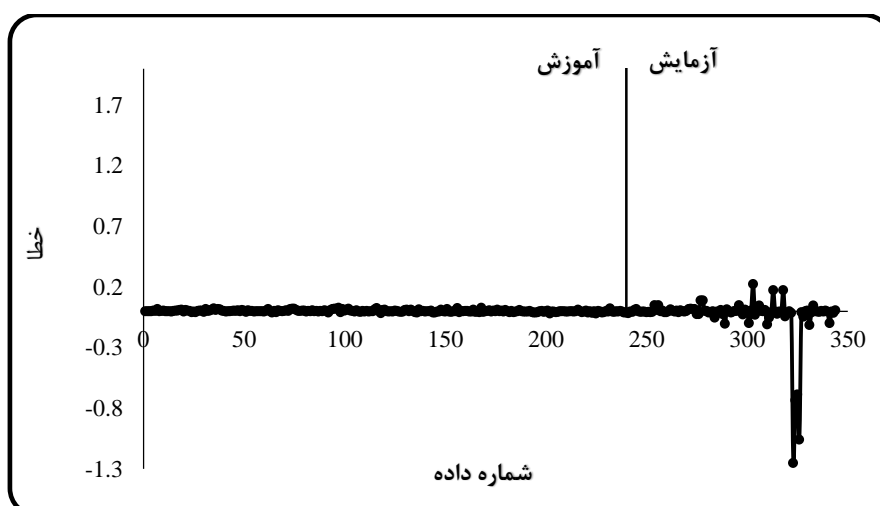
Figure (8): Diagram of observation and prediction data of Efrain Kashkan station



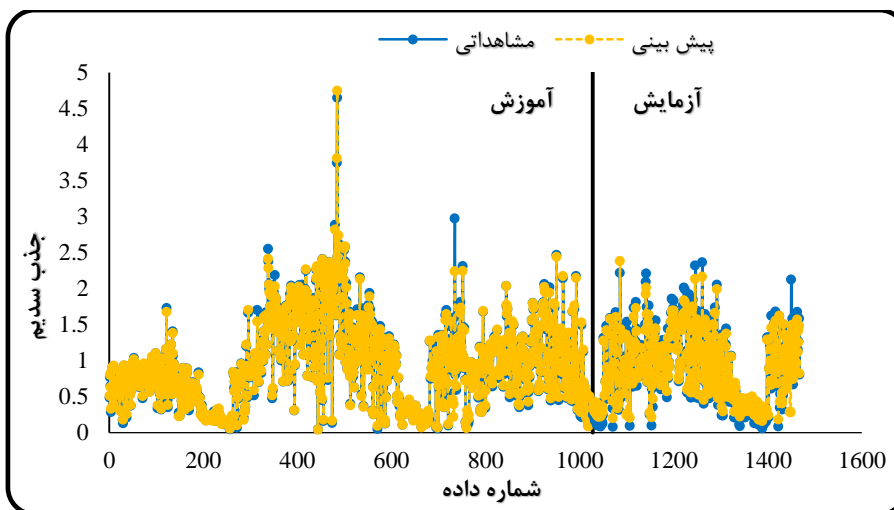
شکل (۹): نمودار داده‌های خطا در ایستگاه کشکان افرینه
 Figure (9): Error data diagram at Efrain Kashkan station



شکل (۱۰): نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی ایستگاه کشکان پلدختر
 Figure (10): Diagram of observation and prediction data of Keshkan Poldakhtar station

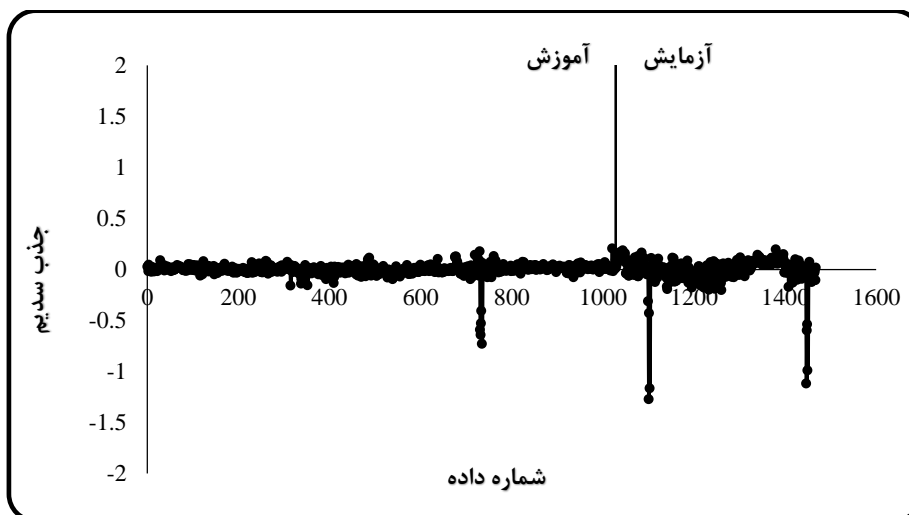


شکل (۱۱): نمودار داده‌های خطا در ایستگاه کشکان پلدختر
 Figure (11): Error data diagram at Keshkan Poldakhtar station



شکل (۱۲): نمودار داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی همه ایستگاه‌ها

Figure (12): Diagram of observation and prediction data of All stations



شکل (۱۳): نمودار داده‌های خطا در همه ایستگاه‌ها

Figure (13): Error data diagram at All stations

جدول (۷) نمودار آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی مدل برتر را برای هریک از ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد. این جدول نشان می‌دهد با حذف کدام یک از پارامترهای ورودی مدل دچار تغییراتی در نتایج خود می‌شود. طبق جدول مشخص شد در همه ایستگاه‌ها پارامتر Na بیشترین حساسیت را در مدل دارد. مطابق نتایج به دست آمده در بخش آزمایش این مدل معیارهای ارزیابی به ترتیب CC، MAE و RMSE در ایستگاه چمانجیر با حذف سدیم برابر ۰/۷۸، ۰/۱۶ و ۰/۲۵، ایستگاه چولهول افرینه برابر ۰/۷۱، ۰/۵۲ و ۰/۶۸، ایستگاه دوآب ویسیان برابر ۰/۶۹، ۰/۲۰ و ۰/۲۴، ایستگاه کشکان افرینه برابر ۰/۷۳، ۰/۶۱ و ۰/۹۱ و ایستگاه کشکان پلدختر نیز به همین ترتیب برابر ۰/۸۸، ۰/۲۵ و ۰/۴۱ به دست آمده است. همچنین در آنالیز حساسیت داده‌های همه ایستگاه‌ها با حذف پارامتر سدیم نسبت به سایر پارامترها تغییر بیشتری در نتایج مدل حاصل شده که این نتایج به ترتیب برابر ۰/۹۲، ۰/۱۷ و ۰/۲۳ بوده است.

جدول (۷) نمودار آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی مدل برتر را برای هریک از ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد. این جدول نشان می‌دهد با حذف کدام یک از پارامترهای ورودی مدل دچار تغییراتی در نتایج خود می‌شود. طبق جدول مشخص شد در همه ایستگاه‌ها پارامتر Na بیشترین حساسیت را در مدل دارد. مطابق نتایج به دست آمده در بخش آزمایش این مدل معیارهای ارزیابی به ترتیب CC، MAE و RMSE در ایستگاه چمانجیر با حذف سدیم برابر

جدول (۷): آنالیز حساسیت بخش آزمایش مدل برتر در ایستگاه‌های مورد مطالعه

Table (7): Sensitivity analysis of the test section of the superior model in the studied stations

| چولهول افرینه | | | | چم انجیر | | | |
|----------------|------|------|--------------|---------------|------|------|--------------|
| RMSE | MAE | CC | پارامتر حذفی | RMSE | MAE | CC | پارامتر حذفی |
| ۰/۱۶ | ۰/۰۸ | ۰/۹۴ | TDS | ۰/۰۴ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | TDS |
| ۰/۱۷ | ۰/۰۷ | ۰/۹۴ | Ec | ۰/۰۴ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | Ec |
| ۰/۱۷ | ۰/۰۸ | ۰/۹۴ | PH | ۰/۰۳ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | PH |
| ۰/۱۷ | ۰/۰۷ | ۰/۹۴ | Hco3 | ۰/۰۴ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | Hco3 |
| ۰/۱۷ | ۰/۰۸ | ۰/۹۴ | Cl | ۰/۰۵ | ۰/۰۳ | ۰/۹۸ | Cl |
| ۰/۱۷ | ۰/۰۸ | ۰/۹۳ | So4 | ۰/۰۶ | ۰/۰۳ | ۰/۹۸ | So4 |
| ۰/۲۲ | ۰/۱۰ | ۰/۹۱ | Ca | ۰/۰۸ | ۰/۰۶ | ۰/۹۸ | Ca |
| ۰/۲۲ | ۰/۰۹ | ۰/۹۰ | Mg | ۰/۰۷ | ۰/۰۴ | ۰/۹۸ | Mg |
| ۰/۶۸ | ۰/۵۲ | ۰/۷۱ | Na | ۰/۲۵ | ۰/۱۶ | ۰/۷۸ | Na |
| کشکان افرینه | | | | دو آب و بیسان | | | |
| ۰/۲۴ | ۰/۱۰ | ۰/۸۶ | TDS | ۰/۰۳ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | TDS |
| ۰/۲۴ | ۰/۰۹ | ۰/۸۷ | Ec | ۰/۰۳ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | Ec |
| ۰/۲۴ | ۰/۱۰ | ۰/۸۷ | PH | ۰/۰۲ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | PH |
| ۰/۲۵ | ۰/۱۱ | ۰/۸۶ | Hco3 | ۰/۰۲ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | Hco3 |
| ۰/۲۲ | ۰/۰۹ | ۰/۸۹ | Cl | ۰/۰۳ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | Cl |
| ۰/۲۴ | ۰/۱۰ | ۰/۸۷ | So4 | ۰/۰۳ | ۰/۰۲ | ۰/۹۹ | So4 |
| ۰/۲۵ | ۰/۱۱ | ۰/۸۶ | Ca | ۰/۰۴ | ۰/۰۳ | ۰/۹۸ | Ca |
| ۰/۲۵ | ۰/۱۱ | ۰/۸۵ | Mg | ۰/۰۶ | ۰/۰۵ | ۰/۹۷ | Mg |
| ۰/۹۱ | ۰/۶۱ | ۰/۷۳ | Na | ۰/۲۴ | ۰/۲۰ | ۰/۶۹ | Na |
| همه ایستگاه‌ها | | | | کشکان پلدختر | | | |
| ۰/۱۴ | ۰/۰۳ | ۰/۹۶ | TDS | ۰/۱۹ | ۰/۰۶ | ۰/۹۲ | TDS |
| ۰/۱۳ | ۰/۰۶ | ۰/۹۶ | Ec | ۰/۱۹ | ۰/۰۵ | ۰/۹۲ | Ec |
| ۰/۱۴ | ۰/۰۷ | ۰/۹۶ | PH | ۰/۱۹ | ۰/۰۶ | ۰/۹۲ | PH |
| ۰/۱۴ | ۰/۰۶ | ۰/۹۶ | Hco3 | ۰/۲۰ | ۰/۰۵ | ۰/۹۲ | Hco3 |
| ۰/۱۴ | ۰/۰۷ | ۰/۹۶ | Cl | ۰/۲۰ | ۰/۰۶ | ۰/۹۲ | Cl |
| ۰/۱۵ | ۰/۰۸ | ۰/۹۶ | So4 | ۰/۲۰ | ۰/۰۶ | ۰/۹۲ | So4 |
| ۰/۱۶ | ۰/۰۷ | ۰/۹۵ | Ca | ۰/۲۲ | ۰/۰۹ | ۰/۹۱ | Ca |
| ۰/۱۶ | ۰/۰۸ | ۰/۹۶ | Mg | ۰/۲۳ | ۰/۰۹ | ۰/۹۰ | Mg |
| ۰/۲۳ | ۰/۱۷ | ۰/۹۲ | Na | ۰/۴۱ | ۰/۲۵ | ۰/۸۸ | Na |

۴. بحث و نتیجه‌گیری

معیارهای ارزیابی به منظور بررسی عملکرد مدل‌های به‌کار برده شده شامل ضریب همبستگی (CC)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) می‌باشد. پارامترهای ورودی در این تحقیق شامل EC، TDS، pH، HCO_3 ، CL، SO_4 ، Ca، Mg و Na و داده خروجی مدل‌ها SAR است که در بازه‌های زمانی ۵۵ ساله داده‌ها در نظر گرفته شده است. نتایج حاصل از مدل‌سازی نشان می‌دهد هر سه مدل در تخمین نسبت جذب سدیم با توجه

شوری و سدیمی بودن آب و خاک عاملی مهم و تأثیرگذار در کاهش میزان تولید محصولات کشاورزی است که در این بین نسبت جذب سدیم مقدار سدیم، منیزیم و کلسیم را در آب نشان می‌دهد. در این تحقیق به بررسی مدل‌های MLP، LR و RF در بررسی نسبت جذب سدیم برخی ایستگاه‌های حوضه کشکان (ایستگاه‌های کشکان پلدختر، چم‌انجیر، چولهول افرینه، کشکان افرینه و دو آب و بیسان) پرداخته شد.

نشان داد بین مدل‌های استفاده‌شده مدل MLP دارای بهترین عملکرد در تخمین نسبت جذب سدیم بوده و پارامتر Na حساس‌ترین پارامتر بین ورودی‌های مدل در مدل‌سازی نسبت جذب سدیم بوده است. پیری و بامری (۲۰۱۳) در برآورد نسبت جذب سدیم آب‌های زیرزمینی با استفاده از واریزه خطی چندمتغیره و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی ۸۰ درصد و وایازی خطی چندمتغیره ۲۳/۹ درصد از تغییرات جذب سدیم را می‌توانند نشان از عملکرد بالای شبکه عصبی را در مقایسه با مدل دیگر نشان داشته باشد که با نتایج این تحقیق همخوانی دارد. اما در نتایج تحلیل حساسیت این مدل PH را تأثیرگذارترین پارامتر در دقت برآورد جذب سدیم دانستند که با نتایج این تحقیق همخوانی ندارد. کرباسی و دیندار (۲۰۱۷) در مقایسه مدل‌های MLP و GMDH در پیش‌بینی EC و SAR به این نتایج دست یافتند که هر دو مدل در پیش‌بینی توانایی بالایی دارند و مدل MLP نتایج بهتری داشته که با نتایج این تحقیق مطابقت دارد. کریمی و همکاران (۲۰۰۶) با استفاده از شبکه عصبی به پیش‌بینی EC، SAR و TDS به منظور پیش‌بینی کیفیت آب رودخانه کارون پرداختند. نتایج دقت بالای شبکه عصبی را در پیش‌بینی پارامترهای کیفی نشان داد که مطابق نتایج به دست آمده در پژوهش انجام شده است. سپه‌وند و همکاران (۲۰۱۹) به بررسی عملکرد مدل‌های RF، M5P و GMDH در تخمین نسبت جذب سدیم پرداختند. نتایج توانایی بالای مدل M5P را نسبت به سایر مدل‌ها نشان داد که با نتایج این تحقیق انجام شده هم‌خوانی ندارد. همچنین وو و همکاران (۲۰۲۴) در تحقیقشان به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی دارای بهترین عملکرد برای پیش‌بینی نسبت جذب سدیم است که با نتایج این تحقیق همخوانی دارد. لذا براساس نتایج این تحقیق با توجه به هزینه بالای آزمایش‌ها و همچنین زمان‌بر بودن فرایند تعیین میزان عناصر آب برای تعیین نسبت جذب سدیم (SAR)، پیشنهاد می‌شود برای صرفه‌جویی در هزینه و زمان و همچنین مدیریت بهتر استفاده از منابع آب سطحی، از این مدل‌ها برای تخمین سریع SAR استفاده شود.

به معیارهای ارزیابی عملکرد بسیار خوبی از خود نشان داده‌اند که بین این مدل‌ها RF نسبت به دو مدل دیگر عملکرد ضعیف‌تر و MLP بین مدل‌ها عملکرد بهتری را داشته است. نتایج به دست آمده از مدل MLP با توجه به معیارهای ارزیابی گفته شده در بخش آموزش و آزمایش این مدل به ترتیب ایستگاه چمن‌انجیر ۰/۹۹، ۰/۰۱ و ۰/۰۲ و بخش آزمایش برابر ۰/۹۹، ۰/۰۳ و ۰/۰۵، ایستگاه چولهول افرینه ۰/۹۹، ۰/۰۲ و ۰/۰۲ و بخش آزمایش نیز برابر ۰/۹۳، ۰/۰۹ و ۰/۱۸، ایستگاه دوآب ویسیان بخش آموزش برابر ۰/۹۹، ۰/۰۷ و ۰/۰۰۸ بوده و بخش آزمایش برابر ۰/۹۹، ۰/۰۱ و ۰/۰۲، ایستگاه کشکان افرینه ۰/۹۹، ۰/۰۸ و ۰/۰۱ و آزمایش مدل برابر ۰/۸۷، ۰/۱۰ و ۰/۲۴ و ایستگاه کشکان پلدختر نیز به همین ترتیب بخش آموزش ۰/۹۹، ۰/۰۶ و ۰/۰۸ بوده و بخش آزمایش نیز برابر ۰/۹۲، ۰/۰۵ و ۰/۱۹ به دست آمده است. در ادامه داده‌های ایستگاه‌های مطالعاتی به بخش آموزش و آزمایش تقسیم شده و با استفاده از مدل‌های ذکر شده مدل‌سازی انجام گرفت که نتایج نشان داد تمامی مدل‌ها نتایج خوبی داشته و مدل‌های MLP و RF نتایج تقریباً یکسانی داشته و در نهایت مدل MLP با نتایج در بخش آموزش برابر ۰/۹۹، ۰/۰۲ و ۰/۰۵ و در بخش آزمایش به همین ترتیب برابر ۰/۹۶، ۰/۰۷ و ۰/۱۳ به عنوان مدل برتر انتخاب گردید. نتایج به دست آمده از آنالیز حساسیت مدل MLP نشان می‌دهد در ایستگاه‌های مورد بررسی پارامتر Na بیشترین حساسیت را در مدل دارد. مطابق نتایج به دست آمده در بخش آزمایش این مدل معیارهای ارزیابی به ترتیب CC، MAE و RMSE در ایستگاه چمن‌انجیر با حذف سدیم برابر ۰/۷۸، ۰/۱۶ و ۰/۲۵، ایستگاه چولهول افرینه برابر ۰/۷۱، ۰/۵۲ و ۰/۶۸، ایستگاه دوآب ویسیان برابر ۰/۶۹، ۰/۲۰ و ۰/۲۴، ایستگاه کشکان افرینه برابر ۰/۷۳، ۰/۶۱ و ۰/۹۱ و ایستگاه کشکان پلدختر نیز به همین ترتیب برابر ۰/۸۸، ۰/۲۵ و ۰/۴۱ و در داده‌های تمامی ایستگاه‌ها به ترتیب گفته شده نتایج برابر ۰/۹۲، ۰/۱۷ و ۰/۲۳ به دست آمده است؛ این نتیجه نشان می‌دهد که سدیم یکی از پاراکترهای تأثیرگذار بر میزان نسبت جذب سدیم است. در مجموع نتایج این تحقیق

منابع

1. Asadi, M., Fathzadeh, A., & Taghizadeh, R. (2016). Optimization of suspended load estimation models with the help of geomorphological parameters and feature reduction technique. *Iran water and soil research*, 48(3), 669-678.
2. Azin Mehr, M., Beherman, A., & Kabir, A. (2016). Analysis of the sensitivity and uncertainty of the WetSpa model in simulating the flow hydrograph using PEST, *Watershed Management Research Journal*, 7(13), 82-72.
3. Babiker, I.S., Mohamed, A.A., & Hiyama, T. (2007). Assessing groundwater quality using GIS. *Journal of Water Resources Management*. 21(4), 699-715.
4. Bahremand, A., De Smedt, F., Corluy J., Liu Y.B., Poorova, J., Velcicka, L., & Kunikova, E. (2007). WetSpa Model Application for Assessing Reforestation Impacts on Floods in Margecany-Hornad Watershed, Slovakia. *Journal of Water Resources Management*, 21(8), 1373-1391.
5. Biranvand, N., Sepehvand, A., & Haqizadeh, A. (2023). Suspended sediment load modeling by machine learning algorithms in low and high discharge periods. *Water and Soil Modeling and Management*, 3(2), 50-65.
6. Eswaran, H.E., Berg, V.D., & Almaraz, A. (2001). Global distribution of Aridisols and their characteristics. In: Proc. Of the international workshop in classification and management of arid desert soils. Urmqi, china. 53: 1312-1320.
7. Gan, Y., Duan, Q., Gong, W., Tong, Ch., Sun, Y., Chu, W., Ye, A., Miao, C., & Di, Zh. (2014). A comprehensive evaluation of various sensitivity analysis methods: A case study with a hydrological model. *Environmental Modelling & Software*, 51: 269-285.
8. Gholami, V., Derakhshan, S., & Darwari, Z. (2012). Multivariate Regression Method and Artificial Neural Network (ANN) in Modeling Ground Water Salinity in the Coastal Areas of Mazandaran Province, Iran. *Journal of Water Research in Agriculture*, 26(3), 355-365. doi: 10.22092/jwra.2012.118987. (InPersian).
9. Giudice, G.D., & Padulano, R. (2016). Sensitivity analysis and calibration of a rainfall-runoff model with the combined use of EPA-SWMM and genetic algorithm. *Acta Geophysica*, 64(5): 1755-1778.
10. Jafar Zadeh, N., Kabi, H. & Sepehr Far, K. (2006). Application Feasibility and Selection of the Most Appropriate Water River Water Quality Index Case Study: Zohreh River, *7th conference on river engineering*, Ahvaz, Iran p. 211. (In Persian).
11. Jamei, M., Mumtaz, A., Masoud K., Karimi, B., Jahannemaei, N., Farooque, A.A., & Mundher Yaseen, Z. (2024). Monthly sodium adsorption ratio forecasting in rivers using a dual interpretable glass-box complementary intelligent system: Hybridization of ensemble TVF-EMD-VMD, Boruta-SHAP, and eXplainable GPR. *Expert Systems with Applications*, 237(B).
12. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121512>.
13. Karami, M., KashefiPour, M., Mazad, H., & Foroughi, H. (2006). Forecasting of Karoon river quality using ANN. *7th conference on river engineering*, Ahvaz, Iran. p. 321. (In Persian).
14. Karbasi, M., & Dindar, S. (2017). Comparison of Wavelet-MLP and Wavelet-GMDH models in predicting electrical conductivity (EC) and sodium absorption ratio (SAR) in Zayandeh River. *Environmental Science Quarterly*, 16(4):135-1. (InPersian).
15. Michael, A.M. (2008). *Water wells & pumps*, Tata McGraw-Hill Education.
16. Mostafazadeh, R., Mirzaei, Sh., Asmali, A., & Zabihi, M. (2017). Analysis of the sensitivity of flow hydrograph components to changes in the parameters of Clark's time-space method. *Water and Soil Research*, 49 (1): 91-99.
17. Najah, A., El-Shafie, A., & Karim, O. (2009). *Prediction of Water Quality Parameters Using Artificial Intelligence*, LAP LAMBERT Academic Publishing, 56 pp.
18. Piri, H., & Bamri, A. (2013). Estimation of sodium absorption ratio (SAR) in groundwater using multivariate linear regression of artificial neural network (case study of Bejestan Plain). *Water Resources Engineering*, 7(21), 67-79.. (InPersian).
19. Rahli Namin, B., Salman Mahini, A., & Moradi, H. (2011). Quantification of the relationship between quality parameters of underground water and surface phenomena (Qarasu watershed, Golestan province). *Natural Environment (Natural Resources of Iran)*, 65(1),67-82. (InPersian).
20. Rodriguez, V., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sánchez, J.P. (2012). An assessment of the effectiveness of a Random Forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogram Remote Sensing*, 67, 9 -104.
21. Sahoo, G.B., Ray, C., & Wade, H.F. (2004). Pesticide prediction in ground water in North Carolina domestic wells using artificial neural networks. *Ecological Modellelling*. 183(1), 29-46.
22. Schiedek, T., Beier, M., & Ehardt, G. (2008). Monitoring urban impact on groundwater quality statisticalanalyses in Darmstadt. *Geophysical Research Abstracts*. Germany.10. DOI:10.13140/2.1.1169.3449.
23. Sepahvand, A., Singh, B., Ghobadi, M., & Sihag, P. (2020). Estimation of infiltration rate using data-driven models. *Arabian Journal of Geosciences*, 14(42): 1-11.
24. Sepahvand, A., Singh, B., Sihag, P., Nazari Samani, A., Ahmadi, H., & Fiz Nia, S. (2021).

- Assessment of the various soft computing techniques to predict sodium absorption ratio (SAR), *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 27(sup1),124-135.DOI: 10.1080/09715010.2019.1595185.
25. Sepaskhah, A.R., & Tafteh, A. (2012). Yield and nitrogen leaching in rapeseed field under different nitrogen rates and water saving irrigation. *Agricultural Water Management*.112: 55-62.
26. Sharif Zak, M., & Barani, A.G. (2018). Forecasting the flow rate in mixed channels using neural network algorithms, the first national conference on civil engineering and development, Zibakanar, Rasht, Gilan, 1-6.
27. Shaygan, M., & Baumgart, T. (2022). Reclamation of salt-affected land: A review. *Soil Systems*, 6(3), 61 pp.
28. Sihag, P., Singh, B., Sepahvand, A., & Mehdipour, V. (2020). Modeling the infiltration process with soft computing techniques, *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 26(2): 138-152,
29. Sposito, G., & Mattigod, S.V. (1977). On the chemical foundation of the sodium adsorption ratio . *Soil Science Society America Journal*, 41(2), 323-329. doi:10.2136/sssaj1977.0361599500410002 030x.
30. Wu, Z., Moayedi, H., Salari, M., Le, B.N., & Dehrashid, A.A. (2024). Assessment of sodium adsorption ratio (SAR) in groundwater: Integrating experimental data with cutting-edge swarm intelligence approaches, *Stoch Environ Res Risk Assess*. doi.org/10.1007/s00477-024-02727-x
31. Zoppou, Ch. (1999). Review of storm water models. CSIRO Land and Water Canberra Technical report, 52-99.

Modelling of sodium absorption ratio (SAR) using some of the Artificial Intelligent Models (AIM) (Case study: Some of the hydrometric stations of Kashkan watershed)

Alireza Sepahvand,^{1*} Nasrin Beiranvand,² Reza Fathi Ganji¹

Received: 15/08/2024

Accepted: 27/04/2025

Extended Abstract

Introduction: Water quality plays a crucial role in the optimal management of water resources, directly impacting both public health and the environment. Water finds its application across various sectors, including agriculture, drinking water supply, and industry. Among the diverse sources of water, rivers have been historically favored for the development of human societies due to their accessibility. Within river systems, the Sodium Adsorption Ratio (SAR) stands out as a key water quality parameter used to assess the suitability of water for both drinking and agricultural purposes. The ratio of sodium ions to calcium and magnesium ions serves as a predictor of the extent to which irrigation water tends to engage in cation-exchange reactions within the soil. This ratio, termed SAR (SAR=), is instrumental in determining the sodium hazard associated with irrigation waters. Given the significant role of the Sodium Adsorption Ratio (SAR) in soil management and stability, its accurate estimation holds particular importance. The purpose of this study was to model the Sodium Adsorption Ratio (SAR) using selected Artificial Intelligent Models (AIM).

Materials and methods: The study area encompasses a portion of the Karkheh watershed, situated in the central Zagros Mountains within Lorestan province, Iran. This watershed was selected as an appropriate case study for evaluating Sodium Absorption Ratio Modeling (SARM). Geographically, the study area lies between 47°12'30" to 48°59'20" East longitudes and 33°05'45" to 34°03'26" North latitudes, covering an approximate area of 8844.6 km². The watershed's elevation ranges from 760 to 3646 meters above sea level. This region is classified as semi-arid, with mean annual rainfall varying according to topography and location, exhibiting a significant spatial variation from 401 mm in the lower valley to 473 mm in the upper watershed. Consequently, this study

1. Associate Professor, Department of Range and Watershed Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Iran; Email: Sepahvand.a@lu.ac.ir

2. PhD student, Department of Range and Watershed Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Iran

compared the performance of three soft computing techniques—Artificial Neural Network-Multi Layer Perceptron (ANN-MLP), Linear Regression (LR), and Random Forest (RF)—to estimate the Sodium Absorption Ratio (SAR) at the Chamanjir, Doab Visian, Cholhol Afrineh, Kashkan Afrineh, and Kashkan Poldokhtar hydrometry stations within the Karkheh watershed, Lorestan province, Iran. The dataset comprised observational water quality data (for training and testing) from the Kashkan watershed in Iran, spanning the period from 1968 to 2023. The complete dataset included measurements of Total Dissolved Solids (TDS), Electrical Conductivity (EC), pH, Bicarbonate (HCO_3^-), Chloride (Cl), Sulfate (SO_4^{2-}), Calcium (Ca), Magnesium (Mg), Sodium (Na), and SAR from the five aforementioned hydrometric stations. Of this data, 70% was used to train the models, while the remaining 30% was used for model testing. Finally, the accuracy of the models was evaluated using three performance metrics: Correlation Coefficient (C.C.), Maximum Absolute Error (MAE), and Root Mean Square Error (RMSE).

Result: The findings of this study indicate that the Artificial Neural Network-Multi Layer Perceptron (ANN-MLP) model demonstrates superior accuracy in estimating the Sodium Absorption Ratio (SAR) compared to the Random Forest (RF) and Linear Regression (LR) models for the specified study area. Specifically, the test results for the MLP model revealed the following performance metrics: at the Chamanjir station, the Correlation Coefficient (C.C.) was 0.99, the Maximum Absolute Error (MAE) was 0.03, and the Root Mean Square Error (RMSE) was 0.05; at the Cholhol Afrineh station, these values were 0.93, 0.09, and 0.18, respectively; for the Doab Visian station, the results were 0.99, 0.01, and 0.02; at the Kashkan Afrineh station, they were 0.87, 0.10, and 0.24; and finally, at the Kashkan Poldokhtar station, the values were 0.92, 0.05, and 0.19. Furthermore, sensitivity analysis revealed that Sodium (Na) is the most influential parameter in the estimation/prediction of the Sodium Absorption Ratio (SAR) across all the examined hydrometry stations.

Discussion and Conclusion: The application of soft computing techniques in predicting Water Quality Indices (WQI) can streamline the process and reduce the time involved. In this study, three such techniques—Random Forest (RF), Artificial Neural Network-Multi Layer Perceptron (ANN-MLP), and Linear Regression (LR)—were employed for the prediction of the Sodium Absorption Ratio (SAR) within the Kashkan watershed in Lorestan province, Iran. The results demonstrated that by sampling and measuring various hydro-chemical parameters and subsequently applying soft computing techniques, SAR can be predicted with a high degree of accuracy. Based on the findings of this research, these optimized models offer a viable alternative to the often costly and time-consuming traditional methods of estimating the Sodium Absorption Ratio (SAR) in rivers. Furthermore, these models hold potential for estimating the Sodium Absorption Ratio (SAR) in nearby rivers, even in the absence of hydrometry stations, thereby providing valuable tools for the effective management of surface water quality.

Keywords: Lorestan Province, Kashkan Watershed, Sodium Absorption Ratio (SAR), Modelling, Artificial Intelligent Models (AIM).