

برآورد نسبت جذبی سدیم (SAR) در آبهای زیرزمینی با استفاده از وایازی خطی چند متغیره شبکه‌ی عصبی مصنوعی (مطالعه‌ی موردی دشت بجنستان)

حلیمه پیری^{۱*}، ابوالفضل بامری^۲

تاریخ دریافت: ۹۲/۸/۱۱ تاریخ پذیرش: ۹۳/۳/۶

چکیده

با توجه به نقش نسبت جذبی سدیم (SAR) در مدیریت و پایداری خاک، برآورد این فراسنج در آبهای زیرزمینی استفاده شده در اراضی کشاورزی از اهمیت خاصی برخوردار است. هدف از این پژوهش، مقایسه‌ی عملکرد و کارایی دو شبیه‌سازی خطی چند متغیره، و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی و برآورد نسبت جذبی سدیم در آبهای زیرزمینی دشت بجنستان می‌باشد. جهت انجام پیش‌بینی نسبت جذبی سدیم به عنوان متغیر وابسته، و فراسنجهای طول و عرض جغرافیایی، هدایت الکتریکی، میزان کل عناصر محلول و مقادیر pH به عنوان متغیر مستقل به کار گرفته شدند. سپس شبیه‌سازی خطی چند متغیره و شبکه‌ی عصبی مصنوعی بین این فراسنجهای و نسبت جذبی سدیم برقرار گردید. در نهایت، کارایی این شبیه‌ها با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان دادند که روش‌های وایازی خطی چند متغیره و شبکه‌ی عصبی مصنوعی به ترتیب می‌توانند ۲۳/۹ و ۸۰ درصد از تغییرات نسبت جذبی سدیم را در منطقه‌ی مورد مطالعه توجیه کنند. نتایج تحلیل حساسیت شبیه‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی نشان دادند که فراسنج pH تاثیر بیش‌تری در دقت برآورد نسبت جذبی سدیم در منطقه دارد.

واژه‌های کلیدی: بجنستان، نسبت جذبی سدیم، وایازی خطی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی

^۱ - مربی - عضو هیئت علمی دانشگاه زابل - گروه مهندسی آب و دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی دانشگاه فردوسی مشهد

^۲ - مربی - عضو هیئت علمی دانشگاه زابل

* - نویسنده مسئول مقاله: H_piri2880@yahoo.com

مقدمه

رشد اقتصادی و صنعتی شدن باعث گسترش شهرها و افزایش جمعیت گشته است. این رشد برای شهرها مزایایی همچون قرار گرفتن در مرکز تولید، تعلیم و تربیت، حکومت و دیگر فعالیت‌های خدماتی و اجتماعی را در بر داشته، اما از سوی دیگر باعث به وجود آمدن مشکل‌های متعدد زیست محیطی گردیده، که آلودگی منابع آب زیرزمینی از جمله آنها است (موکانا و همکاران، ۲۰۰۷). منابع آب زیرزمینی نه تنها از لحاظ تامین آب شرب انسان مهم است، بلکه برای حفاظت و حمایت از زیستگاه‌های حیات وحش، و نیز برای حفظ و نگه داری جریان پایه رودها ضروری می‌باشند (بایبکر و همکاران، ۲۰۰۶)، لذا، برآورد کیفی این منابع حداقل تلاش در مورد پایداری و حفظ این منابع ارزشمند می‌باشد (شیدک و همکاران، ۲۰۰۸). برای شبیه‌سازی فراسنج‌های آبشناسی روش‌های مختلفی ارائه شده‌اند. یکی از این روش‌ها شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۱ می‌باشد. شبکه‌ی عصبی مصنوعی یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرایند یادگیری^۲ و با استفاده از پردازشگرهایی به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) را ارائه دهد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده را از لایه ورودی پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی، آموزش می‌بیند. آموزش فرایندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. یادگیری شبکه زمانی انجام می‌گردد که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی گشته و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دست یابی به این شرایط، فرایند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌های متناسب با مجموعه‌ی جدید داده‌ها به کار رود (دیپوف، ۱۹۹۰). استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی کاربردهای زیادی در علوم مختلف و از جمله در بررسی روابط و

برآورد اهداف مختلف، در زمینه‌ی آبشناسی و کیفیت سنجی آبهای سطحی و زیرزمینی دارد. در واقع، عمومیت و کلی بودن شبیه، سازگاری آن با شرایط مختلف، مستقل بودن و هم‌چنین غیر خطی بودن آن از جمله ویژگی‌های بارز شبیه شبکه‌ی عصبی مصنوعی است (ساهو و همکاران، ۲۰۰۴). شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای ویژگی‌های فراوانی از جمله انطباق‌پذیری، قابلیت یادگیری و تعمیم هستند. شبکه‌های عصبی می‌توانند بر اساس طراحی خود علامت‌های ورودی را پردازش و به علامت‌های خروجی مورد نظر تبدیل نماید (منهاج، ۱۳۸۶). طی سالیان متمادی پژوهشگران مختلف، بررسی‌های گسترده‌ای را در زمینه‌ی منابع آب انجام داده و به نتایج متنوعی رسیده‌اند. آبسالان و ماگدالینا (۲۰۰۶) در لهستان به بررسی کیفیت آبهای سطحی و زیرزمینی در دو فصل تابستان و زمستان پرداختند. تحلیل‌های آماری نشان دادند که غلظت آلاینده‌ها در آبهای سطحی و زیرزمینی دارای ارتباط و همبستگی معنی‌داری می‌باشد. لالا هم و همکاران (۲۰۰۵) با استفاده از شبکه‌ی عصبی به ارزیابی تغییرات سطح آب زیرزمینی پرداخته و به این نتیجه رسیدند که شبکه‌ی عصبی مصنوعی کارایی مطلوبی را در برآورد سطح آب زیرزمینی دارد. کریشناو و همکاران (۲۰۰۸) با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی به شبیه‌سازی آب زیرزمینی در شهر ساحلی کاکینادا در هند پرداخته و به این نتیجه دست یافتند که این شبیه با روش BP^۳ و الگوریتم LM بهترین برآورد را ارائه می‌دهد. غلامی و همکاران (۱۳۹۲) به بررسی روش وایازی خطی چند متغیره^۳ و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی سواحل دریای مازندران پرداختند. نتایج حاصل از هر دو روش نشان دادند که عوامل نوع تشکیلات آبخوان، فاصله از دریا و شوری آب سطحی از عوامل اصلی میزان شوری آب زیرزمینی می‌باشند، اما کارایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در برآورد شوری آب زیرزمینی بیشتر از روش وایازی چند متغیره است. نوشادی و همکاران (۱۳۸۶) برخی فراسنج‌های کیفی آب زاینده رود را با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی برآورد نمودند. نتایج مطالعات آنها نشان دادند که پیش‌بینی‌های

1- ANN: artificial neural network

2- learning

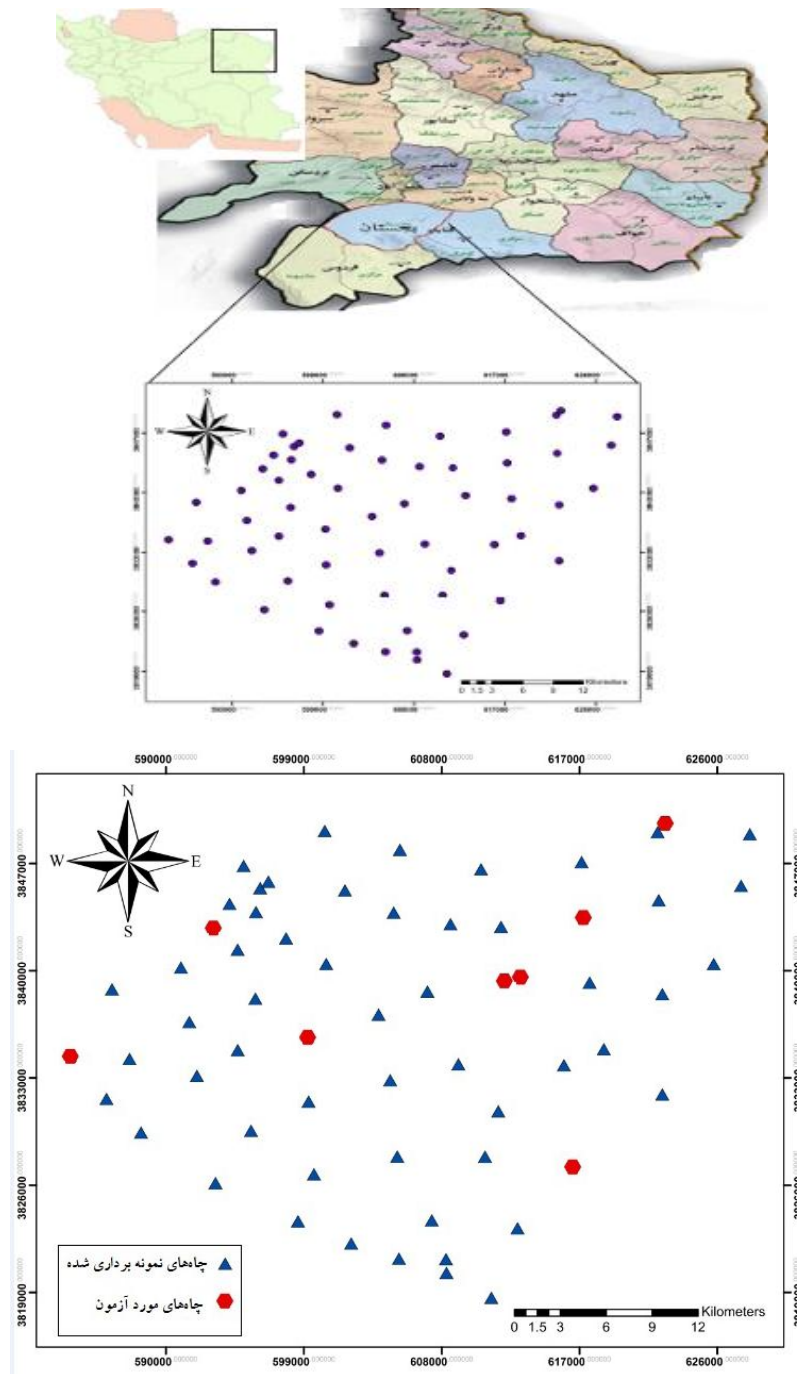
3- linear regression analysis

شبیه شبکه عصبی مصنوعی به عنوان ابزار قدرتمندتری در پیش‌بینی کربن آلی نسبت به تحلیل وایازی خطی چند متغیره عمل می‌کند. هدف از این تحقیق به‌کارگیری روش وایازی خطی چند متغیره، و شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای برآورد نسبت جذب سدیم آبهای زیرزمینی، و مقایسه‌ی عملکرد و کارایی این دو روش در شبیه‌سازی این فراسنج در آبهای زیرزمینی دشت بجنستان می‌باشد.

مواد و روش‌ها

دشت بجنستان یکی از بخش‌های بزرگ شهرستان گناباد و از شهرهای جنوبی استان خراسان رضوی می‌باشد که در فاصله‌ی ۲۷۸ کیلومتری جنوب غربی مشهد قرار گرفته است. این بخش از شمال به کاشمر، از جنوب به فردوس و از شرق به دشت عمرانی و از غرب به بخش دستگردان طبس منتهی می‌شود. بجنستان در طول جغرافیایی ۴۵ ۵۷ تا ۳۷ ۵۸ شرقی و عرض جغرافیایی ۱۳ ۳۴ تا ۵۶ ۳۴ شمالی واقع شده است. وسعت آن ۳۷۰۰ کیلومتر مربع و ارتفاع آن از سطح دریا ۱۲۵۰ متر می‌باشد. از نظر آب و هوایی، در ناحیه گرم و خشک ایران قرار دارد. از ویژگی‌های این منطقه، خشکی نسبتاً بالای هوا، کمبود رطوبت، ریزش نزولات جوی کم، تبخیر زیاد و عدم پوشش گیاهی را می‌توان نام برد، که به همین دلیل در ردیف مناطق خشک و کویری ایران محسوب می‌شود. متوسط بارندگی سالانه آن ۱۶۷ میلیمتر، و متوسط دمای سالانه هوا ۱۶/۶ درجه سانتی‌گراد، و رطوبت نسبی ۳۸/۱ درصد می‌باشد. شکل ۱ موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه و موقعیت چاههای نمونه‌برداری شده و چاههای مورد آزمون را نشان می‌دهد.

کیفیت آب به‌وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای فراسنج‌های هدایت الکتریکی، کل جامدات محلول، اسیدیتته و بی کربنات در حد خیلی خوب، و برای کلراید در حد خوب صورت گرفته است. علیانی و همکاران (۱۳۸۹) ارزیابی کارایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی را در برآورد شاخصهای کیفی آب رود دره‌ی مرادبیک همدان انجام دادند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان دهنده‌ی کارایی مناسب شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه به عنوان روشی برتر برای شبیه‌سازی تغییرات شاخصهای BOD و DO می‌باشد. راحلی نمین و همکاران (۱۳۹۱) جهت کمی‌سازی رابطه‌ی فراسنج‌های کیفی آب زیرزمینی و پدیده‌های سطح زمین حوضه‌ی آبخیز قره سو استان گلستان، از شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج مطالعه آنها حاکی از کارایی بالای شبکه‌ی عصبی در امر برآورد بود. محجوب و تجریشی (۱۳۸۹) مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی و درختان تصمیم‌گیری را در پیش‌بینی تغییرات شوری آب رود کارون انجام دادند. مقایسه‌ی عملکرد شبیه‌ها نشان داد که با وجود دقت بالاتر شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه در پیش‌بینی غلظت مواد محلول، خروجی درخت تصمیم‌گیری وایازی، که در قالب قوانینی ارائه می‌گردد، قابل تفسیرتر می‌باشد. بطور کلی استفاده از چنین الگوریتم‌هایی می‌تواند در پیش‌بینی تغییرات شوری دقت تصمیم‌گیریهایی مدیریتی را تا حد بسیار بالایی بهبود بخشد. پیله و شهری و همکاران (۱۳۸۹) مقایسه‌ی شبیه شبکه عصبی مصنوعی و وایازی خطی چند متغیره را در پیش‌بینی کربن آلی خاک به کمک داده‌های تحلیل سطح زمین در منطقه‌ی ضرغام آباد سمیرم انجام دادند. نتایج کلی مطالعه نشان دادند که کربن آلی خاک در منطقه از خصوصیات پستی و بلندی و فرایندهای آبشناسی مرتبط با آن تأثیر زیادی گرفته، و



شکل ۱- موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه و موقعیت چاه‌های نمونه برداری شده و چاه‌های مورد آزمون.

شبیه‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN)

قابلیت تعمیم خود را از دست دهد. در حالت کلی، نمی‌توان در مورد تعداد لایه‌های مخفی و نیز تعداد مناسب نرونهای لایه‌ی مخفی اظهار نظر قطعی کرد، بنابراین، و انتخاب تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی به صورت سعی و خطا انجام می‌گیرد.

شبیه‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی جهت طراحی نیازمند سه دسته داده آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون می‌باشند. از داده‌های آموزشی به منظور پیدا کردن رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها مشاهده‌ای استفاده می‌گردد. از داده‌های اعتبارسنجی به منظور مهار کردن و نظارت بر یادگیری صحیح شبکه بهره‌وری می‌شود و از داده‌های آزمون برای ارزیابی عملکرد شبکه پیشنهادی استفاده می‌گردد. در این پژوهش ۷۰ (۴۳ داده)، ۱۵ (۹ داده) و ۱۵ (۹ داده) درصد داده‌ها، به ترتیب برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمون اختصاص یافت. اصولاً، وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. برای اجتناب از چنین شرایطی، و همچنین یکسان نمودن ارزش داده‌ها، قبل از آموزش شبکه‌ی عصبی داده‌ها ورودی به آن بایستی معیار شوند. این کار مانع کوچک شدن بیش از حد وزنها می‌شود (ساجیکومار و تنداسرا، ۱۹۹۹).

روش‌های مختلفی برای بهنجارسازی داده‌ها وجود دارند، در این تحقیق برای بهنجارسازی داده‌ها از رابطه‌ی ۱ استفاده شد.

$$X_n = 0.5 + \left[\frac{0.5 \times (X_i - X_{\text{mean}})}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \right] \quad (1)$$

که در آن:

X_n مقدار متغیر بهنجار شده، X_i مقدار واقعی متغیر، X_{mean} مقدار میانگین متغیر، X_{max} بیشترین مقدار متغیر و X_{min} کمترین مقدار متغیر می‌باشد.

وایازی خطی چند متغیره^۲

همتای آماری شبیه شبکه‌ی عصبی مصنوعی، شبیه‌های وایازی خطی، وایازی غیرخطی و شبیه‌های گروه زمانی می‌باشند که قبل از کاربردی شدن شبیه شبکه عصبی مصنوعی دارای کاربرد فراوان در زمینه‌ی شبیه‌سازی و پیش‌بینی در زمینه‌های مختلف داشته‌اند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی یک بیان ساده ریاضی از مغز انسان بوده و می‌توانند به عنوان ابزار توانمند در شبیه‌های ورودی و خروجی به کار رفته، و پس از آموزش مناسب، با استفاده از ورودیهای جدید، خروجی مناسب را تخمین بزنند. شبکه‌ی عصبی مصنوعی روش عملی برای یادگیری توابع گوناگون مانند توابع با مقادیر حقیقی، توابع با مقادیر گسسته و توابع با مقادیر برداری می‌باشند. دو نوع از شبکه‌های عصبی پرکاربرد در علوم مهندسی شبکه‌ی عصبی پرسپترون (MLP) و تابع شعاع مدار (RBF) می‌باشند (فتی پور، ۱۳۸۸). در این مطالعه از شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه پیش‌خور با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا استفاده شده است که مهمترین مسأله در رابطه با این گونه شبکه‌های عصبی مسأله دشواری یادگیری است. دیموث و بیل (۲۰۰۲) اظهار می‌کنند که متداولترین الگوریتم استفاده شده جهت آموزش شبکه‌های چند لایه با تغذیه‌ی پیش‌رو، روش انتشار بازگشتی است که در سال ۱۹۸۶ به وسیله‌ی راملهارت و مکلند ارائه شد. شبکه‌ی پس انتشار، یک شکل از یادگیری سعی و خطاست که سعی دارد با حداقل کردن مقدار یک تابع خطا، ورودی‌های داده شده را بر خروجی‌ها منطبق کند، به این صورت که برای تقریب فراسنجهای شبکه، مقدار خطا (اختلاف بین مقدار واقعی و مقداری که شبکه برآورد کرده است) در جهت پس‌رو، و از لایه خروجی به سمت لایه‌های میانی و در نهایت لایه ورودی منتشر می‌شود. در این تحقیق برای شبیه‌سازی میزان سدیم قابل جذب آب زیرزمینی چاهها از یک شبیه پایای شبکه‌ی عصبی سه لایه (دولایه مخفی) با ساختار اتصال کامل و پیش‌رو و تابع آموزش لونیگ-مارکوات (LM) استفاده شده است. شبکه‌های چند لایه در کارهای پیش‌بینی قابلیت بسیار خوبی را از خود نشان می‌دهند، به شرطی که نرون کافی در لایه‌ی مخفی وجود داشته باشد. اما باید به این نکته توجه کرد که تعداد نرونهای بیشتر در لایه‌ی مخفی بدین ترتیب، شبکه را دچار آموزش بیش از حد^۱ کرده و ممکن است شبکه

^۱- overtraining

^۲- linear regression analysis

مصنوعی و وایازی پیش‌بینی شده و در مقابل مقادیر مشاهداتی ترسیم گردید، و بهترین خط عبوری از مابین داده‌ها برازش شد. در نهایت، به‌وسیله‌ی شاخص‌های ضریب تبیین (R^2) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) صحت و دقت تخمین هر روش مورد ارزیابی قرار گرفت.

تحلیل حساسیت

فرایند تحلیل حساسیت اطلاعات ارزشمندی درباره میزان حساسیت شبیه به متغیرهای ورودی آن، در اختیار طراح و معمار شبیه قرار می‌دهد. با شناسایی میزان تأثیر متغیرهای ورودی بر دقت پیش‌بینی شبیه، می‌توان متغیرهای کم‌اثر را از شبکه حذف و شبیه ساده‌تری را بسط و توسعه داد. در این پژوهش برای انجام تحلیل حساسیت شبیه از روش حساسیت Statsoft استفاده گردید، بدین صورت که مقادیر ضریب حساسیت متغیرهای ورودی در این روش از تقسیم نمودن خطای کل شبکه در غیاب یک متغیر بر خطای کل شبکه در حضور تمامی متغیرهای ورودی، به دست می‌آید. بر اساس این روش، اگر مقدار ضریب حساسیت یک متغیر بیشتر از یک باشد، آن متغیر سهم زیادی در توضیح متغیر وابسته دارد.

نتایج

نتایج آمار توصیفی نسبت جذب سدیم و سایر فراسنجهای اندازه‌گیری شده در جدول ۱ نشان داده شده‌اند.

در واقع، شبیه‌های بر مبنای وایازی، یک نگاهت خطی یا غیرخطی از یک متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل ایجاد می‌کنند. به‌وسیله‌ی یک رابطه وایازی می‌توان با معلوم بودن مقادیر متغیرهای مستقل، مقدار متغیر وابسته را تخمین زد (رسول زاده و همکاران، ۱۳۸۷). به منظور مشخص نمودن آن دسته از فراسنجهای آب زیرزمینی که تأثیر معنی‌داری را بر تغییرپذیری سدیم قابل جذب دارند از وایازی خطی چندگانه با روش گام به گام^۱ و با به‌کارگیری نرم افزار SPSS استفاده شد. فراسنجهای آب زیرزمینی شامل طول و عرض جغرافیایی، هدایت الکتریکی، میزان کل عناصر محلول و مقادیر pH به عنوان متغیرهای مستقل انتخاب گردید، و سدیم قابل جذب به عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شد. بر این اساس بهترین شبیه آماری با ۶۱ نمونه داده با R^2 زیاد و RMSE پایین جهت برآورد سدیم قابل جذب آبهای زیرزمینی ارائه شده است.

مقایسه‌ی شبیه شبکه‌ی عصبی مصنوعی با شبیه وایازی

در این تحقیق جهت ارزیابی و مقایسه عملکرد روشهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی و وایازی خطی در برآورد سدیم قابل جذب مبادرت به ایجاد شرایط برابر و یکسان در هر دو روش کردیم؛ بدین ترتیب، داده‌های مربوط به ۸ حلقه چاه، که به هیچ وجه وارد شبیه شبکه‌ی عصبی مصنوعی و وایازی خطی نشده بودند، جهت آزمون دو شبیه مورد استفاده قرار گرفتند. روش کار در شبیه شبکه‌ی عصبی بدین صورت بود که پنج گروه داده شامل طول و عرض جغرافیایی، هدایت الکتریکی، میزان کل عناصر محلول و مقادیر pH آب چاهها به صورت پرونده‌ی ورودی جدید به شبکه داده شد، و بر اساس آموزش قبلی شبکه‌ی مورد نظر، فرمان شبیه‌سازی سدیم قابل جذب با استفاده از این پرونده داده شد. در مورد شبیه وایازی خطی تنها مقادیر هدایت الکتریکی چاههای جدید جهت برآورد سدیم قابل جذب بهره گرفته شد. سپس مقادیر سدیم قابل جذب در منطقه مورد مطالعه به‌وسیله‌ی روشهای شبکه عصبی

¹ - stepwise

جدول ۱- آمار توصیفی فراسنجهای اندازه گیری شده.

فراسنج	واحد	تعداد	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات(%)
هدایت الکتریکی	میلی موس بر سانتیمتر	۶۹	۱/۵	۱۷/۸۱	۵/۵۴	۲/۸۳	۵۱/۱۴
کل عناصر محلول	گرم بر لیتر	۶۹	۰/۹۷	۱۰/۷	۳/۲	۱/۵۲	۴۷/۴۴
pH	-	۶۹	۷/۰۵	۸/۶۸	۷/۷	۰/۲۹	۳/۸۱
سدیم قابل جذب	-	۶۹	۲/۳۱	۲۷/۶۲	۱۸/۳۹	۴/۲	۲۲/۸

همان‌طور که گفته شد، به منظور مشخص نمودن آن دسته از فراسنجهای آب زیرزمینی که تأثیر معنی‌داری بر تغییرپذیری و تخمین میزان نسبت جذب سدیم آب چاهها دارند، از وایازی خطی چندگانه با روش گام به گام استفاده شد. جدول ۲ روابط همبستگی بین سدیم قابل جذب و فراسنجهای اندازه گیری شده را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود همبستگی معنی‌داری بین نسبت جذب سدیم و فراسنجهای اندازه‌گیری شده در سطح احتمال ۱ درصد وجود دارد.

بر اساس طبقه‌بندی نلسون و بوما (به نقل از بامری و همکاران، ۱۳۹۱)، اگر ضریب تغییرات کمتر از ۱۰ درصد باشد، تغییرپذیری ضعیف، چنانچه بیش از ۱۰ درصد باشد متوسط، و در نهایت ضریب تغییرات برابر با ۱۰۰ درصد نشان‌دهنده‌ی تغییرات بسیار شدید متغیر می‌باشد؛ بنابراین، همان‌طور که در جدول ۱ دیده می‌شود، می‌توان شدت تغییرات تمامی ویژگی‌های مورد اندازه‌گیری، به استثنای pH آب را در منطقه مورد مطالعه متوسط در نظر گرفت.

بررسی رابطه‌ی وایازی بین سدیم قابل جذب و فراسنجهای اندازه‌گیری شده

جدول ۲- بررسی روابط همبستگی بین نسبت جذب سدیم و فراسنجهای اندازه‌گیری شده

pH	کل عناصر محلول	هدایت الکتریکی	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	نسبت جذب سدیم
۰/۰۰۴	۰/۴۹۲**	۰/۴۹۷**	۰/۴۰۹**	-۰/۰۳۱	نسبت جذب سدیم

* و ** به ترتیب همبستگی معنی دار در سطح ۵ و ۱ درصد

$RMSE = ۳/۶۳$ تنها می‌تواند ۲۳/۹ درصد از تغییرات نسبت جذب سدیم منطقه را توجیه نمایند. شبیه وایازی چند متغیره مذکور بین نسبت جذب سدیم و فراسنجهای آب چاهها در زیر ارائه شده است:
 $SAR = 14.001 + 0.001 * EC$
 نتایج حاصل از اجرای شبیه خطی با روش وایازی چند متغیره در جدول ۳ آورده شده‌اند.

فراسنجهای آب شامل طول و عرض جغرافیایی، هدایت الکتریکی، میزان کل عناصر محلول و مقادیر pH در آب چاهها به عنوان متغیرهای مستقل انتخاب شده و میزان نسبت جذب سدیم به عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شد. بر این اساس، ارائه بهترین شبیه آماری با ۶۱ نمونه داده انجام شد که در پایان شبیه نهایی با $R^2 = ۰/۲۳$ و

جدول ۳- نتایج حاصل از اجرای شبیه خطی با روش وایازی چند متغیره

سطح معنی داری	F	میانگین خطا	درجه آزادی	مجموع مربعات خطا	شبیه
۰	۲۳/۲۵	۲۹۹/۹۵	۱	۲۹۹/۹۵	شبیه
		۱۲/۹	۵۹	۷۶۱/۰۷	باقی‌مانده خطای شبیه
			۶۰	۱۰۶۱/۰۳	

نسبت جذب سدیم تنها با میزان هدایت الکتریکی آب زیرزمینی رابطه‌ی مثبت مستقیم نشان داده‌اند و با سایر

نتایج اعتبار سنجی شبیه مورد نظر در جدول ۴ نشان داده شده‌اند. همان‌طور که در شبیه مشاهده می‌شود، بین

زیرزمینی با مقادیر بالاتری از هدایت الکتریکی دارای مشکل غلظت بالای نسبت جذب سدیم نیز می‌باشند.

فراسنجهای مورد بررسی ارتباطی نداشته است. معادله‌ی وایازی در واقع بیانگر این موضوع است که آبهای

جدول ۴- نتایج اعتبارسنجی شبیه وایازی خطی چند متغیره

شبهه	R ²	ME	MSE	RMSE
وایازی خطی چند متغیره	۰/۲۳	-۰/۰۲	۱۳/۲۷	۳/۳۴

میزان دقت شبکه‌های طراحی شده، از معیار دقت پیش‌بینی شبیه استفاده گردید (گاتوم و همکاران، ۲۰۰۳) که میزان دقت پیش‌بینی شبیه^۱ (P.A) نسبت اختلاف بین داده‌های واقعی با داده‌های پیش‌بینی شده به داده‌های واقعی تعریف می‌گردد.

بهترین روش آموزش برای داده‌های مورد استفاده و همچنین مقایسه‌ی عملکرد شبکه‌های ساخته شده بر اساس معیارهای میانگین مربعات خطا (MSE)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، و ضریب تبیین (R²) شبیه برآزش گردیده خطی بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده انجام گردید.

جدول ۵ فراسنجهای آماری محاسبه شده برای مراحل آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل را نشان می‌دهد.

جدول ۵- فراسنجهای آماری محاسبه شده برای مراحل آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل در شبیه

مرحله	R ²	ME	MSE	RMSE
آموزش	۰/۷۹	۰/۳۴	۴/۲۱	۲/۰۵
اعتبارسنجی	۰/۸۷	۰/۳۵	۱	۱
آزمون	۰/۸۳	-۰/۰۹	۲	۱/۴۱
کل	۰/۸	۰/۲۸	۳/۴۱	۱/۸۴

همان طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، ضریب تبیین چهار مرحله دارای مقادیر بالای ۸۰ درصد می‌باشد، که نشان دهنده‌ی دقت قابل قبول شبکه‌ی عصبی مصنوعی و یادگیری خوب و کارآمد شبکه با استفاده از الگوریتم آموزشی مورد نظر و داده‌های ارائه شده به شبکه است. نتایج اعتبارسنجی شبیه نیز نشان می‌دهند که مقدار ME شبیه در مراحل مختلف نزدیک به صفر بوده و این امر

نتایج شبیه‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی

در این تحقیق تعداد لایه‌های مخفی و شمار نرون‌ها در لایه‌های میانی متناسب با تعداد نرون‌ها لایه‌ی میانی بر مبنای مقایسه‌ی عملکرد شبکه‌ها انتخاب شد. همان‌طور که پیش از این بیان گردید، برای تخمین از یک شبکه عصبی MLP سه لایه استفاده شد. شبکه دارای ۵ نرون در لایه ورودی (طول و عرض جغرافیایی)، مقدار کل عناصر محلول، هدایت الکتریکی و pH) و یک نرون در لایه‌ی خروجی (میزان نسبت جذبی سدیم آب زیرزمینی) می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه‌ی پنهان، با توجه به این‌که هنوز از روش خاصی تبعیت نمی‌کنند، به صورت سعی و خطا تعیین شدند، به این صورت که شبیه با یک نرون آموزش داده شده، سپس RMSE آن محاسبه می‌گردد. سپس به نروها یک واحد اضافه گردیده و مجدداً مقدار RMSE محاسبه شده و این عمل به قدری تکرار می‌شود تا تعداد نرون مناسب تعیین گردد. در نهایت، شبکه‌ای که بهترین جواب را در مرحله‌ی آموزش و آزمون به دست آورد، به عنوان مناسبترین شبکه برای برآورد میزان نسبت جذب سدیم آب زیرزمینی چاهها انتخاب می‌شود. لذا، در این تحقیق، پس از آن که ۶۰ شبکه مختلف اجرا شد، در نهایت در شبیه‌سازی نسبت جذب سدیم بهترین ساختار به دست آمده به وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی که دارای دو لایه‌ی پنهان که ۱۲ گره در لایه‌ی پنهان اول و ۱ گره در لایه‌ی دوم پنهان و یک گره در لایه‌ی خروجی می‌باشد، تعیین شد. تابع فعالسازی نرون‌های دو لایه‌ی پنهان لاگ سیگموئید (logsig)، و برای نرون خروجی خطی (pure line) انتخاب شد. برای آموزش شبکه از الگوریتم Levenberg – Marquard استفاده شد و حداکثر تکرار مجاز ۱۰۰۰ در نظر گرفته شد. ساختار شبکه در شکل ۲ عرضه گردیده است. به منظور مقایسه‌ی آماری

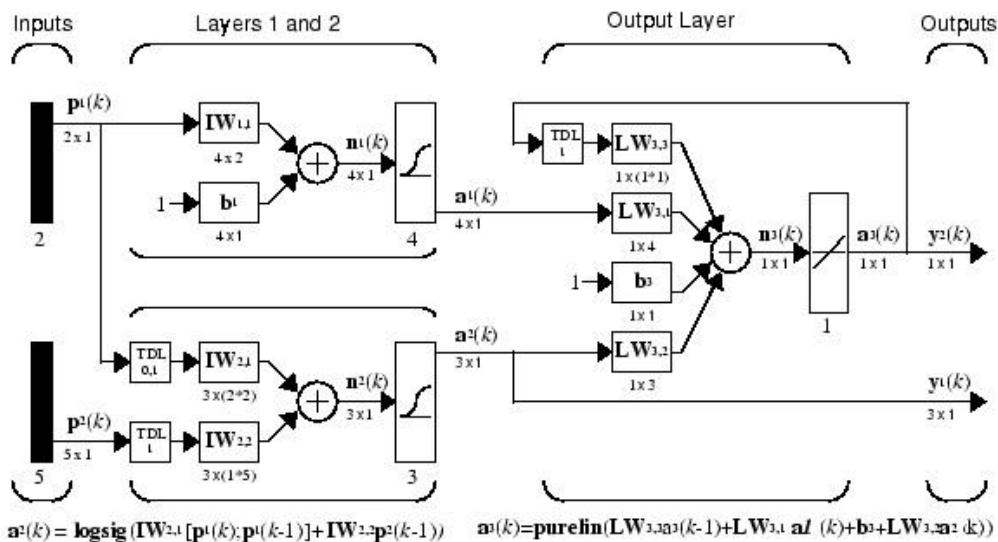
¹ - prediction accuracy

مقایسه‌ی روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و زمین

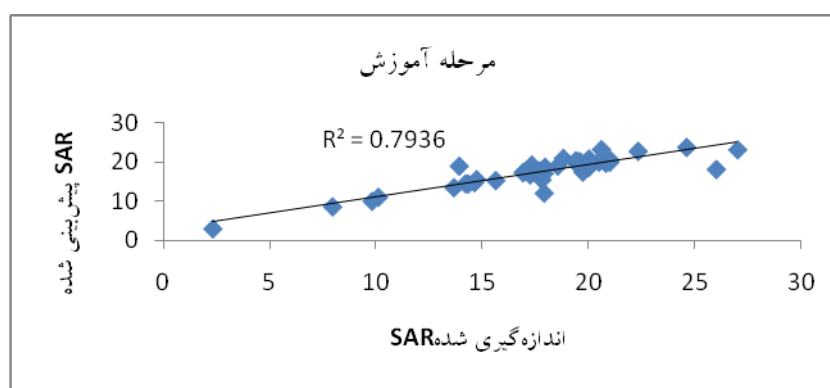
آمار جهت بررسی نسبت جذب سدیم

هرچه ضریب تبیین از مقدار بالاتری و ME و RMSE از مقدار کمتری برخوردار باشند، نشان دهنده‌ی دقت بالاتر شبیه می‌باشد. جدول ۶ نتایج این مقایسه را نشان می‌دهد. با توجه به R^2 و RMSE که برای شبیه‌سازی به ترتیب برابر با ۰/۰۰۲ و ۳/۴۵، و برای روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی برابر با ۰/۶۴ و ۲/۷۲ می‌باشد، شبکه‌ی عصبی مصنوعی نسبت به روش وایازی خطی چند متغیره دقت بیشتری را در پیش‌بینی نسبت جذب سدیم در منطقه‌ی مورد مطالعه دارد. نتایج تحقیقات گذشته نیز حاکی از کارایی بالای شبکه‌ی عصبی در برآورد و شبیه‌سازی فراسنج‌های آب زیرزمینی است (سامانی و همکاران، ۱۳۸۶). غلامی و همکاران (۱۳۹۲) نیز در شبیه‌سازی شوری آبهای زیرزمینی سواحل مازندران به نتایج مشابهی دست یافتند.

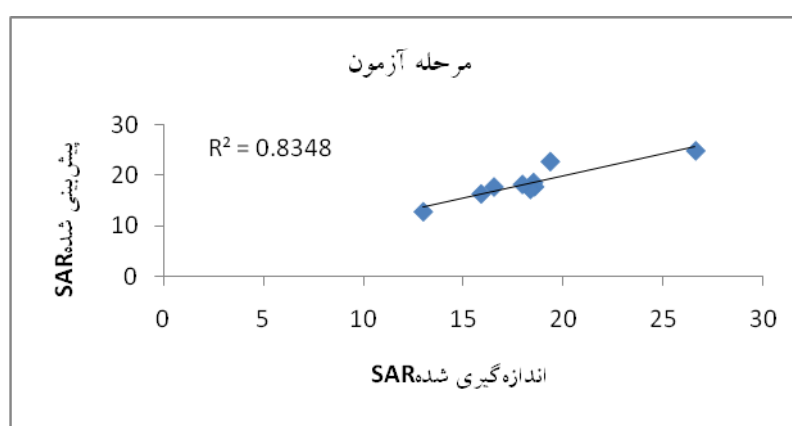
مؤید این مطلب است که برازش، به‌وسیله‌ی شبیه‌سازی شده ناریب بوده است. از طرفی، با افزایش میزان ضریب تبیین مقادیر RMSE نیز کاهش پیدا کرده است. در واقع می‌توان چنین برداشت کرد که شبیه‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی، میزان نسبت جذب سدیم را با صحت و دقت بالایی تخمین زده است. علیانی و همکاران (۱۳۸۹) در برآورد فراسنج‌های کیفی آب رود دره‌ی مرادبیک همدان، شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه را به عنوان روشی برتر، مناسب تشخیص دادند. شکل‌های ۳ و ۴ شاخص R^2 در مراحل آموزش و آزمون را نشان می‌دهند. همان‌طور که در شکلها مشخص شده، مقدار نسبتا بالایی از ضریب همبستگی به‌دست آمده است. در واقع، ضریب تبیین به دست آمده برای دو مرحله‌ی آموزش و آزمون بیانگر نزدیک بودن مقادیر پیش‌بینی گردیده با داده‌های اندازه‌گیری شده، و توانایی و دقت بالای شبیه‌سازی در روابط بین متغیرهای ورودی و میزان نسبت جذب سدیم خروجی می‌باشد.



شکل ۲- ساختار شبکه برای درصد سدیم قابل جذب



شکل ۳- خط برازش داده شده بین داده‌های پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده نسبت جذب سدیم در مرحله‌ی آموزش.



شکل ۴- خط برازش داده شده بین داده‌های پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده نسبت جذب سدیم در مرحله‌ی آزمون.

جدول ۶- مقایسه نتایج حاصل از شبکه‌ی عصبی مصنوعی و وایازی خطی جهت پیش‌بینی نسبت جذب سدیم

روش	R^2	ME	MSE	RMSE
شبکه‌ی عصبی مصنوعی	۰/۶۴۴	۲/۲۹	۷/۴۴	۲/۷۲
وایازی خطی	۰/۰۰۲	-۰/۸۴۸	۱۱/۹	۳/۴۵

منطقه‌ی مورد مطالعه است. روش وایازی خطی خطای بسیار بالایی نشان داد، که دلیل این امر در نظر گرفتن روابط غیر خطی بین پدیده‌ها در روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌باشد.

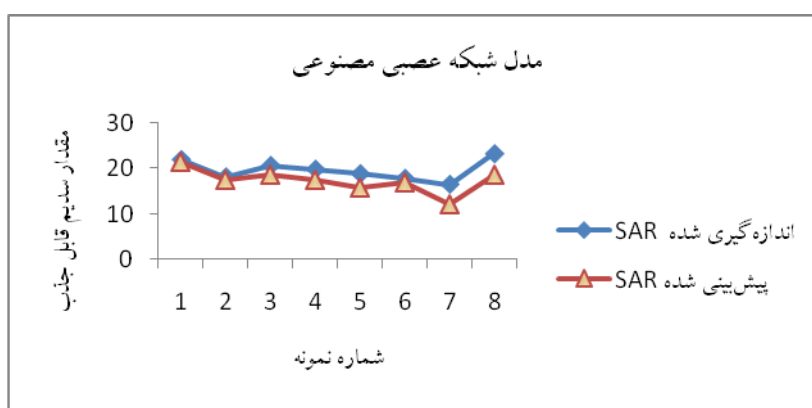
شکل‌های ۵ و ۶ مقایسه‌ی مقادیر اندازه‌گیری و تخمین زده شده نسبت جذب سدیم برای داده‌های امتحان با شبکه‌ی عصبی مصنوعی و وایازی خطی چند متغیره را نشان می‌دهد.

مقادیر مثبت ME و منفی ME به ترتیب نشان‌دهنده‌ی این است که روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی، مقادیری بیشتر، و روش وایازی خطی مقادیری کمتر از مقدار واقعی را برآورد کرده‌اند. اما ضریب تبیین شبیه شبکه‌ی عصبی مصنوعی بسیار بیشتر از روش وایازی خطی می‌باشد از طرفی، هرچه ضریب تبیین از مقدار بالاتری برخوردار باشد، نشان دهنده‌ی دقت بالاتر شبیه است. همچنین، جدول ۶ نشان می‌دهد که شبکه‌ی عصبی مصنوعی دارای خطای تخمین بسیار کمتری نسبت به روش وایازی خطی در پیش‌بینی نسبت جذب سدیم در

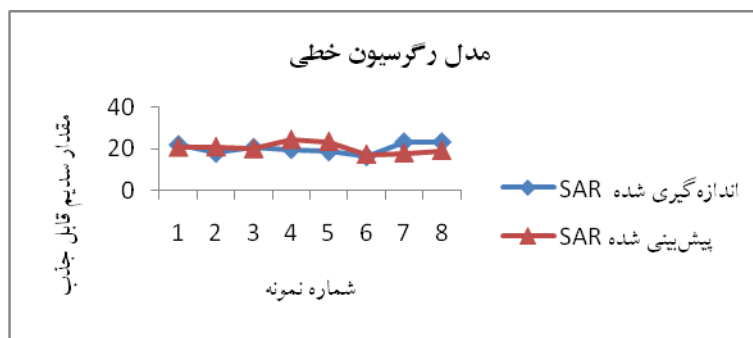
پیش‌بینی شبیه ندارد، لذا، می‌توان آن متغیر را از مجموعه‌ی متغیرهای ورودی حذف کرد. ضرایب حساسیت نسبی بر اساس روش Statsoft برای تمامی فراسنج‌های مورد مطالعه در این تحقیق بالاتر از ۱ به دست آمد؛ بنابراین، می‌توان عنوان نمود که هر کدام از این فراسنج‌ها تأثیر معنی‌داری بر دقت پیش‌بینی شبیه‌های بدست آمده به‌وسیله‌ی شبکه عصبی دارند، و لذا نمی‌توان هیچ کدام از فراسنج‌ها را در انجام فرایند شبیه‌سازی به وسیله شبکه عصبی مصنوعی از مجموعه‌ی متغیرهای ورودی حذف کرد.

فراسنج‌های موثر بر نسبت جذب سدیم در منطقه

بعد از شبیه‌سازی تغییرات نسبت جذب سدیم و فراسنج‌های اندازه‌گیری شده به‌وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی و به‌دست آوردن بهترین شبکه از نظر فراسنج-های آماری، برای به‌دست آوردن حساسترین فراسنج‌ها، تحلیل حساسیت با کاربرد روش Statsoft انجام شد. جدول ۷ نتایج تحلیل حساسیت را نشان می‌دهد. طبق تحقیقات انجام شده به‌وسیله‌ی پیلهور شهری و همکاران (۱۳۸۹)، اگر مقدار ضریب نسبی حساسیت یک متغیر کمتر از ۱ باشد، آن متغیر تأثیر معنی‌داری بر دقت



شکل ۵- مقایسه‌ی مقادیر اندازه‌گیری شده و تخمین زده شده نسبت جذب سدیم برای داده‌های آزمایش با شبکه‌ی عصبی.



شکل ۶- مقایسه‌ی مقادیر تعیین گردیده شده و برآورد شده نسبت جذب سدیم برای داده‌های آزمایش با کاربرد شبیه‌سازی خطی.

جدول ۷- ضرایب حساسیت فراسنج‌های مورد استفاده در پیش‌بینی تغییرات نسبت جذب سدیم به روش Statsoft

فراسنج	ضریب حساسیت نسبی (۷)
pH	۱۱/۷۹۵
هدایت الکتریکی	۴/۷۳
مختصات عرض جغرافیایی	۴/۰۳۱
کل عناصر محلول	۲/۲۹۴
مختصات طول جغرافیایی	۱/۹۰۸

دقت شبیه شبکه‌ی عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی نسبت جذب سدیم در منطقه‌ی مورد مطالعه می‌باشد. از طرفی دیگر، مختصات طول جغرافیایی با داشتن کمترین ضریب حساسیت (۱/۹۰۸) کمترین تأثیر را در پیش‌بینی نسبت جذب سدیم دارد.

همان‌طور که در شکل ۷ مشاهده می‌شود، در مقادیر ضریب حساسیت فراسنجها روند کاهشی وجود دارد (از حساسیت فراسنجها به ترتیب کاسته می‌شود). فراسنج pH به عنوان حساسترین فراسنج انتخاب گردید. اختلاف زیاد ضریب حساسیت pH با سایر فراسنجها نشان می‌دهد، که این فراسنج به عنوان مهمترین عامل مؤثر در افزایش



شکل ۷- نمودار ستونی ضرایب حساسیت تغییرات نسبت جذب سدیم با کاربرد روش Statsoft.

پیش‌بینی‌ها می‌توانند جایگزین مناسبی برای شبیه‌های مرسوم و ایازی در شبیه‌سازی فراسنج‌های کیفیت آب باشند. بر اساس فراسنج‌های آماری مندرج در جدول ۳ و با توجه به میزان R^2 و RMSE حاصل از دو روش و ایازی و شبکه‌ی عصبی، از هر لحاظ شبکه عصبی بر روش و ایازی چند متغیره خطی ارجح بوده، و از طرف دیگر، وجود روابط غیر خطی بین خصوصیات مورد اندازه‌گیری آب زیرزمینی با مؤلفه‌های کیفیت آنها را تأیید می‌کند. شایان ذکر است که در شبیه‌های و ایازی، همبستگی ضعیف بین دو متغیر وابسته به هم، همیشه نشان دهنده‌ی عدم ارتباط این دو متغیر با همدیگر نیست. ممکن است در برخی مواقع همبستگی غیر خطی بین دو متغیر وجود داشته باشد که به وسیله‌ی ضریب همبستگی خطی قابل اندازه‌گیری نیست.

منابع

۱. بامری، ا.، ف. خرمالی، ف. کیانی، و ا. دهقانی. ۱۳۹۱. تغییرات مکانی کربن آلی در موقعیت‌های مختلف شیب در منطقه توشن استان گلستان. مجله حفاظت آب و خاک. ۶۱-۴۳:۱۹.

نتیجه‌گیری

شبیه‌های توسعه یافته‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مقادیر نسبت جذبی سدیم در آبهای زیرزمینی بالای ۸۰ درصد از تغییرپذیری در چاه‌های مورد مطالعه را توجیه نمودند و در نهایت حدود ۲۰ درصد از تغییرپذیری مقادیر نسبت جذب سدیم در این منطقه تبیین نگردید، که این موضوع تا اندازه زیادی به دلیل در نظر نگرفتن و عدم اندازه‌گیری دیگر فراسنج‌های شیمیایی مؤثر بر این عامل نظیر میزان سدیم، منیزیم، کلر، مدیریت فاضلاب در منطقه، عمق نمونه برداری، سازند زمین‌شناسی، مدیریت کوددهی در منطقه، سمپاشی و ... می‌باشد؛ بنابراین، می‌توان عنوان نمود که خصوصیات آب و زمین‌شناسی منطقه، توأم با خصوصیات مدیریتی فوق‌الذکر می‌توانند پیش‌بینی تغییرپذیری مقادیر نسبت جذب سدیم در این منطقه را بهبود بخشند، که این موضوع مستلزم انجام پژوهش‌های آتی در منطقه می‌باشد. شبیه شبکه‌های عصبی مصنوعی بدلیل در نظر گرفتن روابط غیر خطی موجود میان عوامل محیطی و مقادیر نسبت جذب سدیم، و به دنبال آن افزایش دقت در برآورد

- quality using GIS. *Water Resour. Manage.* 21:699–715.
14. Dayhoff, J.E. 1990. *Neural network principles*. Prentice-Hall International, U.S.A.
 15. Demuth, H., and M. Beale. 2002. *Neural network toolbox for use with MATLAB, User's guide, Version 4*.
 16. Gautam, R.K., S. Panigrahi, and D. Franzen. 2003. *Neural network models for soil nitrate prediction using imagery and non-imagery information*. ASAE Paper No. 033065. ASAE, St. Joseph, MI.
 17. Krishna, B., Y.R. Satyaji Rao, and T. Vijaya. 2008. *Modeling groundwater levels in an urban coastal aquifer using artificial neural networks*. *Hydrol. Process.* 22: 1180–1188.
 18. 1۸-Moukana, J.A, and K. Koike. 2007. *Geostatistical model for correlating declining groundwater levels with changes in land cover detected from analyses of satellite images*. *Comput. Geosci. UK.* 34: 1527–1540.
 19. 1۹-Lallahem, S., J. Mania, A. Hani, and Y. Najjar. 2005. *On the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media*. *J. Hydrol.* 307: 92–111.
 20. ۲۰-Sahoo, G.B., C. Ray, and H.F. Wade. 2004. *Pesticide prediction in ground water in North Carolina domestic wells using artificial neural networks*. *Ecol. Model.* 183: 29–46
 21. 2۱-Sajikumara, N., and B.S. Thandaveswra. 1999. *A non linear rainfall-runoff model using an artificial neural network*. *J. Hydrol.* 216: 32-55.
 22. 22-Schiedek, T., M. Beier, and G. Ehardt. 2008. *Monitoring urban impact on groundwater quality statistical analyses in Darmstadt*. *Geophys. Res. Abstracts. Germany.* 10:
 ۲. پیله ور شهری، ا.، ش. ایوبی، و ح. خادمی. ۱۳۸۹. مقایسه روش وایازی خطی چند متغیره و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در برآورد کربن آلی با استفاده از تحلیل داده‌ها. *مجله آب و خاک.* ۱۱۵۱:۲۴-۱۱۶۳.
 ۳. فتی پور جلیلیان، ار.، و م. نجبا. ۱۳۸۸. *شبکه‌ی عصبی مصنوعی در SPSS. انتشارات سبز.*
 ۴. راحلی نمین، ب.، ع. سلمان ماهینی، ح. مرادی. ۱۳۹۱. کمی سازی رابطه فراسنجهای کیفی آب زیرزمینی و پدیده‌های سطح زمین حوزه آبخیز قره سو، استان گلستان. *مجله منابع طبیعی ایران.* ۶۷:۶۵-۸۲.
 ۵. رسول زاده، س.، و ا. حداد. ۱۳۸۷. *مقایسه شبکه‌ی عصبی مصنوعی و وایازی خطی چند متغیره در برآورد دبی سد کرج. کنفرانس مدیریت منابع آب ایران. تبریز.*
 ۶. سامانی، ن.، م. گوهری مقدم، و ع. صفوی. ۱۳۸۶. *شبیه‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی در تعیین فراسنجهای سفره‌های آب زیرزمینی. مجله آبشناسی.* ۴۰: ۱-۱۱.
 ۷. علیایی، ا.، ح. بانژاد، م.ت. صمدی، ا. رحمانی، و م.ح. ساقی. ۱۳۸۹. *ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد کیفی آب حوضه آب ریز مراد بیک همدان. مجله آب و خاک.* ۲۰۰:۱-۲۱۰.
 ۸. غلامی، و.، ش. درخشان، و ز. درواری. ۱۳۹۲. *بررسی روش وایازی خطی چند متغیره و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در برآورد میزان شوری در نواحی ساحلی دریای خزر. مجله پژوهش آب در کشاورزی.* ۳: ۳۵۶-۳۶۵.
 ۹. محجوب، ا.، و م. تجریشی. ۱۳۸۹. *مقایسه عملکرد الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی و درختان تصمیم‌گیری در پیش‌بینی تغییرات شوری آب رودها - مطالعه موردی: رود کارون. چهارمین همایش مهندسی محیط زیست. تهران.*
 ۱۰. منهاج، م. ۱۳۸۶. *شبکه‌ی عصبی مصنوعی. انتشارات دانشگاه امیر کبیر.*
 ۱۱. نوشادی، م.، ح. سلامی، و م. احمد زاده. ۱۳۸۶. *شبیه‌سازی و برآورد کیفی آب رود با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی. مجله آب و آبخیز.* ۴۹:۶۵-۶۴.
 12. Abssalon, D., and M. Magdalena. 2006. *Change in water quality and run off in the upper Order River. Geomorphology.* 92: 106-118.
 13. Babiker, I.S., A.A. Mohamed, and T. Hiyama. 2006. *Assessing groundwater*

