

پایش پارامترهای کیفیت آب زیرزمینی با استفاده از روش سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) (مطالعه موردی: دشت اردبیل)

حسینیه نظری^{۱*}، مژگان دهقانی^۲، حسین پیرخراتی^۳، فرخ اسدزاده^۴ و فرنوش حاجی‌زاده^۵

۱- دانشجوی دکتری مهندسی معدن (اکتشاف)، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

۲- دانشجوی دکتری زمین‌شناسی زیست‌محیطی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

۳- استادیار گروه زمین‌شناسی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

۴- استادیار گروه علوم و خاک، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

۵- دانشیار گروه مهندسی معدن، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

* نویسنده مسئول: nazarihosnie@yahoo.com

نوع مقاله: پژوهشی

پذیرش: ۹۹/۱۰/۲۹

دریافت: ۹۹/۸/۲۶

چکیده

مدل‌سازی مناسب کیفیت آب زیرزمینی از ابزارهای مهم برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری در مدیریت منابع آب است. در این مطالعه به منظور مدل‌سازی تغییرات متغیرهای کیفی آب زیرزمینی دشت اردبیل از داده‌های ۶۰ حلقه چاه در اردیبهشت سال ۱۳۹۲ استفاده گردید. داده‌ها در آزمایشگاه جهاد دانشگاهی استان آذربایجان غربی مورد آنالیز شیمیایی قرار گرفت. آمارهای توصیفی داده‌ها و ماتریس همبستگی پارامترهای مورد مطالعه با استفاده از نرم‌افزار SPSS بدست آمد. پارامترهای کیفی بررسی شده در این مقاله عبارت است از: EC، TDS و TH می‌باشد. داده‌ها پس از استانداردسازی، وارد محیط متلب شده و با استفاده از روش ANFIS-FCM، پارامترهای آب زیرزمینی پیش‌بینی گردید. در این روش ۷۰ درصد داده‌ها (۴۲ نمونه) برای مجموعه داده آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها (۱۸ نمونه) برای مجموعه داده آزمون به طور تصادفی انتخاب شدند. برای مجموعه داده آموزش مدل ANFIS-FCM مقادیر EC ($R^2=0/9142$, $MSE=0/093910$), TDS ($R^2=0/9703$, $MSE=0/00515$), TH ($R^2=0/9741$, $MSE=0/00388$) بدست آمدند و همچنین برای مجموعه داده آزمون مدل ANFIS-FCM مقادیر EC ($R^2=0/987$, $MSE=0/003383$), TDS ($R^2=0/8381$, $MSE=0/00510$), TH ($R^2=0/7625$, $MSE=0/00372$) حاصل گردید. با استفاده از نتایج به دست آمده از این مدل، مشخص شد که پارامترهای آب زیرزمینی تخمین زده شده در محدوده مورد بررسی از دقتی بسیار خوب و همبستگی بالایی نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده برخوردار بوده است. در نتیجه روش هوشمند ANFIS-FCM روشی موثر، کارآمد و دقیق جهت تخمین پارامترهای فیزیکی و شیمیایی آب می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: مدل‌سازی، ANFIS-FCM، پارامترهای آب زیرزمینی، دشت اردبیل

پیشگفتار

بخش قابل‌ملاحظه‌ای از مصارف آب کشور به خصوص در بخش شرب توسط منابع آب زیرزمینی تأمین می‌شود (خدایی و همکاران، ۲۰۰۷). خصوصیات کیفی آب از مؤلفه‌هایی است که ضرورت لحاظ آن در برنامه‌ریزی‌های مربوط به مدیریت منابع آب و همچنین ارزیابی سلامت حوضه‌های آبخیز و ایجاد تغییرات مدیریتی در آن کاملاً احساس شده است (خادم و همکاران، ۲۰۰۶). با تعیین کیفیت شیمیایی آب‌های زیرزمینی می‌توان برآوردی از وضعیت سلامت این منابع آبی به دست آورد (هیگون و لینگ، ۲۰۰۸).

آب زیرزمینی معمولاً به دلیل کیفیت مناسب، ترکیبات شیمیایی و دمای ثابت، آلودگی کمتر نسبت به آب سطحی و سطح اطمینان بالا در تأمین آب، به عنوان یک منبع قابل اتکا محسوب می‌شود (مدن و همکاران، ۲۰۰۸). خطر آلودگی کمتر این منابع، باعث شده که حتی در مناطقی که کمبودی از لحاظ آب سطحی احساس نمی‌شود، نیز استفاده از آن‌ها رواج داشته باشد (شعبانی، ۱۳۸۷). محدودیت منابع آبی در مناطق خشک و نیمه‌خشک به طور طبیعی باعث کاهش کمی و کیفی منابع آب و خاک می‌گردد (فلاح و همکاران، ۱۳۹۱). در شرایط کنونی،

روش‌های سنتی در تحلیل‌های هیدروژئوشیمیایی، علاوه بر توانمندی محدود، هزینه و زمان زیادی را مصرف می‌کنند. بشر در سال‌های اخیر به سمت استفاده از روش‌هایی پیشرفته است که با صرف هزینه و زمان کمتر بیش‌ترین نتیجه را به دست آورد. علوم زمین جزء علمی است که فاکتورهای بسیار زیادی در شکل‌گیری نتایج آن دخیل می‌باشد. بنابراین ایجاد یک مدل مناسب که بیانگر حالات و روابط بین این فاکتورها باشد، بسیار راحت‌تر از تحلیل همه‌ی فاکتورهای دخیل است و نیاز ما را در تجزیه و تحلیل تغییرات هیدروژئوشیمیایی برطرف می‌سازد. از این‌رو، مدل‌سازی در علوم زمین اهمیت ویژه‌ای پیدا نموده است. از طرفی به دلیل مشکلات و محدودیت‌های نمونه‌برداری در علوم زمین، روش‌های سنتی مدل‌سازی با نیاز به داده‌های زیاد، کارایی کمتری دارند. البته ذکر این نکته ضروری است که روش‌های مدل‌سازی، به عنوان روش کمکی در هر علمی به کار گرفته می‌شوند و استفاده از آن‌ها در کنار مطالعه و تحقیقات صورت می‌گیرد و در نهایت نتیجه قطعی با توجه به نظر کارشناس حاصل می‌شود. مدل‌سازی با روش‌های هوشمند نیز از همین قاعده پیروی می‌کند و لازم است ارتباط ورودی‌های مختلف با خروجی‌ها، تعداد و سایر پارامترهای دیگر در هر مرحله توسط کارشناس بررسی گردد. به طور کلی می‌بایست به این روش مانند سایر روش‌ها، به شکل یک ابزار نگریسته شود و میزان کارایی آن بسته به چگونگی به کارگیری آن می‌باشد.

روش‌های هوشمند در علوم مختلف با هدف‌های متفاوت مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به طور کلی در مسائلی که تعداد داده‌های مناسبی در دسترس می‌باشد، با انتخاب ورودی و خروجی‌های مناسب برای آموزش مدل، می‌توان به مدل‌سازی محدودی مورد نظر پرداخت. البته روش‌های هوشمند به طور کلی برای مسائل مختلف با یکدیگر ترکیب می‌شوند و با مقایسه نتایج آن‌ها می‌توان روش بهینه را انتخاب نمود.

پژوهش‌های متعددی در زمینه کاربرد روش‌های هوشمند در هیدروژئولوژی انجام شده است که از آن میان می‌توان به مطالعات زیر اشاره نمود: چادوری و همکاران (۲۰۱۰)

کارایی شبکه عصبی مصنوعی و روش کریجینگ معمولی

را جهت درون‌یابی مقدار آرسینک مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج آنان نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به روش کریجینگ داشته است. زارع‌ایبانه و همکاران (۲۰۱۱) با سه ترکیب مختلف در دشت همدان- بهار، مقدار نیترات را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج بررسی آنان موید کارایی بالای هر سه ترکیب در تخمین نیترات در این دشت است. موسوی و همکاران (۲۰۱۳) با بررسی کارایی چهار مدل شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی و سیستم فازی تلفیقی با شبکه موجک جهت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت خراسان رضوی با استفاده از پارامترهای بارش، تبخیر و دما در طی سال ۱۹۹۲-۲۰۰۷ نشان دادند شبکه عصبی مصنوعی از عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است. امام‌قلی‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) سطح آب زیرزمینی دشت بسطام (ایران) را توسط شبکه عصبی مصنوعی^۱ و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی^۲ پیش‌بینی کردند. ندیری و همکاران (۲۰۱۴) طی پژوهشی از ۳ روش هوشمند منطق فازی تاکاگی- سوگونو، شبکه‌های عصبی مصنوعی و عصبی- فازی برای تخمین هدایت‌الکتریکی آبخوان تسوج- آذربایجان شرقی استفاده کردند. براساس نتایج، با وجود مقادیر هدایت هیدرولیکی تخمینی کاملاً متفاوت از طریق دو مدل شبکه عصبی و منطق فازی، این دو مدل اهمیت یکسانی را نشان دادند. میرزاوند و همکاران (۲۰۱۵) غلظت کلر آبخوان کاشان را که در معرض جبهه آب شور دریاچه نمک قرار داشت، با استفاده از شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه^۳ و شبکه‌ی عصبی شعاعی^۴ مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج شبیه‌سازی آنان نشان داد که عملکرد مدل MLP بهتر از مدل RBF بوده است. نورانی و همکاران (۲۰۱۶) از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی تغییرات زمانی و مکانی کیفیت آب زیرزمینی (EC و SAR) استفاده کردند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که مدل پیش‌خور (FFNN) نسبت به مدل رگرسیون خطای چندگانه (MLR) عملکرد بهتری در پیش‌بینی تغییرات زمانی و مکانی کیفیت آب زیرزمینی دارد. عیسی‌زاده و همکاران (۲۰۱۷) به ارزیابی عملکرد روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین

روش‌های سنتی در تحلیل‌های هیدروژئوشیمیایی، علاوه بر توانمندی محدود، هزینه و زمان زیادی را مصرف می‌کنند. بشر در سال‌های اخیر به سمت استفاده از روش‌هایی پیشرفته است که با صرف هزینه و زمان کمتر بیش‌ترین نتیجه را به دست آورد. علوم زمین جزء علمی است که فاکتورهای بسیار زیادی در شکل‌گیری نتایج آن دخیل می‌باشد. بنابراین ایجاد یک مدل مناسب که بیانگر حالات و روابط بین این فاکتورها باشد، بسیار راحت‌تر از تحلیل همه‌ی فاکتورهای دخیل است و نیاز ما را در تجزیه و تحلیل تغییرات هیدروژئوشیمیایی برطرف می‌سازد. از این‌رو، مدل‌سازی در علوم زمین اهمیت ویژه‌ای پیدا نموده است. از طرفی به دلیل مشکلات و محدودیت‌های نمونه‌برداری در علوم زمین، روش‌های سنتی مدل‌سازی با نیاز به داده‌های زیاد، کارایی کمتری دارند. البته ذکر این نکته ضروری است که روش‌های مدل‌سازی، به عنوان روش کمکی در هر علمی به کار گرفته می‌شوند و استفاده از آن‌ها در کنار مطالعه و تحقیقات صورت می‌گیرد و در نهایت نتیجه قطعی با توجه به نظر کارشناس حاصل می‌شود. مدل‌سازی با روش‌های هوشمند نیز از همین قاعده پیروی می‌کند و لازم است ارتباط ورودی‌های مختلف با خروجی‌ها، تعداد و سایر پارامترهای دیگر در هر مرحله توسط کارشناس بررسی گردد. به طور کلی می‌بایست به این روش مانند سایر روش‌ها، به شکل یک ابزار نگریسته شود و میزان کارایی آن بسته به چگونگی به کارگیری آن می‌باشد.

روش‌های هوشمند در علوم مختلف با هدف‌های متفاوت مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به طور کلی در مسائلی که تعداد داده‌های مناسبی در دسترس می‌باشد، با انتخاب ورودی و خروجی‌های مناسب برای آموزش مدل، می‌توان به مدل‌سازی محدودی مورد نظر پرداخت. البته روش‌های هوشمند به طور کلی برای مسائل مختلف با یکدیگر ترکیب می‌شوند و با مقایسه نتایج آن‌ها می‌توان روش بهینه را انتخاب نمود.

پژوهش‌های متعددی در زمینه کاربرد روش‌های هوشمند در هیدروژئولوژی انجام شده است که از آن میان می‌توان به مطالعات زیر اشاره نمود: چادوری و همکاران (۲۰۱۰)

کارایی شبکه عصبی مصنوعی و روش کریجینگ معمولی

³ MLP⁴ RBF¹ ANN² ANFIS

شیمیایی هستند و کلی‌فرم مدفوعی از پارامترهای زیستی محسوب می‌گردد.

تجزیه و تحلیل روش سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)

تلفیق منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی منجر به ایجاد سامانه عصبی فازی می‌شود که دارای مزیت‌های هر دو سامانه فازی و شبکه عصبی مصنوعی است (سرینواسان و فیشر، ۱۹۹۵؛ جانگ و همکاران، ۱۹۹۷). به عبارت دیگر یک سامانه عصبی فازی یک سامانه فازی است که برای تعیین پارامترهای خود (مجموعه‌ها و قوانین فازی) از نمونه آموزشی پردازش شده از الگوریتم آموزش که به وسیله تئوری شبکه عصبی مصنوعی مشتق شده و یا الهام گرفته شده، استفاده می‌کند. عملکرد شبکه‌های عصبی، به طور مستقیم با تعداد و کمیت داده‌های آموزشی در ارتباط است (کوسکو، ۱۹۹۲)، بنابراین زمانی که تعداد داده‌های آموزشی کم باشد، نتایج شبکه‌های عصبی مصنوعی چندان قابل اعتماد نیست. در چنین مواردی ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی باعث بهبود عملکرد سامانه شبکه عصبی مصنوعی و نتایج قابل قبول می‌شود (جانگ، ۱۹۹۳؛ ناوا و تایلور، ۱۹۹۶).

سامانه استنتاج تطبیقی فازی عصبی^۷ معرفی شد، یک سامانه استنتاج فازی است که پارامترهای تابع عضویت آن به روش پس انتشار^۸ به تنهایی و یا همراه با روش کمترین مربعات^۹ تعدیل می‌شود (راهنمای کاربر متلب، ۲۰۰۶). در این پژوهش یک مدل انفیس برای شناسایی توابع عضویت بکار رفته است که عبارت است از: روش فازی C- میانگین^{۱۰} که در ادامه توضیح اجمالی این مدل ارائه می‌شود.

فازی C- میانگین

روش فازی C- میانگین یک الگوریتم خوشه‌بندی داده توسط بزدیک ارائه شده است (بزدک، ۱۹۷۳). که در آن هر داده متعلق به یک خوشه با درجه مشخص شده توسط درجه عضویت می‌باشد. روش فازی C- میانگین، پارتیشن‌بندی مجموعه‌ای از n بردار، در گروه‌های فازی C است و مرکز خوشه در هر گروه را می‌یابد، به طوری که اندازه‌گیری متفاوت تابع هزینه به حداقل برسد. در ابتدا

پارامترهای کیفی دشت قروه پرداختند. نتایج تحقیق آنان نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی کارایی بهتری در تخمین پارامترهای کیفی آب دارد. سعیدی رضوی و همکاران (۱۳۹۷) سطح آب زیرزمینی را با استفاده از مدل‌های منطق فازی، شبکه عصبی و سری زمانی پیش‌بینی کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل منطق فازی با بیش‌ترین ضریب همبستگی، کمترین ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا به عنوان بهترین مدل برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی شناخته شد. هم‌چنین، دولتی‌کردستانی و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی^۵ به پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی دشت گارو پرداختند. از آنجا که پژوهش‌های محدودی با استفاده از روش‌های هوشمند جهت بررسی پارامترهای موثر بر کیفیت آبخوان دشت اردبیل انجام شده، در این مطالعه، به پیش‌بینی پارامترهای کیفیت آب زیرزمینی در آبخوان اردبیل با استفاده از سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی پرداخته می‌شود.

منطقه مطالعه شده و نمونه برداری

آبخوان اردبیل در شمال غرب ایران با وسعت تقریبی ۷۱۰ کیلومترمربع، در مختصات طول‌های جغرافیایی ۴۷°۴۵' تا ۴۸°۴۰' و عرض‌های جغرافیایی ۴۹°۳۷' و ۳۰°۳۸' قرار گرفته است. این منطقه متوسط بارندگی ۳۰۰ میلی‌متر در سال را دارد و به وسیله ارتفاعاتی احاطه شده است که بخشی از رشته کوه‌های البرز هستند. دشت اردبیل از رسوبات کواترنری تشکیل شده و از لحاظ زمین‌شناسی جزئی از واحد زمین‌ساختی البرز غربی-آذربایجان است. در شکل ۱ محدوده‌ی آبخوان به همراه نقاط نمونه‌برداری نشان داده شده است. نمونه‌های آب زیرزمینی از داده‌های ۶۰ حلقه چاه موجود در منطقه طی فصل خشک (اردیبهشت ماه) سال ۱۳۹۲ به صورت تصادفی برداشته شد. داده‌ها در آزمایشگاه جهاد دانشگاهی استان آذربایجان غربی مورد آنالیز شیمیایی قرار گرفته که شامل پارامترهای TH, COD, BOD, DO, pH, EC, TDS, Phosphate, Nitrate, کلی‌فرم مدفوعی^۶ و SAR می‌باشد. تمامی این پارامترها به جز کلی‌فرم مدفوعی از پارامترهای

^۸. backpropagation

^۹. least squares

^۵. Fuzzy C-means Method (FCM)

^۵ AI

^۶ Fcol

^۷. Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

$$J(U, c_1, \dots, c_2) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (2)$$

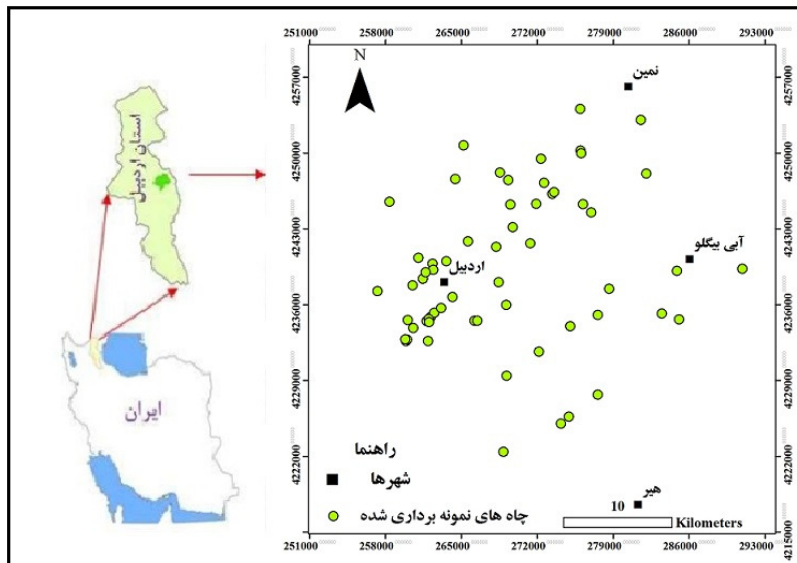
در مرحله آخر، مجموعه‌ای از مراکز خوشه‌های فازی جدید $c_i, i = 1, 2, \dots, C$ با استفاده از رابطه زیر محاسبه

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m} \quad (3)$$

مراحل الگوریتم روش فازی c - میانگین مختصر شرح داده شده است. در ابتدا، مراکز خوشه به طور تصادفی از n نقطه انتخاب شده است. پس از آن ماتریس عضویت U با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (1)$$

که در آن $d_{ij} = \|c_i - x_j\|$ ، فاصله اقلیدسی بین مرکز خوشه i ام و j ام نقطه داده و m شاخص فازی است. تابع هزینه با توجه به رابطه زیر محاسبه می‌شود. اگر زیر یک آستانه مشخصی باشد این فرایند متوقف می‌شود.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی چاه‌های نمونه برداری و آبخوان اردبیل در استان اردبیل و ایران

معیارهای ارزیابی عملکرد مدل

برای ارزیابی عملکرد مدل، از دو شاخص استفاده گردید که روابط آن‌ها به شرح زیر است:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)^2}{n}}$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2$$

که در آن‌ها: y_i : مقدار اندازه‌گیری شده و y'_i : مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد.

استانداردسازی داده‌ها

برای ورود داده‌ها به سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، لازم است دامنه تغییرات داده‌ها مشابه یکدیگر باشد که در اصطلاح این عمل را، استانداردسازی داده‌ها می‌نامند. استانداردسازی داده‌ها برای ورود به سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی نیز توسط رابطه (۴) انجام گرفت که دامنه ورودی‌ها را در بازه (-۱.۱) قرار می‌دهد.

$$p_n = 2 \frac{p - p_{min}}{p_{max} - p_{min}} - 1 \quad (4)$$

که در آن: p_n : پارامتر استاندارد شده؛ p : پارامتر حقیقی؛ p_{max} : بیشینه پارامتر حقیقی و p_{min} : کمینه پارامتر حقیقی می‌باشند (غلامی و همکاران، ۲۰۱۴؛ جایالاکشمی و سنتاکوماران، ۲۰۱۱).

آنالیز آب نشان می‌دهد که میزان تغییر فاکتور pH بین ۸/۱۹ - ۶/۴۴، میزان تغییر هدایت الکتریکی بین ۶۷۴۹ - ۳۵۱۰ $\mu\text{S/cm}$ ، میزان تغییر کل مواد جامد محلول بین ۳۷۱۶ - ۱۴۸ mg/l ، میزان تغییر نیترات بین ۱۴۳/۶۰ - ۰ mg/l و میزان تغییر Fcol بین ۴۲ - ۰ MPN/100ml می‌باشد. در مورد فاکتور BOD مشاهده می‌شود که میزان این پارامتر بین ۵ - ۰ mg/l و اکسیژن محلول بین ۱۵/۰۳ - ۸۰/۰۳ متغیر است. بازه تغییرات COD بین ۳۳/۵۴ - ۱۹۶۴/۴۱ mg/l ، TH ، ۰/۰۲ - ۳۳/۵۴ mg/l و SAR بین ۰/۵۳ - ۶/۴۳ می‌باشد.

معیار R^2 بیانگر انطباق بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده می‌باشد که در بهترین حالت مقدار آن برابر ۱ و در بدترین حالت ۰ خواهد بود. معیار MSE^1 نیز بیانگر خطای بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده است و با کاهش مقدار MSE، عملکرد مدل از اطمینان بیشتری برخوردار است.

نتایج و بحث

مقادیر پارامترهای فیزیکی و شیمیایی اندازه‌گیری شده و شاخص‌های آماری این پارامترها در نمونه‌های آب به ترتیب در جدول‌های ۱ و ۲ نشان داده شده است. نتایج

جدول ۱. نتایج برخی از پارامترهای آب زیرزمینی اندازه‌گیری شده در آبخوان اردبیل (زمان نمونه‌برداری: اردیبهشت ماه ۱۳۹۲)

نمونه	NO_3^- (mg/l)	PO_4^{2-} (mg/l)	EC ($\mu\text{S/cm}$)	TDS (mg/l)	pH	DO (mg/l)	BOD (mg/l)	COD (mg/l)	TH (mg/l)	SAR
۱	۲۶/۲	۰/۹۵	۹۵۱	۶۷۲	۷/۴۵	۶۳/۲۶	۱	۰/۲۴	۴۳۵/۷۸	۲/۵۴
۲	۱۱/۷	۰/۸۹	۷۴۵	۴۴۱	۷/۸۴	۶۰/۷۰	۰	۰/۰۲	۴۶۷/۵۲	۱/۳۹
۳	۴۵/۸	۰/۱۵	۱۳۴۰	۸۸۰	۷/۸۸	۴۰/۱۸	۰	۰/۷۱	۳۱۶/۳۱	۵/۲۷
۴	۲۴/۵	۰/۳۵	۵۷۷	۳۲۷	۷/۸۳	۴۶/۲۴	۰	۰/۵۲	۶۰/۸/۲۱	۱/۳۶
۵	۵/۸	۰/۱۱	۱۷۶۰	۱۲۶۰	۷/۵۳	۴۸/۱۶	۰	۱۱/۰۷	۶۹۶/۵۸	۳/۶۰
۶	۴۶/۸	۰/۸۴	۱۶۸۷	۱۲۲۴	۷/۵۹	۷۷/۷۴	۲	۳۳/۵۴	۵۵۲/۴۷	۳/۸۸
۷	۲۳/۷	۰/۷۶	۵۶۴	۱۴۴۸	۷/۶	۵۵/۴۵	۰	۰/۰۵	۶۶۶/۸۹	۴/۳۰
۸	۹/۸	۱/۱	۲۰۹۱	۱۴۲۰	۷/۲۷	۴۸/۶۲	۲	۱۲	۸۱۸/۸۹	۳/۹۹
۹	۶۵/۵	۰/۷۳	۲۹۹۵	۲۳۸۴	۷/۱	۳۱/۱۵	۲	۱۸/۷۵	۹۵۲/۳۰	۳/۷۸
۱۰	۵۸/۹	۱/۲۵	۱۳۸۹	۸۳۶	۶/۹	۵۹/۰۹	۰	۰/۵۱	۴۵۶/۱۳	۴/۴۶
۱۱	۴۱/۴	۱/۳۵	۱۲۴۴	۹۲۸	۶/۸۸	۴۸/۱۰	۰	۹	۴۳۲/۰۵	۳/۶۵
۱۲	۲۳/۴	۰/۴۵	۵۷۱	۲۴۰	۷/۶۵	۴۷/۱۸	۰	۰/۰۵	۳۵۱/۰۰۲	۰/۸۲
۱۳	۹/۹	۰/۴۱	۷۷۰	۸۱۶	۷/۱۳	۳۷/۸۳	۰	۰/۰۳	۴۶۷/۰۱	۰/۸۷
۱۴	۲۱/۴	۰/۸۱	۲۸۸۰	۲۲۷۲	۷/۴۵	۴۹/۷۲	۰	۰/۳۱	۱۴۸۰/۱۳	۴/۴۴
۱۵	۳/۵	۰	۱۳۹۸	۹۵۶	۷/۶۲	۶۰/۸۶	۱	۰/۴۱	۵۸۵/۹۷	۳/۲۲
۱۶	۳۱/۵	۰/۷۸	۴۹۲	۱۴۸	۷/۹۸	۶۵/۳۱	۱	۱۱/۰۵	۱۴۲/۸۸	۲/۲۲
۱۷	۱۱/۲	۰/۴۲	۸۵۵	۵۶۸	۷/۸۴	۴۹/۷۴	۱	۱۱/۷۵	۱۸۲/۴۱	۴/۶۱
۱۸	۳۷/۴	۱/۱۷	۱۲۹۶	۸۷۶	۷/۶۳	۳۵/۷۶	۰	۰/۳۵	۵۸۱/۴۵	۲/۷۰
۱۹	۹۴/۷	۰/۵۹	۴۷۴۹	۲۶۰۸	۷/۵۱	۷۳/۸۰	۰	۲۹/۷۵	۱۷۶۴/۹۷	۶/۴۳

پارامترهایی که دارای بیشترین همبستگی با کیفیت آب زیرزمینی می‌باشند را به عنوان ورودی مدل مورد نظر انتخاب می‌نماییم. پارامترهای کیفی بررسی شده در این مقاله شامل EC، TDS و TH می‌باشند. ماتریس همبستگی بین پارامترها در جدول ۳ آورده شده است. تعداد کل داده‌ها ۶۰ مورد بود که از این تعداد به طور تصادفی، ۷۰

پیش‌بینی پارامترهای آب زیرزمینی با استفاده از مدل ANFIS

بعد از پیش‌پردازش داده‌ها؛ همبستگی بین پارامترها، با استفاده از ماتریس همبستگی تهیه شده به روش پیرسون^۱ در نرم‌افزار SPSS، مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به هدف مطالعه (پیش‌بینی پارامترهای آب زیرزمینی)،

^۱. Pearson

^۱. Mean Squared Error (RMSE)

همبستگی منفی ضعیف دارد زیرا این پارامتر، از پارامترهای زیستی بوده و سایر پارامترهای مورد مطالعه از پارامترهای شیمیایی به شمار می‌آیند.

درصد داده‌ها (۴۲ داده) به عنوان داده‌های آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها (۱۸ داده) به عنوان داده‌های آزمون انتخاب گردیدند. با توجه به جدول ۳ می‌توان مشاهده کرد که کلی فرم مدفوعی با سایر پارامترها به جز pH و PO_4^{2-}

جدول ۲. آمار توصیفی مربوط به پارامترهای مختلف کیفیت آب

شاخص آماری پارامتر	حداکثر	حداقل	میانگین حسابی	انحراف معیار	ضریب تغییرات (%)
Fcol (MPN/100ml*)	۴۲	۰	۳/۵۶	۶/۸۴	۱/۹۲
NO ₃ (mg/l)	۱۴۳/۶۰	۰	۴۰/۰۷	۳۳/۹۹	۰/۸۴
PO ₄ (mg/l)	۲/۱۴	۰	۰/۷۲	۰/۴۶	۰/۶۳
EC(μS/cm)	۴۷۴۹	۳۵۱	۱۳۹۶/۶۶	۸۶۸/۹۸	۰/۶۲
TDS(mg/l)	۳۷۱۶	۱۴۸	۱۰۱۳/۶۰	۶۵۱/۴۶	۰/۶۴
pH	۸/۱۹	۶/۴۴	۷/۴۸	۰/۳۲	۰/۰۴۲
DO (mg/l)	۸۰/۰۳	۱۵/۰۳	۵۲/۷۷	۱۴/۷۵	۰/۲۷
BOD (mg/l)	۵	۰	۰/۸۱	۱/۰۶	۱/۳۰
COD (mg/l)	۳۳/۵۴	۰/۰۲	۶/۲۳	۸/۹۲	۱/۴۳
TH (mg/l)	۱۹۶۴/۴۱	۱۴۲/۸۹	۶۱۵/۹۳	۳۵۳/۱۷	۰/۵۷
SAR	۶/۴۳	۰/۵۲	۲/۸۲	۱/۳۰	۰/۴۶

* محتمل‌ترین تعداد باکتری در ۱۰۰ میلی‌لیتر آب

جدول ۳. ماتریس همبستگی بین پارامترهای اندازه‌گیری شده

	Nitrate	Phosphate	EC	TDS	pH	DO	BOD	COD	TH	SAR
Nitrate	۱									
Phosphate	۰/۵۸۱**	۱								
EC	۰/۲۹۶*	۰/۱۶۴	۱							
TDS	۰/۲۴۵	۰/۱۴۷	۰/۴۵۶**	۱						
pH	-۰/۳۰۲*	-۰/۲۹۱*	-۰/۳۶۳**	-۰/۳۹۹**	۱					
DO	-۰/۱۴۱	-۰/۲۱۲	-۰/۰۸۸	-۰/۱۲۹	۰/۱۶۴	۱				
BOD	۰/۳۵۰**	۰/۲۰۶	۰/۰۴۹	۰/۰۸۹	-۰/۰۲۸	-۰/۱۹۲	۱			
COD	۰/۲۷۳*	۰/۱۴۱	۰/۳۳۵**	۰/۲۷۴*	۰/۰۳۳	۰/۱۲۰	۰/۴۵۴**	۱		
TH	۰/۳۶۷**	۰/۲۳۳	۰/۹۰۱**	۰/۸۹۵**	۰/۳۳۴**	-۰/۱۰۲	۰/۰۴۰	۰/۲۱۵	۱	
SAR	۰/۰۴۸	۰/۰۶۲	۰/۶۹۷**	۰/۶۷۸**	-۰/۲۲۳	-۰/۰۶۵	-۰/۰۸۶	۰/۲۴۸	۰/۴۵۴**	۱

پارامترهای اندازه‌گیری شده برای پیش‌بینی پارامترهای آب زیرزمینی با دقت بسیار زیاد استفاده نمود. نتایج این مطالعه در کارایی مدل استنتاج عصبی فازی تطبیقی جهت پیش‌بینی EC با مطالعه نظری و همکاران (۱۳۹۹) هم‌سو می‌باشد. هم‌چنین نظری و همکاران (۱۳۹۹) نیز هدایت‌الکتریکی آب زیرزمینی را با استفاده از روش سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) در دشت‌های آذرشهر، عجب‌شیر و مراغه پیش‌بینی کردند و نتایج آن‌ها با نتایج مطالعه کنونی هم‌سو می‌باشد. در مطالعه اکبرزاده و همکاران (۲۰۱۴) هدایت‌الکتریکی را با استفاده از

نتایج به دست آمده از مدل ANFIS-FCM

در این پژوهش، آموزش و آزمون مدل ANFIS-FCM برای مجموعه داده‌ها انجام شد. نتایج بدست آمده از مدل در جدول‌های ۴، ۵، ۶ نشان داده شده است. همانطور که در این جداول مشاهده می‌شود، روش ANFIS-FCM با اطمینان و دقت بالایی در پیش‌بینی پارامترهای کیفیت آب زیرزمینی همراه است. در نتیجه در شرایطی که به دلیل عدم دسترسی به دستگاه یا خراب شدن دستگاه در هنگام نمونه‌برداری، امکان اندازه‌گیری مستقیم پارامترهای آب زیرزمینی وجود نداشته باشد، می‌توان از سایر

حاصل از مطالعه حزباوی و دهقانی (۱۳۹۸) که با استفاده از مدل‌های هوشمند به تخمین هدایت‌الکتریکی آب‌های زیرزمینی پرداختند، حاکی از توانمندی قابل قبول مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هدایت‌الکتریکی آب‌های زیرزمینی است و نتایج آن‌ها با نتایج مطالعه کنونی مطابقت دارد. مقایسه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پارامترهای آب زیرزمینی توسط مدل ANFIS-FCM، در مراحل آزمون و آموزش در شکل‌های ۲ تا ۷ نشان داده شده است. نتایج حاکی از آن است که مدل ANFIS-FCM قابلیت بالایی در برآورد پارامترهای آب زیرزمینی با استفاده از مجموعه پارامترهای ورودی را دارد و می‌تواند برای پروژه‌های دیگر با شرایط مشابه، به طور مطلوبی مورد استفاده قرار گیرد.

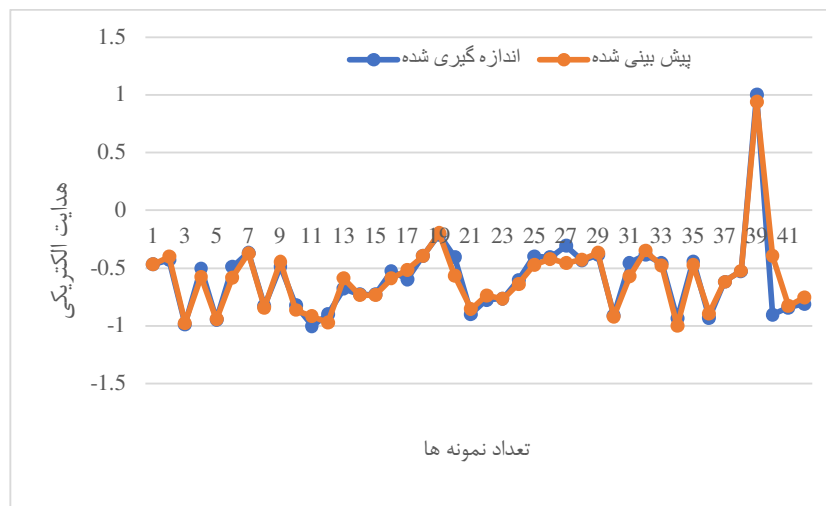
ANFIS پیش‌بینی کردند و نتایج مطالعه آن‌ها حاکی از موثر بودن روش ANFIS برای پیش‌بینی هدایت‌الکتریکی است که با نتایج حاصل از مطالعه حاضر مشابه بود. مطالعه بانرجی و همکاران (۲۰۱۱) در استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک جایگزین بالقوه برای پیش‌بینی شوری آب‌های زیرزمینی نیز نشان داد که این مدل از توانایی بالایی برای پیش‌بینی برخوردار است و نتایج آن‌ها با نتایج مطالعه کنونی هم‌سو می‌باشد. همچنین نتایج حاصل از مطالعه نصر و فاروک (۲۰۱۴) در کاربرد مدل شبکه عصبی برای تخمین میزان شوری آب زیرزمینی جهت آبیاری مزارع آلکساندریا در مصر نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی تطبیق خوبی با مقادیر اندازه‌گیری شده و مورد انتظار شوری آب زیرزمینی دارد و نتایج آن‌ها با نتایج مطالعه کنونی هم‌سو می‌باشد. همچنین نتایج

جدول ۴. مقایسه بین نتایج حاصل از مدل ANFIS-FCM برای مجموعه داده‌های آموزش و آزمون (EC)

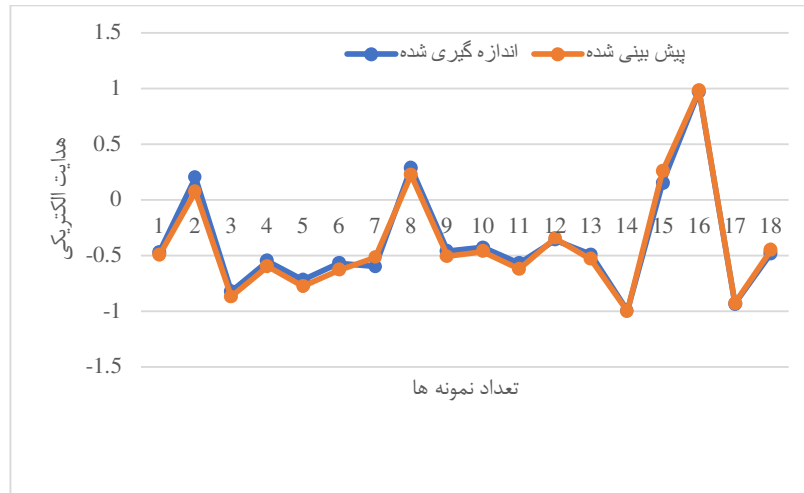
مجموعه داده		R^2	MSE
هدایت‌الکتریکی (ANFIS-FCM)	آموزش	۰/۹۱۴۲	۰/۰۰۹۳۹۱
	آزمون	۰/۹۸۷	۰/۰۰۳۳۸۳

جدول ۵. مقایسه بین نتایج حاصل از مدل ANFIS-FCM برای مجموعه داده‌های آموزش و آزمون (TH)

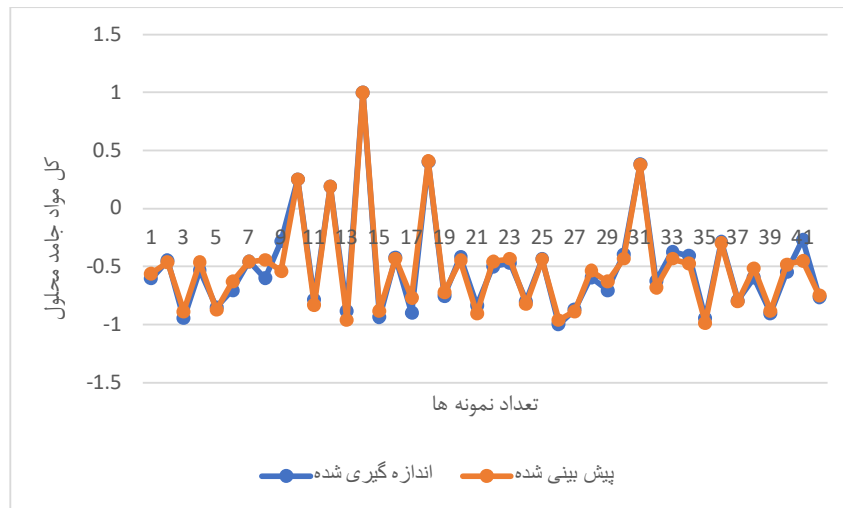
مجموعه داده		R^2	MSE
سختی کل (ANFIS-FCM)	آموزش	۰/۹۷۴۱	۰/۰۰۰۳۸
	آزمون	۰/۷۶۲۵	۰/۰۰۳۷۲



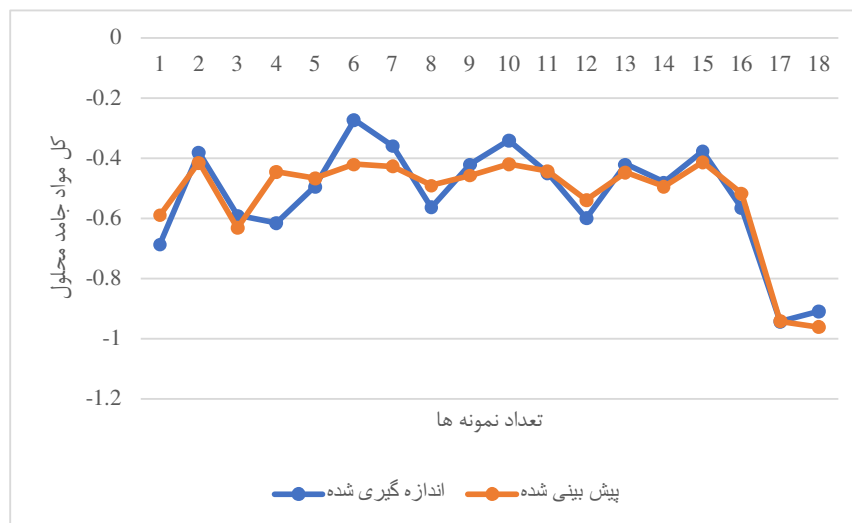
شکل ۲. نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آموزش (ANFIS-FCM) (EC)



شکل ۳. نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آزمون (ANFIS-FCM) (EC)



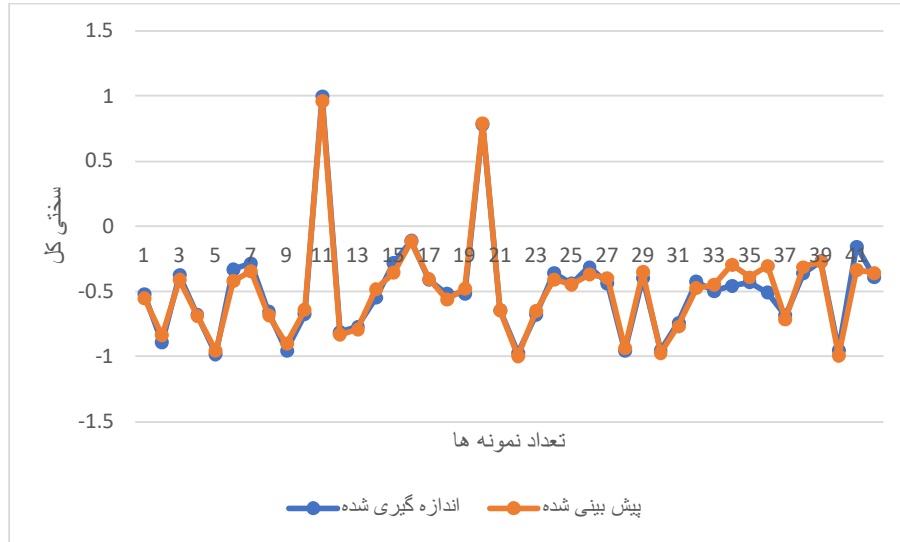
شکل ۴. نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آموزش (ANFIS-FCM) (TDS)



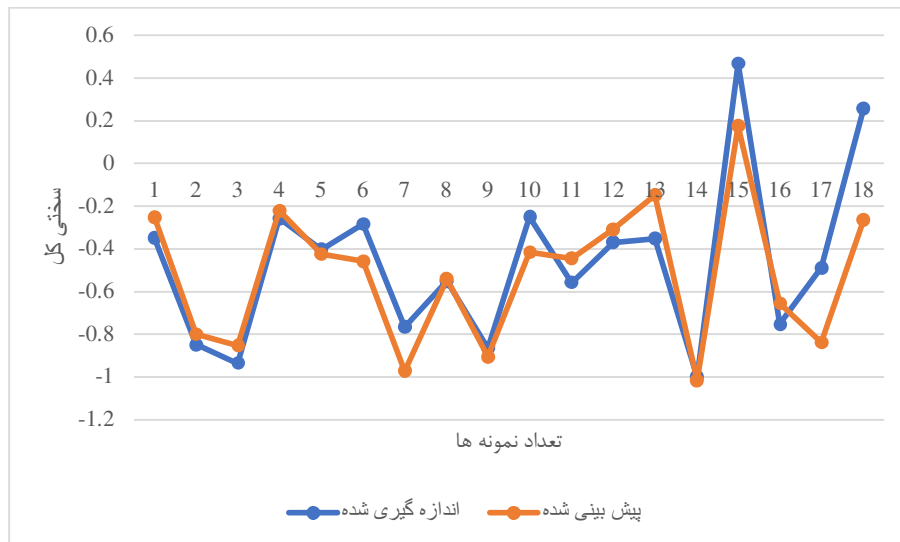
شکل ۵. نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آزمون (ANFIS-FCM) (TDS)

جدول ۶. مقایسه بین نتایج حاصل از مدل ANFIS-FCM برای مجموعه داده‌های آموزش و آزمون (TDS)

مجموعه داده		R^2	MSE
کل مواد جامد محلول (ANFIS-FCM)	آموزش	۰/۹۷۰۳	۰/۰۰۵۱۵
	آزمون	۰/۸۳۸۱	۰/۰۰۵۱۰



شکل ۶. نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آموزش (ANFIS-FCM) (TH)



شکل ۷. نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آزمون (ANFIS-FCM) (TH)

استفاده از روش ANFIS-FCM، پارامترهای آب زیرزمینی پیش‌بینی گردید. در حالی که ۷۰ درصد داده‌ها (۴۲ نمونه) برای مجموعه داده آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها (۱۸ نمونه) برای مجموعه داده آزمون به طور تصادفی انتخاب شده بودند، برای مجموعه داده آموزش مدل ANFIS-FCM در مورد هر یک از پارامترهای مورد نظر مقادیر R^2 و MSE

نتیجه‌گیری

نتایج آنالیز و پیش‌پردازش داده‌ها، همبستگی بین پارامترها، با استفاده از ماتریس همبستگی که در نرم‌افزار SPSS و به روش پیرسن تهیه گردید. پارامترهای کیفی بررسی شده در این مقاله عبارتند از: EC، TDS و TH. داده‌ها پس از استانداردسازی، وارد محیط متلب شده و با

فلاح، س.، قبادی‌نیا، م.، شکرگزار دارابی، م.، قربانی دشتکی، ش (۱۳۹۱) بررسی پایداری منابع آب زیرزمینی دشت داراب استان فارس، مجله پژوهش آب در کشاورزی، جلد ۲۶، شماره ۲، ص ۱۶۱ - ۱۷۲.

نظری، ح.، تقوی، ب.، حاجی‌زاده، ف (۱۳۹۹) پیش‌بینی هدایت‌الکتریکی آب زیرزمینی با استفاده از روش سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) مطالعه موردی: دشت‌های آذرشهر، عجب‌شیر و مراغه، نشریه یافته‌های نوین زمین‌شناسی کاربردی، مقالات آماده انتشار.

نظری، ح.، دهقانی، م.، حاجی‌زاده، ف.، عباس‌نژاد، ا (۱۳۹۹) کاربرد روش ANFIS-FCM در اکتشافات معادن گچ‌شوره مطالعه موردی: معدن گچ‌شوره انار، دو نشریه یافته‌های نوین زمین‌شناسی کاربردی، مقالات آماده انتشار.

Akbarzadeh, S., Arof, A.K., Ramesh, S., Khanmirzaei, M. H., Nor, R. M (2014) Prediction of Conductivity by Adaptive Neuro-Fuzzy Model, PLoS ONE, 9(3): e92241.

Banerjee, P., Singh, V. S., Chattopadhyay, K., Chandra, P. C., Singh, B (2011) Artificial neural network model as a potential alternative for groundwater salinity forecasting. Journal of Hydrology, 398(4): 212-220.

Bezdek, JC (1973) Fuzzy mathematics in pattern classification. Cornell university, Ithaca.

Chowdhury, M., Alouani, A., Hossain, F (2010) Comparison of ordinary kriging and artificial neural network for spatial mapping of arsenic contamination of groundwater. Stochastic Environ. Res. and Risk Assess, 24(1): 1-7.

Dolati Kordestani, M., Nohegar, A., Janizadeh, S (2018) Assessment of some Artificial Intelligence (AI)-based models for groundwater quality prediction (case study: Garoo plain). Desert Ecosystem Engineering Journal, 6(17): 27-42.

Emamgholizadeh, S., Moslemi, Kh., Karami, Gh (2014) Prediction the Groundwater Level of Bastam Plain (Iran) by Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). European Water Resources Association (EWRA), 28(15): 5433-5446.

Gholami, R., Moradzadeh, A., Maleki, S., Amiri, S., Hanachi, J (2014) Applications of artificial intelligence methods in prediction of permeability in hydrocarbon reservoirs. J Pet Sci Eng, 122: 643-56.

Huiqun, M., Ling, L (2008) Water quality assessment using artificial neural network. In International Conference on Computer Science

بدین ترتیب به دست آمدند: EC ($R^2=0/9142$)، TDS ($MSE=0/09391$ ، $R^2=0/9703$)، TH ($MSE=0/00515$ ، $R^2=0/9741$)، ANFIS-FCM و همچنین برای مجموعه داده آزمون مدل مقادیر EC ($MSE=0/03383$ ، $R^2=0/987$)، TDS ($MSE=0/7625$ ، $R^2=0/8381$)، TH ($MSE=0/00510$ ، $R^2=0/8381$) حاصل گردید. با استفاده از نتایج به دست آمده از این مدل، مشخص شد که پارامترهای آب زیرزمینی تخمین زده شده در محدوده‌ی مورد بررسی از دقتی بسیار خوب و همبستگی بالایی نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده برخوردار است. در نتیجه روش هوشمند ANFIS-FCM روشی موثر، دقیق و مناسب جهت تخمین پارامترهای فیزیکی و شیمیایی آب می‌باشد.

با استفاده از نتایج به دست آمده از این مدل، مشخص شد که پارامترهای آب زیرزمینی تخمین زده شده برای مدل ANFIS-FCM در محدوده مورد بررسی از دقت بسیار خوب و همبستگی بالایی نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده برخوردار بوده است. در نتیجه روش هوشمند ANFIS-FCM روشی موثر، کارآمد و دقیق جهت تخمین پارامترهای فیزیکی و شیمیایی آب می‌باشد.

تقدیر و تشکر

نویسندگان مقاله از داوران محترم و سردبیر و هیات تحریریه مجله یافته‌های نوین زمین‌شناسی کاربردی کمال تشکر و قدردانی را دارند.

منابع

حزباوی، ع.، دهقانی، ر (۱۳۹۸) ارزیابی مدل‌های هوشمند در تخمین هدایت‌الکتریکی آب‌های زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت مازندران)، علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره ۲۱، شماره ۱.

سعیدی رضوی، ب.، عرب، ع (۱۳۹۷) پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های منطق فازی، شبکه عصبی و سری زمانی، مجله هیدروژئولوژی، سال سوم، شماره ۲، ص ۶۹-۸۱.

شعبانی، م (۱۳۸۷) تعیین مناسب‌ترین روش زمین آمار در تهیه نقشه‌ی تغییرات pH و TDS آب‌های زیرزمینی دشت ارسنجان، مجله ی مهندسی آب، سال اول، ص ۴۷-۵۸.

- conductivity estimation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(3): 520-532.
- Nasr, M., Farouk Zahran, H (2014) Using of pH as a tool to predict salinity of groundwater for irrigation purpose using artificial neural network. *The Egyptian Journal of Aquatic Research*, 40(2): 111-115.
- Nava, P., Taylor, J (1996) The Optimization of Neural Network Performance through Incorporation of Fuzzy Theory. In: 11th Conference on Systems Engineering, 897-901.
- Nourani, V., Alami, MT., Vousoughi, FD (2016) Self-organizing map clustering technique for ANN-based spatiotemporal modeling of groundwater quality parameters. *Journal of Hydro informatics*, 18(2): 288-309.
- Srinivasan, K., Fisher, D (1995) Machine Learning Approaches to Estimating Software Development Effort. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 21(2): 126-137.
- Zare Abyaneh, H., Bayat, M., Akhavan, S., Mohamadi, M (2011) Estimation of nitrate in groundwater Hamedan-Bahar plain using artificial neural network and data separation effect on prediction accuracy. *Journal of Ecology*, 37(58): 129-140 (In Persian).
- and Software Engineering 5-13 December, USA.
- Isazadeh, M., Arabzadeh, R., Darbandi, S (2016) Performance Evaluation of Geostatistical Methods and Artificial Neural Network in Estimation of Aquifer Quality Parameters (Case Study: Qorveh Dehghan Plain). *J. Water and Soil Sci*, 20(77): 197-210 (In Persian).
- Jang, JSR (1993) ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE T Syst Man Cyb*, 23(3): 665-685.
- Jang, JSR., Sun, CT., Mizutani, E (1997) *Neuro-Fuzzy and Soft Computing A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Prentice Hall, 640p.
- Jayalakshmi, T., Santhakumaran, A (2011) Statistical normalization and back propagation for classification. *Int J Comput Theory Eng*, 3 (1): 1793-8201.
- Kadam, D. M., Nain, L., Samuel, D. V. K., Pandey, A. K (2005) Influence of different treatments on dehydrated cauliflower quality. *International Journal of Food Science & Technology*, 40(8): 849-856.
- Khadam, I. M., Kaluarachchi, J. J (2006) Water quality modeling under hydrologic variability and parameter uncertainty using erosion-scaled export coefficients. *Journal of Hydrology*, 330 (1): 354-67.
- Khodai, K., Shahsavari, A. A., Etebari, B (2006) Vulnerability assessment Jovin aquifer with DRASTIC and GODS methods. *Iranian Journal of Geology*, 2(4): 73-87 (In Persian).
- Kosko, B (1992) *Neural Networks and Fuzzy Systems. A Dynamical Approach to Machine Intelligence*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 449p.
- Madan, K. J., Kamii, Y., Chikamori, K (2008) Cost-effective approaches for sustainable groundwater management in alluvial aquifer system. *Water Resources Management*, 23(2): 219-233.
- MATLAB user's guide (2006) *Fuzzy logic Toolbox*, by the math works Inc.
- Mirzavand, M., Ghasemiyeh, H., Sadatinejad, SJ., Akbari, M (2015) Simulation of changes in groundwater quality using artificial neural network (case study: Kashan aquifer). *Journal of Iranian Natural Resource*, 68 (1): 159-171 (In Persian).
- Moosavi, V., Vafakhah, M., Shirmohammadi, B., Behnia, N (2013) A Wavelet-ANFIS Hybrid Model for Groundwater Level Forecasting for Different Prediction Periods. *Water Resources Management journal*, 27(5): 1301-1321.
- Nadiri, A., Chitsazan, N., Tsai, FTC., Asghari Moghaddam, A (2014) Bayesian artificial intelligence model averaging for hydraulic

Monitoring of groundwater quality parameters using adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS) method (Case study: Ardabil plain)

H. Nazari^{*1}, M. Dehghani², H. Pirkharrati³, F. Asadzadeh⁴ and F. Hajizadeh⁵

1- Ph. D. student, of Mining Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

2- Ph. D. student, of in environmental geology, Urmia University, Urmia, Iran

3- Assist. Prof., Dept., of Geology, Urmia University, Urmia, Iran

4- Assist. Prof., Dept., of Soil Science, Urmia University, Urmia, Iran

5- Assoc. Prof., Dept., of Mining Engineering, Urmia University, Urmia

* nazarihosnie@yahoo.com

Received: 2020/11/16 Accepted: 2021/1/18

Abstract

Proper modeling of groundwater quality is an important planning and decision-making tool in water resources management. In this study, in order to model the changes in groundwater quality variables in Ardabil plain, data from 60 wells in May 2013 were used. The data were chemically analyzed in the University Jihad Laboratory by West Azerbaijan Province. Descriptive statistics of data and the correlation matrix of the studied parameters were obtained using SPSS software. The qualitative parameters studied in this paper are: EC, TDS and TH. After standardization, the data were entered into MATLAB environment and groundwater parameters were predicted using ANFIS-FCM method. In this method, 70% of the data (42 samples) for the training data set and 30% of the data (18 samples) for the test data set were randomly selected. For ANFIS-FCM model training data set, EC values ($R^2 = 0.9142$, $MSE = 0.009391$), TDS ($R^2 = 0.9703$, $MSE = 0.00515$), TH ($R^2 = 0.9741$, $MSE = 0.00388$) values were also obtained for the ANFIS-FCM model test data set (EC = 0.987, $R^2 = 0.003383$, $MSE = 0.8381$, $MSE = 0.00510$), TH ($R^2 = 0.625$). R^2 ($MSE = 0.072$) was obtained. Using the results obtained from this model, it was found that the estimated groundwater parameters in the study area had very good accuracy and high correlation with the measured values. As a result, the ANFIS-FCM intelligent method is an effective, efficient and accurate method for estimating the physical and chemical parameters of water.

Keywords: Modeling, ANFIS-FCM, Groundwater parameters, Ardabil plain