

ارزیابی مدل هوشمند در برآورد هدایت الکتریکی آب‌های زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت راین)

حسنیه نظری*^۱، یلدا نظری^۲، مژگان دهقانی^۳، احمد عباس‌نژاد^۴ و فرنوش حاجی‌زاده^۵

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

۲- کارشناس ارشد زمین‌شناسی زیست‌محیطی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

۳- دانشجوی دکترا زمین‌شناسی زیست‌محیطی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

۴- دانشیار گروه زمین‌شناسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

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

نویسنده مسئول: nazarihosnie@yahoo.com*

نوع مقاله: کاربردی

پذیرش: ۱۴۰۰/۴/۱۴

دریافت: ۱۴۰۰/۱/۱۸

چکیده

در این مطالعه کارآمدی روش هوشمند سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی ANFIS-FCM در پیش‌بینی هدایت الکتریکی در آب‌های زیرزمینی ناشی از پارامترهای فیزیکی و شیمیایی در دشت راین ارزیابی شد. بدین منظور، ۲۹ نمونه آب از چاه و چشمه‌های دشت برداشت و داده‌ها در آزمایشگاه مورد آنالیز شیمیایی قرار گرفت. آمارهای توصیفی داده‌ها و ماتریس همبستگی پارامترهای مورد مطالعه با استفاده از نرم‌افزار SPSS بدست آمد. با تشکیل ماتریس همبستگی، مشخص گردید که پتاسیم (K^+)، سدیم (Na^+)، کلسیم (Ca^{2+})، منیزیم (Mg^{2+})، کلر (Cl^-)، سولفات (SO_4^{2-})، کل مواد جامد محلول (TDS)، سختی کل (TH)، نسبت به سایر پارامترهای موجود، بیشترین همبستگی را با هدایت الکتریکی (EC) دارند. بنابراین ورودی‌های مدل شامل پارامترهای نامبرده و خروجی نیز با توجه به هدف تحقیق، هدایت الکتریکی انتخاب شد. داده‌ها پس از استانداردسازی، وارد محیط متلب شده و با استفاده از روش ANFIS-FCM، هدایت الکتریکی آب زیرزمینی پیش‌بینی گردید. در این روش ۷۰ درصد داده‌ها (۲۰ نمونه) برای مجموعه داده آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها (۹ نمونه) برای مجموعه داده آزمون به طور تصادفی انتخاب شدند. برای مجموعه داده آموزش مدل ANFIS-FCM مقادیر R^2 و RMSE به ترتیب ۰/۹۹۹۴ و $\mu S/cm$ ۰/۱۵۶۹ بدست آمدند و همچنین برای مجموعه داده آزمون مدل ANFIS-FCM مقادیر R^2 و RMSE به ترتیب ۰/۹۸۴۴ و $\mu S/cm$ ۰/۱۶۵۲ حاصل گردید. با استفاده از نتایج حاصل از این مدل، مشخص شد که هدایت الکتریکی 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 هدایت الکتریکی آب می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: هدایت الکتریکی، ANFIS-FCM، آب زیرزمینی، دشت راین

پیشگفتار

همکاران، (۲۰۰۵). بر این اساس، امروزه کیفیت آب از مولفه‌هایی است که ضرورت در نظر گرفتن آن در برنامه‌ریزی‌های مربوط به مدیریت منابع آب و همچنین ارزیابی سلامت حوضه‌های آبخیز و ایجاد تغییرات مدیریتی در آن کاملاً احساس شده است. یکی از مهم‌ترین معیارهای بررسی کیفیت آب‌های زیرزمینی، هدایت الکتریکی آن است. با افزایش مقدار مقاومت الکتریکی، میزان رسانایی یا قابلیت هدایت الکتریکی کاهش می‌یابد. قابلیت هدایت الکتریکی سنگ‌ها با افزایش کلریدها - سولفات‌ها و سایر نمک‌های محلول و نیز آب موجود در آن افزایش می‌یابد (حجت و رنجبر، ۱۳۹۰).

آب‌های زیرزمینی حدود یک سوم از منابع آب کشور را تشکیل می‌دهند. با این حال، منابع آب زیرزمینی تامین کننده‌ی بیش از نیمی از کل مصرف آب در کشور محسوب می‌شوند. افزایش جمعیت و بالا رفتن استانداردهای زندگی در بسیاری از کشورها موجب تقاضای روزافزون آب زیرزمینی برای مصارف مختلف کشاورزی صنعتی و شرب گردیده است (فیثول و فینلایسون، ۲۰۰۵؛ شیرانی و همکاران، ۱۳۹۲). از سوی دیگر آب زیرزمینی در اثر تصفیه طبیعی عاری از ارگانسیم‌های بیماری‌زا می‌باشد و در معرض نوسانات فصلی کمتری است؛ بنابراین در اغلب موارد در طرح‌های آبرسانی بهترین گزینه است (بابیکر و

به مطالعات زیر اشاره نمود: 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 (۲۰۱۶) به ارزیابی عملکرد روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین پارامترهای کیفی دشت قروه پرداختند. نتایج تحقیق آنان نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی کارایی بهتری در تخمین پارامترهای کیفی آب دارد. کرد و همکاران (۲۰۱۵) در پژوهشی از مدل فازی برای بررسی کیفیت آبخوان‌های دشت اردبیل بهره گرفتند و نشان دادند که استفاده از منطق فازی برای مدل‌سازی توزیع مکانی روشی مناسب و به خصوص در مناطق با وسعت زیاد که فاصله بین نقاط نمونه‌برداری زیاد است، دارای عملکرد بهتری است. ندیری و همکاران (۲۰۱۴) طی پژوهشی از ۳ روش هوشمند منطق فازی تاکاگی-سوگنو، شبکه‌های عصبی مصنوعی و عصبی-فازی برای تخمین هدایت الکتریکی 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، ولی این دو مدل اهمیت یکسانی را نشان دادند. امام‌قلی‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) سطح آب زیرزمینی دشت بسطام (ایران) را توسط شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی^۱ (ANFIS) پیش‌بینی کردند. درخشان و همکاران (۲۰۱۳) جهت شبیه‌سازی شوری آب‌های زیرزمینی دشت مازندران از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند و نشان دادند شبکه عصبی مصنوعی عملکرد قابل قبولی در شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی دارد. در پژوهشی دیگر عباسی و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، به تخمین میزان مواد جامد محلول در آبخوان‌های موجود در دشت تهران پرداختند و نتایج نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی توانایی بالایی برای تخمین پارامترهای کیفی دارد. موسوی و همکاران (۲۰۱۳) با بررسی کارایی چهار مدل شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی و سیستم فازی تلفیقی با

هدایت الکتریکی و کل املاح محلول (TDS) رابطه مستقیم دارند، به طوری که با افزایش TDS، هدایت الکتریکی افزایش می‌یابد. بنابراین در صورت عدم اندازه‌گیری مستقیم EC آب‌ها، امکان استفاده از رابطه‌ی آن با TDS وجود دارد. از آنجا که TDS حاصل کل کاتیون‌ها و آنیون‌های محلول در آب است، با داشتن غلظت غالب‌ترین یون‌ها می‌توان به محاسبه‌ی این پارامتر و در نتیجه محاسبه‌ی هدایت الکتریکی پرداخت (حجت و رنجبر، ۱۳۹۰). 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. در علوم زمین و مطالعات هیدروژئوشیمیایی فاکتورهای بسیار زیادی در شکل‌گیری نتایج تحلیل‌ها نقش دارند و بدون استفاده از مدل نمایش، تنظیم و پردازش داده‌ها، مطالعات و مشاهدات مشکل است. در نتیجه، ایجاد یک مدل مناسب که بیانگر روابط بین این فاکتورها باشد، نیاز ما را در تجزیه و تحلیل تغییرات هیدروژئوشیمیایی برطرف می‌سازد. از طرفی به دلیل مشکلات و محدودیت‌های نمونه‌برداری در علوم زمین، روش‌های سنتی مدل‌سازی به دلیل نیاز به داده‌های فراوان، کارایی کمتری دارند. مدل‌ها ابزارهایی برای تحلیل واقعیت‌ها و ساده کردن پیچیدگی‌های موجود در جهان واقعی هستند. فرآیند مدل‌سازی شامل شناخت مساله، جمع‌آوری داده‌ها، تعیین معیارها، فرموله کردن، تعیین و ارزیابی راه حل‌های ممکن و بررسی صحت عملکرد مدل است (بازدار و همکاران، ۲۰۱۵).

البته ذکر این نکته ضروری است که روش‌های مدل‌سازی، به عنوان روش کمکی در هر علمی به کار گرفته می‌شوند؛ اما در نهایت نظر کارشناس، نتیجه قطعی را تعیین می‌کند. در مدل‌سازی با روش‌های هوشمند نیز 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 (بازدار و همکاران، ۲۰۱۵).

پژوهش‌های متعددی در زمینه کاربرد روش‌های هوشمند در هیدروژئولوژی انجام شده است که از آن میان می‌توان

¹ Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

استفاده از مدل‌های هوشمند پرداختند. نتایج حاکی از توانمندی قابل قبول مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هدایت الکتریکی آب‌های زیرزمینی است. هم‌چنین دولتی کردستانی و همکاران (۱۳۹۶) با استفاده از مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی (AI) به پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی دشت گارو پرداختند. نتایج حاصل از مدل‌سازی نشان داد که شبکه عصبی فازی تطبیقی نسبت به دو روش شبکه عصبی مصنوعی و ماشین‌بردار پشتیبان عملکرد بهتری دارد. از آنجا که تاکنون پژوهشی با استفاده از روش‌های هوشمند جهت بررسی پارامترهای موثر بر کیفیت آبخوان دشت راین انجام نشده، در این مطالعه، به پیش‌بینی هدایت الکتریکی آب زیرزمینی دشت راین با استفاده از سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی پرداخته می‌شود.

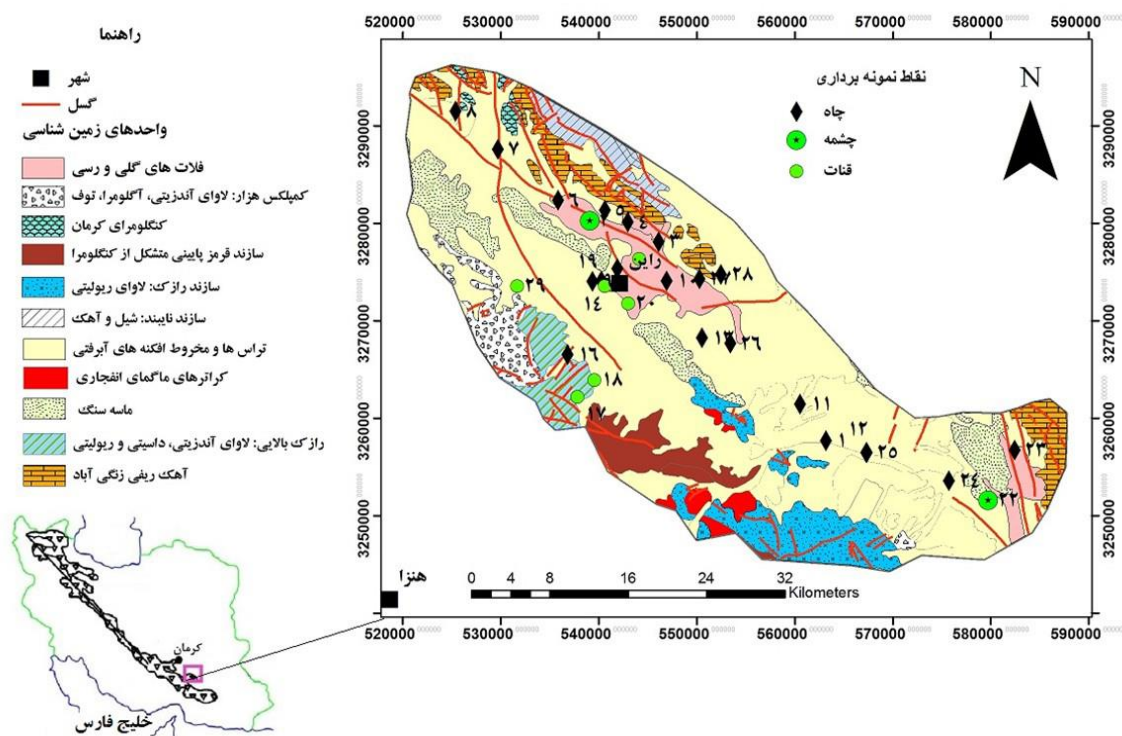
موقعیت منطقه مورد مطالعه

محدوده مطالعاتی راین با وسعتی حدود ۱۹۰۰ کیلومتر مربع در حاشیه جنوب غربی کویر لوت و دامنه شرقی کوه هزار و به فاصله حدود ۱۰۰ کیلومتری جنوب شرقی کرمان واقع شده است. این محدوده در مختصات $۱۳^{\circ} ۵۷'$ تا $۲۹^{\circ} ۵۳'$ طول شرقی و $۲۳^{\circ} ۲۹'$ تا $۲۹^{\circ} ۵۲'$ عرض شمالی قرار دارد (شکل ۱). تغییرات ارتفاعی در محدوده بین ۴۴۶۵ متر از سطح دریا مربوط به کوه هزار در جنوب غرب منطقه و ۱۷۵۰ متر از سطح دریا در نقطه خروجی جنوب شرق دشت می‌باشد. ارتفاع متوسط محدوده مطالعاتی نیز حدود ۲۶۰۰ متر است که حدود ۳۴ درصد از مساحت کل محدوده را تشکیل می‌دهد. حدود ۴۴ درصد از وسعت محدوده مطالعاتی را آبرفت و بقیه را نواحی کوهستانی و کوهپایه‌ای تشکیل می‌دهند. شیب دشت حدود ۳ در هزار به طرف جنوب شرقی می‌باشد. آبخوان دشت از نوع آزاد، ضخامت لایه آبدار در منطقه راین حدود ۱۵۰ متر و عمق سطح ایستابی بین ۱۵ تا ۸۰ متر متغیر است. آبخوان از نوع آبرفتی و از فرسایش سازند یا سنگ‌های در برگرنده ایجاد شده است. جهت آب زیرزمینی تقریباً از شمال غرب به سمت جنوب شرق می‌باشد. در مناطق شمال غرب و غرب از مخروطه افکنه و رسوبات دانه درشت و مناطق شرقی و جنوب شرقی دانه‌بندی رسوبات دانه‌ریز می‌باشد (سازمان آب منطقه‌ای کرمان، ۱۳۸۲). به طور کلی اقلیم منطقه خشک و نیمه‌خشک می‌باشد. میانگین بارش سالانه در این

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. نتایج شبیه‌سازی آنان نشان داد که عملکرد مدل MLP بهتر از مدل RBF بوده است. تمدنی کناری (۲۰۱۲) شبکه عصبی مصنوعی را جهت پیش‌بینی هوشمند شوری آب زیرزمینی بکار برد و نشان داد شبکه عصبی مصنوعی از کارایی مناسب و دقت قابل قبولی در تخمین شوری برخوردار است. زارع‌ایبانه و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به تخمین نیترات موجود در آب زیرزمینی پرداختند. در این پژوهش از آمار و اطلاعات کمی و کیفی ۵۳ حلقه چاه آب زیرزمینی دشت همدان- بهار در دو گروه اطلاعات پرهزینه و کم‌هزینه، طی سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۷ بهره گرفتند و نشان دادند شبکه عصبی مصنوعی دقت بالایی در تخمین کیفیت آب زیرزمینی دارد. در پژوهشی دیگر، توتمز و همکاران (۲۰۰۶) برای مدل‌سازی هدایت الکتریکی آب‌های زیرزمینی استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل ANFIS نسبت به روش‌های سنتی مدل‌سازی رسانایی الکتریکی بر اساس کل جامدات محلول در آب عملکرد بهتری دارد. نایاک و همکاران (۲۰۰۴) از ANFIS برای مدل‌سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی استفاده کردند. مزیت روش ANFIS این است که برخلاف بیشتر تکنیک‌های مدل‌سازی سری‌های زمانی، نیازی به شناخته شدن پیشین ساختار مدل نیست. نتایج نشان داد که سری جریان پیش‌بینی شده ANFIS خصوصیات آماری سری جریان اصلی را حفظ می‌کند. این مدل از نظر شاخص‌های مختلف آماری عملکرد خوبی را نشان داد. یک تجزیه و تحلیل مقایسه‌ای نشان می‌دهد که روش مدل‌سازی پیشنهادی از نظر سرعت محاسباتی، کارایی، خطاهای پیش‌بینی، از شبکه‌های عصبی و سایر مدل‌های سنتی فاصله دارد. هم‌چنین، سعیدی رضوی و عرب (۱۳۹۷) با استفاده از مدل‌های منطق فازی، شبکه عصبی و سری زمانی، سطح آب زیرزمینی را پیش‌بینی کردند. نتایج 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. حزابوی و دهقانی (۱۳۹۸) به تخمین هدایت الکتریکی آب‌های زیرزمینی با

ارتفاع منطقه است ۱۸ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. متوسط رطوبت نسبی منطقه ۳۰ درصد است. تبخیر در منطقه حدود ۳۴۶۳ میلی‌متر است (نظری، ۱۳۹۰). کشاورزی در منطقه مورد مطالعه چندان رونقی نداشته و حدود ۴ درصد از آن قابل کشت و زرع می‌باشد.

محدوده ۱۲۴/۴۷ میلی‌متر می‌باشد. میانگین بارندگی سالانه بین ۲۵۴ میلی‌متر در ارتفاعات هزار (غرب) و ۵۲ میلی‌متر در خروجی دشت (جنوب شرق) تغییر می‌کند. بیشترین بارش در ماه‌های بهمن و اسفند رخ می‌دهد. دمای متوسط سالانه در ارتفاع ۲۶۰۰ متری که متوسط



شکل ۱. موقعیت دشت راین، نقشه زمین‌شناسی و موقعیت محل‌های نمونه‌برداری

تجزیه و تحلیل روش سیستم استنتاج عصبی -

فازی تطبیقی (ANFIS)

اغلب محققین جهت تجزیه و تحلیل داده‌ها و حل مسائل خود به ناچار نیازمند یادگیری یک زبان برنامه‌نویسی می‌باشند تا بتوانند به کمک سرعت بالای کامپیوتر مسائل خود را به زبان کامپیوتر ترجمه نمایند و به جای اینکه خودشان آن‌ها را حل کنند این زحمت را به کامپیوترها دهند تا با سرعت بالا و دقت فوق‌العاده مسائل را حل کنند. در این مقاله با استفاده از زبان برنامه‌نویسی متلب و روش سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) آن، به تجزیه و تحلیل داده‌ها پرداخته می‌شود (بازدار و همکاران، ۲۰۱۵). 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 (سرینیواسان و فیشر، ۱۹۹۵؛ جانگ و همکاران،

نمونه‌برداری و آماده‌سازی نمونه‌ها

به منظور ارزیابی کیفیت آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه، ۲۹ نمونه آب زیرزمینی (۲۴ نمونه چاه عمیق و ۵ نیمه‌عمیق و ۵ قنات) در شهریور ۱۳۹۰ جمع‌آوری گردید. قبل از نمونه‌برداری پمپ چاه به مدت ۱۵ دقیقه روشن بوده تا اطمینان حاصل شود که آب خروجی مستقیماً از سفره آبدار خارج می‌شود. هنگام نمونه‌برداری دما و pH با استفاده از pH متر قلمی مدل ۸۶۸۹ اندازه‌گیری گردید. در آزمایشگاه کاتیون‌های اصلی (Ca^{2+} , Mg^{2+} , Na^+ , K^+) و آنیون‌های اصلی (HCO_3^- , SO_4^{2-} , Cl^-) در آزمایشگاه آب و فاضلاب روستایی کرمان مورد آنالیز قرار گرفتند. HCO_3^- ، Ca^{2+} ، Mg^{2+} ، Cl^- ، TDS ، سختی کل با روش نیتراسیون، Na^+ و K^+ با نورسنج شعله‌ای و SO_4^{2-} با روش اسپکتروفتومتری در آزمایشگاه اندازه‌گیری شدند. موقعیت نمونه‌ها در شکل ۱ ارائه شده است.

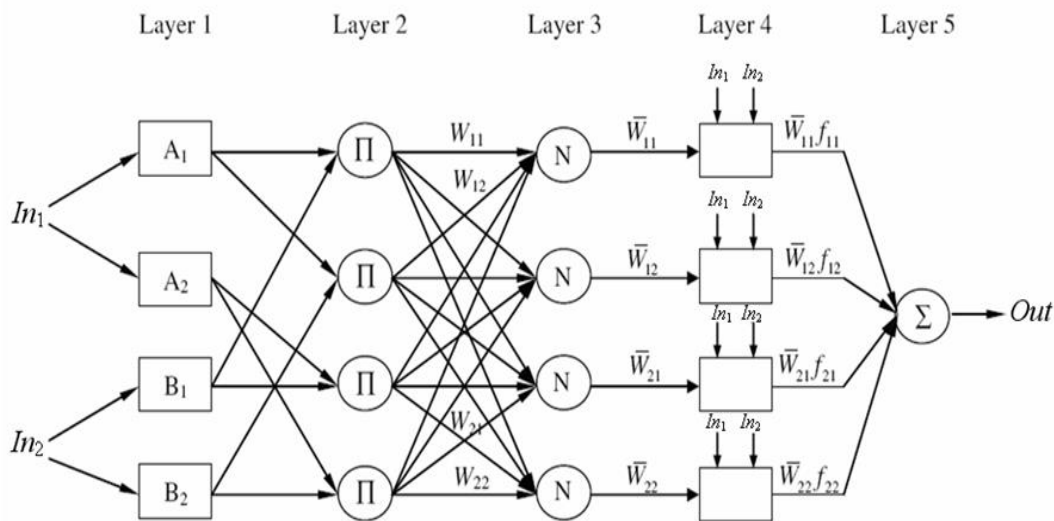
عملکرد سامانه شبکه عصبی مصنوعی و نتایج قابل قبول می‌شود (ناوا و تایلور، ۱۹۹۶).

سامانه استنتاج تطبیقی فازی عصبی، یک سامانه استنتاج فازی است که پارامترهای تابع عضویت آن به روش پس انتشار^۱ به تنهایی و یا همراه با روش کمترین مربعات^۲ تعدیل می‌شود (راهنمای کاربر متلب، ۲۰۰۶). در بخش بعدی ساختار ریاضی سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی تشریح خواهد شد.

ساختار ریاضی سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی

شکل ۲ ساختار ANFIS را که شامل دو ورودی، چهار قانون و یک خروجی در مدل فازی است، نشان می‌دهد. جهت سهولت فرض می‌شود که در این مدل به ازای هر ورودی دو تابع عضویت وجود دارد (زای و همکاران، ۲۰۰۹).

(۱۹۹۷). به عبارت دیگر سامانه عصبی فازی یک سامانه فازی است که برای تعیین پارامترهای خود (مجموعه‌ها و قوانین فازی) از نمونه آموزشی استفاده می‌کند. این نمونه آموزشی به کمک یک الگوریتم آموزش پردازش شده است. الگوریتم مزبور از تئوری شبکه عصبی مصنوعی الهام گرفته شده، استفاده می‌کند. اساساً قسمت فازی مربوط به گروه‌بندی داده‌های ورودی به مجموعه‌هایی که با درجه عضویت مشخص می‌شوند (که هر عددی بین ۰ و ۱ می‌تواند باشد) و تصمیم‌گیری برای فعالیت بعدی بر اساس یک سری قوانین و حرکت به مرحله بعدی است (جوگوگلو و زارلو، ۲۰۰۴). 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



شکل ۲. ساختار سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (سوگنو، ۱۹۸۵)

برای مدل فازی، مجموعه قوانین نمونه که با احتساب دو تابع عضویت برای هر ورودی برابر $2^2 = 4$ قانون اگر آنگاه است می‌تواند به صورت زیر بیان شود:

- Rule 1 : if In_1 is A_1 and In_2 is B_1 then $f_{11} = p_{11}In_1 + q_{11}In_2 + r_{11}$
- Rule 2 : if In_1 is A_1 and In_2 is B_2 then $f_{12} = p_{12}In_1 + q_{12}In_2 + r_{12}$
- Rule 3 : if In_1 is A_2 and In_2 is B_1 then $f_{21} = p_{21}In_1 + q_{21}In_2 + r_{21}$
- Rule 4 : if In_1 is A_2 and In_2 is B_2 then $f_{22} = p_{22}In_1 + q_{22}In_2 + r_{22}$

فرضیات فوق جهت تسهیل شناخت و فهم ANFIS در نظر گرفته شده‌اند. بدیهی است که این ساختار ساده قابل گسترش و تعمیم به هر بعد دلخواهی است.

² . least squares

¹ .backpropogation

خروجی است بدست می‌آید. بنابراین خروجی‌های این لایه به صورت زیر داده می‌شوند:

$$O_{ij}^4 = \bar{W}_{ij} f_{ij} = \bar{W}_{ij} (p_{ij} In_1 + q_{ij} In_2 + r_{ij}) \quad , \quad i, j = 1, 2$$

لایه ۵: تک گره موجود در این لایه یک گره ثابت است که با نماد Σ نشان داده می‌شود. در این لایه خروجی نهایی از جمع خروجی‌های لایه چهارم تعیین می‌شود یعنی:

$$\begin{aligned} Out = O^5 &= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \bar{W}_{ij} f_{ij} = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \bar{W}_{ij} (p_{ij} In_1 + q_{ij} In_2 + r_{ij}) \\ &= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 [(\bar{W}_{ij} p_{ij}) In_1 + (\bar{W}_{ij} q_{ij}) In_2 + (\bar{W}_{ij} r_{ij})] \end{aligned}$$

که خروجی نهایی Out ترکیبی خطی از پارامترهای توابع عضویت خروجی است اگر پارامترهای توابع عضویت ورودی ثابت فرض شوند.

همان‌طور که ملاحظه شد در ساختار سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی لایه‌های اول و چهارم دارای پارامترهای قابل تعدیل هستند و اصطلاحاً لایه‌های تطبیقی نامیده می‌شوند. لایه اول شامل ۱۲ پارامتر قابل تعدیل $\{a_i, b_i, c_i\}$ که مربوط به توابع عضویت ورودی هستند، است. لایه چهارم نیز شامل ۱۲ پارامتر قابل تعدیل $\{p_{ij}, q_{ij}, r_{ij}\}$ که مربوط به توابع عضویت خروجی هستند، است. فرآیند آموزش سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی بدین صورت است که پارامترهای مذکور طوری تعیین می‌شوند که بهترین هماهنگی با داده‌های آموزشی موجود حاصل شود. تنظیم این پارامترها یک فرآیند دو مرحله‌ای است که بنام الگوریتم آموزشی ترکیبی شناخته می‌شود (شکل ۳). در مرحله اول آموزش، پارامترهای لایه اول ثابت فرض شده و خروجی گره‌ها تا لایه چهارم تعیین می‌شوند. سپس پارامترهای لایه چهارم با استفاده از روش حداقل مجموع مربعات تعیین می‌شوند. در مرحله دوم، پارامترهای لایه چهارم ثابت فرض شده و خطاها به عقب انتشار داده می‌شوند. سپس پارامترهای لایه اول با یکی از روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر گرادیان مانند روش تندترین شیب اصلاح می‌شوند (جانگ، ۱۹۹۳).

در این پژوهش یک مدل استنتاج عصبی فازی تطبیقی برای شناسایی توابع عضویت بکار رفته است که عبارت است از: روش فازی c- میانگین^۱ که در ادامه توضیح اجمالی این مدل ارائه می‌شود.

که A_i و B_j ($i, j = 1, 2$) به ترتیب نمادهایی برای توابع عضویت دو ورودی In_1 و In_2 هستند. همچنین p_{ij} ، q_{ij} و r_{ij} بیانگر پارامترهای توابع عضویت خروجی هستند که از مرتبه اول نیز هستند.

چنانچه در شکل ۲ نشان داده شده است ساختار نمونه ANFIS شامل ۵ لایه است که هر لایه دارای وظیفه خاصی است که به صورت زیر بیان می‌شوند:

لایه ۱: همه گره‌ها در این لایه گره‌های تطبیقی هستند. در این لایه مقادیر توابع عضویت به ازای ورودی‌ها محاسبه می‌شوند. بنابراین خروجی‌های این لایه عبارتند از:

$$O_{A_i}^1 = \mu_{A_i}(In_1) \quad , \quad i = 1, 2$$

$$O_{B_j}^1 = \mu_{B_j}(In_2) \quad , \quad j = 1, 2$$

که μ_{A_i} و μ_{B_j} توابع عضویت مربوط به ورودی هستند که در این مدل از شکل کلی توابع زنگوله‌ای شکل تعمیم‌یافته که به صورت زیر تعریف می‌شوند استفاده شده است:

$$\mu_{A_i}(In_1, a_i, b_i, c_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{In_1 - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad , \quad i = 1, 2$$

$$\mu_{B_j}(In_2, a_j, b_j, c_j) = \frac{1}{1 + \left| \frac{In_2 - c_j}{a_j} \right|^{2b_j}} \quad , \quad j = 1, 2$$

لایه ۲: در این لایه گره‌ها با علامت Π نشان داده می‌شوند و بیانگر انجام ضرب ساده هستند. خروجی‌های این لایه به صورت زیر بیان می‌شوند:

$$O_{ij}^2 = W_{ij} = \mu_{A_i}(In_1) \mu_{B_j}(In_2) \quad , \quad i, j = 1, 2$$

که W_{ij} وزن‌های لایه دوم هستند.

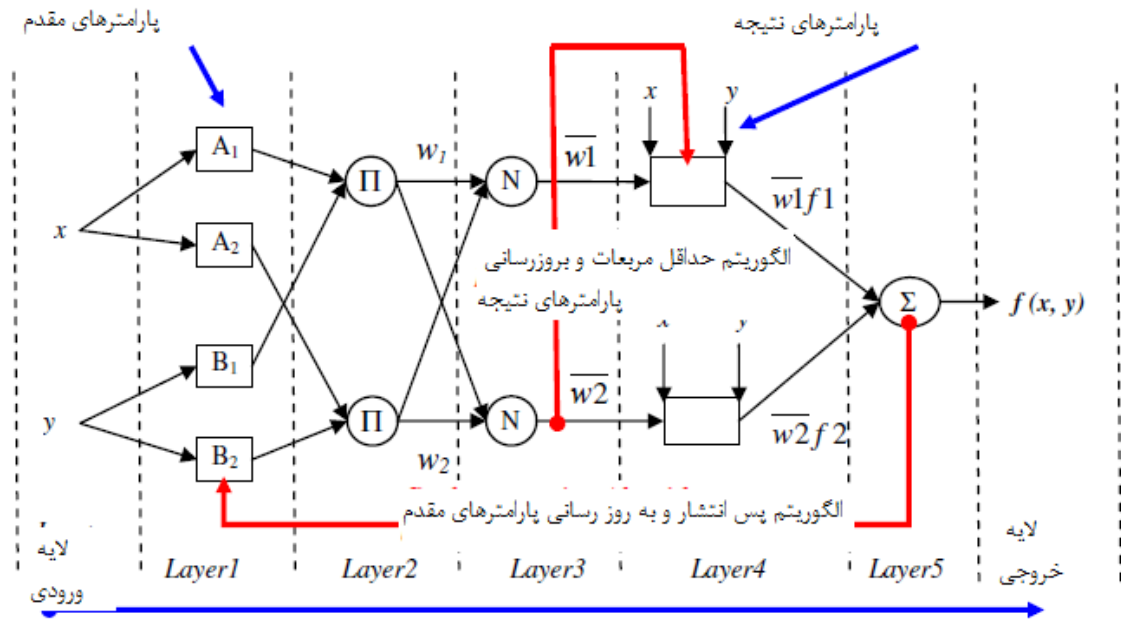
لایه ۳: گره‌ها که در این لایه با علامت N نشان داده می‌شوند، بیانگر انجام عمل نرمالیزه کردن در شبکه هستند. خروجی‌های این لایه به صورت زیر بیان می‌شوند.

$$O_{ij}^3 = \bar{W}_{ij} = \frac{W_{ij}}{\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 W_{ij}} \quad , \quad i, j = 1, 2$$

که \bar{W}_{ij} وزن‌های نرمال شده لایه سوم هستند.

لایه ۴: هر گره در این لایه یک گره تطبیقی است و خروجی‌های آن به سادگی از ضرب وزن متناظر لایه سوم در یک چند جمله‌ای مرتبه اول که همان تابع عضویت

۵. Fuzzy C-means Method (FCM)



سیگنال پیش خور برای محاسبه $f(x,y)$

شکل ۳. ساختار دیگری از استنتاج عصبی فازی تطبیقی (وو و همکاران، ۱۹۹۹).

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 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:

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

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.

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

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

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

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 زیر انجام گرفت که دامنه ورودی‌ها را در بازه (۰.۱-۱) قرار می‌دهد.

$$p_n = 2 \frac{p - p_{min}}{p_{max} - p_{min}} - 1$$

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).

معیارهای ارزیابی عملکرد مدل

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

در نرم‌افزار SPSS، مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به هدف مطالعه (پیش‌بینی هدایت الکتریکی آب زیرزمینی)، پارامترهایی که دارای بیشترین همبستگی با هدایت الکتریکی آب زیرزمینی می‌باشند را به عنوان ورودی مدل مورد نظر انتخاب می‌نماییم. با توجه به ماتریس همبستگی، مشخص گردید که پارامترهای پتاسیم (K^+)، سدیم (Na^+)، کلسیم (Ca^{2+})، منیزیم (Mg^{2+})، کلر (Cl^-)، سولفات (SO_4^{2-})، کل مواد جامد محلول (TDS)، سختی کل (TH)، نسبت به سایر پارامترهای موجود، بیشترین همبستگی را با هدایت الکتریکی (EC) دارند. بنابراین ورودی‌های مدل شامل پارامترهای نامبرده و خروجی نیز با توجه به هدف تحقیق، هدایت الکتریکی انتخاب شد. ماتریس همبستگی بین پارامترها در جدول ۳ آورده شده است. تعداد کل داده‌ها ۲۹ مورد بود که از این تعداد به طور تصادفی، ۷۰ درصد داده‌ها (۲۰ داده) به عنوان داده‌های آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها (۹ داده) به عنوان داده‌های آزمون انتخاب گردیدند.

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 جدول ۴ نشان داده شده است. همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود، روش ANFIS-FCM، با اطمینان و دقت بالایی در پیش‌بینی هدایت الکتریکی آب زیرزمینی همراه است. شکل‌های ۴ و ۵ همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده‌های آموزش و آزمون برای مدل ANFIS-FCM را نشان می‌دهند. با توجه به این دو شکل می‌توان مشاهده نمود که همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده به ترتیب ۹۹ درصد و ۹۸ درصد می‌باشد که بسیار به ۱ نزدیک هستند و حاکی از دقت بسیار بالای مقادیر پیش‌بینی شده است. در نتیجه در شرایطی که به دلیل عدم دسترسی به دستگاه یا خراب شدن دستگاه در هنگام نمونه‌برداری، امکان اندازه‌گیری مستقیم EC وجود نداشته باشد، می‌توان از سایر پارامترهای اندازه‌گیری شده برای پیش‌بینی EC با دقت بسیار زیاد استفاده نمود.

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

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

که در آن‌ها: y_i : مقدار اندازه‌گیری شده و y'_i : مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد. معیار R^2 بیانگر انطباق بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده (بدون واحد) می‌باشد که در بهترین حالت مقدار آن برابر ۱ و در بدترین حالت ۰- خواهد بود. معیار $RMSE^1$ نیز بیانگر خطای بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده ($\mu S/cm$) است و با کاهش مقدار $RMSE$ ، عملکرد مدل از اطمینان بیشتری برخوردار است.

نتایج و بحث

نتایج برخی از پارامترهای فیزیکی و شیمیایی اندازه‌گیری شده و شاخص‌های آماری این پارامترها در چاه‌ها، چشمه‌ها و قنات‌ها به ترتیب در جدول‌های ۱ و ۲ نشان داده شده است. نتایج آنالیز آب (جدول ۲) نشان می‌دهد که میزان تغییر فاکتور pH بین ۸/۷ - ۶، میزان تغییر هدایت الکتریکی (EC) بین ۱۲۵۷۰ - ۴۴۰ $\mu S/cm$ ، میزان تغییر کل مواد جامد محلول (TDS) بین ۶۲۸۵ - ۲۲۰ mg/l ، میزان تغییر نیترات (NO_3) بین ۳۳/۵۰ - ۸/۳۰ mg/l ، میزان تغییر سولفات (SO_4) بین ۱۵۶۰ - ۲۰ mg/l و میزان تغییر F بین ۰/۴۹ - ۰ می‌باشد. در مورد فاکتور TH مشاهده می‌شود که میزان این پارامتر بین ۱۸۸/۰ - ۱۶۶۵/۰ mg/l و HCO_3 بین ۱۶۰ - ۲۰۵۰ mg/l متغیر است. بازه تغییرات Cl بین ۱۲ - ۲۹۰۰ mg/l ، بین ۳۳/۶ - ۴۶۰ mg/l و Ca بین ۹/۶ - ۳۳/۶ mg/l می‌باشد. Na بین ۶۴۲ - ۱۳، K بین ۳۰ - ۲/۱ mg/l و دما بین ۳۲°C - ۱۲ متغیر است که بیشترین دما‌ها مربوط به نمونه‌های آب چشمه بوده است.

پیش‌بینی هدایت الکتریکی آب زیرزمینی با استفاده

از مدل ANFIS

بعد از پیش‌پردازش داده‌ها؛ همبستگی بین پارامترها، با استفاده از ماتریس همبستگی تهیه شده به روش پیرسن^۲

^۲. Pearson

^۱. Root Mean Squared Error (RMSE)

جدول ۱. نتایج برخی از پارامترهای آب زیرزمینی اندازه‌گیری شده در آبخوان دشت رابن

sample پارامتر	۱ (چاه)	۲ (چشمه)	۳ (چاه)	۴ (چاه)	۵ (چاه)	۶ (چاه)	۷ (چاه)	۸ (چاه)	۹ (چاه)	۱۰ (چاه)	۱۱ (چاه)
T (°C)	۱۸	۳۲	۲۲	۲۴	۲۲	۲۴	۲۱	۲۲	۱۸	۲۳	۲۴
pH	۷/۹	۶	۶/۴	۶/۶	۶/۶	۸/۳	۶/۳	۸/۳	۷/۶	۶/۴	۷/۳
K (mg/l)	۳۰	۲/۱	۹/۳	۱۱/۱	۴/۸	۲/۱	۲/۱	۳/۲	۳/۲	۳/۹	۱۹/۲
Na (mg/l)	۲۶۰	۱۳	۱۵۴	۱۵۵	۱۲۱	۶۳	۲۵۰	۶۹	۱۴۱	۲۲۲	۳۸۸
Ca (mg/l)	۱۹۵	۲۸۰	۱۹۲	۲۰۸	۳۳/۶	۳۶۰	۵۶	۲۰۸	۳۲۰	۳۴۰	۱۶۰
Mg (mg/l)	۳۷/۴	۴۴/۱	۶۷/۲	۴۳/۲	۴۸	۶۱/۴	۷۲	۱۹/۲	۳۸/۴	۷۲	۸۴
Cl (mg/L)	۷۵۰	۴۵۰	۱۶۵	۲۰۰	۱۸۵	۲۰۰	۷۰۰	۱۲	۳۰۰	۳۶۰	۱۱۰۰
NO ₃ (mg/l)	۱۷/۶	۱۱	۸/۳	۱۱/۹	۱۴/۱	۳۳/۵	۱۴/۱	۳۰/۹	۲۶/۹	۱۶/۳	۱۶/۳
SO ₄ (mg/l)	۵۰۰	۱۰۴	۱۵۳	۱۲۴	۹۹	۴۹	۵۱۰	۴۹	۵۲۰	۶۳۰	۱۰۰۰
HCO ₃ (mg/l)	۳۱۴/۴	۹۰۲/۴	۸۶۶	۸۴۹	۷۹۳	۳۰۰	۱۰۴۰	۸۴۱	۲۱۰	۷۳۶	۴۳۴
F(mg/l)	۰	۰/۱	۰/۱۶	۰	۰/۲۷	۰/۲۶	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۵	۰	۰/۴۹
EC (μS/cm)	۳۳۰۰	۲۶۰۰	۲۳۰۰	۲۰۸۰	۱۹۶۰	۶۲۰	۴۶۰۰	۶۳۰	۱۸۸۰	۳۳۰۰	۵۷۴۰
TDS (mg/L)	۱۶۵۰	۱۳۰۰	۱۱۵۰	۱۰۴۰	۹۷۵	۳۱۰	۲۳۰۰	۳۱۵	۹۴۰	۱۶۵۰	۲۸۷۰
TH (mg/L)	۵۶۰	۸۸۴	۷۶۰	۷۰۰	۷۲۰	۳۴۰	۱۲۰۰	۲۲۰	۶۸۰	۱۱۰۰	۱۲۰۰

جدول ۲. آمار توصیفی مربوط به پارامترهای مختلف کیفیت آب

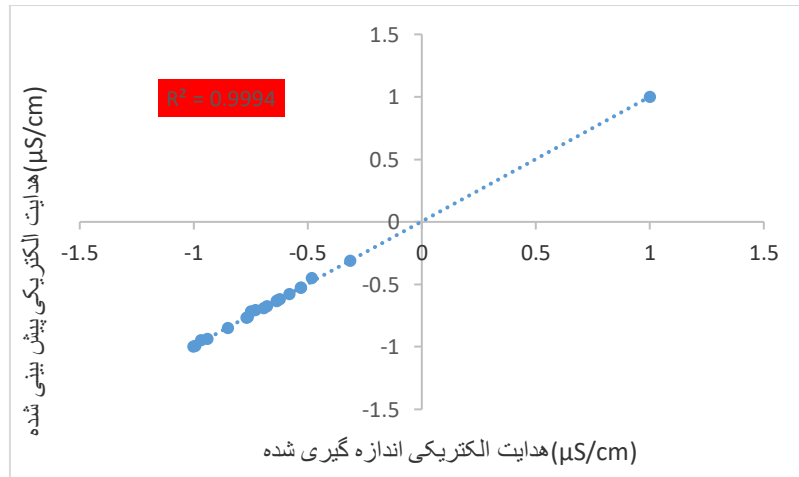
شاخص آماری پارامتر	حداکثر	حداقل	میانگین حسابی	انحراف معیار	ضریب تغییرات (%)
T (°C)	۳۲	۱۲	۲۱	۳/۵۸	۰/۱۷۰
pH	۸/۷	۶	۷/۲۶۹	۰/۷۸۳۴	۰/۱۰۷
K (mg/l)	۳۰	۲/۱	۷/۸۲۸	۸/۶۳۹۶	۱/۱۰۳
Na (mg/l)	۶۴۲	۱۳	۲۰۰/۶۶۹	۱۳۱/۲۹۲۰	۰/۶۵۴
Ca (mg/l)	۴۶۰	۳۳/۶	۲۰۸/۰۲۸	۱۳۴/۵۷۱۷	۰/۶۴۶
Mg (mg/l)	۲۴۰	۹/۶	۵۰/۷۷۶	۴۳/۴۵۵۳	۰/۸۵۵
Cl (mg/L)	۲۹۰۰	۱۲	۳۹۹/۷۰۳	۵۳۸/۱۵۵۰	۱/۳۴۶
NO ₃ (mg/l)	۳۳/۵۰	۸/۳۰	۱۷/۵۶۰۳	۶/۸۹۱۳۹	۰/۳۹۲
SO ₄ (mg/l)	۱۵۶۰	۲۰	۳۴۷/۷۵۹	۳۴۶/۸۹۷۷	۰/۹۹۷
HCO ₃ (mg/l)	۱۶۶۵/۰	۱۸۸/۰	۵۷۲/۲۶۹	۳۴۹/۸۵۴۷	۰/۶۱۱
F (mg/l)	۰/۴۹	۰	۲/۸۲	۱/۳۰	۰/۴۶
EC (μS/cm)	۱۲۵۷۰	۴۴۰	۲۷۵۳/۱۰۳	۲۳۳۲/۵۷۲۳	۰/۸۴۷
TDS (mg/L)	۶۲۸۵	۲۲۰	۱۳۷۶/۱۲۱	۱۱۶۶/۳۲۲۰	۰/۸۴۷
TH (mg/L)	۲۰۵۰	۱۶۰	۷۲۸/۷۵۹	۴۵۶/۸۵۷۳	۰/۶۲۶

جدول ۳. ماتریس همبستگی بین پارامترهای اندازه‌گیری شده

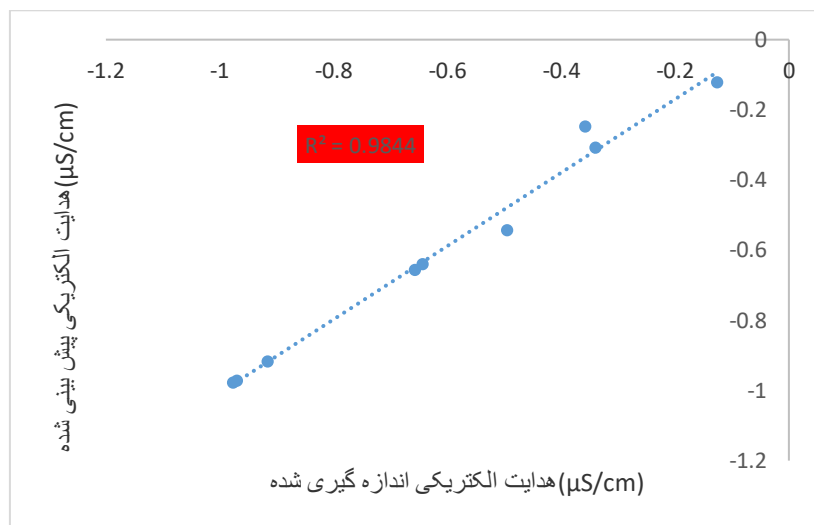
EC	۰/۲۴۵	-۰/۳۸۳	۰/۶۲۰**	۰/۹۴۷**	۰/۹۶۴**	۰/۹۲۹**	۰/۹۴۹**	۰/۰۸۸	۰/۱۸۸۶**	۰/۱۸۰	۰/۲۶۷	۱	۰/۰۰۰**	۰/۸۸۳**
TH	TDS	EC	F	HCO ₃	SO ₄	NO ₃	Cl	Mg	Ca	Na	K	Ph	T	

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

مجموعه داده		R ²	RMSE
هدایت الکتریکی آب زیرزمینی (ANFIS-FCM)	آموزش	۰/۹۹۹۴	۰/۰۰۰۱۵۶۹
	آزمون	۰/۹۸۴۴	۰/۰۴۱۶۵۲



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



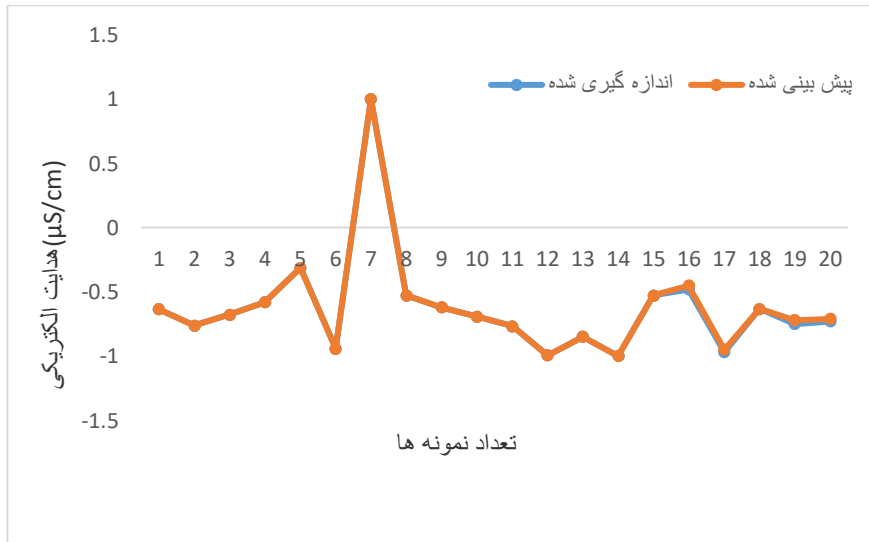
شکل ۵. همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آزمون (ANFIS-FCM)

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 آکساندریا 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 حاصل از مطالعه حزباوی و دهقانی (۱۳۹۸) که با استفاده از مدل‌های هوشمند به تخمین هدایت الکتریکی آب‌های زیرزمینی پرداختند، حاکی از توانمندی قابل قبول مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هدایت الکتریکی آب‌های زیرزمینی است و نتایج آن‌ها با نتایج مطالعه کنونی مطابقت دارد. علاوه بر این، مقایسه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و

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 هدایت الکتریکی 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) هدایت الکتریکی را با استفاده از ANFIS پیش‌بینی کردند و نتایج مطالعه آن‌ها حاکی از موثر بودن روش ANFIS برای پیش‌بینی هدایت الکتریکی 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

توانایی است. همچنین، نتایج حاکی از آن است که مدل ANFIS-FCM قابلیت بالایی در برآورد هدایت الکتریکی آب زیرزمینی با استفاده از مجموعه پارامترهای ورودی ذکر شده دارد و می‌تواند برای پروژه‌های دیگر با شرایط مشابه، به طور مطلوبی مورد استفاده قرار گیرد.

پیش‌بینی شده هدایت الکتریکی آب زیرزمینی توسط مدل ANFIS-FCM، در مراحل آزمون و آموزش در شکل‌های ۶ و ۷ نشان داده شده است. شکل‌های ۶ و ۷ موید آن است که مدل ANFIS-FCM، یک سیستم مدل‌سازی قابل اعتماد برای برآورد هدایت الکتریکی آب زیرزمینی در محدوده مورد مطالعه با درجه بسیار قابل قبولی از دقت و



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



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

نسبت به سایر پارامترهای موجود، بیشترین همبستگی را با هدایت الکتریکی (EC) دارند. با انتخاب پارامترهای یاد شده به عنوان ورودی‌های مدل ANFIS-FCM و انتخاب هدایت الکتریکی آب زیرزمینی به عنوان خروجی، با توجه به هدف تحقیق و در نظر گرفتن ۷۰ درصد داده‌ها (۲۰ نمونه) برای مجموعه داده آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها (۹

نتیجه‌گیری

تحلیل و پیش‌پردازش داده‌ها و ماتریس همبستگی بین پارامترها که در نرم‌افزار SPSS و به روش پیرسن تهیه گردید، نشان داد که پارامترهای پتاسیم (K^+)، سدیم (Na^+)، کلسیم (Ca^{2+})، منیزیم (Mg^{2+})، کلر (Cl^-)، سولفات (SO_4^{2-})، کل مواد جامد محلول (TDS)، سختی کل (TH)،

استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) مطالعه موردی: دشت‌های آذرشهر، عجب شیرو مراغه، نشریه یافته‌های نوین زمین‌شناسی کاربردی، دوره ۱۵، شماره ۳۰، ص ۱۷-۳۲. نظری، ح، دهقانی، م، حاجی‌زاده، ف، عباس‌نژاد، ا (۱۴۰۰) کاربرد روش ANFIS-FCM در اکتشافات معادن گچ‌شوره مطالعه موردی: معدن گچ‌شوره انار، نشریه یافته‌های نوین زمین‌شناسی کاربردی، دوره ۱۵، شماره ۲۹، ص ۹۳-۱۰۷. نظری، م (۱۳۹۰) بررسی منشأ و پراکندگی آرسنیک در آب‌های زیرزمینی دشت رایین و اثرات بالقوه زیست‌محیطی آن، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد. دانشگاه شهید باهنر کرمان، ۲۰۷ ص.

Abbasi, P., Mehrdadi, N., Nabi, R., Zare Abyaneh, H (2013) Application of Artificial Neural Network to Predict Total Dissolved Solids Variations in Groundwater of Tehran Plain, Iran. *International Journal of Environment and Sustainability*, 2(1): 10-20.

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.

Babiker, S., Mohamed, A., Tetsuya, H., Kikuo, K (2005) A GIS-based DRASTIC model for assessing aquifer vulnerability in Kakamigahara Heights, Gifu Prefecture, central Japan. *Sci Total Environ*, 354: 127-140.

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.

Bazdar, H., Fattahi, H., Ghadim, F (2015) Hybrid ANN with Invasive Weed Optimization Algorithm, a New Technique for Prediction of Gold and Silver in Zarshuran Gold Deposit, Iran. M.Sc. Thesis, Arak University of Technology, Arak, Iran, 120 pp.

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

Derakhshan, Sh., Gholami, V., Darvari, Z (2013) Simulation of groundwater salinity using artificial neural network (ANN) on the coast of Mazandaran province. *Irrigation Science and Engineering*, 36(2): 61-70. (In Persian).

Emamgholizadeh, S., Moslemi, Kh., Karami, Gh (2014) Prediction of 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.

Faithful, J., Finlayson, W (2005) Water quality assessment for sustainable agriculture in the Wet Tropics-A community assisted approach. *Marine pollution Bulletin*, 51(1-4): 99-112.

نمونه) برای مجموعه داده آزمون به طور تصادفی، برای مجموعه داده آموزش مدل ANFIS-FCM مقادیر R^2 ، RMSE به ترتیب $0/0001569 \mu\text{S}/\text{cm}$ ، $0/9994$ به دست آمدند و همچنین برای مجموعه داده آزمون مدل ANFIS-FCM مقادیر R^2 ، RMSE به ترتیب $0/9844$ و $0/041652$ حاصل گردید. بر اساس نتایج حاصل از این مدل، مشخص شد که هدایت‌الکتریکی تخمین‌زده شده آب زیرزمینی 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 مناسب جهت تخمین پارامترهای فیزیکی و شیمیایی آب زیرزمینی بویژه هدایت‌الکتریکی می‌باشد. اما با توجه به تعداد نسبتاً کم نمونه‌ها، پیشنهاد می‌گردد محققین دیگر از این روش در موارد با تعداد نمونه‌های بیشتر استفاده نموده و نتایج مقایسه گردد تا کارایی مدل به صورت دقیق‌تر مشخص گردد.

منابع

حجت، آ، رنجبر، ح (۱۳۹۰) اصول ژئوالکتریک کاربردی، موسسه انتشارات ستایش.

حزباوی، ع، دهقانی، ر (۱۳۹۸) ارزیابی مدل‌های هوشمند در تخمین هدایت‌الکتریکی آب‌های زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت مازندران)، نشریه علوم و تکنولوژی محیط‌زیست، دوره ۲۱، شماره ۱، ص ۸۷-۹۸.

دولت‌کردستانی، م، نوحه‌گر، ا، جانی‌زاده، س (۱۳۹۶) ارزیابی چند مدل هوش مصنوعی برای پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت گرو)، نشریه مهندسی اکوسیستم بیابان، سال ششم، شماره ۱۷، ص ۴۲-۲۷.

سعیدی‌رضوی، 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.

شرکت سهامی آب منطقه‌ای کرمان (۱۳۸۲) مطالعات کمی و هیدروژئولوژی، جلد سوم. ۲۰۰ ص.

شیرانی، ز، عباس‌پور، م، جاوید، ا، ح، تقوی، ل (۱۳۹۲) ارزیابی منابع آلودگی آب‌های زیرزمینی در محیط شهری (مطالعه موردی: منطقه ۱۴ شهرداری تهران)، فصلنامه انسان و محیط‌زیست، شماره ۲۴، ص ۱-۱۷.

نظری، ح، تقوی، ب، حاجی‌زاده، ف (۱۴۰۰) پیش‌بینی هدایت‌الکتریکی آب زیرزمینی با استفاده از روش سیستم

- computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 291: 52–66.
- Nourani, V., Alami, M. T., Vousoughi, F. D (2016) Self-organizing map clustering technique for ANN-based spatiotemporal modeling of groundwater quality parameters. *Journal of Hydroinformatics*, 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.
- Sugeno, M (1985) Industrial applications of fuzzy control. Elsevier Science Inc.
- Tamadoni Konari, S (2012) Intelligent prediction of groundwater salinity using artificial neural network. Second Conference on Environmental Planning and Management. Tehran. Iran. (In Persian).
- Tutmez, B., Hatipoglu, Z., Kaymak, U (2006) Modelling electrical conductivity of groundwater using an adaptive neuro-fuzzy inference system. *Computers & Geosciences*, 32: 421–433.
- Wu, C., Hao, H., Zhou, Y (1999) Fuzzy-random probabilistic analysis of rock mass responses to explosive loads. *Computers and Geotechnics*, 25: 205–25.
- 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).
- Zhai, J., Zhou, J., Zhang, L., Zhao, J., Hong, W (2009) The dynamic behavioral model of RF power amplifiers with the modified ANFIS. *IEEE TRANSACTIONS ON MICROWAVE THEORY AND TECHNIQUES*, 57 (1): 27-35.
- 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.
- Gokceoglu, C., Zorlu, K (2004) A fuzzy model to predict the uniaxial compressive strength and the modulus of elasticity of a problematic rock. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 17: 61–72.
- 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.
- Kord, M., Asghari Moghadam, A., Nakhaei, M (2015) Quantitative modeling of nitrate distribution in Ardabil plain aquifer using fuzzy logic. *Environmental Studies*, 41(1): 67-89 (In Persian).
- Kosko, B (1992) Neural Networks and Fuzzy Systems. A Dynamical Approach to Machine Intelligence, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 449p.
- MATLAB user's guide (2006) Fuzzy logic Toolbox, by the math works Inc.
- 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 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 Researc*, 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.
- Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M., Ramasastri, K. S (2004) A neuro-fuzzy

Evaluation of Intelligent Model in Estimating Electrical Conductivity in Groundwater (Case study: Rayen plain)

H. Nazari^{*1}, Y. Nazari², M. Dehghani³, A. Abbasnejad⁴ and F. Hajizadeh⁵

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

2- M. Sc., of in environmental geology, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran

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

4- Assoc. Prof., Dept., of Geology, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran

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

* nazarihosnie@yahoo.com

Recieved: 2021/4/7 Accepted: 2021/7/5

Abstract

In this study, effectiveness of the intelligent method of ANFIS-FCM adaptive fuzzy neural inference system to predict the electrical conductivity in groundwater due to physical and chemical parameters in the Rayen plain was evaluated. To achieve this, 29 water samples were taken from wells and springs across the plain and the data were chemically analyzed in the laboratory. Descriptive statistics of data and the correlation matrix of the studied parameters were obtained using SPSS software. By forming a correlation matrix, it was found that the potassium (K⁺), sodium (Na⁺), calcium (Ca²⁺), magnesium (Mg²⁺), chlorine (Cl⁻), sulfate (SO₄²⁻), total soluble solids (TDS), total hardness (TH), compared to other available parameters, have the highest correlation with electrical conductivity (EC). Therefore, the model inputs included the mentioned parameters and electrical conductivity was also selected as the output according to the research purpose. After standardization, the data were entered into MATLAB environment and the electrical conductivity of groundwater was predicted using ANFIS-FCM method. In this method, 70% of the data (20 samples) were selected as the training data set and 30% of the data (9 samples) for the test data set. For the training data set of ANFIS-FCM model, R² and RMSE values were 0.99994, 0.0001569, respectively, and also for test data set of ANFIS-FCM model, 0.9844 and 0.041652 were resulted for R² and RMSE, respectively. Using the results of this model, it was found that the estimated electrical conductivity 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 to estimate the electrical conductivity of water.

Keywords: Electrical Conductivity, ANFIS-FCM, Groundwater, Rayen Plain