

پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب‌های زیرزمینی استان گلستان با مدل‌های هوش مصنوعی

زهره سראوانی^۱، ام‌البنی محمدرضایپور^{۲*}، هادی سیاسر^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه زابل، زابل، ایران.

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان و دانشگاه زابل، زابل، ایران.

۳- گروه مهندسی آب، پژوهشکده تالاب بین‌المللی هامون، پژوهشگاه زابل- دانشگاه پیام نور، ایران

*نویسنده مسئول: mohammadrezapour@gu.ac.ir

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۲/۲۲

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۱۱/۲۲

چکیده

کیفیت آب از جمله مسائلی است که با سلامت، بهداشت فردی و عمومی جامعه نسبت مستقیم دارد. در این تحقیق با استفاده از آمار کیفی ۹۶ حلقه چاه مشاهداتی واقع در استان گلستان که دارای سال آماری مشترک ۱۹ ساله بوده به پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب شامل نسبت جذب سدیم (SAR)، نسبت کل جامدات محلول (TDS) و هدایت الکتریکی (EC) با استفاده از سه روش شبکه عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی بیان ژن و سیستم استنتاج عصبی-فازی و ۹ ترکیب ورودی مختلف پرداخته شد. داده‌های مورد استفاده شامل داده‌های کیفی سدیم (Na^+)، کلیات آب (pH)، کلراید (Cl^-)، سولفات (SO_4^{2-})، کلسیم (Ca^{2+}) و منیزیم (Mg^{2+}) بوده که واسنجی داده‌ها به وسیله ۷۰ درصد داده‌ها و عملکرد روش‌ها با استفاده از داده‌های باقی‌مانده ارزیابی گردید. برای ارزیابی دقت مدل‌ها از سه معیار ریشه میانگین مربعات خطا، ضریب همبستگی و میانگین قدر مطلق خطا استفاده شد. نتایج به دست‌آمده نشان می‌دهد که به غیر از مدل ترکیب ورودی ۸، بقیه مدل‌ها از توانایی بالایی برخوردار هستند. همچنین نتایج نشان دادند که پارامترهای (Na^+) و (Cl^-) بیشترین تأثیر در دقت نتایج پیش‌بینی برای هر سه مدل و هر سه پارامتر مورد بررسی را دارند و در ترکیب ورودی ۸ هر سه مدل ضعیف عمل کرد. همچنین در اکثر ورودی‌ها، شبکه عصبی نسبت به دو مدل دیگر از توانایی بالاتری برخوردار می‌باشد. با وجود اینکه دقت و توانایی هر سه مدل تقریباً قابل مقایسه بوده می‌توان از هر سه مدل در پیش‌بینی پارامترهای کیفی بهره برد.

واژه‌های کلیدی: استان گلستان، کل جامدات محلول، نسبت جذب سدیم، هدایت الکتریکی.

مقدمه

زمینه‌ها استفاده شود (زمانی احمد محمودی، ۱۳۹۱). آب‌های زیرزمینی یکی از عمده‌ترین منابع آب شیرین جهان هستند. این منابع بعد از یخچال‌ها دومین منبع آب شیرین در جهان محسوب می‌شوند. نیاز آبی حدود یک‌سوم جمعیت جهان وابسته به این منابع آبی است و بیش از ۷۰ درصد آن نیز به مصرف کشاورزی می‌رسد (Hili et al., 2010).

پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی برای مدیریت تأمین و بهره‌برداری از منابع آب، امری لازم است. نوسان‌های کیفیت آب زیرزمینی، اثر یافته از عوامل زیادی است که قطعی نبودن

ارزیابی مستمر پارامترهای فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی آب، بخش ضروری برنامه‌های کنترل کیفیت آب است. این کار به جمع‌آوری اطلاعات شایان توجهی منجر می‌شود که معمولاً نمی‌توان به‌طور مستقیم کیفیت آب را تعیین کرد. از زمانی که داده‌های کیفیت آب از طریق نمونه‌برداری و تجربه و تحلیل نمونه‌ها جمع‌آوری شد، نیاز به بیان به شکل قابل فهم احساس شد. روش‌های متنوعی برای به‌کارگیری این داده‌ها استفاده شده است تا این مقادیر ثبت شده به طور موثری در همه‌ی

آن‌ها، به دلیل تعدد متغیرهای مؤثر بر کیفیت آب حائز اهمیت می‌باشد. بخش شرب و کشاورزی یکی از عمده‌ترین مصرف‌کنندگان منابع آبی بوده و کیفیت آب مورد استفاده در آن‌ها بسیار مهم و تعیین‌کننده است. در سال‌های اخیر مدل‌های ریاضی و کامپیوتری بسیاری به منظور شبیه‌سازی رفتار منابع آب‌های زیرزمینی مورد توجه قرار گرفته است که اکثر آن‌ها نیازمند داده‌های وسیع و دقیقی می‌باشند که فراهم‌سازی این داده‌ها جهت اجرای مدل به خاطر تغییرات مکانی آن‌ها و همچنین در دسترس نبودن مطالعات قبلی سخت و مشکل است. در این میان مدل‌های هوش مصنوعی برای مدل‌سازی رفتار پدیده‌های مختلف مورد توجه محققین زیادی قرار گرفته‌اند (سلاجقه و همکاران، ۱۳۸۸). شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی-عصبی و برنامه‌ریزی بیان ژن ابزاری قدرتمند جهت شبیه‌سازی فرآیندهای پیچیده و غیرخطی به شمار می‌روند که از جمله کارآمدترین ابزارهای پیش‌بینی پارامترها هستند. این مدل‌ها کاربردهای وسیعی در علوم مختلف از جمله مهندسی آب دارند (سلاجقه و همکاران، ۱۳۸۸). مزیت عمده این روش‌ها، امکان بهره‌گیری از قابلیت‌های یادگیری سری‌های زمانی و پیش‌بینی است. از خصوصیات مهم روش‌های هوش مصنوعی، توانایی آن‌ها در برقرار کردن ارتباط بین ورودی و خروجی یک فرایند بدون در نظر گرفتن فیزیک آن مسئله است (Vafakhah et al., 2011). مطالعات زیادی در مورد استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای شبیه‌سازی کیفیت آب‌های زیرزمینی صورت گرفته است که در ادامه به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود. عسکری و همکاران (۱۳۹۰)، با استفاده از مدل شبکه عصبی پارامترهای کیفی TDS، EC و TH در آب زیرزمینی دشت بیرجند را مدل‌سازی کردند. همچنین آن‌ها با مقایسه اجزا مختلف و خطای هر شبکه در مراحل ساخت و اجرا، دقت و صحت مناسب شبکه‌های پیشنهاد شده در پیش‌بینی متغیرهای خروجی را مطلوب ارزیابی کردند. همچنین مؤلفه‌های کلر و منیزیم به ترتیب، بیشترین تأثیر را در پیش‌بینی مقادیر خروجی به خود اختصاص داده‌اند. حسنی و همکاران (۱۳۹۱)، به طراحی شاخص کیفی آب‌های زیرزمینی با استفاده از منطق فازی پرداختند. در این مطالعه از ۲۴ پارامتر مختلف فیزیکی

شیمیایی آب بر اساس تأثیرات آن روی کیفیت آب و همچنین مصرف‌کننده استفاده شد. با توجه به نتایج به دست آمده توسط آن‌ها، مشخص شد که شاخص کیفی آب پیشنهاد در این مطالعه، می‌تواند به عنوان ابزار جامعی برای نشان دادن کیفیت واقعی آب به‌ویژه در زمانی که با اهداف مصارف انسانی همراه باشد، مورد استفاده قرار گیرد. صابری نصر و همکاران (۱۳۹۲) مطالعاتی در مورد ارزیابی کاربرد سیستم استنتاج فازی در تحلیل کیفیت آب زیرزمینی، در منطقه طبس انجام دادند در این مطالعه از یک روش جدید مبتنی بر سیستم استنتاج فازی جهت ارزیابی کیفیت آب زیرزمینی استفاده شد. تعداد ۱۰ پارامتر شیمیایی در ۲۸ نمونه آب اندازه‌گیری شده و بر اساس اهمیت آن‌ها، در سه گروه تقسیم شدند. نتایج بررسی‌های آن‌ها نشان داد که ۱۸ مورد از این نمونه‌ها با سطح اطمینانی بین ۳۴ تا ۱۰۰ درصد در رده مطلوب بودند. تقی اعلمی و همکاران (۱۳۹۴)، با استفاده از مدل انفیس ۱ پارامترهای کیفی آب زیرزمینی را پیش‌بینی کردند. نتایج تحقیق نشان داد که خوشه‌بندی مکانی با انتخاب ورودی‌های مؤثر، روش مناسب در جهت بهبود پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی با استفاده از مدل انفیس است. دولت کردستانی و همکاران (۱۳۹۶)، با استفاده از روش‌های ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی-فازی تطبیقی تغییرات متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی دشت گرو را مدل‌سازی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد شبکه عصبی-فازی تطبیقی در متغیرهای EC، SAR و TH نسبت به دو روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان عملکرد بهتری دارد و در متغیر TDS مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به دو مدل دیگر کارایی بهتری داشته است. روکی و همکاران (۱۳۹۶)، کیفیت آب زیرزمینی دشت گناباد خراسان رضوی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی طی یک دوره ۵ سال (از ۸۵ تا ۹۰) را مورد مطالعه قرار دادند. مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی با داده‌های صحرایی نشان‌دهنده قابلیت بالای این روش برای پیش‌بینی کیفیت آب از روی فقط چند کاتیون و آنیون و PH است. همچنین بیان نمودند در صورت کمبود مطالعات در یک منطقه می‌توان از این مدل‌ها برای پیش‌بینی کیفیت آب در نقاط مجهول استفاده کرد.

نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که روش ANFIS-GA می‌تواند یک مدل به صرفه‌تر با تعداد کمتر قوانین استفاده شده (حدود ۳۰۰ درصد کاهش در تعداد قوانین) نسبت به مدل انفیس ارائه دهد. این کار همچنین نوسانات سطح آب زیرزمینی و سهم بارندگی را به عنوان دو عامل مهم در پیش‌بینی شاخص‌های کیفیت آب زیرزمینی نشان می‌دهد. (Kisi et al., 2019) در مطالعه‌ای، با استفاده از چهار الگوریتم تکاملی، الگوریتم ژنتیکی مداوم، بهینه‌سازی ذرات ذره، بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها برای دامنه‌های مداوم و تکامل دیفرانسیل برای آموزش و بهینه‌سازی نرو فازی در نظر گرفته شده است و همچنین از سیستم استنتاج فازی برای مدل‌سازی متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی استفاده شده است. در ابتدا با استفاده از تحلیل همبستگی و حساسیت، بهترین ورودی‌ها به دست آمد. برای پیش‌بینی هدایت الکتریکی، نسبت جذب سدیم و سختی کل انتخاب شده است. نتایج نشان داد که: (۱) همه الگوریتم‌های پیشنهادی عملکرد انفیس را در مدل‌سازی EC و TH بهبود می‌بخشند. همچنین در نسبت جذب سدیمی، مدل الگوریتم ژنتیک مداوم و بهینه‌سازی ذرات عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های موجود انفیس داشتند. (۲) مدل الگوریتم ژنتیک مداوم با مناسب‌ترین نتایج بهترین الگوریتم در بهبود عملکرد انفیس برای مدل‌سازی متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی بود. (۳) تجزیه و تحلیل حساسیت نشان داد که نتایج به دست آمده از طریق تحلیل همبستگی قابل اعتماد بوده و می‌تواند به عنوان اولین گام در انتخاب بهترین داده ورودی برای پیش‌بینی متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی مورد استفاده قرار گیرد.

استان گلستان یکی از استان‌های شمال شرقی کشور ایران می‌باشد که با داشتن دشت‌های مستعد و وسیع و منابع آبی مناسب مانند رودخانه گرگانرود یکی از منطقه‌های اصلی کشاورزی کشور محسوب می‌گردد بنابراین بررسی و مطالعه کیفیت آب‌های زیرزمینی و شناسایی منطقه‌های بحرانی به منظور حفظ و اصلاح کیفیت آن‌ها امری ضروری است. این پژوهش با استفاده از آمار کیفی ۹۶ حلقه چاه مشاهداتی واقع در استان گلستان که دارای سال آماری مشترک ۱۹ سال (۱۳۷۷-۱۳۹۶) بوده به پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب شامل

ترابی پوده و همکاران (۱۴۰۰) جهت پیش‌بینی سطح آب‌های زیرزمینی محدوده‌های مطالعاتی ازنا- الیگودرز، دورود- بروجرد، سلسله و دلفان واقع در استان لرستان از شبکه عصبی موجک استفاده و نتایج آن با روش شبکه عصبی مصنوعی مقایسه کردند. نتایج حاصل از تحلیل هیدروگراف نشان داد افزایش میزان بارش تأثیر بسزایی بر منابع آب زیرزمینی دارد و همچنین نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی نشان داد مدل شبکه عصبی موجک کارایی بهتر و خطای کمتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی دارد. رخ شاد و شهیدی (۱۴۰۰) برای آموزش و بهینه‌یابی پارامترهای مدل سیستم استنتاج عصبی- فازی جهت مدل‌سازی کیفی آب زیرزمینی دشت بافق در استان یزد، از ۶ الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، ژنتیک (GA)، رقابت استعماری، کرم شبتاب، فرهنگی و استراتژی تکامل انطباق ماتریس کوواریانس استفاده گردید. نتایج نشان داد که هر سه روش ترکیبی عملکرد بسیار مناسبی را در مدل‌سازی پارامترهای آب زیرزمینی از خود نشان دادند همچنین مدل (کرم شبتاب) در هر سه دسته مدل‌سازی جزو بهترین مدل‌ها بود. قوردویی میلان و همکاران (۱۳۹۹) از سه مدل مختلف داده مینا جهت شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی آبخوان امامزاده جعفر در استان کهگیلویه و بویراحمد استفاده کردند تا کارایی مدل حداقل مربعات بردار پشتیبان نسبت به مدل رگرسیون خطی چند متغیره و شبکه عصبی مقایسه گردد. نتایج نشان داد که هر سه مدل بکار رفته با دقت قابل قبولی قادر به شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی هستند و مدل‌های مذکور را می‌توان به عنوان جایگزین مدل‌های عددی در جهت مدیریت و پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی استفاده کرد.

(Jalal Kamali and Jalal Kamali, 2018) در یک کار تحقیقاتی، به بررسی توانایی‌های سیستم استنتاج عصبی و فازی تطبیقی، ترکیبی از انفیس با الگوریتم ژنتیک ۲ (GA) و شبکه عصبی مصنوعی ۳ (ANN) پرداخته و کیفیت آب زیرزمینی را پیش‌بینی کردند. ترکیبات مختلفی از ماه‌های مختلف یعنی میزان بارندگی و سطح آب‌های زیرزمینی در چاه‌ها، توسط دو مدل مختلف عصبی-فازی استاندارد و ترکیب انفیس با الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد.

³ Artificial Neural Network

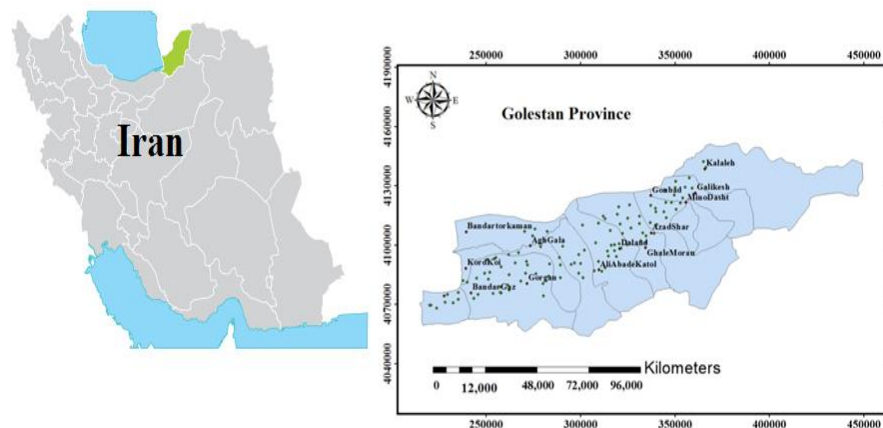
² Genetic Algorithm

مرز خاکی و ۹۰ کیلومتر مرز آبی با این کشور است. این استان به دلیل جایگاه جغرافیایی ویژه خود از آب و هوای گوناگون برخوردار است. بخشی از رشته کوه البرز از غرب به سوی شرقی استان کشیده شده که گرایش زیادی به سوی شمال شرقی دارد و رفته رفته از بلندی کوه های آن کاسته می شود. در پایه این بلندی ها، به ویژه در جنوب و شرق استان، کوهپایه هایی از رسوب های دانه ریز و دانه درشت دیده می شود که سفره های آب زیرزمینی فراوانی را در خود دارند و به صورت چاه و قنات از آن ها بهره داری می شود. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است.

نسبت جذب سدیم (SAR) و کل جامدات محلول (TDS) و هدایت الکتریکی (EC) پرداخته شد. همچنین در این پژوهش، از روش های هوش مصنوعی شامل شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی- فازی و برنامه ریزی بیان ژن جهت برآورد پارامترهای کیفی استان گلستان استفاده شد.

مواد و روش ها

استان گلستان در محدوده جغرافیایی ۵۴ درجه تا ۵۶ درجه طول شرقی و ۳۶ درجه تا ۳۸ درجه عرض شمالی و در بین استان های مازندران، سمنان و خراسان شمالی قرار دارد. گلستان با کشور ترکمنستان نیز همجوار و دارای ۳۴۸ کیلومتر



شکل ۱- موقعیت چاه های مورد بهره برداری در استان گلستان.

Figure1: Position of Sample Wells in Golestan Province.

استان گلستان با توجه به موقعیت جغرافیایی، شرایط آب و هوایی، وضعیت ناهمواری ها و مجاورت با دریای خزر، از نظر فراوانی منابع آب حائز اهمیت است. میانگین بارش استان تقریباً ۳ برابر میانگین بارش کشور است (آروین و همکاران، ۱۳۹۱). استفاده در این تحقیق، مربوط به داده های کیفی شامل مقادیر قلیایی آب (pH)، کلراید (meq.L^{-1})، سولفات (meq.L^{-1})، کلسیم (meq.L^{-1})، منیزیم (meq.L^{-1})، سدیم (meq.L^{-1})، نسبت جذب سدیم (SAR)، کل جامدات محلول (mg.L^{-1}) (TDS) و هدایت الکتریکی ($\mu\text{mho.cm}$) (EC) می باشد. پس از بررسی های انجام شده تعداد ۹۶ چاه مشاهده ای که مجموعاً ۱۸۲۴ نمونه بود، انتخاب گردید. در جدول ۱ مشخصات آماری پارامترهای مختلف کیفیت آب زیرزمینی استان گلستان آورده شده است.

استان گلستان با توجه به موقعیت جغرافیایی، شرایط آب و هوایی، وضعیت ناهمواری ها و مجاورت با دریای خزر، از نظر فراوانی منابع آب حائز اهمیت است. میانگین بارش استان تقریباً ۳ برابر میانگین بارش کشور است (آروین و همکاران، ۱۳۹۱).

داده های مورد استفاده

داده های کیفیت آب زیرزمینی با توجه به آمار و مطالعاتی که از شرکت آب منطقه ای استان گلستان در دسترس بود، در طی سال های ۱۳۷۷ تا ۱۳۹۶ جمع آوری شد. آمار مورد

جدول ۱- مشخصات آماری پارامترهای استفاده شده.

Table 1- Statistical characteristics of the used parameters.

Parameters	Na^+	Mg^{+2}	Ca^{+2}	SO_4^{-2}	Cl^{-1}	pH	SAR	TDS	EC
Minimum	0.12	0.9	1.1	0.02	0.2	93.9	0.09	203.5	228
Maximum	45.5	18.8	16	31.62	47.5	8.69	20.44	3537	5820
Average	4.09	2.9	2.96	1.75	1.87	7.64	2.46	609.97	955.93
Coefficient of variation	1.18	0.32	0.36	90.95	1.56	0.04	1.06	0.55	0.56

(SAR)، هدایت الکتریکی (EC) و نسبت کل جامدات محلول (TDS) از سازمان آب منطقه‌ای استان گلستان و انتخاب ۹۶ چاه مشاهده‌ای و دوره مشترک ۱۹ ساله (۱۳۷۷-۱۳۹۶)، بود که برای دوره آموزش و آزمون داده‌ها به ترتیب ۷۰ و ۳۰ درصد داده‌ها در ترکیب‌های مختلف ورودی به مدل‌ها وارد گردید. به‌منظور بررسی دقت هر یک از روش‌های یادشده در جدول ۲ ترکیب‌های مختلفی که از پارامترهای کیفی آب زیرزمینی ساخته‌شده و به‌عنوان ورودی‌های مدل مورد استفاده قرار گرفت، نشان داده‌شده است. در این تحقیق برای اجرای مدل‌های شبکه عصبی و انفیس از نرم افزار Genxpro tools استفاده شده است.

در این تحقیق داده‌ها به دو دسته داده‌های واسنجی (آموزش) و داده‌های آزمون (تست) تقسیم شدند. آموزش داده‌ها به‌وسیله ۷۰ درصد داده‌ها انجام خواهد شد و از ۳۰ درصد باقی‌مانده که در آموزش نقشی نداشته‌اند به‌عنوان داده‌های آزمون استفاده شد (عسکری و همکاران، ۱۳۹۰). پس از بررسی داده‌ها، داده‌های مربوط به آموزش و آزمون مدل‌ها انتخاب (به‌طور تصادفی و نرمال شده) و مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

معرفی مدل‌های استفاده

در این مطالعه داده‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر شامل مقادیر کلیات آب (pH)، کلراید (CL)، سولفات (SO₄)، کلسیم (Ca)، منیزیم (Mg)، سدیم (Na)، نسبت جذب سدیم

جدول ۲- ترکیبات مختلف مدل‌های ANN, GEP, ANFIS.

Table 2- Different combinations of ANN, GEP, ANFIS models.

Model	Output	Input
1	SAR.TDS, EC	Na, Mg, Ca, SO ₄ , Cl, pH
2	SAR.TDS, EC	Na, Mg, Ca, SO ₄ , Cl
3	SAR.TDS, EC	Na, Mg, Ca, SO ₄ , pH
4	SAR.TDS, EC	Na, Mg, Ca, Cl, pH
5	SAR.TDS, EC	Na, Mg, SO ₄ , Cl, pH
6	SAR.TDS, EC	Na, Ca, SO ₄ , Cl, pH
7	SAR.TDS, EC	Mg, Ca, SO ₄ , Cl, pH
8	SAR.TDS, EC	Mg, Ca, SO ₄ , pH
9	SAR.TDS, EC	Na, Cl

کنترل روش ترکیب قوانین عضویت آن‌ها به هر یک از مجموعه‌های فازی با استفاده از توابع عضویت می‌باشد. تصمیم‌گیری سیستم استنتاج فازی، بر اساس قوانین اعمال‌شده توسط کارشناس خبره صورت می‌گیرد. قوانین از دو بخش "اگر و آنگاه" تشکیل شده‌اند. در بخش "اگر" ورودی مدل تعریف می‌شود. فازی سازی با کمک انواع مختلف توابع عضویت صورت می‌گیرد. توابع عضویت شامل توابع خطی (دوزنقه‌ای و مثلثی) یا انواع مختلف غیرخطی اند (Jacquin and Shamseldin, 2006).

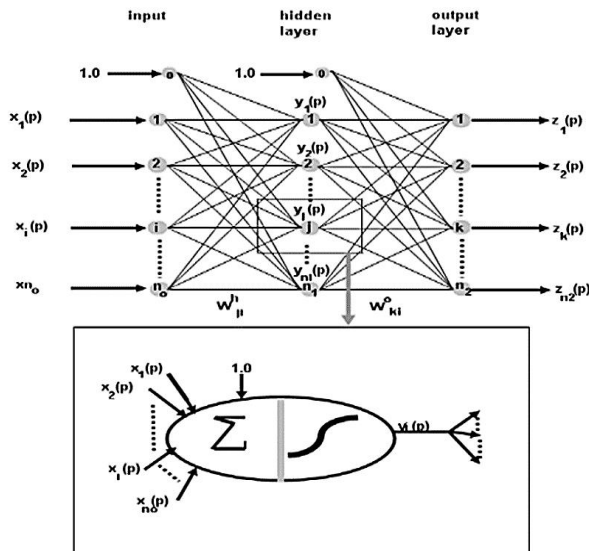
برنامه ریزی بیان ژن

برنامه‌ریزی بیان ژن توسط فریرا در سال ۱۹۹۹ ابداع شد (Ferrira, 2001) در این برنامه، کروموزوم‌های خطی و ساده با

سیستم استنتاج فازی عصبی

سیستم‌های استنتاج فازی، مدل‌های غیرخطی هستند که رابطه بین ورودی و خروجی‌های مدل را، با استفاده از قوانین اگر-آنگاه فازی، توصیف می‌کنند (Jacquin and Shamseldin, 2006). در این فرآیند، استدلال زبان انسان، به‌صورت فرمول درمی‌آید. این سیستم عموماً متشکل از چهار بخش اصلی، شامل فازی سازی، قوانین فازی، موتور استنتاج فازی و غیر فازی سازی می‌باشد. فازی‌سازی، عبارت از تبدیلی که مقادیر اندازه‌گیری شده (به‌عنوان مثال پارامترهای کیفی آب) را به متغیرهای زبانی به‌کاررفته در قسمت شرط قوانین فازی تبدیل می‌کند. فازی سازی با کمک توابع عضویت، انجام می‌گیرد. موتور استنتاج فازی نیز، به اختصار عملیات استنتاج قوانین را به عهده دارد و به‌عنوان واحد تصمیم‌گیرنده فعالیت می‌کند.

می‌کند و چگونه می‌تواند در صورت نیاز به تعداد طبقات، طبقه‌بندی خود را افزایش دهد (علوی پناه، ۱۳۸۶). شکل ۴ شماتیکی از شبکه پرسپترون چندلایه را نشان می‌دهد.



شکل ۲- شماتیکی از یک شبکه چند پرسپترون (Hsu, 1995).

Figure 2- Schematic of a multi-perceptron network (Hsu, 1995).

معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی و بررسی کارایی روش‌های استفاده‌شده برای پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب‌های زیرزمینی استان گلستان، از معیارهای ارزیابی مختلفی شامل ریشه دوم میانگین مربع خطا، ضریب تعیین و میانگین قدر مطلق خطا استفاده شد.

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{E})^2} \right) \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{x=1}^n [z(x_i) - \hat{z}(x_i)]^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^n |\hat{z}(x) - z(x)| \quad (3)$$

برای ریشه دوم میانگین مربع خطا و میانگین قدر مطلق خطا؛

n تعداد نقاط مشاهده‌ای، $\hat{z}(x_i)$ مقدار برآوردی برای نقطه نام $z(x_i)$ و مقدار مشاهده‌ای برای نقطه نام است (عبدالله آزاد پور، ۱۳۹۳) و برای ضریب تعیین E_i : مقدار پیش‌بینی‌شده متغیر، M_i : مقدار اندازه‌گیری شده متغیر و N تعداد داده‌ها می‌باشد.

طول ثابت، مشابه با آنچه که در الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود و ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت، مشابه با درختان تجزیه و برنامه‌ریزی ژنتیک، ترکیب می‌شود. از آنجایی که تمامی ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت، در کروموزوم‌های خطی با طول ثابت کدگذاری می‌شوند، معادل این است که در GEP ژنوتیپ و فنوتیپ سرانجام از یکدیگر جدا شده و اکنون سیستم می‌تواند از تمام مزایای تکاملی به سبب وجود آن‌ها بهره‌برد. با وجود اینکه فنوتیپ در GEP، همان نوع از ساختارهای شاخه‌ای مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک را شامل می‌شود، اما ساختارهای شاخه‌ای که بوسیله GEP استنتاج می‌شوند (که بیان درختی نیز نامیده می‌شوند) مبین تمامی ژنوم‌های مستقل هستند. بنابراین موضوع قابل‌توجه در GEP این است که دومین آستانه یعنی "آستانه فنوتیپ" عبور داده می‌شود و این بدان معنا است که در طول تولید مثل، تنها ژنوم که اندکی اصلاح شده و برای نسل بعد عبور داده می‌شود و در نتیجه نیازی به ساختارهای نسبتاً سنگین برای تکثیر شدن و جهش نیست، به طوری که تمامی بهسازی‌ها در یک ساختار خطی ساده که بعداً داخل یک بیان درختی بزرگ می‌شود، اتفاق می‌افتد (Ferreira, 2005).

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی دارای عناصر متعددی با عنوان نرون‌ها هستند که توسط کانال‌های ارتباطی با هم ارتباط درونی دارند و اغلب داده‌های رقومی را که توسط انواع ابزارهای لازم کدگذاری و درون لایه‌ای سازماندهی شده‌اند، پردازش می‌کند. مشخصات اساسی شبکه‌های عصبی را می‌توان توسط ساختار آن‌ها بررسی کرد. ساختار شبکه تعیین می‌کند که شبکه از چند نرون تشکیل یافته و چگونه این نرون‌ها در شبکه آرایش گرفته و به چه شکل به یکدیگر متصل شده‌اند. شبکه‌های عصبی از تعداد زیادی نرون‌های به هم پیوسته و یا واحدهای پردازشگر تشکیل شده‌اند. این نرون‌ها، ویژگی شبکه‌های عصبی را تعیین می‌کنند و در واقع نشان می‌دهند که یک شبکه چگونه یاد می‌گیرد، چگونه اطلاعات جدید را با دانش از پیش آموخته خود مقایسه می‌کند، چگونه اطلاعات را طبقه‌بندی می‌کند، چگونه یک الگوی ذخیره شده را فراخوانی

ژن به صورت جدول ۴ می باشد:

جدول ۴- مقادیر پارامترهای مورداستفاده در تخمین پارامترهای کیفی آب زیرزمینی با استفاده از (GEP).

Table 4- The values of the parameters used in the estimation of the qualitative parameters of underground water using (GEP).

Values	Parameters
8	Head Size
30	Chromosomes
3	Number of genes
0.044	Mutation Rate
0.1	Inversion Rate
0.3	One-point Recombination Rate
0.3	Two-point Recombination Rate
0.1	Gene Recombination Rate
0.1	IS Transposition Rate
0.1	RIS Transposition Rate
0.1	Gene Transposition Rate
RMSE	Fitness Function Error Type
(+)	Linking Function

جدول ۵ نتایج معیارهای ارزیابی برای مرحله آزمون برای پیش بینی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی SAR ، EC و TDS با استفاده از مدل GEP را نشان می دهد. برای پیش بینی هر کدام از این پارامترها، تعداد ۹ ترکیب ورودی مختلف به مدل GEP داده شد.

جدول ۵- نتایج پیش بینی برای مراحل آزمون با استفاده از مدل GEP.

Table 5- Forecasting results for test stages using GEP model.

Test	MODEL1	MODEL2	MODEL3	MODEL4	MODEL5	MODEL6	MODEL7	MODEL8	MODEL9
R2	0.972	0.690	0.740	0.973	0.952	0.971	0.919	0.119	0.916
EC RMSE	143.974	472.862	422.996	142.333	135.954	147.681	150.764	503.166	368.965
MAE	121.866	82.224	99.825	111.213	103.263	128.145	107.440	391.612	345.442
R2	0.970	0.949	0.948	0.978	0.971	0.974	0.842	0.171	0.963
SAR RMSE	0.464	0.491	1.964	0.417	0.555	0.455	1.467	7.078	0.514
MAE	0.271	0.210	1.897	0.255	0.324	0.282	0.994	6.845	0.264
R2	0.969	0.984	0.972	0.985	0.869	0.973	0.822	0.364	0.936
TDS RMSE	78.394	73.201	77.565	103.598	119.047	84.287	150.307	435.544	210.508
MAE	63.885	63.894	60.397	83.686	46.866	68.408	85.138	585.912	190.789

است. همچنین می توان مشاهده کرد که مدل ۲ برای پیش بینی پارامتر TDS مدل ۲ بهترین عملکرد را نسبت به سایر ورودی ها داشته است. با توجه به نتایج، مدل ۹ که تنها شامل پارامترهای Na و Cl می باشد نشان می دهد که مدل از توانایی قابل قبولی برای پیش بینی پارامترهای SAR ، EC و TDS برخوردار است و می توان نتیجه گرفت پارامترهای ۹ شامل Na و Cl بیش ترین تأثیر را بر روی پارامترهای SAR ، EC و TDS دارند. همچنین مدل ۸ برای هر سه پارامتر پیش بینی شده در این تحقیق که شامل پارامترهای Ca، Mg،

نتایج و بحث

جدول ۳ ضرایب همبستگی بین پارامترهای ورودی به مدل های پیش بینی موردنظر با مقادیر EC، TDS و SAR را نشان می دهد. سپس بر اساس معنی دار بودن این ضرایب پارامترهای ورودی به مدل ها انتخاب شدند. لازم به ذکر است که پارامترهای ورودی برای تخمین هر سه پارامتر ذکر شده، سعی شده است از پارامترهای ورودی یکسان استفاده شود.

جدول ۳ - ضرایب همبستگی بین پارامترهای کیفیت آب

زیرزمینی.

Table 3 - Correlation coefficients between groundwater quality parameters.

Parameters	TDS	SAR	EC
Na	0.93	0.95	0.94
Mg	0.49	0.8	0.51
Ca	0.26	-0.17	0.28
SO4	0.39	0.39	0.40
Cl	0.93	0.93	0.95
pH	0.13	0.13	0.12

نتایج مدل برنامه ریزی ژنتیک

در این تحقیق برای انجام مدل سازی از نرم افزار GeneXproTools 5.0 استفاده شد. روند پیش بینی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی با استفاده از برنامه ریزی بیان

پس از بررسی های لازم بر روی نتایج مشخص شد که مدل GEP از توانایی بالایی جهت پیش بینی پارامترهای EC ، SAR و TDS برخوردار است. لذا می توان از این مدل برای تخمین این پارامترهای کیفی آب زیرزمینی استفاده کرد. با توجه به جدول ملاحظه می شود که برای پیش بینی پارامتر EC در مرحله آموزش ترکیب ورودی ۴ عملکرد بهتری نسبت به سایر ورودی ها داشته است. ترکیب ورودی اول به مدل GEP برای پیش بینی پارامتر SAR که شامل همه ی پارامترها می شود تقریباً از دقت بالاتری نسبت به سایر ترکیبات ورودی برخوردار

SO₄ و PH می‌باشد ضعیف‌ترین عملکرد را بین همه‌ی مدل‌ها (۱۰) انتخاب گردید. همچنین در این تحقیق جهت مدل-سازی شبکه عصبی مصنوعی از تابع انتقال TANSIG در

لایه‌های میانی و تابع خطی PURELIN در لایه خروجی موجود در جعبه‌ابزار نرم‌افزار متلب استفاده شده است. نتایج تخمین پارامترهای مورد بررسی در مرحله آموزش مدل ANN برای نرون‌های مختلف در جداول ۶ و ۷ آورده شده است.

نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی

در شبکه عصبی در حالت کلی، نمی‌توان در مورد تعداد مناسب نرون‌های لایه‌ی مخفی اظهارنظر قطعی کرد. بنابراین، انتخاب تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی به‌صورت سعی و خطا انجام می‌گیرد که در این تحقیق تعداد ۳ نرون مختلف (۱، ۵،

جدول ۶- نتایج پیش‌بینی برای مرحله آزمون پارامتر EC با استفاده از مدل ANN.

Table 6- Prediction results for EC parameter test stage using ANN model.

	EC_Test								
	Number of Neurons			Number of Neurons			Number of Neurons		
	5			5			10		
Inputs	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE
MODEL1	0.969	180.702	161.799	0.971	180.356	163.697	0.963	188.488	165.376
MODEL2	0.967	180.088	160.155	0.963	178.084	153.423	0.968	184.142	164.419
MODEL3	0.968	183.627	164.389	0.97	186.838	168.805	0.965	180.605	158.601
MODEL4	0.973	169.233	152.152	0.965	187.916	158.722	0.965	188.952	163.061
MODEL5	0.948	146.439	112.870	0.95	138.472	102.535	0.937	144.108	102.015
MODEL6	0.954	130.378	97.829	0.957	126.927	93.919	0.932	152.001	102.728
MODEL7	0.910	157.919	112.677	0.903	162.814	122.002	0.904	152.937	110.777
MODEL8	0.222	412.346	225.474	0.121	439.468	222.475	0.142	441.866	276.662
MODEL9	0.869	174.659	105.904	0.867	178.169	108.926	0.868	171.244	103.823

جدول ۷- نتایج پیش‌بینی برای مرحله آزمون پارامتر SAR با استفاده از مدل ANN.

Table 7- Prediction results for SAR parameter testing stage using ANN model.

	SAR_Test								
	Number of Neurons			Number of Neurons			Number of Neurons		
	1			5			10		
Inputs	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE
MODEL1	0.976	0.841	0.653	0.992	0.800	0.593	0.997	1.026	0.653
MODEL2	0.982	0.708	0.571	0.995	0.962	0.625	0.996	0.992	0.631
MODEL3	0.980	0.809	0.662	0.996	1.021	0.679	0.996	1.029	0.654
MODEL4	0.983	0.744	0.589	0.993	0.952	0.620	0.997	0.985	0.634
MODEL5	0.984	0.681	0.503	0.993	0.808	0.496	0.992	0.817	0.498
MODEL6	0.985	0.627	0.418	0.993	0.569	0.373	0.992	0.792	0.457
MODEL7	0.930	1.404	1.157	0.953	1.610	1.200	0.958	1.627	1.133
MODEL8	0.621	2.399	1.392	0.630	2.332	1.345	0.616	2.406	1.562
MODEL9	0.980	0.613	0.300	0.984	0.528	0.251	0.980	0.643	0.288

جدول ۸- نتایج پیش‌بینی برای مرحله آزمون پارامتر TDS با استفاده از مدل ANN.

Table 8- Prediction results for TDS parameter testing stage using ANN model.

	TDS_Test								
	Number of Neurons			Number of Neurons			Number of Neurons		
	1			5			10		
Inputs	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE
MODEL1	0.872	142.586	80.904	0.862	146.390	81.130	0.877	139.759	79.500
MODEL2	0.873	141.315	79.632	0.872	144.465	84.188	0.834	158.998	84.469
MODEL3	0.872	144.05	83.215	0.864	146.409	83.653	0.868	147.736	86.319
MODEL4	0.870	142.737	81.312	0.855	151.280	84.992	0.870	143.269	80.806
MODEL5	0.861	140.570	74.189	0.858	138.629	69.324	0.846	143.922	72.025
MODEL6	0.863	130.259	59.231	0.859	132.76	59.255	0.856	133.699	58.517
MODEL7	0.845	140.696	73.768	0.848	145.241	79.741	0.849	144.551	83.390
MODEL8	0.221	304.601	161.849	0.209	312.765	164.280	0.279	314.924	163.684
MODEL9	0.802	154.439	76.573	0.798	155.849	76.260	0.804	153.914	74.942

شود که قوانین فازی از ترکیب ۲ یا تعداد بیشتری توابع عضویت در لایه دوم ساخته می‌شوند. برای طبقه‌بندی داده‌های ورودی و ساخت قوانین، روش‌های متعددی پیشنهاد گردیده‌اند که رایج‌ترین آن‌ها عبارت‌اند از: افزار شبکه‌ای (Jang and sun, 1995) و خوشه‌بندی فازی کاهشی (Hcu, 1994). زمانی تعداد متغیرهای مورد استفاده کم است، افزار شبکه‌ای، یک روش مناسب برای طبقه‌بندی داده‌ها می‌باشد ولی در این تحقیق به علت وجود ۵، ۶، ۷، ۸ متغیر ورودی نمی‌توان از این روش استفاده کرد. لذا در این تحقیق از روش خوشه‌بندی فازی کاهشی برای ساخت FIS استفاده شد. مدل نرو فازی با ورودی‌های مختلف برای پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی SAR، EC و TDS برای استان گلستان بررسی شد و با توجه به ضرایب آماری مقایسه خروجی مدل با مقادیر مشاهداتی (داده‌های آزمون) بهترین مدل‌ها به ترتیب صحت خروجی انتخاب شد. نتایج آماری برای مقایسه ورودی‌ها در جدول ۹ به ترتیب برای مرحله آزمون آورده شده است.

با توجه به نتایج در جداول می‌توان مشاهده کرد، مدل شبکه عصبی توانسته است عملکرد قابل قبولی در تمامی ترکیب‌های ورودی به‌غیر از مدل ۸ از خود نشان دهد. با توجه به نتایج در جداول نمی‌توان یکی از این مدل‌ها را بهتر از سایر مدل‌ها معرفی نمود اما با توجه نتایج این مدل می‌توان مدل شبکه عصبی مصنوعی را به‌عنوان یک مدل دقیق، با خطای کم و سریع در تخمین پارامترهای کیفی آب زیرزمینی استان گلستان معرفی نمود. همچنین مدل ۸ ضعیف‌ترین عملکرد برای تخمین هر سه پارامتر را بین ترکیب‌های مختلف دارد. با توجه به اینکه در ترکیب ورودی ۹ که تنها شامل دو پارامتر Na و Cl می‌باشد، عملکرد شبکه عصبی برای تخمین پارامترهای ذکر شده از دقت قابل قبولی برخوردار می‌باشد که نشان‌دهنده دقت قابل قبول شبکه‌ی عصبی مصنوعی و یادگیری خوب و کارآمد شبکه با استفاده از الگوریتم‌های آموزشی موردنظر و داده‌های ارائه شده به شبکه است.

نتایج مدل سیستم استنتاج فازی

در مدل ANFIS در لایه اول، مقادیر هر متغیر ورودی باید به چند کلاس برای ساختن قوانین مربوطه، دسته‌بندی

جدول ۹_ نتایج پیش‌بینی برای مرحله آزمون با استفاده از مدل ANFIS.

Table 9- Prediction results for the test stage using the ANFIS model.

	Train	Model1	Model2	Model3	Model4	Model5	Model6	Model7	Model8	Model9
EC	R2	0.998	0.997	0.998	0.997	0.993	0.995	0.994	0.928	0.951
	RMSE	42.996	43.674	43.288	42.871	55.817	50.112	54.67	158.779	124.855
	MAE	21.969	26.407	23.021	24.527	37.621	32.684	324.34	640.104	759.87
SAR	R2	0.998	0.998	0.998	0.998	0.998	0.998	0.992	0.883	0.986
	RMSE	168	153	164	158	164	161	275	925	310
	MAE	83	73	80	76	95	89	185	600	170
TDS	R2	0.997	0.995	0.997	0.996	0.992	0.993	0.993	0.993	0.94
	RMSE	748.27	84.3	417.28	795.28	975.34	72.33	795.35	386.93	749.76
	MAE	125.15	807.19	344.16	810.17	417.23	328.22	888.22	445.63	42.54

ضرایب آماری مقایسه خروجی مدل با مقادیر مشاهداتی داده‌های آزمون بهترین مدل‌ها به ترتیب صحت خروجی انتخاب گردید. با توجه به اینکه تمامی این ورودی‌ها قابل قبول نیستند، بنابراین با توجه به مقایسه خروجی به دست آمده از مدل‌ها (با ورودی‌های مختلف) با مقادیر مشاهداتی، تعدادی از این ورودی‌ها به‌عنوان ورودی‌های برتر انتخاب شدند که ضرایب مربوط به داده‌های آموزش و آزمون این مدل در جدول ۱۰ آورده شده است.

همان‌طور که در جدول ۹ مشاهده می‌شود با توجه به نتایج ضرایب آماری، در ترکیب‌های ورودی ۱۱ تا ۸ مدل نرو فازی نتوانسته تخمین مناسبی از پارامترهای موردنظر به دست آورد، تنها در ترکیب ورودی ۹ مدل توانسته پیش‌بینی قابل قبولی انجام دهد.

مقایسه بهترین نتایج ورودی مدل‌های ANN، GEP و ANFIS

مدل‌های ANN، GEP و ANFIS با ورودی‌های مختلف برای پیش‌بینی پارامترهای کیفی SAR، EC و TDS آب زیرزمینی استان گلستان مورد بررسی قرار گرفت و با توجه به

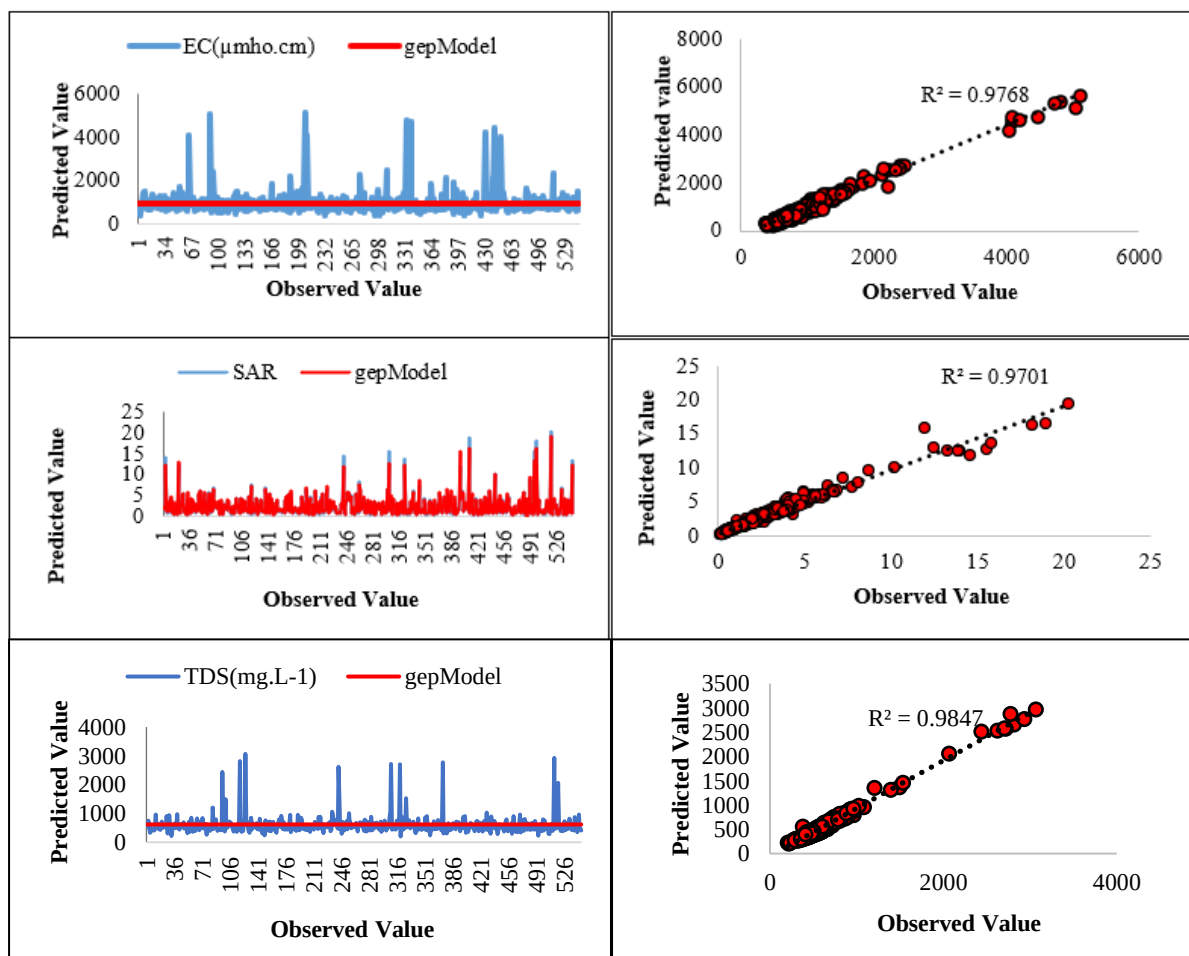
جدول ۱۰- نتایج آماری ورودی‌های برتر مدل‌های استفاده‌شده.

Table 10 - Statistical results of the best inputs of the used models.

Models	Inputs	Parameters	Train			Test		
			MAE	RMSE	R2	MAE	RMSE	R2
GEP	4	EC	108.995	142.789	0.973	111.213	142.330	0.973
ANN	1-4	EC	29.445	41.037	0.944	166.061	188.952	0.965
ANFIS	9	EC	87.759	124.855	0.951	91.559	178.841	0.865
GEP	1	SAR	0.267	0.426	0.978	0.271	0.464	0.970
ANN	4-10	SAR	0.211	0.073	0.999	0.634	0.985	0.997
ANFIS	9	SAR	0.17	0.310	0.986	0.087	0.454	0.969
GEP	2	TDS	57.75	86.885	0.972	63.894	73.201	0.984
ANN	1-10	TDS	25.32	46.675	0.982	79.500	139.759	0.877
ANFIS	9	TDS	54.042	76.749	0.950	64.703	147.234	0.813

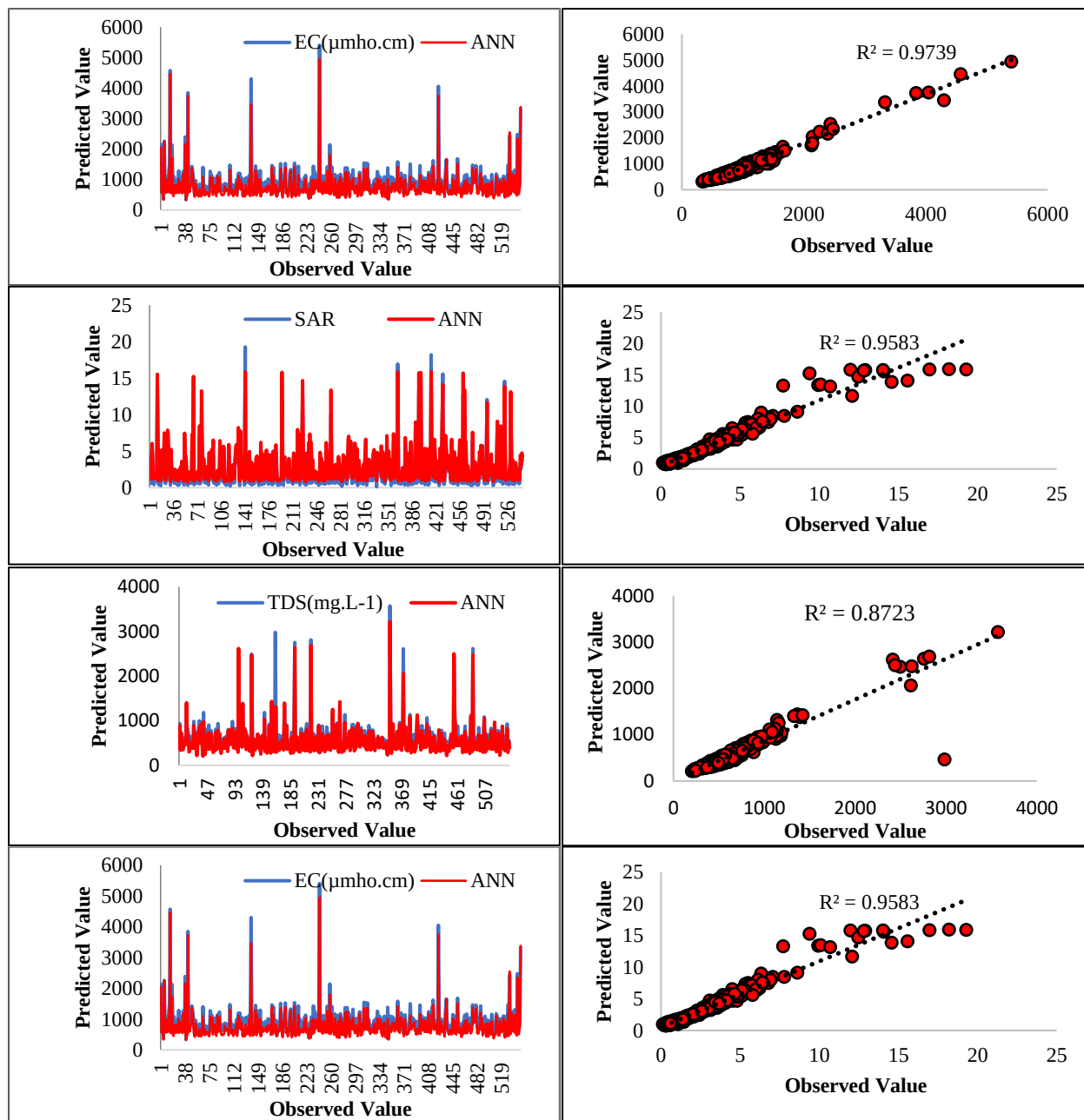
داده شده است. محور افقی و قائم این نمودارها به ترتیب برای داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده می‌باشند. مقدار ضریب همبستگی در نمودارهای ذکر شده مشخص است و لازم است به این نکته اشاره شود که هر چه داده‌های پیش‌بینی شده به خط ۴۵ درجه نزدیک باشند، پیش‌بینی مدل دقیق‌تر خواهد بود.

با توجه به ضرایب آماری جدول ۱۰ مشخص است که می‌توان با توجه به مقادیر پارامترهای کیفی مختلف مقدار پارامترهای EC، TDS و SAR با درصد اطمینان بالایی پیش‌بینی کرد. همچنین هر سه مدل پارامتر SAR را نسبت به دو پارامتر دیگر بهتر پیش‌بینی می‌کنند. نتایج به دست آمده برای مرحله آزمون مدل GEP، ANN و ANFIS برای پیش‌بینی پارامترهای SAR، EC و TDS در نمودارهای ۳، ۴ و ۵ نشان



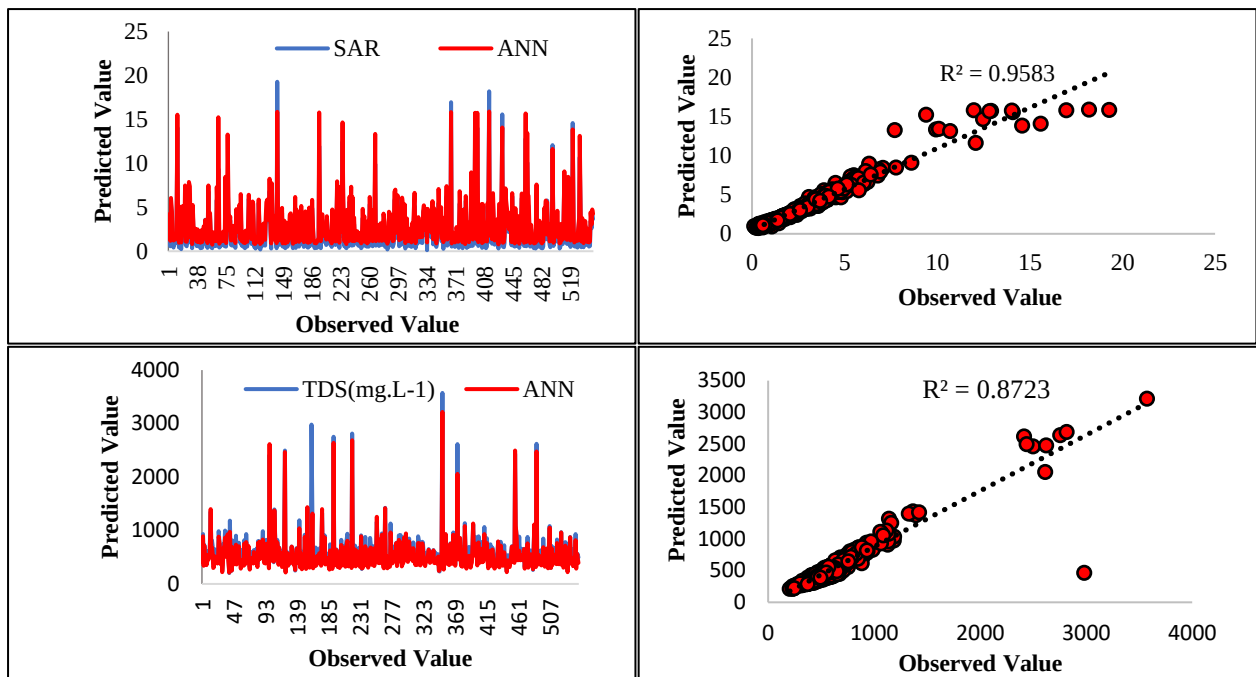
شکل 3 - نمودار مقایسه مقادیر پیش‌بینی و مشاهداتی برای مرحله آزمون مدل GEP.

Figure 3 - Comparison diagram of predicted and observed values for the test stage of the GEP model.



شکل ۴ - نمودار مقایسه مقادیر پیش‌بینی و مشاهداتی برای مرحله آزمون مدل ANN.

Figure 4 - Comparison chart of predicted and observed values for the test stage of the ANN model.



شکل ۵- نمودار مقایسه مقادیر پیش‌بینی و مشاهداتی برای مرحله آزمون مدل ANFIS.

Figure 5- Comparison chart of predicted and observed values for the ANFIS model test stage.

آب زیرزمینی استان گلستان با استفاده از ۹۶ چاه مشاهده‌ای و دوره مشترک ۱۹ ساله (۱۳۷۷-۱۳۹۵) مورد بررسی قرار گرفت. پارامترهای ورودی تحقیق حاضر شامل مقادیر قلیائیت آب (PH)، کلراید (Cl)، سولفات (SO₄)، کلسیم (Ca)، منیزیم (Mg)، سدیم (Na) بود. نتایج به دست آمده از این تحقیق نشان داد که به‌غیر از ترکیب ورودی ۸، بقیه مدل‌ها از توانایی بالایی در برآورد پارامترهای کیفی آب زیرزمینی مورد بررسی برخوردار هستند. همچنین نتایج نشان داد که پارامترهای Na و Cl بیشترین تأثیر در دقت نتایج پیش‌بینی برای هر سه مدل و هر سه پارامتر مورد بررسی را دارند و در ترکیب ورودی ۸ که فاقد این دو پارامتر می‌باشد هر سه مدل ضعیف عمل می‌کنند. همچنین در اکثر ورودی‌ها، شبکه عصبی نسبت به دو مدل دیگر از توانایی بالاتری در پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی برخوردار می‌باشد. همچنین مدل انفیس در مرحله آزمون نسبت به دو مدل دیگر عملکرد ضعیفی از خود نشان داده است. با وجود اینکه دقت و توانایی هر سه مدل تقریباً قابل مقایسه است، می‌توان از هر سه مدل در پیش‌بینی پارامترهای کیفی بهره برد. با توجه به اهمیت پیش‌بینی و تعیین صحیح پارامترهای کیفی آب زیرزمینی، جهت مدیریت منابع آب زیرزمینی استفاده از مدل‌سازی‌های هیدرولوژیکی اجتناب‌ناپذیر می‌باشد و این مدل‌ها با توجه به توانایی بالایی

با توجه به نتایج به دست آمده، می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی در حالت کلی با دقت نسبتاً بهتری در این تحقیق پارامترهای کیفی آب زیرزمینی را پیش‌بینی می‌کند. همچنین می‌توان اظهار داشت که رعایت یک سری ملاحظات برای پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی هر سه این مدل‌ها را بکار بست و می‌توان از این مدل‌ها برای تحلیل و پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی مورد استفاده قرارداد. مقایسه نتایج مدل شبکه عصبی با مطالعات دیگری مانند میرسنجری و همکاران (۱۳۹۶)، روکی و همکاران (۱۳۹۶) نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی از توانایی بالایی برای برآورد مقادیر پارامترهای کیفی آب زیرزمینی برخوردار است. همچنین مقایسه نتایج مدل انفیس با مطالعاتی مانند دولت کردستانی و همکاران (۱۳۹۶)، کیسی و همکاران (۲۰۱۹) نشان از کارایی خوب این مدل در برآورد پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دارد. همچنین مقایسه نتایج مدل برنامه‌ریزی بیان ژن نیز با مطالعاتی مانند سلگی و همکاران (۱۳۹۷) از توانایی بالای این مدل خبر می‌دهد.

نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر توانایی مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن، سامانه استنتاج فازی عصبی-تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی پارامترهای کیفی نسبت جذب سدیم (SAR)، هدایت الکتریکی (EC) و نسبت کل جامدات محلول (TDS)

مهابادچای و بالخلوچای (بایزید آباد) دریاچه، فصلنامه پژوهش در بهداشت محیط، ۲(۴): ۲۸۵-۲۹۸.

سلگی، ا.، زارعی، ح.، شهنی دارابی، م.، علیدادی ده کهنه، ص.، ۱۳۹۷. کاربرد مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و ماشین بردار گرایی جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی بارش ماهانه. تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی (علوم جغرافیایی)، ۱۸(۵۰): ۹۱-۱۰۳.

صابری نصر، ا.، م.، رضایی، م.، دشتی، ج.، منصوری، ۱۳۹۰. ارزیابی کاربرد سیستم استنتاج فازی در تحلیل کیفیت آب زیرزمینی، مطالعه موردی: آبخوان طبس، مهندسی آب و محیط زیست ایران، ۱(۱): ۳۴-۲۵.

عبدالله پور آزاد، م. ستاری، م.، ۱۳۹۳. پیش‌بینی جریان اهرچای با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با سیستم استنتاج فازی- عصبی. نشریه حفاظت آب و خاک، ۱(۱): ۲۲-۱۲.

عسکری، م.، ا.، آریافر، ح.، ضیا، ۱۳۹۰. پیش‌بینی پارامترهای کیفی EC، TDS و TH در آب زیرزمینی دشت بیرجند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. هفتمین کنفرانس زمین شناسی مهندسی و محیط زیست ایران. دانشگاه صنعتی شاهرود. شهریور ۱۳۹۰. شاهرود.

علوی‌پناه، سید کاظم، ۱۳۸۶. سنجش از دور و کاربرد آن در علوم زمین. انتشارات دانشگاه تهران.

قوردویی میلان، س.، آریا آذر، ن.، جوادی، س.، رازدار، ب.، ۱۳۹۹. شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان و مقایسه آن با شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره. هیدروژئولوژی، ۵(۱): ۱۳۳-۱۱۸.

Healy Rrchard, W., 2010. Estimating groundwater recharge, Cambridge University press United Kingdom, 244 p.

Hsu, K. L., Gupta, H. V. and Sorooshian, S., 1995. Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process. Water resources research, 31: 2517-2530.

Ferreira, C., 2001. Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems. Complex Systems, 13(2): 87-129.

که در تجزیه و تحلیل روابط بین ورودی و پیش‌بینی خروجی دارند، در این زمینه از مدل‌های موفق بوده و می‌توانند به مسئولان و سازمان‌های مربوط یاری رسانند.

منابع

آروین، ع.، خواجه، ا.م.، مازینی، ف.، ۱۳۹۱. تعیین الگوی زمانی مکانی بارش استان گلستان با استفاده از تحلیل خوشه ای. مجله آمایش جغرافیایی فضا، ۲(۶): ۱۱۷-۱۳۲.

ترابی پوده، ح. حیدر نصر الهی، ع.، دهقانی، ر.، ۱۴۰۰. ارزیابی مدل شبکه عصبی موجک در پیش‌بینی منابع آب زیرزمینی (مطالعه موردی: استان لرستان). هیدروژئولوژی، ۶(۱): ۱-۱۰.

حسینی، ق.، ا.، محوی، س.، عرب، م.، یونسین، ح.، قربی، ۱۳۹۱. طراحی شاخص کیفی آب‌های زیرزمینی با استفاده از منطق فازی. سلامت و بهداشت اردبیل، ۳(۱): ۱۸-۳۱.

دولت کردستانی، م.، ا.، نوحه‌گر، س.، جانی‌زاده، ۱۳۹۶. ارزیابی چند مدل هوش مصنوعی برای پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت گرو). مهندسی اکوسیستم بیابان، ۶(۱۷): ۴۲-۲۷.

روکی، ر.، ا.، آریافر، ج.، عادل‌نصب، ۱۳۹۶. بررسی کیفیت آب زیر زمینی آبخوان دشت گناباد خراسان رضوی با استفاده از روش‌های اماری چند متغیره و هوش مصنوعی. نشریه مهندسی منابع معدنی، ۲(۱): ۶۱-۴۹.

رخ شاد، ا.م. شهیدی، ع.، ۱۴۰۰. عملکرد شش روش ترکیبی هوشمند در مدل‌سازی کیفی آب زیرزمینی مطالعه موردی: دشت بافق. هیدروژئولوژی، ۶(۱): ۱۳۹-۱۲۶.

زمانی احمد محمودی، ر.، ۱۳۹۱. بررسی کاربرد روش ترکیبی زمین آمار و شبکه‌های عصبی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک در میانابی سطح آب زیرزمینی دشت. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شهید چمران اهواز، گروه مهندسی منابع آب.

سلاجقه، م.، خلیلی، ک.، و بهمنش، ج.، ۱۳۸۸. "پیش‌بینی مقادیر پارامترهای کیفی EC و TDS با استفاده از تغییرات دبی رودخانه مطالعه موردی رودخانه‌های

- Ferreira, C., 2005. Gene expression programming and the evolution of computer programs. In L. Nunes de Castro & F. Von Zuben (Eds.), Recent Developments in Biologically Inspired Computing (pp. 82-103). IGI Global.
- Chiu, S. L. 1994. Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of Intelligent & fuzzy systems*, 2: 267-278.
- Jalalkamali, A., and Jalalkamali, N., 2018. Adaptive network-based fuzzy inference system-genetic algorithm models for prediction groundwater quality indices: A gis-based analysis. *Journal of AI and Data Mining*, 6: 439-445.
- Kisi, O., Azad, A., Kashi, H., Saeedian, A., Hashemi, S. a. A. and Ghorbani, S., 2019. Modeling groundwater quality parameters using hybrid neuro-fuzzy methods. *Water resources management*, 33: 847-861.
- Jang, J.-S., Sun, C.-T., 1995. Neuro-fuzzy modeling and control. *Proceedings of the IEEE*, 83: 378-406.
- Vafakhah, M., Mohseni, S. M., Mahdavi, M. and Alavipanah, S., 2011. Snowmelt runoff prediction by using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system in taleghan watershed Iran-Watershed Management Science and Engineering, 5(14): 36-23.
- Jacquin, A. P. and Shamseldin, A. Y., 2006. Development of rainfall-runoff models using takagi-sugeno fuzzy inference systems. *Journal of Hydrology*, 329: 154-173.