



"مقاله نوشته شد."

مقایسه و ارزیابی مدل‌های هوشمند و زمین‌آمار به منظور تحلیل تغییرات مکانی
کیفیت آب زیرزمینی (دشت کمیجان)

مهندس مقدسی^۱، مهدی مردانی^۲ و محسن یاد سا^۳

۱- دانشیار، گروه مهندسی، آب دانشگاه اراک، (نهضت‌آباد مسنه؛ m-moghaddasi@araku.ac.ir)

²- دانش آموز خته دکتری، آینه زنی داری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی، ساری، این بحث را در روزه مهندسی اب دانسته ایم، (ویسنده مسحی).

- دانش آموزیه دسترسی ابتدایی دانشگاه علوم سسورری و مسابع علیینی سری
- ۳- دانش آمخته کاشتاسی، ارشد مهندسی، آب دانشگاه اراک

۱۳۹۸/۸/۵ تاریخ بذب ش: ۱۳۹۹/۵/۱۲ نامه درستگاه اسناد و اسناد ایران

صفحه: ۵۴ تا ۶۴

حکیمہ مسٹر

مقدمه و هدف: امروزه با توسعه بخش شهری، صنعتی و کشاورزی استفاده از آب های زیرزمینی اهمیت بیشتری یافته است. بنابراین پایداری و توسعه بهره برداری از آب های زیرزمینی برای انواع مشتریان و اهداف مختلف، امری ضروری است که ویژگی های کمی و کیفی آن مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرد.

یافته ها: با توجه به نتایج R2 و RMSE در مدل های زمین اماری، کروی، خطی و نمایی به ترتیب برای متغیرهای EC، TDS و pH بهترین انتخاب شدند. همچنین بر اساس نیمه واریوگرام، روش کریجینگ عاملکرد بهتری نسبت به روش کوکریجینگ برای تعامی متغیرهای مورد مطالعه با ضریب تعیین بالا به ترتیب $R^2 = 0.85$ و $pH = 0.85$ برای TDS و EC و $pH = 0.80$ برای EC دارد. نتایج نشان داد که در شبکه عصبی تطبیقی فازی، متغیر EC،تابع زنگ تعیین میگردد. تابع گاووسی با ضریب همبستگی 0.99 و میانگین مربعات خطای $144/59$ در مرحله آزمون، خوب است. برای متغیر TDS، تابع گاووسی با ضریب همبستگی 0.98 و میانگین مربعات خطای $119/0$ در مرحله آزمون بهترین است. همچنین برای متغیر pH، تابع زنگ تعیین یافته با ضریب همبستگی 0.98 و میانگین مربعات خطای $103/0$ در مرحله آزمون عاملکرد بهتری نسبت به سایر توابع فازی در مدل سازی دارد. با مقایسه نتایج شبکه عصبی تطبیقی زمین آبرسان و فازی میتوان دیابت که مدل FANN نسبت به مدل آماری، کارایی بالاتر دارد.

نتیجه‌گیری: نتایج نقشه‌های پهنه‌بندی نشان داد که در قسمت شمالی دشت EC کم و در مرکز و غرب EC بالای 2000 $\mu\text{Siemens}/\text{cm}$ است. همچنین برای متغیر TDS، در قسمت شمالی دشت کم و در جنوب و جنوب غربی بالای ۱۰۰۰ میلی‌گرم در لیتر است. همچنین تعییرات مقدار pH نشان داد که تعییرات این متغیر کم بوده و بیشترین میزان pH در قسمت شمالی و کمترین آن در قسمت جنوبی است.

ANFIS: شکه عصبی مصنوعی، مدل کوک بینگ، مدل کوک بینگ، هدایت الگوریتمی،

کمکی برای تخمین متغیرهای مکانی در علوم آب و خاک بسیار مورد توجه متخصصان قرار گرفته است (۲۸,۵). همچنین با رشد روزافروں محاسبات نرم از جمله هوش مصنوعی، استفاده از مدل‌های شبکه عصبی به طور گستردگی در مطالعات منابع آب مورد استفاده قرار گرفته است و محققان بر دقت بالای این مدل‌ها در مقایسه با روش‌های تحریبی و ریگرسیونی تأکید نموده‌اند. شبکه‌های عصبی از سیستم عصبی بیولوژیکی الهام گرفته‌اند و توانایی یادگیری و تشخیص ارتباط الگوهای مختلف را از طریق یادگیری دارند. هدف اصلی این روش‌ها، پیدا کردن راه حل الگوریتمی برای مسائل پیچیده، مانند پیش‌بینی، تشخیص الگو و طبقه‌بندی است (۶۴). تعداد نزون‌های ورودی و خروجی در شبکه به تعداد ورودی و خروجی‌های مسئله وابسته است؛ در حالی که تعداد لایه‌های مخفی و نزون‌های آن در هر لایه با روش سعی و خطای تعیین می‌شود. مقادیر وزن‌ها و اریب‌ها در هر نزون می‌تواند کارایی شبکه را تعیین کند (۲۵). تابع ورودی شبکه توسط ضرب مقادیر وزن‌ها در ورودی و جمع آنها با بایاس‌ها به دست می‌آید. خروجی شبکه با تعیین علامت تابع ورودی از طریق توابع انتقال تولید می‌شود. در میان تمام ساختارهای شبکه‌های عصبی، بسته به حنده لایه پیش‌بینده (FF-MLP) (۱۷)

٤٦

آب زیرزمینی منبع اصلی آب شیرین برای مصارف خانگی و تولید مواد غذایی در بخش کشاورزی ضروری است (۷). برداشت بی رویه آب‌های زیرزمینی و افزایش آلودگی‌های زیستمحیطی در نتیجه رشد روز افزون جمیعت منجر به افزایش املاح و کاهش کیفیت آب‌های زیرزمینی شده است (۲۳). علاوه بر این، خشکسالی یکی از مهمترین پدیده‌های طبیعی است که بر کیفیت منابع آب زیرزمینی تأثیر منفی گذاشته است (۳). بنابراین، آگاهی از میزان تغییرات شیمیایی آب‌های زیرزمینی و پهنه‌بندی آنها نقش مهمی در مدیریت برداشت آب‌های زیرزمینی ایفا می‌کند. روش‌های مختلفی مانند آمار و مدل‌های هوشمند برای مطالعه و پهنه‌بندی ویژگی‌های آب زیرزمینی وجود دارد که انتخاب روش مناسب بسته به هدف، شرایط منطقه و وجود آمار و اطلاعات دارد (۳۰-۸). برای دست‌یابی به اطلاعات مورد نظر، میان‌یابی و پهنه‌بندی صحیح بر اساس تعداد مشخصی داده معلوم لازم است. در سال‌های اخیر استفاده از روش‌های زمین‌آمار به دلیل دقت قابل قبولی که دارند رو به گسترش است (۲۷، ۲۶). در این بین استفاده از مدل‌های زمین‌آمار کریجینگ با استفاده از داده‌های، هماناً متغیر و کهکشانگ با استفاده از متغیرهای

همکاران (۱۶) نیز از روش کریجینگ برای تخمین پارامترهای هیدروشیمیابی آب زیرزمینی و همچنین درجه‌بندی قابلیت انتقال مزرعه و ظرفیت پمپاژ سفره استفاده کردند. تأویرمینا و همکاران (۳۲) با استفاده از شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار خطاب، سطح آب زیرزمینی آبخوان آزاد ساحلی منطقه لاغون ایتالیا را برای ساعات آینده پیش‌بینی کردند. تاپولو و همکاران (۳۳) با مقایسه مدل هیبرید شبکه عصبی و روش کریجینگ برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی نشان دادند که بر اساس ارزیابی مقابله، مدل شبکه عصبی با دو لایه پنهان از کارایی بهتری برخوردار است. لوهانی و کریشان (۲۰) به کارایی قابل قبول استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سطح آب‌های زیرزمینی در جنوب شرقی پنجاب هند اشاره داشتند. واق و همکاران (۳۴) با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور بررسی پارامترهای فیزیکی و شیمیابی نشان دادند شبکه عصبی یک ابزار کاربردی برای پیش‌بینی سطح آب‌های زیرزمینی برای اهداف آبیاری است.

ساختار مدل به‌همراه صحت و ساختار داده‌ها می‌تواند تاثیر مناسبی در نتایج مدل داشته باشد (۷). با توجه به پژوهش‌های انجام شده در زمینه مدل‌سازی کمی و کیفی آب زیرزمینی و با توجه به اهمیت برنامه‌ریزی پایدار منابع آب زیرزمینی، در این تحقیق برای پنهان‌بندی و بررسی پارامترهای کیفی آب‌های زیرزمینی از روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی و ANFIS استفاده شده است تا ضمن ارزیابی کارایی مدل‌ها، نمایش قابل قبولی از تغییرات مکانی پارامترهای کیفی در دشت کمیجان که با افت شدید منابع آب و کاهش کیفیت روبروست، بدست آورد.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مطالعاتی

دشت کمیجان با کد ۴۱۸ تماب بین طول‌های جغرافیایی $۱۹^{\circ} ۶' ۴۹''$ و $۳۸^{\circ} ۴۰' ۴۹''$ شرقی و عرض‌های جغرافیایی $۳۱^{\circ} ۲۹'$ و $۳۴^{\circ} ۴۲'$ شمالی قرار گرفته است (شکل ۱). مساحت این محدوده مطالعاتی در حدود ۱۶۸ کیلومتر مربع است که $۵/۷$ درصد مساحت استان مرکزی را به‌خود اختصاص داده است. بر اساس برنامه اجرای طرح احیاء و تعادل بخشی منابع آب زیرزمینی در این دشت، سالانه در حدود ۳۳۰ میلیون مترمکعب از منابع آب زیرزمینی برداشت می‌شود که با توجه به افت متوسط سالانه $۰/۹$ متر برداشت می‌شود که با ارزیابی مدل‌های هوشمند و ترکیبی GIS برای تحلیل و پیش‌بینی تغییرات مکانی پارامترهای کیفی EC نشان دادند مدل‌های هوشمند با کمترین مجموع مربعات خطاب رای پیش‌بینی پارامترهای کیفی کارایی دارند. عظیمی و همکاران (۳) با استفاده از مدل‌های هوشمند و GIS نشان دادند مناطق دارای تنفس خشکی شدید و وضعیت کلاس‌بی کیفیت در مناطق مرکزی ایران رخ داده است.

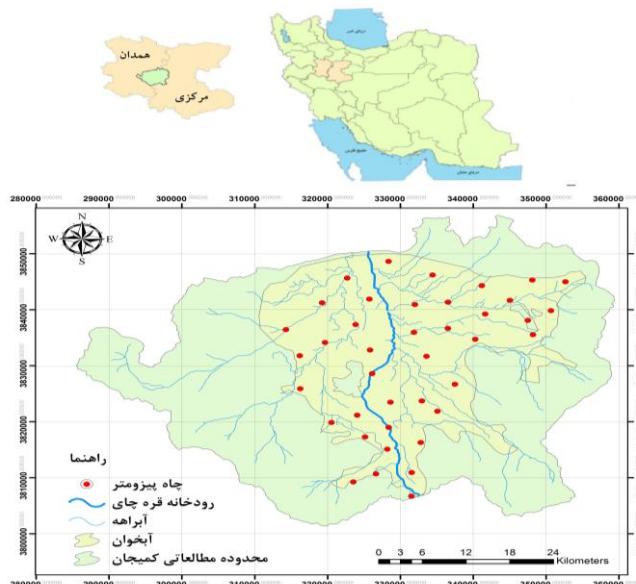
بالوشا (۴) با ارزیابی شبکه‌های پایش کیفیت آب زیرزمینی با استفاده از نقشه‌برداری‌های آسیب‌پذیری و زمین‌آمار در حوضه هرتانگا در نیوزلند نتیجه گرفتند روش کریجینگ برای درون‌یابی از دقت قابل قبولی برخوردار است. جانگ و

به‌طور مرسوم به عنوان یک تخمین‌گر سراسری شناخته می‌شود (۱۸). قوانین یادگیری متفاوت زیادی برای شبکه‌های عصبی پیش‌رونده وجود دارد؛ اما اغلب از قوانین دلتا یا قوانین پس انتشار (BP) استفاده می‌شود (۱۷).

از طرفی استفاده از تئوری فازی به عنوان یک روش جدید در این زمینه به‌منظور بهینه‌سازی نتایج و کاهش عدم قطعیت‌ها در نتایج مطرح بوده است. با توجه به اهمیت اطلاع از وضعیت کیفیت آب‌های زیرزمینی برای مصارف کشاورزی و نیز هزینه‌بر و وقت‌گیر بودن اندازه‌گیری پارامترهای مهم و معمول نظیر EC، pH و TDS، یافتن راهکاری برای تخمین آن‌ها با استفاده از پارامترهایی که اندازه‌گیری آن‌ها راحت‌تر است، امری ضروری به‌نظر می‌رسد (۷).

تحقیقات متعددی در رابطه با استفاده از مدل‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی انجام شده است که اشاره به کارآمدی آنها برای تخمین متغیرهای مختلف کمی و کیفی هیدرولوژیکی دارند. خالدیان و همکاران (۱۵) با پنهان‌بندی هدایت هیدرولوژیکی در حوضه آبخیز ناورود اسلام استان گیلان، به کارایی قابل قبول روش زمین‌آمار اشاره نمودند. سعدی‌پور و همکاران (۲۸) نیز همین نتیجه را در دشت لاغر اعلام کردند. کوهی چله‌کران و همکاران (۱۹) در بررسی مدل‌های زمین‌آمار نشان دادند که کوکریجینگ به‌همراه متغیر کمکی TDS نسبت به سایر روش‌ها از دقت بالایی در پیش‌بینی کیفیت منابع آب زیرزمینی دارد. اما هاشمی جزی و همکاران (۱۰) با برآورد مکانی مولفه‌های کیفی آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های زمین‌آمار در دشت گلیان نشان دادند که مدل کوکریجینگ نسبت به کریجینگ برتری ندارد. مکان و همکاران (۲۲) با استفاده از تلفیق تکنیک شبکه عصبی مصنوعی و زمین‌آمار نشان دادند که دقت شبکه عصبی برای تخمین مقادیر میانگین بارندگی ماهانه و فصلی و سالانه در سطح منطقه بالاتر از زمین‌آمار است. خاشعی سیوکی و همکاران (۱۶) مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی و رگرسیونی در برآورد سطح ایستابی آبخوان دشت نیشابور را مورد ارزیابی قرار دادند که مدل شبکه عصبی مصنوعی و فازی بهترین کارایی را داشتند. صفوی گردینی و همکاران (۲۹) در بررسی تغییرات مکانی متغیرهای کیفی آب زیرزمینی جنوب دشت قروه و دهگلان نشان دادند که روش‌های کریجینگ معمولی و ساده در تخمین اکثر متغیرهای کیفی خطاب کمتری داشته‌اند. معروفی‌پور و همکاران (۲۱) با ارزیابی مدل‌های هوشمند و ترکیبی GIS برای تحلیل و پیش‌بینی تغییرات مکانی پارامترهای کیفی EC کیفیت در مناطق مرکزی ایران رخ داده است.

با استفاده از نقشه‌برداری‌های آسیب‌پذیری و زمین‌آمار در حوضه هرتانگا در نیوزلند نتیجه گرفتند روش کریجینگ برای درون‌یابی از دقت قابل قبولی برخوردار است. جانگ و



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در بین استان‌های مرکزی و همدان

Figure 1. Location of the study area between Markazi and Hamedan provinces

$$2\gamma(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x+h) - Z(x)]^2 \quad (1)$$

$\gamma(h)$ موسوم به نیم‌تغییرنما، $N(h)$ تعداد جفت نقاطی است که فاصله آنها از یکدیگر برابر h است. $Z(x+h)$ و $Z(x)$ متغیرهای ناحیه‌ای با فاصله h از یکدیگر می‌باشند (۲۸، ۲۶، ۱۳). در این پژوهش انواع نیم‌تغییرنما شامل خطی، نمایی، گوسی و کروی و نیز مدل‌های زمین‌آمار شامل کریجینگ و کوکریجینگ با تغییر ارتفاع از سطح دریا برآش شدند. همچنین بهمنظور نمایش گرافیکی تغییرات مکانی پارامترهای EC، TDS و pH بر اساس بهترین روش و مدل، از شاخص‌های ارزیابی RSS و R^2 استفاده شد.

مدلسازی با شبکه‌های هوشمند

در این تحقیق از دو روش آموزش-Levenberg (MLPBFG) و Quasi-Newton (MLPLM) Marquardt برای مدل‌سازی با شبکه عصبی استفاده شد (۲۴، ۱۲). جزئیات ساختاری شبکه‌های مصنوعی استفاده شده از دو مدل در جدول‌های ۱ و ۲ نشان داده شده است.

مدلسازی زمین‌آمار

داده‌های موجود برای انجام محاسبات لازم به منظور تعیین شوری و اسیدیته و غلظت ذرات جامد آب زیرزمینی منطقه مطالعاتی از شرکت سهامی آب منطقه‌ای استان مرکزی تهیه شده است که در این پژوهش از ۴۰ چاه مشاهداتی مربوط به سال ۱۳۹۷ با پراکنش مناسب در آبخوان کمیجان که بیانگر وضعیت کلی دشت باشد استفاده گردید (شکل ۱). شرط استفاده آنالیزهای زمین‌آمار این است که داده‌ها توزیع نرمال داشته باشند و از طرفی میانگین و واریانس آنها خیلی متغیر نباشد که در این تحقیق آزمون نرمال بودن بروزی شد. بر این اساس با استفاده از نرم‌افزار SPSS آزمون کلموگروف-اسپیرنوف در سطح ۵ درصد انجام شد. همچنین با استفاده از آزمون گرافیکی Q-Q Plot نرمال بودن داده‌ها مورد بازبینی قرار گرفت.

برای مدل‌سازی زمین‌آمار و برسی روابط مکانی بین نقاط اندازه‌گیری شده از مدل‌سازی نیم‌تغییرنما یا سمی‌واریوگرام استفاده گردید که مطابق با رابطه ۱ بیانگر ساختار واریانس نمونه‌های معلوم برداشت شده نسبت به فواصل آنها است و ساختار تغییرپذیری نسبت به فاصله مکانی یا زمانی را نشان می‌دهد (۳۱، ۳۰).

جدول ۱- جزئیات شبکه توسعه یافته ANN (MLPLM)

Table 1. The amounts of developed network ANN (MLPLM)

پارامتر	نوع / مقدار
تعداد نرون‌ها در لایه ورودی	۳
تعداد لایه‌های مخفی	۲
تعداد نرون‌ها در لایه مخفی	۶
تعداد نرون‌ها در لایه خروجی	۱
الگوی آموزش	Levenberg-Marquardt
تابع آموزش	Trainlm
تابع تبدیل	Tansig for hidden layer Purelin for output layer

جدول ۲- جزئیات شبکه توسعه یافته ANN (MLPBFG)

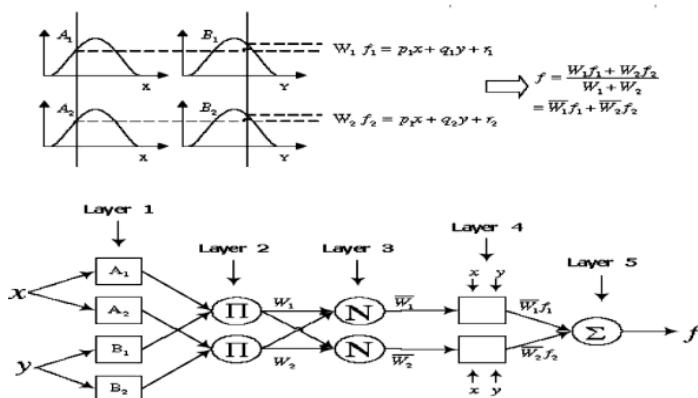
Table 2. The amounts of developed network ANN (MLPBFG)

پارامتر	نوع / مقدار
تعداد نرون‌ها در لایه ورودی	۳
تعداد لایه‌های مخفی	۲
تعداد نرون‌ها در لایه مخفی	۶
تعداد نرون‌ها در لایه خروجی	۱
الگوی آموزش	Quasi-Newton
تابع آموزش	Trainbfg
تابع تبدیل	Tansig for hidden layer Purelin for output layer

فازی و شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد و از مزایای هر دو روش استفاده می‌کند. به طوریکه از شبکه عصبی مصنوعی برای بهینه کردن مدل فازی استفاده می‌شود. در این روش شبکه عصبی مصنوعی به جای بهینه کردن وزن‌ها، قوانین و توابع عضویت فازی را بهینه می‌کند. در روش تروفازی تنها می‌توان از روش فازی ساگنو که خروجی آن ثابت یا خطی که خروجی آن ثابت یا خطی است، استفاده کرد (۲۳). در شکل ۲ مدل فازی مرتبه اول نوع ساگنو به همراه قانون فازی و همچنین مدل فازی- عصبی معادل آن نشان داده شده است.

(۱).

علاوه بر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، از مدل ANFIS نیز برای مدل‌سازی کیفیت آب زیرزمینی دشت کمیجان استفاده شد. انفیس بر اساس ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی توسط Jang در سال ۱۹۹۳ ارائه شده است (۱۴، ۱۱). فازی‌سازی، استلزم، نرم‌الکtron، نافازی‌سازی و جمع‌بندی پنج لایه هستند که هر نوع معماری ANFIS را ایجاد می‌کند. در این رویکرد قوانین مدل فازی در طول فرایند آموزش توسعه می‌یابند. با فرض وجود دو ورودی مانند روش تروفازی شبکه تطبیق‌پذیر و قابل آموزشی است که به لحاظ عملکرد کاملاً مشابه سیستم استنتاج فازی است. این روش در حقیقت ترکیبی از روش



شکل ۲- مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو قانون فازی و سیستم ANFIS معادل آن
Figure 2. The first model sugeno fuzzy model with two rules and its equivalent ANFIS system

جدول ۳- جزئیات شبکه ANFIS توسعه یافته

Table 3. The amounts of developed ANFIS network

پارامتر	نوع / مقدار
ساختار فازی	Sugeno-type
FIS اولیه برای آموزش	Genfis
تعداد ورودی‌ها	۳
روش بهینه‌سازی	Hybrid
تعداد خوشه‌ها	۸
بیشترین تعداد گره	۱۰۰
اندازه مرحله اولیه	۰/۱
نرخ کاهش اندازه مرحله	۰/۹۹
نرخ کاهش اندازه مرحله	۱

بودن واحد مقادیر کیفی، دامنه تغییرات این طبقات با استفاده از رابطه ۲ استاندارد شد.

$$x_i = \frac{z_i - z_{i(\min)}}{z_{i(\max)} - z_{i(\min)}} \quad (2)$$

جزئیات ساختاری سیستم استنتاج نرو فازی تطبیقی در جدول ۳ آورده شده است. برای پهنگ‌بندی مقادیر TDS، EC و pH با استفاده از مدل‌های هوشمند، با توجه به متفاوت

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (4)$$

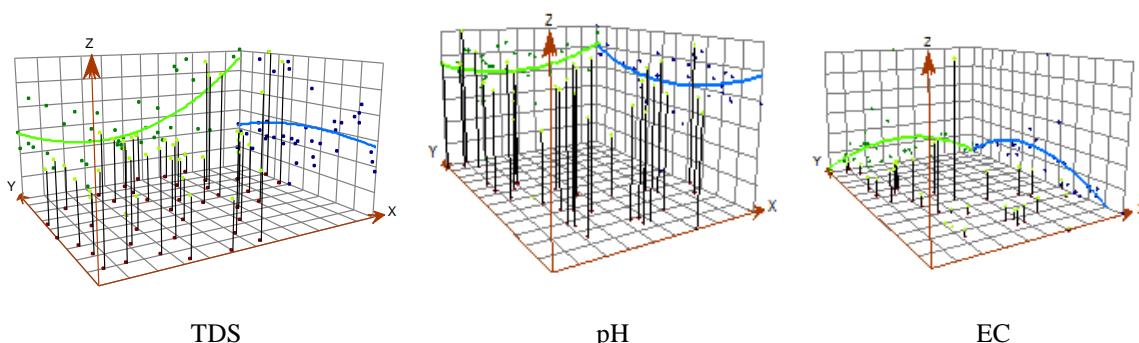
که x و P_i مقدار برآورده از مدل، y و O_i مقدار مشاهدهای و n تعداد داده‌ها می‌باشد.

نتایج و بحث

روند تغییرات مکانی پارامترهای کیفی نشان می‌دهد که خط روند EC و TDS به شکل محدب است؛ به طوریکه بیشترین مقادیر ثبت شده مربوط به منطقه پست دشت (اراضی میانی دشت) می‌باشد. اما در مورد pH این روند به شکل مقرر بوده و بیانگر این مطلب است که با دور شدن از اطراف منطقه پست دشت، مقدار pH آب زیرزمینی افزایش پیدا می‌کند (شکل ۳).

که در آن z_i برابر با مقادیر داده مورد نظر، $(z_i)_{\min}$ برابر با کمترین مقدار داده مورد نظر، $(z_i)_{\max}$ برابر با مقدار داده مورد نظر و x_i برابر با وزن نرمال شده داده برای در این پژوهش پس از استانداردسازی، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد مابقی برای صحبت‌سنجی تعیین شدند. این جداسازی بر اساس پیش فرض نرم‌افزار متلب و محدودیت داده‌ها تعیین شد. دقت تخمین هر یک از ساناریوهای مدل‌های شبکه هوشمند بر اساس روابط ۳ و ۴ با استفاده از معیارهای ضریب تبیین (R^2) و جذر میانگین مربع خطاهای (RMSE) در دو مرحله آموزش و صحبت‌سنجی مورد بررسی قرار گرفت (۲). بعد از مشخص شدن بهترین مدل برای مقادیر EC، pH و TDS، داده‌های مربوطه به نرم‌افزار ArcGIS 10.3 انتقال داده شد و اقدام به پنهان‌بندی این پارامترها در منطقه مورد مطالعه گردید.

$$R^2 = \left(\frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2 - (\sum x)^2][n\sum y^2 - (\sum y)^2]}} \right)^2 \quad (3)$$



شکل ۳- آزمون روند تغییرات مکانی EC و pH آب زیرزمینی دشت کمیجان
Figure 3. Trend test of spatial variability of EC and pH of groundwater of Komijan Plain

متغیر پهتر ترسیم می‌گردد. طبق نتایج، در متغیر EC مدل کروی، در متغیر TDS مدل خطی و در متغیر pH مدل نمایی می‌باشد.

نتایج تجزیه و تحلیل واریوگرام متغیرها در جدول ۴ آمده است. مناسب‌ترین مدل با توجه به کمترین خطای (RMSE) و ضریب همبستگی بالا (R^2) تعیین گردید. بدین صورت که هر چه RMSE کوچک‌تر باشد و R^2 بیشتر باشد، ساختار فضایی

جدول ۴- نتایج حاصل از بررسی نیم‌تبیین نمای متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی

Table 4. The result of semi-vibrational assessment of groundwater quality variables

پارامتر	مدل	ضریب همبستگی مکانی (R^2)	جذر میانگین مربعات (RMSE)
pH	خطی	۰/۸۳	۰/۰۶۸
TDS	خطی	۰/۶۹	۰/۰۴۳
EC	کروی	۰/۸۵	۰/۰۰۳۶

دادشن ضریب تبیین بالا (به ترتیب ۰/۷۳، ۰/۶۶ و ۰/۸۵) برای متغیرهای EC، TDS و pH (p) و خطای میانگین مربعات کمتر، عمکردن بهتری نسبت به روش کوکریجینگ داشته است.

جدول ۵ نتایج حاصل از روش‌های زمین‌آمار کوکریجینگ و کوکریجینگ را نشان می‌دهد. مشاهده می‌گردد که روش زمین‌آمار کوکریجینگ در تمامی متغیرهای مورد بررسی با

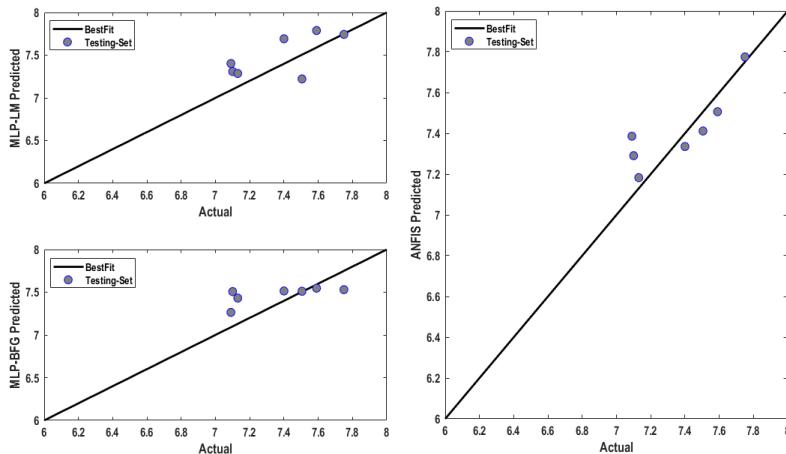
جدول ۵- نتایج حاصل از روش‌های زمین‌آمار در برآورد متغیرهای کیفی آب زیرزمینی

Table 5. The results of geostatistical methods in estimating groundwater quality variables

متغیر	کوکریجینگ با متغیر ارتفاع	کوکریجینگ	کوکریجینگ	متغیر
RMSE	۰/۶۵	۰/۷۳	۰/۷۳	EC
۰/۵۷/۰/۸۳	۰/۵۱	۰/۴۹	۰/۴۹	TDS
۰/۴۶/۰/۹۷	۰/۸۲	۰/۹۳	۰/۸۵	pH
۰/۹۸				

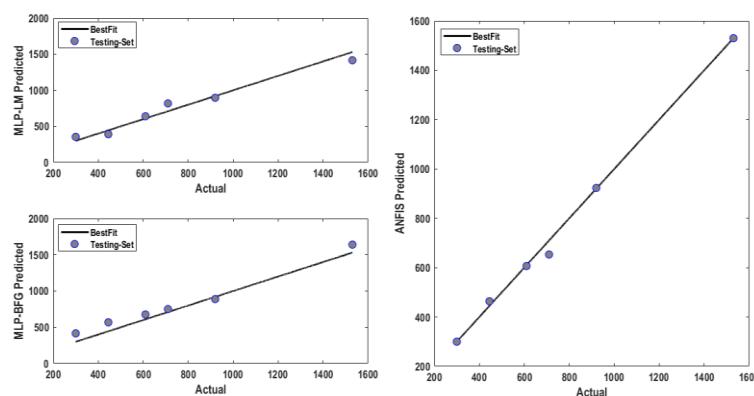
BFG و ANFIS) ارتباط با معنایی وجود دارد. با توجه به نتایج، مدل شبکه عصبی نرو فازی تطبیقی دقیق بالایی برای تخمین مقادیر کیفی آب زیرزمینی دارد. یکی از مزایای مدل ANFIS سادگی اجرای آن می‌باشد.

نقشه‌های پراکندگی برای تخمین متغیرهای کیفی آب زیرزمینی و مقادیر واقعی آنها برای تمام مدل‌ها در فاز آزمایش در شکل‌های ۴ تا ۶ نمایش داده شده است. با توجه به نتایج می‌توان گفت که بین مقادیر مشاهده‌ای و مقادیر پیش‌بینی شده برای مدل‌های غیرخطی (MLP-LM, MLP-BFG) متفاوت است.



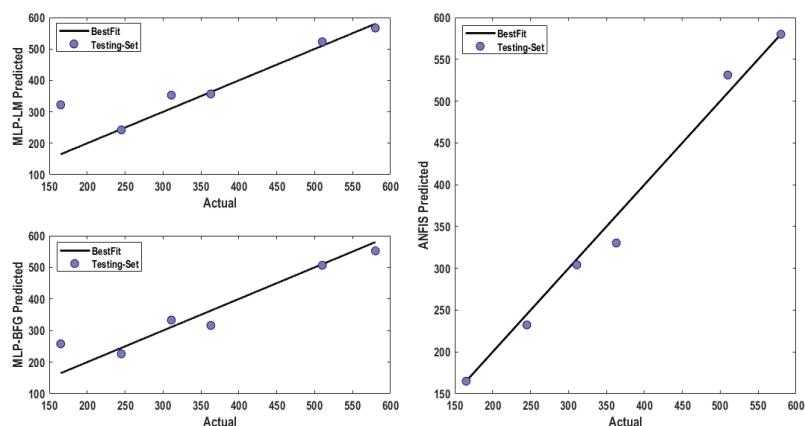
شکل ۴- پراکندگی تخمین متغیرهای کیفی آب زیرزمینی و مقادیر واقعی آنها برای متغیر pH

Figure 4. The distribution of estimates of groundwater quality variables and their actual values for the pH variable



شکل ۵- پراکندگی تخمین متغیرهای کیفی آب زیرزمینی و مقادیر واقعی آنها برای متغیر EC

Figure 5. The distribution of estimates of groundwater qualitative variables and their real values for EC variables



شکل ۶- پراکندگی تخمین متغیرهای کیفی آب زیرزمینی و مقادیر واقعی آنها برای متغیر TDS

Figure 6. The distribution of estimates of groundwater quality variables and their actual values for the TDS variable

حالی‌که روش MLP-LM کمترین ضریب تبیین را دارد. برای متغیرهای EC و TDS ANFIS دقت بالاتری نیز روش TDS را نشان می‌دهد. علاوه بر ضریب تبیین، مجدول میانگین مربعات خطأ برای هر مدل محاسبه شده است. کمترین مقدار خطأ برای متغیرهای کیفی آب زیرزمینی متعلق به روش ANFIS است.

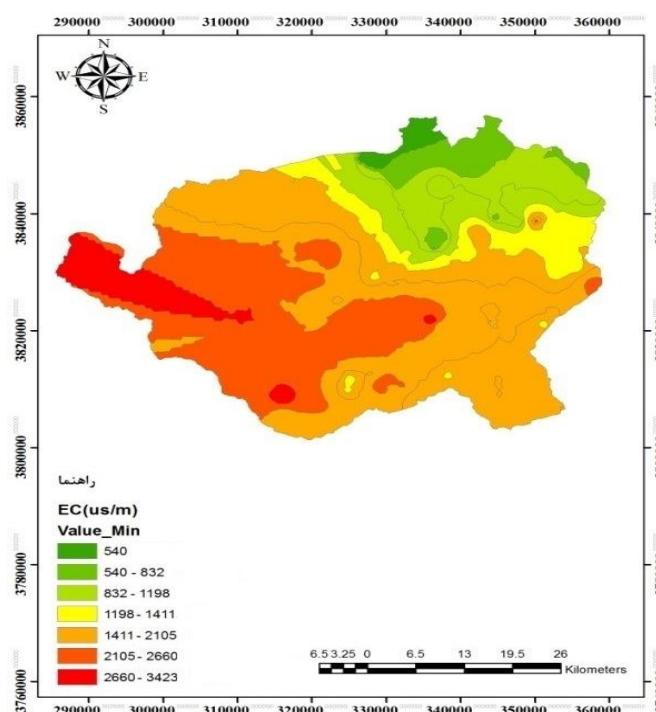
نتایج حاصل از ارزیابی سه مدل هوشمند در جدول ۶ آمده است. مقایسه نتایج این تحقیق بر اساس معیارهای ضریب تبیین و مجدول میانگین مربعات خطأ به دست آمده است. تخمین متغیر (pH) کیفی آب زیرزمینی بر اساس R^2 به ترتیب برابر 0.6026 , 0.6235 و 0.6503 است. مشخص است که روش ANFIS مقدار ضریب تعیین بالاتری دارد؛ در

جدول ۶- نتایج ارزیابی مدل‌های هوشمند بر اساس R^2 و RMSETable 6. Results of Smart Model Evaluation Based on RMSE and R^2

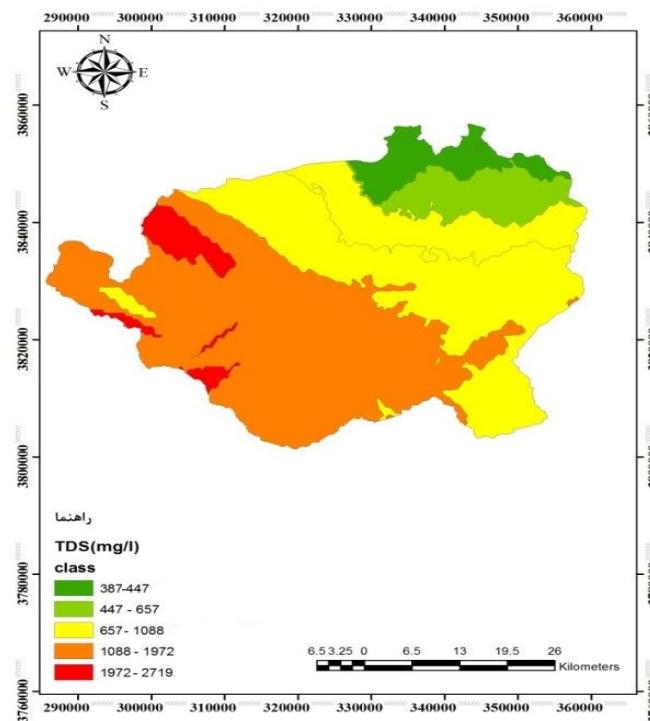
متغیر	شاخص ارزیابی/مرحله	MLP-LM	MLP-BFG	ANFIS
pH	Train/RMSE	-0.701	-0.282	0.7807
	Train/ R^2	-0.7194	0.9163	1
	Test/RMSE	-0.1545	-0.1504	0.1449
	Test/ R^2	0.6026	0.6235	0.6503
EC	Train/RMSE	50/71	81/94	0/0213
	Train/ R^2	0/990.2	0/9746	1
	Test/RMSE	73	89/52	5/66
	Test/ R^2	0/8684	0/9495	0/9997
TDS	Train/RMSE	43/59	44/99	0/0276
	Train/ R^2	0/9855	0/9845	1
	Test/RMSE	66/96	45/55	16/95
	Test/ R^2	0/7839	0/90	0/9861

کمیجان را با دقت بیشتری مدل‌سازی کرده است. لذا پهنه‌بندی متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی با بهترین مدل ANFIS در شکل‌های ۷ تا ۹ آمده است.

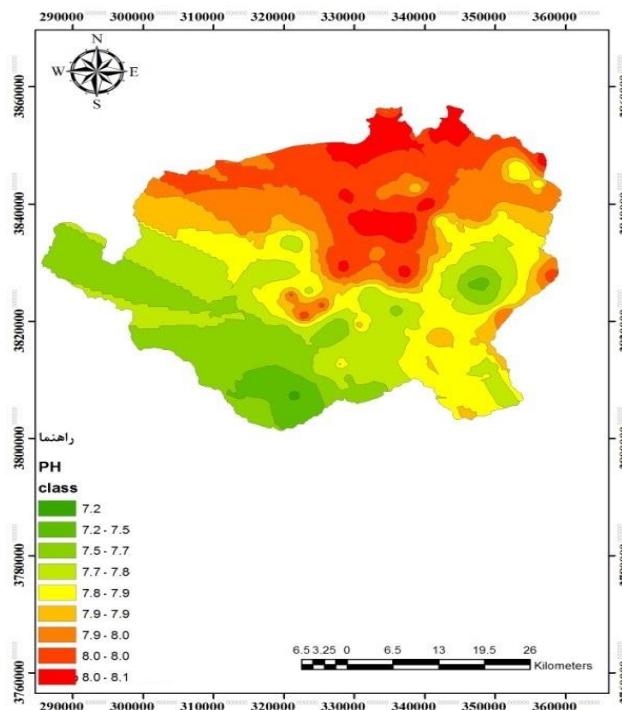
با مقایسه نتایج از مقدادر R² و RMSE مدل زمین‌آمار با مدل بهیمه شبکه هوشمند (انفیس) در جداول ۵ و ۶ مشاهده می‌شود که مدل ANFIS نسبت به مدل زمین‌آمار دارای کارایی بالاتری است و کیفیت منابع آب زیرزمینی دشت



شکل ۷- پهنه‌بندی EC با استفاده از مدل ANFIS
Figure 7. The modeling of EC using ANFIS model



شکل ۸- پهنه‌بندی TDS با استفاده از مدل ANFIS
Figure 8. The modeling of TDS using ANFIS model



شکل ۹- پهنه‌بندی pH با استفاده از مدل ANFIS
Figure 9. The modeling of pH using ANFIS model

نمایه‌ای مختلف و نیز سه مدل شبکه هوشمند (MLP-LM و BFG-MLP و ANFIS) استفاده گردید. مقایسه روش‌های زمین‌آمار در برآورد متغیرهای کیفی آب زیرزمینی نشان داد که روش کریجینگ نسبت به کوکریجینگ عملکرد بهتری در

نتیجه‌گیری کلی
در این پژوهش به منظور پهنه‌بندی متغیرهای کیفیت آب زیرزمینی (EC و TDS و pH) در محدوده مطالعاتی کمیجان، از روش‌های زمین‌آمار کریجینگ و کوکریجینگ با برآش

کشاورزی دشت در دهه اخیر با خطر شوری خاک روبرو شده است. خشکسالی‌های اتفاق افتاده و حفر چاههای عمیق و نیمه عمیق و افزایش سطح زیر کشت سبب تشدید تخریب منابع آبی و افت آب زیرزمینی دشت کمیجان شده است که شوری خاک را نیز در بر داشته است. از طرفی با توسعه شهرهای کمیجان و میلاجرد، افزایش تولید فاضلاب خانگی و نفوذ آن به آبهای زیرزمینی همراه با مواد شیمیایی کشاورزی، کودها و نمک‌ها باعث گردیده که میزان املاح در آب‌زیرزمینی افزایش یابد و کیفیت کاهش داشته باشد. به‌طوری که منابع آب زیرزمینی در محدوده غربی دارای شوری و املاح بالا و اسیدیتی می‌باشد که با شوری خاک منطقه نیز مطابقت دارد. در یک جمع‌بندی می‌توان بیان کرد که نتایج این تحقیق نشان می‌دهد کاربرد مدل شبکه عصبی - فازی تطبیقی در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی به عنوان ابزار توانمندی در تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی کیفیت آب زیرزمینی، مطرح می‌باشد. با توجه به این که یکی از اصول اولیه مدیریت، اطلاع از اولویت‌های مدیریتی می‌باشد، این الگو و نتایج حاصل از آن می‌تواند راهکار مناسبی برای اعمال مدیریت مناسب در بهره‌برداری در دشت کمیجان است و همچنین برای سایر مناطق که با خطر تخریب منابع آب و خاک روبرو هستند می‌تواند کارا باشد.

تخمین متغیرها داشته است. مقایسه مدل‌های شبکه هوشمند نیز نشان داد روش ANFIS عملکرد بهتری نسبت به دو مدل دیگر دارد. همچنین مقایسه روش‌های زمین‌آمار و ANFIS نشان داد که شبکه عصبی فازی - تطبیقی با کارایی بالای توانسته است متغیرهای کیفیت آب‌زیرزمینی را در محدوده مطالعاتی کمیجان شبیه‌سازی نماید. با توجه به نتایج حاصل از نقشه‌های پهنه‌بندی مشخص گردید که در متغیر EC بخش شمالی دشت از وضعیت مناسبی برخوردار است؛ در حالی که در بخش مرکزی متمایل به غرب دشت، میزان EC بالاتر از ۲۰۰۰ میکروزیمස بر سانتیمتر می‌باشد. همچنین در متغیر TDS نیز در بخش شمالی دشت میزان کم در حالی که در بخش جنوب و جنوب‌غربی دشت میزان TDS بالای ۱۰۰۰ میلی گرم بر لیتر است. بررسی تغییرات میزان pH نیز نشان داد که میزان تغییرات این متغیر کم است و بیشترین میزان pH در بخش شمالی و کمترین میزان آن در بخش جنوبی می‌باشد. به‌دلیل توزیع نامناسب و نامتعادل اراضی شهری در این محدوده، دلیل افت کیفیت آب در مناطق مرکزی و جنوبی، نیز می‌تواند برداشت‌های بیش از حد سفره آب‌زیرزمینی و تخریب منابع آب و خاک در نتیجه زمین‌های کشاورزی و مناطق مسکونی متصرف و پراکنده باشد. همچنین با توجه به مطالعات صحرایی، پوشش و کاربری اراضی

منابع

1. Abareshi, F., M. Meftah Halghi, H. Sanikhani and A.A. Dehghani. 2014. Comparison of three intelligence techniques for predicting water table depth fluctuations (Case study: Zarringol plain). Journal of Water and Soil Conservation, 21(1): 163-180 (In Persian).
2. Alidoosti Shahraki, M., V. Azaimi and S.S. Sharifi Bonab. 2013. Comparison of Neural Network and Neural Network Wavelet Methods in Estimation of Effective Rainfall using meteorological data. Proceedings of the 2nd International Conference on Plant, Water, Soil and Air Modeling, 10 pp (In Persian).
3. Azimi, S., M.A. Moghaddam and S.H. Monfared. 2019. Prediction of annual drinking water quality reduction based on Groundwater Resource Index using the artificial neural network and fuzzy clustering. Journal of Contaminant Hydrology, 220: 6-17.
4. Baalousha, H. 2010. Assessment of a groundwater quality monitoring network using vulnerability mapping and geostatistics: A case study from Heretaunga Plains. New Zealand. Agricultural Water Management, 97(2): 240-246.
5. Bayat, M. 2014. Preparation of Soil Salinity Map in Range in the Khondab using Remote Sensing, Case Study: Chezan Plain, M.Sc. thesis. Islamic Azad University, Arak Branch, 77 pp (In Persian).
6. Bose, N.K. and P. Liang. 1996. Neural network fundamentals with graphs, algorithms, and applications, McGraw-Hill Series in Electrical and Computer Engineering, 478 pp, McGraw-Hill College, New York.
7. Bui, D.T., K. Khosravi, M. Karimi, G. Busico, Z.S. Khozani, H. Nguyen, M. Mastrocicco, D. Tedesco, E. Cuoco and N. Kazakis. 2020. Enhancing nitrate and strontium concentration prediction in groundwater by using new data mining algorithm. Science of the Total Environment, 136836.
8. Ghasemi, S., N. Ganji Khorramdel, M. Mardian. 2015. An Analysis in exceed probability of threshold for EC and pH waterground resource using geostatistical methods in the Arak- Farahan plain. Applied Research of Water Sciences, 1(1): 71-82 (In Persian).
9. Ghorbani, M.A., R.C. Deo, M.H. Kashani, M. Shahabi and S. Ghorbani. 2019. Artificial intelligence-based fast and efficient hybrid approach for spatial modelling of soil electrical conductivity. Soil and Tillage Research, 186: 152-164.
10. Haji hashemi jazi, M.R., M. Atashgahi and A.H. Hamidian. 2011. Spatial estimation of groundwater quality factors using geostatistical methods (case study: Golpayegan plain). Journal of Natural Environmental, Iranian Journal of Natural Resources, 4(63): 347-357 (In Persian).
11. Haykin, S.S. 1999. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall International.
12. Jang, C.S., S.K. Chen and Y.M. Kuo. 2011. Establishing an irrigation management plan of sustainable groundwater based on spatial variability of water quality and quantity. Journal of Hydrology, 414-415: 201-210.

13. Iranian Ministry of Energy. 2018. Report on the groundwater production and balancing plan in Iran, Regional Water Company of Markazi, (In Persian).
14. Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23: 665-685.
15. Khaledian, M.R., S.A. Moussavi, H. Asadi, M. Norouzi and M. Aligoli. 2015. Mapping of Soil Saturated Hydraulic Conductivity in Navroud-Assalem Watershed in Guilan Province. *Journal of Water and Soil*, 29(4): 787-796 (In Persian).
16. Khashei-Siuki, A., B. Ghahraman and M. Kouchakzadeh. 2013. Comparison of ANN, ANFIS and Regression Models to Estimate Groundwater level of Neyshaboor Aquifer. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*, 1(7): 10-22 (In Persian).
17. Kisi, O. 2007. Streamflow forecasting using different artificial neural network algorithms. *J. Hydrologic Engineering*, 12(5): 532-539.
18. Kisi, O., H. Sanikhani, M. Zounemat-Kermani and F. Niazi. 2015. Long-term monthly evapotranspiration modeling by several data-driven methods without climatic data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 115: 66-77.
19. Koohi Cheleh Karan, N., R. Asadi and P. Lajmiri. 2009. Estimation of geostatistical methods for estimation of groundwater salinity parameter (Case study: Darab Plain). National Conference on Water Critical Management. Islamic Azad University, Marvdash Branch, 9 pp (In Persian).
20. Lohani, A.K. and G. Krishan. 2015. Groundwater Level Simulation Using Artificial Neural Network in Southeast, Punjab, India. *Journal of Geology & Geophysics*, 4: 206-211.
21. Maroufpoor, S., M. Jalali, S. Nikmehr, N. Shiri, J. Shiri and E. Maroufpoor. 2020. Modeling groundwater quality by using hybrid intelligent and geostatistical methods. *Environmental Science and Pollution Research*, <https://doi.org/10.1007/s11356-020-09188-z>.
22. Matkan, A., B. Arabi, H. Lashkari and B. Mirbagheri. 2012. Estimation of Precipitation Changes Using Integrated Artificial Neural Networks Technique and Geostatistics in Northwest of Iran, *Iranian Remote Sensing and GIS*, 4(4): 37-54.
23. Moradi, M., H. Hassan Vaghfar, A. Asadollah Khourani and V. Mahmudinezhad. 2011. Evaluation of different interpolation methods in zoning of groundwater salinity using Cross-Validation (Case study: Shahrekord plain). *Journal of Remote Sensing and GIS*, 3(1): 35-44 (In Persian).
24. Nadiri, A., A. Asghari Moghaddam, H. Abghari and E. Fijani. 2013. Development of Artificial Intelligence Committee Machine for Transmissivity Estimation, Case study: Tasuj Plain. *Iran-Water Resources Research*, 3(1): 1-14 (In Persian).
25. Najafi, H., K.A. Woodbury. 2015. Online heat flux estimation using artificial neural network as a digital filter approach, *Int. J. Heat Mass Transfer*, 91: 808-817.
26. Nikbakht, S. and M. Delbari. 2014. Estimation of groundwater levels using geostatistical methods. *Journal of Water and Sustainable Development*, 1(1): 49-56 (In Persian).
27. Ostovari, Y., H. Beigi Harchegani and A.R. Davoodian. 2011. Assessment Spatial Variability and Mapping of Some Water Quality Parameters for Use in Drip Irrigation Design in Lordegan Plain, Iran. *Iranian Journal of irrigation and drainage*, 2(5): 242-253 (In Persian).
28. Saadipoor, Ch., M. Roodpeyma, A. Karami, N. Davatgar and S.M. Salahedin. 2017. Evaluation of spatial variation of soil saturated hydraulic conductivity using spatial statistic (Case study: Laghar plain). *Journal of Water and Soil Conservation*, 23(6): 375-382 (In Persian).
29. Safavi, M., O. Mohammadrezapour, E. Bahrami, M. Mohamadi sedigh and M. Salarijazi. 2018. Geostatistical assessment of spatial and temporal variations of groundwater quality parameters in Qorveh and Dehgolan South plain. *Irrigation and Water Engineering*, 33: 167-183 (In Persian).
30. Shabani, M. 2011. Evaluation of geostatistical methods in the preparation of groundwater quality maps and their zoning (Case study: Neyriz plain, Fars province). *Journal of Natural Geography*, 4(13): 83-96 (In Persian).
31. Sheikh Goodarzi, M., S.H. Mousavi and N. Khorasani. 2012. Imulating Spatial Changes in Groundwater Qualitative Factors Using Geostatistical Methods (Case Study: Tehran - Karaj Plain). *Journal of Natural Environment, Iranian Journal of Natural Resources*, 65(1): 83-93 (In Persian).
32. Taormina, R., K.W. Chau and R. Sethi. 2012. Artificial Neural Network Simulation of Hourly Groundwater Levels in a Coastal Aquifer System of the Venice Lagoon, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 8(25): 1670- 1676.
33. Tapoglou, E., G.P. Karatzas, I.C. Trichakis and E.A. Varouchakis. 2014. Spatial temporal hybrid neural network-Kriging model for groundwater level simulation. *Journal of Hydrology*, 519 (Part D): 3193-3203.
34. Wagh, V.M., D.B. Panaskar, A.A. Muley, S.V. Mukate, Y.P. Lolage and M.L. Aamalawar. 2016. Prediction of groundwater suitability for irrigation using artificial neural network model: a case study of Nanded tehsil, Maharashtra, India. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2: 196-207.

Comparison and Assessment of Intelligent and Geostatistical Models for Analysis of Spatial Variations of Groundwater Quality (Komijan Plain)

Mahnoosh Moghaddasi¹, Mehdi Mardian² and Mohsen Parsa³

1- Associate Professor of Water Engineering, Faculty of Agriculture Arak University
(Corresponding Author: m-moghaddasi@araku.ac.ir)

2- Ph.D. of Watershed Management and Engineering, Sari University of Agricultural Sciences & Natural Resources
3- MSc. of Water Engineering, Arak University

Received: 27 October 2019 Accepted: 2 August 2020

Extended Abstract

Introduction and Objective: Nowadays, with development of urban, industrial and agricultural, apply of groundwater is more important. So sustainability and development the exploitation of groundwater for types of different customers and goals, it is necessary that quantitative and qualitative characteristics it be investigated and evaluated.

Material and Methods: Fuzzy Adaptive Neural Network (FANN) and Geostatistical method on based Geographic Information System are used for Komijan plain, Markazi province, Iran. The first, data 36 wells was collected from Rural Water and Sewage Company. Then using semi variogram types such as: gaussian, linear, spherical and also Kriging and Co-Kriging methods, geostatistical model was evaluated using indicators: R^2 and RMSE. Then, for Fuzzy Adaptive Neural Network model Membership functions such as: triangular, generalized bells and gaussian was investigated and the best model was determined using indicators: R^2 and RMSE.

Results: According to results R^2 and RMSE in geostatistical, spherical, linear and exponential modele was selected as best for EC, TDS and pH variables, repectively. Also on based semi variogram, Kriging method has a better performance than the cokriging method for all studied variables with high determination coefficient 0.73, 0.66 and 0.85 respectively for EC, TDS and pH and lower in RMSE. The results showed in Fuzzy Adaptive Neural Network, EC variable, the fuzzy generalized bell function with a correlation coefficient of 0.98 and mean square error of 144.59 in the test stage, is good. For TDS variable, gaussian function with a correlation coefficient of 0.98 and mean square error of 0.33 119 at the test stage is best. also for pH variable, the generalized bell function with a correlation coefficient of 0.99 and mean square error of 103.10 at the test stage has a better performance than other fuzzy functions in the modeling. By comparing the results of Geostatistical and Fuzzy Adaptive Neural Network, it can be seen that the FANN model has a higher efficiency than Geostatistical model.

Conclusion: Regarding the results of zoning maps, it is shown that in the northern part of the plain, EC has low, while in the central and west, EC is above 2000 μ Siemens/cm. Also for TDS variable, t is low in the northern part of the plain, while in the south and southwest, is above 1000 mg /lit. Alos changes in pH value showed that variation of this variable is low and the highest level of pH is in the northern part and the lowest in the southern part.

Keywords: Artificial Neural Network, ANFIS, Co- Kriging, Electrical Conductivity, Kriging