

# مقایسه کارایی روش‌های هوش مصنوعی و زمین‌آمار در پیش‌بینی مکانی ناهنجاری آرسنیک در دشت چهاردولی

عطا الله ندیری<sup>۱\*</sup>، فریبا صادقی اقدم<sup>۲</sup>، شیرین صفری<sup>۳</sup>

۱. دانشیار، گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

۲. دانشجوی دکتری هیدروژئولوژی، گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

Fariba\_SadeghiAghdam@tabrizu.ac.ir

۳. کارشناس ارشد هیدروژئولوژی، گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز Sh.safari540@gmail.com

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۸/۱۵

تاریخ وصول مقاله: ۱۳۹۵/۰۴/۰۳

## چکیده

هدف از تحقیق حاضر مدل‌سازی توزیع مکانی آرسنیک در دشت چهاردولی با استفاده از زمین‌آمار، منطق فازی و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) است. به این منظور محققین در مهرماه ۱۳۹۳ اقدام به نمونه‌برداری از منابع آب زیرزمینی این دشت کردند. نتایج حاصل، حاکی از غلظت‌های بالای آرسنیک در منطقه است. پارامترهای هیدروشیمیایی دارای بالاترین مقادیر همبستگی با آرسنیک شامل سیلیس، پتاسیم و سدیم به‌عنوان ورودی مدل برای محاسبه غلظت آرسنیک کل استفاده شد. در روش زمین‌آمار مدل J-Bessel تغییرنمای متقابل به دلیل داشتن  $R^2$  برابر ۰/۷۵ و اثر قطعه‌ای صفر، برای پیش‌بینی غلظت آرسنیک انتخاب شد. به‌منظور افزایش بازدهی از مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شد. از این رو مدل فازی با تعیین شعاع بهینه دسته‌بندی برابر ۰/۶، و براساس کمترین RMSE تعیین شد که مقدار RMSE برای مرحله آموزش و آزمایش به ترتیب برابر ۰/۰۲ و ۰/۰۲۳ میلی‌گرم بر لیتر محاسبه شد. همچنین مدل GEP با ارائه رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی مدل در مراحل آموزش و آزمایش به ترتیب با مقادیر RMSE برابر ۰/۰۲۴ و ۰/۰۲۹ میلی‌گرم بر لیتر حاصل شد. با وجود اینکه مدل‌های هوش مصنوعی نتایج قابل قبولی در پی داشتند ولی مدل فازی از برتری نسبی برخوردار بود.

## کلیدواژه

آرسنیک، برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، زمین‌آمار، کردستان، منطق فازی.

## ۱. سرآغاز

است. آرسنیک سه‌ظرفیتی As(III) حدود شصت برابر سمی‌تر از آرسنیک پنج‌ظرفیتی As(V) موجود در مناطق اکسیدان است (Kim et al., 2002; Croal et al., 2004). مناطق اکسیدان زیر سطح زمین عموماً مناطق غیراشباع و قسمت بالایی منطقه اشباع را شامل می‌شود که در معرض آب‌های نفوذی از سطح با اکسیژن بالا است. قرارگرفتن مزمن در معرض آرسنیک غیرآلی باعث اختلالات

منشأ آرسنیک در محیط‌زیست به‌طور عمده در اثر پدیده‌های انسان‌زاد (Bundschuh et al., 2011; Rahmani et al., 2010)، زمین‌زاد (Chiban et al., 2012) و زیست‌زاد (Mahimairaja et al., 2005) است که غلظت آن را افزایش داده و باعث آلودگی آب‌های سطحی و زیرزمینی می‌شود. آرسنیک به‌صورت معدنی بسیار سمی‌تر از آرسنیک آلی

سامانه‌های بیولوژیکی مختلف از جمله دستگاه گوارش و تناسلی و سامانه تنفسی، قلبی عروقی، خون‌ساز، غدد درون‌ریز، کلیوی، عصبی و در نهایت منجر به سرطان و مرگ می‌شود (Maharjan et al., 2005; Mosaferi et al., 2017).

آب یکی از راه‌های مهم انتقال آرسنیک در محیط است (Viraraghavan et al., 1999). بیشینه مجاز مقادیر آرسنیک موجود در آب شرب  $0.1 \text{ mg/L}$  گزارش شده است (WHO, 2004). آلودگی منابع آب به آرسنیک را در بسیاری از کشورهای جهان از جمله آرژانتین، بنگلادش، هند، مکزیک، تایلند و تایوان گزارش کرده‌اند که غلظت این عنصر در منابع آب زیرزمینی بنگلادش و هند در دامنه ۲۰۰-۲۰۰۰ میکروگرم در لیتر بوده است (Jiang, 2001). غلظت آرسنیک در منابع آبی سایر کشورهای جهان از جمله جنوب غربی پنجاب پاکستان، آمریکای مرکزی، آمریکای جنوبی، برزیل نیز بررسی شده است (Bundschuh, et al., 2005; Nickson et al., 2009; Deschamps and Matschullat, 2011; Tassarit et al., 2008). آلودگی منابع آبی به آرسنیک را در سال‌های اخیر به‌طور وسیعی بررسی کرده‌اند (صادقی، ۱۳۸۷؛ نادیری، ۱۳۹۰؛ صادقی اقدم، ۱۳۹۱؛ Nadiri et al., 2018). همچنین می‌توان به بررسی مشکلات بهداشتی ناشی از آلودگی آرسنیک در منابع آبی شهر بیجار با میزان آرسنیک بالاتر از استاندارد تعیین شده به وسیله WHO اشاره کرد (شهیدی و دادرس، ۱۳۷۵؛ مسافری و همکاران، ۱۳۸۴).

مطالعه‌های فراوانی بر روی پیش‌بینی پارامترهای هیدروژئولوژیکی با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی مانند فازی صورت گرفته است (Hashemi et al., 2008; Olatunji et al., 2011; Nadiri 2015; Chitsazan et al., 2015). روش فازی روشی مناسب برای کاهش خطای تخمینی و انسانی نسبت به تئوری‌های دیگر ارائه کرده است (Nikraves & Aminzadeh, 2003; Nadiri et al., 2017b,c). داده‌های هیدروژئولوژیکی عموماً دارای خطای تخمینی ذاتی هستند و داده‌های صریح و بدون خطا به حساب نمی‌آیند. بنابراین این روش می‌تواند، روشی کارا در کاهش این خطا و تخمین دقیق پارامترهای هیدروژئولوژیکی محسوب شود (Nadiri et al., 2013b). بررسی مقایسه‌ای در رابطه با کارایی روش استنتاج فازی نشانگر این است که روش فازی در تعدیل عدم قطعیت، اختلافات ذاتی داده‌ها و همچنین در تحلیل شرایط پیچیده، به طور موفق عمل

اغلب مطالعات در مورد آلودگی فلزات سنگین و عناصر کمیاب مانند ارزیابی آثار زیست‌محیطی، با تعیین توزیع مکانی آنها آغاز می‌شود (Gong et al., 2014). گاه شرایط زمانی، مکانی و اقتصادی به‌گونه‌ای است که امکان نمونه‌برداری از تمام منابع آب یک منطقه وجود ندارد، بنابراین بهتر است از روش‌های تخمینی همچون درون‌یابی استفاده کرد. در برخی تحقیقات از زمین‌آمار برای تهیه نقشه‌های توزیع غلظت فلزات سنگین و عناصر کمیاب استفاده کرده‌اند (Corwin and Wagenet, 1996; Juang et al., 2017).

همکاران، ۱۳۸۹)؛ تخمین بیشینه، متوسط و کمینه دمای هوا (قربانی و همکاران، ۱۳۸۹) و شبیه‌سازی نوسانات تراز آب (کاوه‌کار و همکاران، ۱۳۹۲) به اثبات رسانده‌اند.

با توجه به اینکه این روش تا به حال برای پیش‌بینی مکانی پارامترهای هیدروشیمیایی مانند غلظت آرسنیک استفاده نشده است و همچنین تحقیق حاضر با توجه به مزایای روش‌های مختلف هوش مصنوعی، صورت پذیرفته است؛ برای اولین بار صفری و همکاران (۱۳۹۵) وجود مقادیر بالای آرسنیک در منابع آب دشت قروه را گزارش کرده است، به طوری که هیدروشیمی منطقه را بررسی و فرضیاتی در خصوص منشأ آرسنیک در منطقه ارائه کردند. ایشان منشأ آرسنیک را در این منطقه زمین‌زاد ارزیابی کردند و توزیع غیرخطی و پیچیده آرسنیک در منطقه را اظهار داشتند. با توجه به نوع آلودگی زمین‌زاد آرسنیک و کنترل دشوار این نوع از آلودگی، می‌بایست منطقه مطالعاتی به دقت ارزیابی شود. هدف از تحقیق حاضر مدل‌سازی توزیع آرسنیک در دشت چهاردولی با استفاده از مدل‌های زمین‌آمار، منطق فازی و برنامه‌ریزی بیان ژن است.

## ۲. مواد و روش بررسی

### ۱.۱.۲. منطقه مطالعاتی

#### ۱.۱.۲. موقعیت جغرافیایی

محدوده مطالعاتی دشت چهاردولی قروه به مختصات جغرافیایی طول شرقی  $35^{\circ} 46' 47''$  تا  $20^{\circ} 12' 48''$  و عرض شمالی  $30^{\circ} 53' 34''$  تا  $50^{\circ} 14' 35''$  در قسمت شمال غرب کشور و استان کردستان واقع است (شکل ۱). دشت چهاردولی با شیب جنوب به شمال دارای مورفولوژی با شیب نسبتاً ملایم است که بالاترین نقطه در جنوب دشت حدود ۲۹۰۰ متر و پایین‌ترین آن در شمال (در حوالی ایستگاه هیدرومتری دلبران) حدود ۱۷۷۰ متر است. بر اساس داده‌های ایستگاه هواشناسی دوسر، متوسط بارندگی سالانه این دشت حدود ۲۹۰ میلی‌متر است که بیشترین میزان بارندگی ۵۷۶ میلی‌متر در سال آبی ۷۴-۷۳ و کمترین میزان

می‌کند (Chang et al., 2001; Nadiri et al., 2015; Sadeghfam et al., 2016a,b; Asadi et al., 2014).

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) همانند GA و GP یکی از روش‌های طرحواره تکاملی است که به دلیل دارا بودن دقت کافی از کاربرد بیشتری برخوردار است. برنامه‌ریزی بیان ژن از روش‌های الهام گرفته از طبیعت است که در حل مسائل دقیق و پیچیده از آن استفاده می‌شود. برنامه‌ریزی ژن با برآزش افراد در جمعیت و با استفاده از عملگرهای ژنتیکی بر روی آنها تغییرات ژنتیکی به وجود می‌آورد و به گونه‌ای عمل می‌کند که قادر است متغیرهای مؤثر را شناسایی کند (Mitchaell, 1999). GEP همچنین قادر به ارائه رابطه تقریبی بین متغیرهای ورودی و خروجی مدل است. مهمترین ویژگی GEP، ارائه درخت بیان است. (Ferreira, 2001). تا به حال مطالعه‌های مختلفی با استفاده از روش‌های مختلف هوش مصنوعی و برنامه‌ریزی ژن صورت گرفته است که برتری روش‌های برنامه‌ریزی ژن را به اثبات رسانده است (Ustoorikar and Deo, 2008; Alvisi et al., 2005; Nadiri et al., 2017a).

محققان زیادی از برنامه‌ریزی ژن برای مطالعه‌های خود سود جستند. از جمله:

مطالعه فرایند پیش‌بینی و شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی (Fallah-Mehdipour, et al., 2013)؛

حمل رسوب رودخانه (Ayteck and Kisi, 2008)؛

تخمین داده‌های ناقص (Ustoorikar and Deo, 2008)؛

تعیین هیدروگراف واحد (Rabunal, et al., 2007)؛

تعیین دبی روزانه (Guvan, 2009)؛

پیش‌بینی جریان (Shoaib, et al., 2015)؛

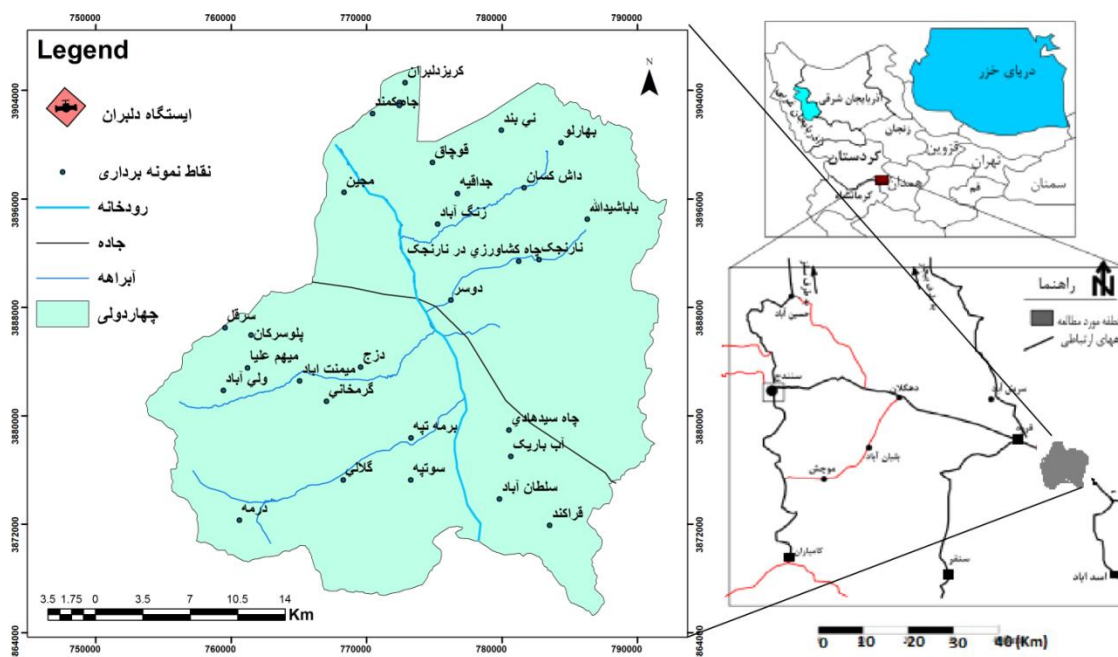
مدل‌سازی فرایند بارش-رواناب (Jayawardena, et al., 2005)؛

و پیش‌بینی کوتاه مدت و بلند مدت دمای هوا (Kisi, et al., 2011) و مطالعات دیگر.

بسیاری از مطالعات داخلی نیز دقت کاربرد روش GEP را در کاربرد مدل‌سازی فرایند بارش-رواناب (سلطانی و

تشتک ۱۶۹۰/۶ میلی‌متر و میزان متوسط درجه‌حرارت در دشت چهاردولی ۹/۲ درجه سانتی‌گراد است. براساس سیستم طبقه‌بندی آمبرژه (علیزاده، ۱۳۹۵)؛ منطقه مطالعاتی دارای شرایط اقلیمی خشک سرد است (آب منطقه‌ای استان کردستان ۱۳۸۴).

بارندگی ۱۷۸/۵ میلی‌متر در سال آبی ۷۸-۷۷ رخ داده است. با توجه به داده‌های حاصل از ایستگاه دوسر در سال آبی ۸۱-۸۰ مرداد، گرم‌ترین ماه سال در منطقه با دمای ۲۰/۷ درجه سانتی‌گراد و بهمن، سردترین ماه سال با متوسط دمای ماهانه ۵/۹- درجه سانتی‌گراد است. همچنین تبخیر از



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی، راه‌های دسترسی و مکان‌های نمونه‌برداری دشت چهاردولی استان کردستان

مشاهده می‌شود. سنگ‌های آتشفشانی، ماسه‌سنگ و کنگلومرا مربوط به زمان الیگومیوسن در یک پهنه وسیع در ارتفاعات شمال شرق منطقه وجود دارد. همچنین فعالیت‌های ماگمایی مربوط به اوایل کواترنری به صورت بازالت‌هایی از شرق روستای وینسار تا جنوب روستای داش‌کسن ادامه دارد. با توجه به مطالب فوق و در یک نگاه کلی ارتفاعات اطراف این منطقه اغلب از سنگ‌های آذرین و دگرگونی پوشیده شده است (شفیعی، ۱۳۸۳) (شکل ۲).

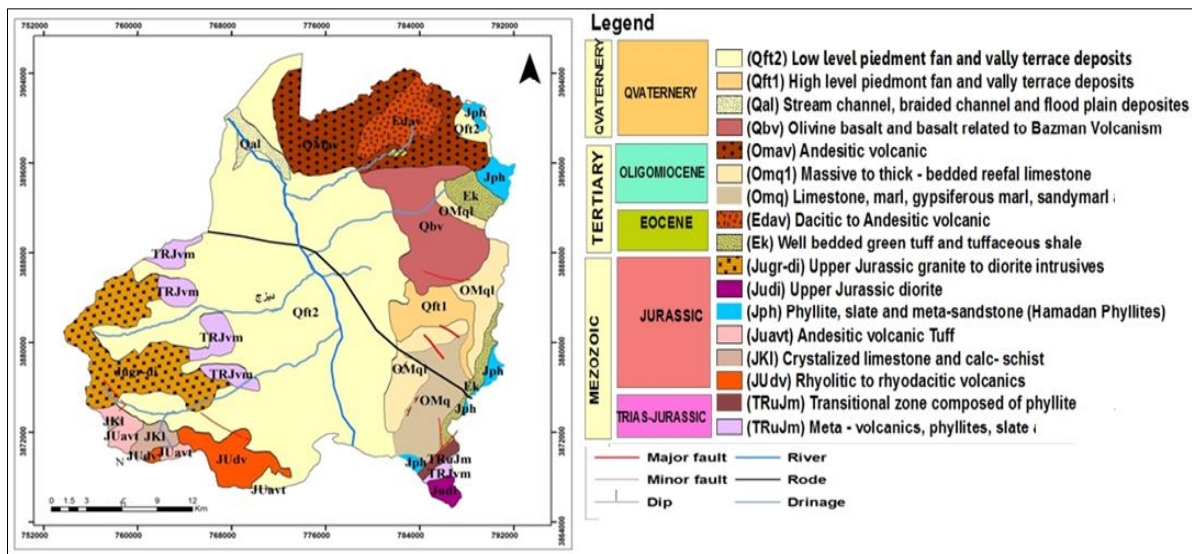
منطقه چهاردولی در سرشاخه رودخانه تلوار واقع شده است که به رودخانه قزل‌اوزن و در نهایت دریای خزر می‌ریزد. مساحت حوضه آبریز چهاردولی ۹۵۸/۹۱ کیلومتر مربع و مساحت دشت آن حدود ۳۸۶/۶۳ کیلومتر

## زمین‌شناسی و هیدرولوژی

منطقه مطالعه‌شده در بخش کوچکی از کمربند سندج-سیرجان واقع شده که دارای ویژگی‌های این زون، نظیر فعالیت‌های ماگمایی و دگرگونی سنگ‌ها، در اثر حرکات تکتونیکی در پهنه‌های وسیع است. در این منطقه سازندهای زمین‌شناسی مربوط به تریاس-ژوراسیک، کرتاسه زیرین، ائوسن، الیگومیوسن و اوایل کواترنری به چشم می‌خورد (شفیعی، ۱۳۸۳). سنگ‌شناسی منطقه شامل ریولیت و ریوداسیت‌های مربوط به زمان ژوراسیک و کرتاسه است که در بخش مرکزی ارتفاعات غرب چهاردولی رخنمون دارد. همچنین توف سبز رنگ و آهک نومولیت‌دار مربوط به زمان ائوسن در ارتفاعات شرقی چهاردولی در محدوده‌ای کوچک

در امتداد رودخانه چم‌شور از منطقه خارج می‌شود. عمق برخوردار به آب زیرزمینی در مرکز دشت بین ۵ تا ۱۰ متر و در حاشیه غربی آن در دره‌های گلالی ۳۰ متر و در حاشیه شرقی دشت، مجاور روستای وینسار حدود ۱۰ متر است (آب منطقه‌ای استان کردستان، ۱۳۸۴).

مربع است. مهم‌ترین منبع آب سطحی در محدوده مطالعه شده (حوضه آبریز چهاردولی) رودخانه چم‌شور از شعبه‌های تلوار است. جهت عمومی جریان آب زیرزمینی از ارتفاعات شرق و غرب به طرف مرکز دشت و در نهایت از مرکز دشت به طرف شمال‌غربی آن است. آب زیرزمینی نیز



شکل ۲. نقشه زمین‌شناسی دشت چهاردولی (تغییر یافته از شفیع، ۱۳۸۳)

آزمایشگاه و مشخصه‌های شیمیایی شامل یون‌های اصلی  $Na^+$ ,  $K^+$ ,  $Ca^{2+}$ ,  $Mg^{2+}$ ,  $CO_3^{2-}$ ,  $HCO_3^-$ ,  $SO_4^{2-}$ ,  $Cl^-$  و یون‌های فرعی  $NO_3^-$  و  $F^-$  و عناصر کمیاب (Cr, Cd, As, Pb, Mn, Fe) هستند. روش‌های آزمایشگاهی حجم‌سنجی برای تعیین مقادیر کربنات و بی‌کربنات (تیتراسیون اسید-باز) و کلسیم و منیزیم (تیتراسیون کمپلکسومتری) استفاده شدند. مقادیر کلر به روش تیتراسیون رسوبی (نقره‌سنجی) تعیین شد. همچنین برای تعیین مقادیر سدیم و پتاسیم از دستگاه فتومتر شعله‌ای و برای سولفات، نترات و فلوئور از دستگاه اسپکتوفتومتر استفاده شد. عناصر سنگین نیز با استفاده از روش جذب اتمی تعیین شد. جدول (۱) خصوصیات آماری یون‌ها و پارامترهای فوق را نشان می‌دهد.

## ۲. داده‌های هیدروشیمیایی

به منظور بررسی هیدروشیمیایی منطقه، در مهر ماه ۱۳۹۳، تعداد ۳۱ نمونه آبی شامل ۶ نمونه از قنات، ۱۲ چاه، ۱۰ چشمه و ۳ نمونه از آب شرب روستایی جمع‌آوری شد. نمونه‌ها در دو ظرف مجزای یک لیتری پلی‌اتیلنی برای تجزیه عناصر اصلی، فرعی و کمیاب تهیه شدند. به منظور جلوگیری از رسوب شیمیایی عناصر کمیاب، با اضافه کردن اسید نیتریک غلیظ، pH آب نمونه‌ها به ۲ رسانده شد. نتایج تجزیه شیمیایی نمونه‌ها نشان از خطای کمتر از پنج درصد حاصل از بالانس یونی (مجموع کاتیون‌ها منهای مجموع آنیون‌ها تقسیم بر مجموع کل یون‌ها)، برای تمام نمونه‌ها دارد. علاوه بر این براساس نتایج نمونه‌های تکراری و شاهد<sup>۴</sup> استاندارد، دقت و صحت تجزیه شیمیایی بررسی و تأیید شد. پارامترهای تجزیه شده شامل مشخصه‌های فیزیکی pH و EC اندازه‌گیری شده در

جدول ۱. خصوصیات آماری داده‌های هیدروشیمیایی دشت چهاردولی

پارامتر	واحد	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف معیار	واریانس	کج‌شدگی	کشیدگی
Ca <sup>2+</sup>	mg/L	۳۰/۰۸	۲۵۰/۶۳	۶۳/۵۰	۳۹/۷۴	۱۵۷۹/۳۰	۳/۶۳	۱۶/۴۸
Mg <sup>2+</sup>	mg/L	۰/۹۷	۳۸/۸۸	۱۵/۱۵	۹/۳۰	۸۶/۵۵	۰/۹۳	۰/۵۷
Na <sup>+</sup>	mg/L	۶/۲۹	۱۰۷/۰۰	۴۷/۱۵	۲۷/۴۷	۷۵۴/۸۷	۰/۰۷	-۰/۹۶
K <sup>+</sup>	mg/L	۰/۱۰	۹/۷۲	۲/۶۱	۲/۷۶	۷/۶۱	۱/۱۹	۰/۳۶
HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	mg/L	۱۹۶/۴۲	۸۵۴/۰۰	۳۰۲/۰۵	۱۲۶/۴۳	۱۵۹۸۳/۳۱	۳/۰۱	۱۱/۸۶
SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	mg/L	۴/۳۸	۲۶۹/۰۱	۵۵/۹۰	۷۲/۳۳	۵۲۳۲/۰۹	۱/۹۹	۳/۲۹
Cl <sup>-</sup>	mg/L	۱/۹۸	۱۱۱/۱۷	۱۷/۱۵	۲۴/۳۲	۵۹۱/۶۱	۲/۹۷	۹/۰۳
NO <sub>3</sub>	mg/L	۰/۹۸	۶۵/۳۸	۱۷/۱۲	۱۱/۴۴	۱۳۰/۷۷	۲/۴۴	۱۰/۱۳
F <sup>-</sup>	mg/L	۰/۰۱	۰/۸۰	۰/۴۲	۰/۲۱	۰/۰۴	-۰/۱۴	-۰/۴۲
SiO <sub>2</sub>	mg/L	۱۹/۳۱	۱۰۸/۳۸	۴۹/۸۱	۲۷/۰۰	۷۲۸/۸۲	۰/۹۱	-۰/۳۹
As	mg/L	ND	۰/۲۷	۰/۰۵۳	۰/۰۶۳	۰/۰۰۴	۱/۶۰	۳/۱۰
Mn	mg/L	ND	۰/۰۰۹۵	۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۰۰۰۴	۳/۳۶	۱۲/۷۶
Fe	mg/L	ND	۰/۰۷۰۸	۰/۰۱۶۰	۰/۰۲۰۶	۰/۰۰۰۴۲۴	۱/۷۰	۲/۳۲
Cr	mg/L	ND	۰/۰۰۵۱	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۰۰۰۱	۱/۴۸	۳/۷۶
EC	μs/cm	۲۸۶/۰۰	۱۸۵۲/۰۰	۵۶۱/۷۷	۳۲۹/۰۱	۱۰۸۲۴۸/۹۸	۲/۳۸	۷/۱۱
pH		۴/۰۰	۸/۱۰	۷/۳	۰/۸۲	۰/۶۸	-۲/۹۱	۹/۰۸

ND: Not Detected

یونی قرار گیرند، مانند کلسیم و سدیم مشاهده کرد. با توجه به همبستگی معنی‌دار آرسنیک با عناصر سنگ‌ساز مهم از قبیل پتاسیم، سدیم و سیلیس، می‌توان منشأ آن را از انحلال سنگ‌ها و رسوبات منطقه با منشأ زمین‌زاد دانست و نتیجه گرفت که آلاینده‌های شهری و عوامل انسان‌زاد تأثیر چندانی در آن نداشته است (Nadiri et al., 2013a). در بررسی منشأ آرسنیک در آب‌های زیرزمینی منطقه مطالعه شده می‌توان سنگ‌ها و کانی‌های منطقه، معدن طلای داشکسن و فعالیت‌های آتشفشانی منطقه را مؤثر دانست. همچنین در بررسی چگونگی آزادسازی آرسنیک به آب‌های منطقه نیز می‌توان به تأثیر نقش pH، سیلیس و پتاسیم که همبستگی بالایی با آرسنیک دارند و نقش اکسیدها و هیدروکسیدهای آهن اشاره کرد. (صفری و همکاران، ۱۳۹۵).

ماتریس همبستگی پیرسون با استفاده از نرم افزار SPSS(V.17) به دست آمد (جدول ۲). ماتریس همبستگی نشان می‌دهد که همبسته‌ترین پارامترها با آرسنیک به ترتیب شامل یون‌های سیلیس، پتاسیم و سدیم است. همبستگی بالای آرسنیک با این عناصر به علت منشأ مشترک آن‌ها و نقش بیشتر این عناصر در افزایش غلظت آرسنیک در آب‌های منطقه است (صفری، ۱۳۹۴). بالاترین همبستگی‌ها بین سایر پارامترها عموماً مربوط به کاتیون‌ها و آنیون‌های مرتبط است. به طوری که کلسیم، منیزیم و سدیم همبستگی بالایی با آنیون‌های مرتبط مثل سولفات، کلراید و بیکربنات نشان می‌دهند. همچنین می‌توان همبستگی بالایی بین یون‌هایی با شعاع یونی نزدیک به هم که احتمال جایگزینی متقابل را دارند، مانند آهن و منگنز، سدیم و پتاسیم، کلسیم و منیزیم و نیز یون‌هایی که می‌توانند تحت تأثیر تعویض

جدول ۲. ماتریس همبستگی بین پارامترهای هیدروشیمیایی آب در دشت چهاردولی

پارامترها	Ca <sup>2+</sup>	Mg <sup>2+</sup>	Na <sup>+</sup>	K <sup>+</sup>	HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	Cl <sup>-</sup>	NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	F <sup>-</sup>	As	SiO <sub>2</sub>	EC	pH
Ca <sup>2+</sup>	۱												
Mg <sup>2+</sup>	۰/۵۴**	۱											
Na <sup>+</sup>	۰/۲۴	۰/۲۹	۱										
K <sup>+</sup>	۰/۳۶*	۰/۲۳	۰/۵۵**	۱									
HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	۰/۸۴**	۰/۵۹**	۰/۳۴	۰/۵۸**	۱								
SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	۰/۶۰**	۰/۵۵**	۰/۶۳**	۰/۲۰	۰/۳۳	۱							
Cl <sup>-</sup>	۰/۷۱**	۰/۵۵**	۰/۵۷**	۰/۳۲	۰/۴۹**	۰/۷۹**	۱						
NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	۰/۶۷**	۰/۵۶**	۰/۳۹*	۰/۴۸**	۰/۶۸**	۰/۴۹**	۰/۵۳**	۱					
F <sup>-</sup>	۰/۲۲	۰/۳۶*	۰/۲۵	۰/۰۷	۰/۱۲	۰/۴۲*	۰/۳۰	۰/۰۲	۱				
As	-۰/۰۲	۰/۰۰	۰/۵۵**	۰/۸۰**	۰/۲۱	-۰/۰۷	۰/۱۲	۰/۱۳	۰/۲۵	۱			
SiO <sub>2</sub>	-۰/۰۷	-۰/۱۵	۰/۴۲*	۰/۷۸**	۰/۲۰	-۰/۱۱	-۰/۰۴	۰/۰۳	۰/۱۰	۰/۸۷**	۱		
EC	۰/۸۸**	۰/۶۸**	۰/۶۰**	۰/۴۴*	۰/۷۷**	۰/۸۱**	۰/۸۷**	۰/۷۰**	۰/۳۳	۰/۱۱	۰/۰۰	۱	
pH	-۰/۷۵**	-۰/۴۱*	-۰/۱۰	-۰/۳۵	-۰/۷۰**	-۰/۲۸	-۰/۴۳*	-۰/۵۶**	-۰/۱۴	۰/۰۲	-۰/۰۷	-۰/۶۱**	۱

\* نشانگر درجه اطمینان درستی محاسبه ضریب همبستگی بین داده‌هاست. \* حداقل اطمینان ۰/۹۵٪ و \*\* بهترین اطمینان ۰/۹۹٪.

در این رابطه  $Z^*(x_p)$  مقدار محاسبه شده در مکان  $x_p$  و  $Z(x_i)$  مقدار معلوم در مکان  $x_i$  و  $\lambda_i$  وزن مرتبط با داده‌ها است. وزن‌های کریجینگ از تابع کوواریانس یا نیم تغییرنا حاصل می‌شود که وابسته به مقیاس است.

$$Z^*(x_p) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (2)$$

تخمین در این روش براساس ساختار مکانی موجود در محیط صورت می‌گیرد. برای انجام روش زمین‌آمار داده‌های استفاده شده باید دارای تعداد کافی (حداقل ۳۰) باشند، توزیع فضایی یکنواخت داشته باشند و میانگین و واریانس داده‌ها در مکان تغییر زیادی نداشته باشد. در این روش با توجه به نحوه توزیع مکانی متغیر مورد نظر، به تخمین مقادیر مجهول در موقعیت مکانی مطلوب و معلوم پرداخته می‌شود (ندیری و همکاران، ۱۳۹۳؛ شکور و همکاران، ۱۳۹۵). از انواع روش‌های کریجینگ می‌توان به کریجینگ ساده (SK)<sup>۵</sup>، کریجینگ عادی (OK)<sup>۶</sup> و کریجینگ عمومی (UK)<sup>۷</sup> اشاره کرد. در کریجینگ ساده فرض بر مستقل بودن میانگین از مختصات، وجود نداشتن روند و معلوم بودن مقدار میانگین پارامترها است. در روش کریجینگ

### ۳. مدل‌های کاربردی

#### ۳.۱. زمین‌آمار

با توجه به این که، محیط‌های زمین‌شناسی به‌طور ذاتی ناهمگن هستند و از آن جایی که عملیات میدانی بسیار وقت‌گیر و هزینه‌بر است؛ یکی از روش‌های کارا در ارزیابی چنین محیط‌هایی زمین‌آمار است که با تعداد محدودی اندازه‌گیری میدانی، نسبت به افزایش تعداد داده‌ها اقدام می‌کند و باعث صرفه‌جویی در وقت و زمان خواهد شد. در واقع زمین‌آمار با تعمیم اطلاعات نقطه‌ای به منطقه‌ای، دارای کاربرد است. ابزار اصلی در زمین‌آمار، نیم تغییرنا است که وابستگی مکانی بین مشاهدات همسایه را نشان می‌دهد. (رابطه ۱) (Isaaks & Srivastava, 1989).

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

کریجینگ (K) یک برآورد کننده درون‌یابی دقیق است که برای بدست آوردن بهترین برآورد خطی ناریب استفاده می‌شود. بهترین برآورد کننده خطی ناریب باید حداقل واریانس خطای برآورد را داشته باشد. معادله کلی کریجینگ به صورت رابطه (۲) است (Goovaerts, 1997).

تبدیل کرد. یکی از اساسی‌ترین مفاهیم در منطق فازی، تابع عضویت است که برای هر عضو مجموعه یک مقدار عضویت حاصل می‌شود. درجه عضویت صفر مشخص‌کننده آن است که عضو هیچ تعلق به مجموعه مورد نظر ندارد و درجه عضویت یک مبین آن است که تعلق آن عضو به آن مجموعه ۱۰۰٪ است. بنابراین مقدار عضویت در مجموعه‌های غیرفازی، صفر یا یک است؛ اما مقدار عضویت در مجموعه‌های فازی عددی در فاصله ۰ و ۱ است (Guler, 2002; Nadiri et al., 2014).

فرم کلی یک مجموعه فازی به صورت رابطه (۴) است که در آن  $x$  عضوی از  $X$  و  $\mu_A$  درجه عضویت  $x$  است که می‌تواند بین صفر تا یک متغیر باشد.

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in X\} \quad (4)$$

هر سامانه فازی شامل سه مرحله اصلی است. مرحله فازی کردن داده‌ها به وسیله تعریف تابع عضویت؛ مرحله ایجاد ارتباط بین ورودی و خروجی به وسیله سری قوانین مانند اگر آن‌گاه (if-then) و در نهایت مرحله تجمیع نتایج سامانه و غیرفازی‌سازی که به وسیله عملگرهای فازی، شامل and (به صورت کمینه‌سازی و وزن‌دهی)، or (به صورت بیشینه‌سازی) و not تجمیع نتایج صورت گرفته و غیرفازی‌سازی انجام می‌شود.

مدل فازی به سه روش فازی مختلف ممدانی (Mamdani and Assilian, 1975; mamdani, 1976; ) (mamdani, 1977)، لارسن (Larsen, 1980)، و ساگنو (Sugeno, 1985) قابل اجراست. تفاوت روش ساگنو با دو روش دیگر تابع عضویت خروجی سامانه فازی ساگنو به صورت ثابت یا رابطه خطی است که مطابق با داده‌های سامانه واقعی و قابل مقایسه با آنهاست. این روش توسط روش دسته‌بندی کاهشی<sup>۹</sup> و با مقادیر (۱ و ۰) به دست می‌آید. دو روش دیگر به وسیله توابع عضویت تعریف می‌شوند و از طریق روش دسته‌بندی<sup>۱۰</sup> (FCM) بدست می‌آیند (Bezdek et al., 1984). فهم این نوع سامانه با استفاده از متغیرهای

عادی مقدار میانگین مجهول است ولی فرض می‌شود که مقدار آن مستقل از مختصات است. با مقایسه واریانس این روش با روش کریجینگ ساده مشخص می‌شود که مقدار واریانس به دلیل افزودن یک مجهول و یک شرط به مسئله، کمتر از مقدار واریانس کریجینگ ساده است. روش کریجینگ عمومی زمانی کاربرد دارد که داده‌ها دارای روند کلی و میانگین مجهول و متغیر باشند (Task, 1990).

روش کوکریجینگ<sup>۸</sup> تفاوت زیادی با کریجینگ ندارد و در اصل زمانی از این روش استفاده می‌شود که تعداد و یا دقت نمونه کم باشند. در این روش از متغیرهایی که همبستگی بالایی با متغیر اصلی داشته باشد به عنوان متغیر کمکی یا ثانویه علاوه بر متغیر اصلی برای پیش بینی استفاده می‌شود. از روش کوکریجینگ می‌توان به کوکریجینگ ساده (S Cok)، کوکریجینگ عادی (O Cok) و کوکریجینگ عمومی (U Cok) اشاره کرد. معادله کلی کوکریجینگ به صورت رابطه (۳) است. که در آن  $Z^*(x_p)$  مقدار تخمین زده شده برای نقطه  $x_p$ ؛  $\lambda_i$  وزن مربوط به متغیر  $Z_i$ ؛  $\lambda_k$  وزن مربوط به متغیر کمکی  $Y$ ؛  $m$  و  $n$  تعداد جفت‌های مقایسه برای متغیرهای کمکی و اصلی؛  $Z(x_i)$  مقدار مشاهداتی متغیر اصلی و  $Y(x_k)$  مقدار مشاهداتی متغیر کمکی است (Goovaerts, 1997).

$$Z^*(x_p) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) + \sum_{k=1}^m \lambda_k Y(x_k) \quad (3)$$

### ۲.۳. منطق فازی

اساس تئوری فازی برای اولین بار توسط لطفی علی عسکرزاده (۱۹۶۵) معرفی شد. در مدل‌های پیچیده با درک مشکل، مسائل وابسته به استدلال و استنباط بشری، غلبه بر عدم قطعیت داده‌های هیدرولوژیکی که دارای خطای ذاتی و انسانی هستند، می‌توان به منظور تخمین پارامتر و کاهش خطا از روش‌های فازی سود جست (Nikravesht & Aminzadeh, 2003; Kadkhodaie & Amini, 2009; Nadiri et al., 2013b).

منطق فازی استدلالی ارائه می‌دهد که به وسیله آن می‌توان دانش کیفی را به مجموعه قوانین کمی و دقیق



در بین علایمی از کروموزوم‌ها بصورت توابع و پایانه‌ها آشکار می‌شوند. مراحل اجرای برنامه‌ریزی ژن به‌گونه‌ای است که ابتدا با تولید کروموزوم و ایجاد جمعیت اولیه به وسیله ترکیب تصادفی پایانه‌ها و توابع شروع می‌شود. ارزیابی افراد جمعیت (ژن) مؤثر به وسیله تابع برازش صورت می‌پذیرد. تعداد مناسبی از جمعیت تولید شده بصورت احتمالی انتخاب می‌شوند. به‌گونه‌ای که معیار انتخاب احتمالی فرد با برازش بهتر به فرد نامرغوب است ولی صرفاً به معنی حذف فرد نامرغوب نیست. وقتی عملگرهای ریاضی (نقش RNA) و پایانه‌ها (نقش پروتئین‌ها یا کروموزوم‌ها) دست به دست هم عمل می‌کنند امکان تقلید تکاملی امکان‌پذیر می‌شود. در هر بار تولید جمعیت جدید (فرزندان) از فرمول‌ها، یکی از عملگرهای ژنتیکی انتخابی عبور یا تکرار<sup>۱۳</sup>، تقاطع<sup>۱۴</sup>، جهش<sup>۱۵</sup> و کپی یا تولیدمثل<sup>۱۶</sup> روی تعداد مشخصی از جمعیت انتخابی استفاده می‌شود و جمعیت جدید تولید می‌شود و مدل به‌وسیله تابع برازش ارزیابی می‌شود. در مراحل بعد پارامترهای کنترل‌کننده اجرای مدل (مقادیر مؤلفه‌های عددی و متغیرهای کیفی بکار برده شده برای کنترل اجرای مدل) و معیارهای توقف اجرای برنامه می‌بایست تعیین شود که این معیار متناسب با تکرار فرایند روی فرزندان برای ارائه نتایج اجرای بهتر برنامه (تعداد، تولید جمعیت جدید، مقدار برازش فرمول‌ها) است. هر فرایند جستجو با تولید تصادفی یک سری از درختان صورت می‌گیرد. درخت با مقادیر تابعی بهتر با استفاده از روش‌های الیتسیسم (error criterion) (نگهداری کروموزوم بهتر در هر نسل جدید)، چرخ رول (roulette wheel)، تورنومنت (tournament) یا روش ارزش‌دهی (ranking method) انتخاب می‌شود. عملگرهای دیگر به‌وسیله انشعابات دیگر تأثیر گذاشته و زیر درختان دیگر حاصل می‌شود. این فرایند تا زمان حصول بیشترین تعداد تکرار یا تابع خطای معین ادامه می‌یابد. این روش در علوم مهندسی به‌طور وسیعی در تعیین ساختار پدیده‌ها و ارزیابی مدل‌های

زبانی آسان‌تر است ولی خروجی آن نیاز به فازی‌زدایی دارد. تفاوت روش ممدانی با لارسن نیز در نوع عملگرهای فازی استفاده شده است. عملگر مرحله تجمیع<sup>۱۱</sup> در هر دو روش max بوده ولی عملگر مربوط به مرحله استلزام<sup>۱۲</sup> روش ممدانی (min) and و روش لارسن product است (Tayfur et al., 2014; Fijani et al., 2013; Baghapour et al., 2016). در این تحقیق با توجه به تعداد کم داده‌ها و به علت دقت بالا برای پیش‌بینی مقادیر آرسنیک از روش منطق فازی ساگو (SFL) استفاده شد (Nadiri et al., 2013b).

### ۳.۳. برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) اولین بار توسط کرامر در سال ۱۹۸۵ معرفی شد و توسط کوزا در سال ۱۹۹۲ گسترش یافته است. GP جزو طرحواره‌های تکاملی و زیر رده‌ای از روش‌های جستجوی تصادفی محسوب می‌شود که برگرفته از ژنتیک الگوریتم (GA) است (Goldberg, 1989). مبنای GP براساس نظریه تکاملی داروین استوار است. برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) که اولین بار توسط فریرا در سال ۱۹۹۹ معرفی شد همانند GA و GP بصورت طرح‌واره‌های ژنتیکی است که از افراد مجزا در جمعیت استفاده می‌کند و آنها را براساس برازش انتخاب کرده و بر روی آنها با استفاده از یک یا چند عملگر ژنتیکی تغییرات ژنتیکی اعمال می‌کند (Mitchaell, 1999). در GEP افراد بصورت ردیف‌های علامت‌دار با طول ثابت (کروموزوم) رمزگذاری می‌شوند که سپس بصورت غیرخطی و با شکل و اندازه متفاوت بصورت درخت بیان نمایان می‌شوند (Ferreira, 2001). ساختمان هر ژن به وسیله سر و دم آن کنترل می‌شود و این سازمان عملکردی و ساختاری ژن‌ها، GEP را برای ایجاد برنامه معتبر ضمانت می‌کند که حد اصلاح کروموزوم‌ها در آن اهمیت ندارد. رمزگشایی اطلاعات مجموعه‌ای از کدها و قوانین را آشکار می‌کند. کدهای ژنتیکی بسیار ساده بوده و ارتباط تک به تک آنها

معمولی برای درون‌یابی غلظت آرسنیک استفاده شد. با توجه به این که غلظت آرسنیک همبستگی بالایی با غلظت برخی از یون‌ها نشان می‌دهد (جدول ۲)، لذا از روش کوکریجینگ نیز برای پیش‌بینی مکانی آرسنیک استفاده شد. به این ترتیب، علاوه بر مقادیر آرسنیک به‌عنوان متغیر اصلی، از مقادیر سیلیس که بیشترین همبستگی را با آرسنیک دارد به‌عنوان متغیر ثانویه استفاده شد.

الگوهای تغییرنمای تجربی و تغییرنمای متقابل تجربی برای مدل‌های مختلف رسم شد (جدول ۳). نسبت اثر قطعه‌ای به سقف می‌تواند به‌عنوان یک معیار برای ارزیابی ساختار مکانی داده‌ها در نظر گرفته شود. مقادیر کمتر از ۲۵ درصد نشان‌دهنده وابستگی مکانی قوی، مقادیر بین ۲۵-۷۵ درصد وابستگی مکانی متوسط و مقادیر بیش از ۷۵ درصد وابستگی مکانی ضعیف را نشان می‌دهد (Liu et al., 2006). با توجه به جدول (۳) این نسبت برای تمامی پارامترها کمتر از ۲۵ درصد بوده و تمامی آن‌ها دارای استحکام فضایی قوی هستند. طبق این جدول روش کوکریجینگ با منحنی تجربی J-Bessel تغییرنمای به‌دلیل داشتن کمترین RMSE و اثر قطعه‌ای صفر به‌عنوان بهترین مدل برای پیش‌بینی غلظت آرسنیک انتخاب شد. مقادیر داده‌های مشاهده‌ای و محاسباتی بازده مدل کوکریجینگ مشخص شد (شکل ۳). خروجی نقشه توزیع این مدل نیز در محیط نرم‌افزار ArcGIS (V.10.1) تهیه شد (شکل ۴). بخش‌های جنوبی دشت، از سنگ‌های گرانیتی و آهکی خرد شده تشکیل یافته است؛ بنابراین، هدایت هیدرولیکی بالایی دارند و زمان ماندگاری آب در سازند و فرصت انحلال کانی‌ها کم است؛ در نتیجه منابع آب این منطقه غلظت آرسنیک کمی دارند. درحالی که ناهنجاری‌های دیده شده در قسمت‌های شمال و شمال‌باختر دشت را می‌توان به نفوذپذیری کم آبخوان در این مناطق نسبت داد (صفری و همکاران، ۱۳۹۵).

پیچیده استفاده می‌شود. کاربرد مدل به‌گونه‌ای است که نیاز به کاربر متخصص نداشته و قابلیت ترکیب با بیشتر روش‌های بهینه‌سازی را دارد. برتری این مدل نسبت به مدل‌های دیگر هوش مصنوعی در تعیین خودکار متغیرهایی با بیشترین تأثیر در مدل‌سازی است. همچنین احتمال گیر افتادن در کمینه‌های محلی کمتر از سایر مدل‌هاست. (Poli et al., 2008).

### ۴.۳. معیارهای ارزیابی و صحت‌سنجی روش‌ها

توابع برازش<sup>۱۷</sup> با هدف بیشینه‌سازی برازش و کاهش خطای تخمین بصورت شاخص ضریب تعیین ( $R^2$ )<sup>۱۸</sup> و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)<sup>۱۹</sup> استفاده می‌شوند. این معیارها مطابق روابط (۵) و (۶) برای تعیین دقت و ارزیابی مدل استفاده می‌شوند که در آن  $x$  مقادیر مشاهداتی،  $y$  مقادیر محاسباتی،  $\bar{x}$  میانگین مشاهداتی،  $\bar{y}$  میانگین محاسباتی،  $i$  شماره داده و  $n$  تعداد کل داده‌هاست.

$$R^2 = \left( \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \right)^2 \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (6)$$

### ۴. بحث و نتایج

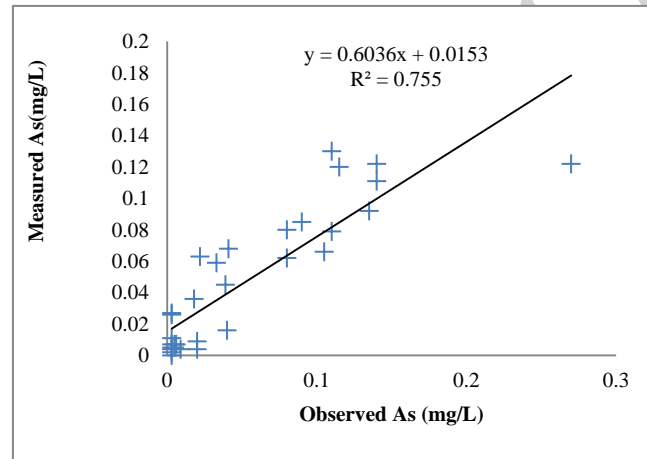
#### ۱.۴. پیش‌بینی مکانی و نقشه‌های توزیع

##### ۱.۱.۴. زمین‌آمار

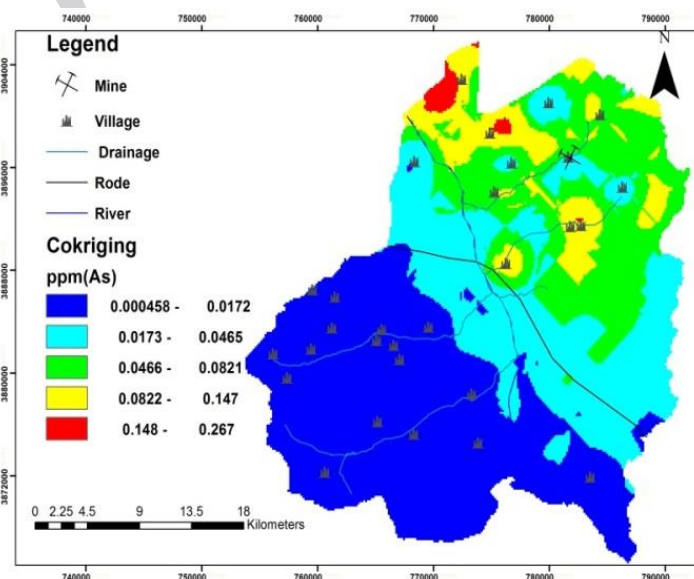
در این بررسی برای پهنه‌بندی آرسنیک از داده‌های ۳۱ نقطه نمونه‌برداری استفاده شد. در ابتدا توزیع نرمال داده‌ها با استفاده از نمودار هیستوگرام و نمودار Q-Q بررسی شد و به علت پیروی نکردن توزیع داده‌ها از توزیع نرمال، از تبدیل لوگ داده‌ها برای نزدیک کردن توزیع داده‌ها به توزیع نرمال استفاده شد. تغییرپذیری شعاع تأثیر و سقف<sup>۲۰</sup> نسبت به زوایای مختلف ترسیمی تغییرنمای بررسی شد و تغییرنمای داده‌ها برای حالت ایزوتروپ ترسیم شد. در درون‌یابی با روش کریجینگ (K) به دلیل مجهول و ثابت بودن میانگین داده و روند محلی از روش کریجینگ

جدول ۳. نتایج ارزیابی روش‌های مختلف زمین‌آمار (کریجینگ و کوکریجینگ) برای پیش‌بینی مقادیر آرسنیک

RMSE (mg/L) Kriging (ordinary)	RMSE(mg/L) Cokriging (ordinary)	نوع مدل
0.051	0.037	Stable
0.062	<u>0.032</u>	J-Bessel
0.047	0.035	Rational Quadratic
0.052	0.038	Gaussian
0.050	0.041	Tetraspherical
0.048	0.039	Exponential
0.050	0.042	Spherical
0.057	0.033	Hole Effect



شکل ۳. نتایج مدل کوکریجینگ (J-Bessel)



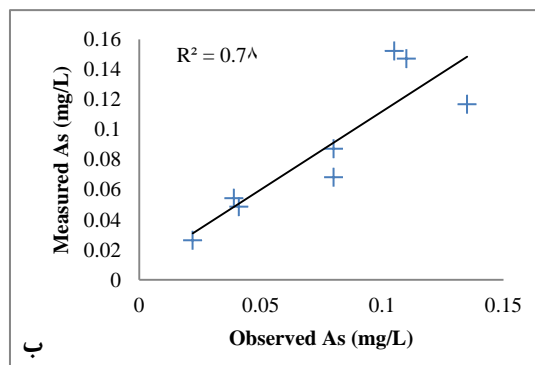
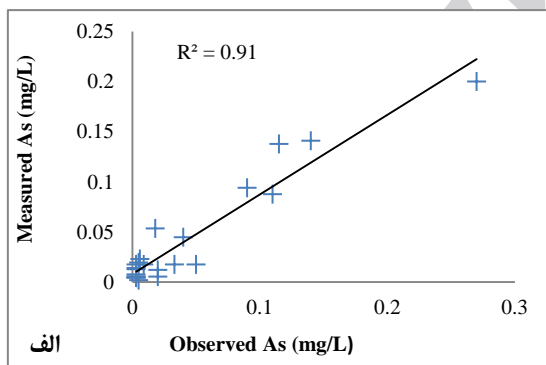
شکل ۴. نقشه توزیع آرسنیک در منطقه مطالعاتی به روش کوکریجینگ در محیط ArcGIS

## ۲.۱.۴. منطق فازی

با استفاده از روش‌های مختلف زمین‌آمار (کریجینگ و کوکریجینگ) به تخمین مقادیر آرسنیک در منطقه اقدام شد که نتایج بسیار دقیقی از مدل‌های خطی زمین‌آمار به دست نیامد. دلیل این امر را می‌توان در پیچیدگی و ناهمگنی بالای آبخوان منطقه جستجو کرد، که می‌توان گفت روند عمومی نامشخص و غیرخطی را دنبال می‌کنند. عموماً روش کریجینگ برای داده‌هایی که از توزیع نرمال تبعیت نکنند و دارای روند باشند جواب دقیق حاصل نمی‌کند. با توجه به برخی محدودیت‌های مدل عددی و فیزیکی مانند وقت‌گیر بودن، پیچیده بودن، پرهزینه بودن و نیاز داشتن به داده‌های زیاد، روش دیگری مانند روش مختلف هوش مصنوعی برای پیش‌بینی پارامتر هیدروژئولوژیکی و هیدروژئوشیمیایی آرسنیک ارائه شد.

در این مطالعه از روش فازی ساگنو (SFL) برای پیش‌بینی و بررسی مقادیر آرسنیک کل استفاده شده است. اولین مرحله در این روش دسته‌بندی داده و تعیین توابع

عضویت است که در این تحقیق از روش کاهش برای مدل ساگنو استفاده شد که روشی کارا و مفید در دسته‌بندی داده و تعداد قوانین در تحقیقات اخیر بوده است (Chiu, 1994; Jarrah & Halawani, 2001; Nadiri et al., 2014). پارامتر اصلی در این روش دسته‌بندی برای تعیین دسته و قوانین اگر-آنگاه شعاع دسته‌بندی است. مقادیر این پارامتر بین صفر و یک است. کاهش این پارامتر، باعث افزایش دسته و قوانین و افزایش آن به سمت یک، باعث کاهش دسته‌ها و قوانین خواهد بود (Chiu, 1994). بازده مدل فازی بستگی به تعیین شعاع بهینه دسته‌بندی دارد که مقدار بهینه آن براساس کمترین RMSE،  $0.06 \text{ mg/L}$  تعیین شد. مقدار RMSE به ترتیب برای آموزش و آزمایش  $0.020 \text{ mg/L}$  و  $0.023 \text{ mg/L}$  محاسبه شد. براساس کمترین RMSE داده‌ها به دو دسته تقسیم و دو قانون اگر-آنگاه تعیین شد. شکل (۵) مقایسه نتایج مشاهداتی و محاسباتی توسط مدل ساگنو (SFL) برای پیش‌بینی آرسنیک را نشان می‌دهد.



شکل ۵. مقایسه نتایج مشاهداتی و محاسباتی غلظت آرسنیک توسط مدل ساگنو (SFL) برای پیش‌بینی آرسنیک

الف. مرحله آموزش، ب. مرحله آزمایش.

است. داده‌های پارامترهای سدیم، پتاسیم، سیلیس و آرسنیک به‌عنوان داده‌های ورودی استفاده شد. داده‌ها برای مرحله آموزش و آزمایش به گونه‌ای انتخاب شدند که کمینه و بیشینه داده‌ها در مرحله آموزش وارد شوند. تولید جمعیت اولیه با انتخاب تعداد ۲۰ کروموزوم

## ۳. برنامه‌ریزی بیان ژن

در این روش انتخاب مناسب داده‌های ورودی به‌عنوان داده‌های آموزشی دارای اهمیت بالایی است، زیرا انتخاب جمعیت اولیه تصادفی به‌منظور آموزش ماهیت حاکم بر پدیده در پیچیدگی، حافظه درگیر و دقت الگوها تأثیرگذار

شد. علاوه بر تعیین پارامترهای کنترل کننده اجرای مدل، می‌بایست معیار توقف اجرای برنامه تعیین شود (جدول ۵). به این ترتیب برنامه تا زمان رسیدن به تعداد جمعیت مد نظر برابر ۱۰۰۰ ادامه می‌یابد که با بیشترین تولید ۹۴۱ و با اندازه برنامه ۲۱ به نتیجه مناسب رسید. ارزیابی نتایج مدل GEP در مرحله آموزش و آزمایش با دقت بالایی به ترتیب با  $R^2$  برابر ۰/۹۳ و ۰/۸۹ حاصل شد. نمودار مقادیر آرسنیک مشاهداتی و محاسباتی مدل در مراحل مربوط به آزمایش و آموزش قابل مشاهده است (شکل ۷).

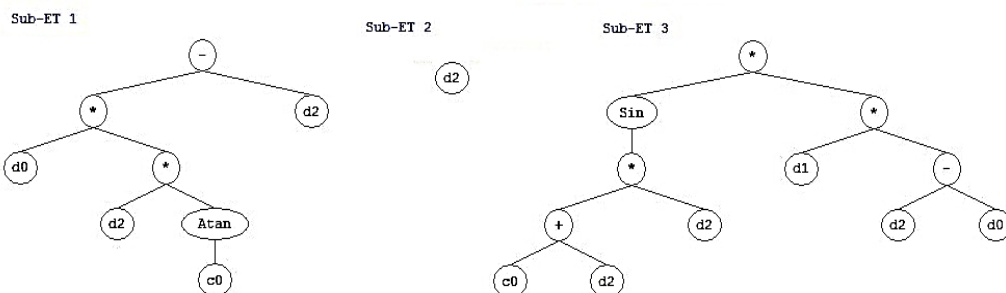
اولیه و با ویژگی اندازه سر یا طول هر رأس برابر ۷، تعداد ۳ ژن و ۲ ثابت در هر ژن برای برنامه انجام شد. نمودار درختی مطابق شکل (۶) ارائه شده است. همچنین عملگر ریاضی جمع کننده (+) برای تابع پیوند بین زیرشاخه‌ها انتخاب شد. برای مقایسه نتایج برنامه برای عملگرهای اصلی مختلف از سه مجموعه تابع استفاده شد که نتایج آن در جدول (۴) ارائه شده است، که مطابق آن تابع  $F_3$  شامل عملگرهای پیش فرض برنامه به عنوان توابع اصلی برای برنامه و بهترین حالت برازش نسبت به توابع دیگر انتخاب

جدول ۴. مقایسه حالات مختلف انتخاب عملگرهای برنامه

توابع	مجموعه عملگر ریاضی	آموزش		آزمایش	
		RMSE (mg/L)	$R^2$	RMSE (mg/L)	$R^2$
$F_1$	+, -, ×, ÷	0.064	0.82	0.167	0.57
$F_2$	+, -, ×, ÷, Sqrt, Exp, Ln, $x^2$ , $x^3$ , 3RT	0.067	0.82	0.137	0.51
$F_3$	+, -, ×, ÷, Sqrt, Exp, Ln, $x^2$ , $x^3$ , 3RT, sin, cos, atan	0.024	0.93	0.029	0.89

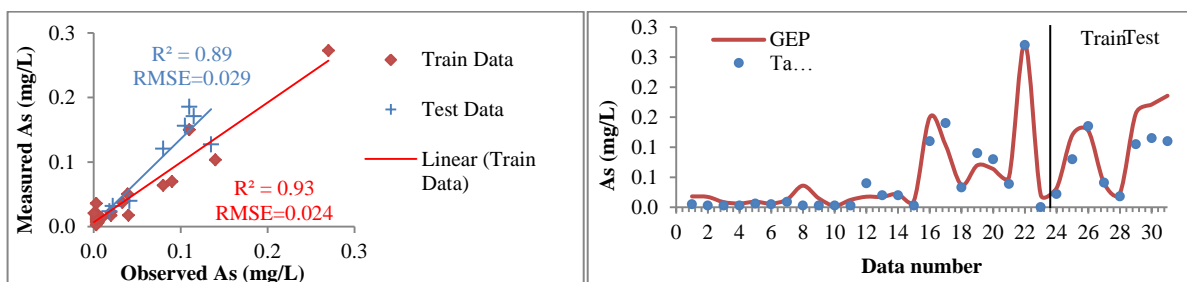
جدول ۵. مشخصات پارامترهای برنامه‌ریزی ژن بکار برده شده

mutation rate	0.044	gene recombination	0.1
inversion rate	0.1	gene transposition	0.1
IS transposition rate	0.1	RNC mutation	0.1
RIS transposition rate	0.1	Dc mutation	0.044
one poin recombination	0.3	Dc inversion	0.1
two poin recombination	0.3	Dc IS transposition	0.1



$$\text{As concentration} = [(K^+) \times (\text{SiO}_2 \times \text{atan } 2.146057) - (\text{SiO}_2)] + [\text{SiO}_2] + [\text{sin}(2.146057 + \text{SiO}_2) \times \text{SiO}_2 \times (\text{Na}^+ \times (\text{SiO}_2 - K^+))]$$

شکل ۶. درخت بیان و روابط ساده شده حاصل برای هر زیر درخت



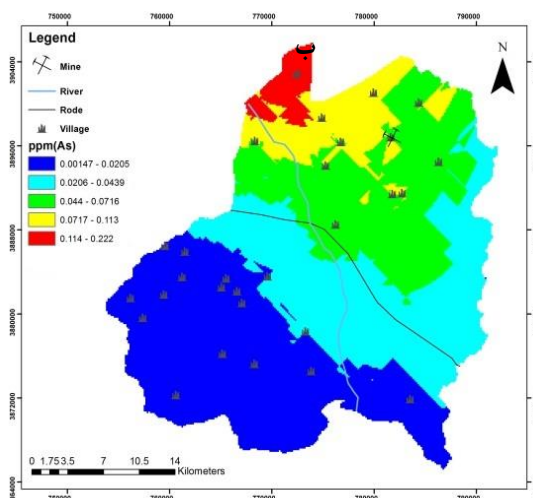
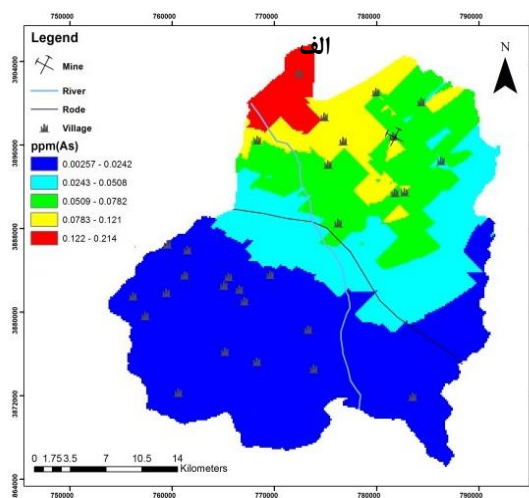
شکل ۷. مقایسه نتایج مشاهداتی و محاسباتی برنامه‌ریزی ژن در مرحله آموزش و آزمایش

جدول ۶. نتایج مدل

معیار ارزشیابی		مراحل	مدل
RMSE	$R^2$		
0.032	0.75		کوکریجینگ (J-Bessel)
0.020	0.91	آموزش	فازی ساگنو
0.023	0.78	آزمایش	
0.024	0.93	آموزش	برنامه‌ریزی بیان ژن
0.029	0.89	آزمایش	

فازی را توجیه کند. نتایج بدست آمده از این تحقیق نیز تأیید کننده نتایج تحقیق ندیری و همکاران (۱۳۹۴) در بررسی مقادیر آرسنیک در محدوده هشتگرد با استفاده از روش فازی است. با وجود اینکه برخی مطالعات برای پیش‌بینی پارامترهای هیدروشیمیایی از روش‌های هوش مصنوعی دیگر مانند شبکه‌های مختلف عصبی مصنوعی استفاده کرده‌اند (Chitsazan et al., 2015) و نتایج قابل قبولی را در پی داشته است. ولی در مطالعاتی که در زمینه پیش‌بینی پارامترهای هیدروشیمیایی انجام شده است، در صورتی که توانایی مدل‌های فازی با مدل‌های دیگر خطی یا هوش مصنوعی مقایسه شده‌اند، نشان از برتری نسبی مدل‌های فازی یا نروفازی دارد که ترکیبی از مدل‌های فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی است (Nadiri et al., 2013b). این نتایج نیز به نوعی نشان‌دهنده تأییدکننده تحقیق حاضر است.

بر اساس جدول ۳ و ۶ نتایج مدل کوکریجینگ بهتر از مدل کرچینگ است که دلیل آن را می‌توان در خصوصیات کلی مدل کوکریجینگ جستجو کرد، به طوری که استفاده از متغیر ثانویه سیلیس که همبستگی بالای ۰/۸۷ با غلظت آرسنیک دارد، می‌تواند دلیل اصلی این برتری باشد. همبستگی بالای پارامتر ثانویه می‌تواند باعث بهبود نتایج و کم شدن آن باعث کاهش نتایج شود (Isaaks & Srivastava, 1989). از طرفی با وجود این که مدل‌های هوش مصنوعی فازی و برنامه‌ریزی بیان ژن هر دو نتایج قابل قبول با برتری نسبت به روش‌های زمین‌آماری دارد که نشان از پیچیدگی و ناهمگنی بالای منطقه مطالعاتی دارد؛ ولی مدل فازی بر اساس  $RMSE$  ۱۸ درصد خطای کمتری نسبت به مدل GEP دارد. عدم قطعیت بالای پارامترهای هیدروژئوشیمیایی و توان بالای منطق فازی در مدل‌سازی این گونه پارامترهایی می‌تواند برتری نسبی مدل



شکل ۸. نقشه توزیع مقادیر آرسنیک پیش‌بینی شده در منطقه مطالعاتی با استفاده از مدل الف. فازی ب. برنامه‌ریزی ژن

بار دیگر توانایی خود را در پیش‌بینی مکانی متغیرهای هیدروژئوشیمیایی به اثبات رساندند که عدم قطعیت بالایی دارند. با توجه به توانمندی روش‌های منطق فازی، بررسی توانایی روش‌های مختلف فازی مانند روش ممدانی، و لارسن و روش‌های دیگر هوش مصنوعی برای پیش‌بینی مکانی آرسنیک در مطالعات آینده پیشنهاد می‌شود. همچنین این مطالعه پیش‌زمینه ارائه راهکارهای مدیریتی و نیز روش‌های مناسب تصفیه برای مطالعات در حال انجام است.

#### تشکر و قدردانی

از همکاری مسئولین محترم آزمایشگاه آشناسی گروه زمین‌شناسی دانشگاه تبریز و شرکت آب و فاضلاب استان کردستان به دلیل در اختیار قرار دادن امکانات آزمایشگاهی بسیار سپاسگزاریم.

#### یادداشت‌ها

1. soft computing
2. Genetic Expression Programming
3. expression trees
4. spiked
5. Simple Kriging
6. Ordinary Kriging
7. Universal kriging
8. Cokriging

#### ۴. نتیجه‌گیری

پیش‌بینی مقادیر آرسنیک در محدوده چهاردولی با استفاده از داده‌های حاصل از تجزیه تعداد ۳۱ نمونه آب زیرزمینی منطقه مطالعاتی انجام گرفت. در این تحقیق به دلیل ناهمگنی بالای این منطقه، علاوه بر روش زمین‌آمار از مدل‌های هوش مصنوعی نیز برای پیش‌بینی مکانی آرسنیک استفاده شد. براساس نتایج، در صورتی که همبستگی متغیر ثانویه با متغیر اولیه بالا باشد، روش کوکریجینگ نسبت به روش کریجینگ برتری بالاتری خواهد داشت. علاوه بر این برتری نسبی مدل‌های هوش مصنوعی نسبت به مدل زمین‌آمار به طور واضح محدودیت روش‌های زمین‌آمار را در حیطه ایستایی، پیوستگی و تبعیت کامل داده‌ها از توزیع نرمال به اثبات رساند که مشخصه مناطق مطالعاتی ناهمگن و پیچیده است. نتایج حاکی از آن است که مدل‌های هوش مصنوعی در مناطق پیچیده و ناهمگن توانایی بالاتری از مدل‌های خطی مانند زمین‌آمار دارند. همچنین با وجود مقبولیت نتایج هر دو مدل هوش مصنوعی، مدل فازی ساگنو با برتری نتایج، ۱۸ درصد خطای کمتری نسبت به مدل برنامه‌ریزی بیان ژن نشان داد که برای اولین بار به منظور پیش‌بینی مکانی متغیرهای هیدروژئوشیمیایی استفاده شد. بر این اساس مدل‌های فازی

- |                          |                               |
|--------------------------|-------------------------------|
| 9. subtractive           | 15. mutation                  |
| 10. Fuzzy C-means Method | 16. reproduction              |
| 11. aggregation          | 17. fitness function          |
| 12. implication          | 18. Determination coefficient |
| 13. replication          | 19. Root Mean Square Error    |
| 14. crossover            | 20. sill                      |

## منابع

- آب منطقه‌ای استان کردستان. ۱۳۸۴. گزارش توجیهی تمدید ممنوعیت توسعه بهره برداری از منابع آب زیرزمینی دشت چهاردولی.
- سلطانی، ع.، قربانی، م.ع.، فاخری فرد، ا.، دربندی، ص. و فرسادی‌زاده، د. ۱۳۸۹. برنامه‌ریزی ژنتیک و کاربرد آن در مدل‌سازی فرایند بارش-رواناب، مجله دانش آب و خاک کشاورزی، ۲۰/۱(۴).
- شفیعی، ع. ۱۳۸۳. نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰۰ کبوتر آهنگ، سازمان زمین‌شناسی کشور.
- شکری، س.، ندیری، ع. و اصغری مقدم، ا. ۱۳۹۳. بررسی کارایی تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی. محیط‌شناسی، ۴۰(۴): ۸۲۷-۸۴۴.
- شکور، ص.، ندیری، ع.، اصغری مقدم، ا. و ودیعی، م. ۱۳۹۵. مقایسه دو روش فازی و قطعی در ارزیابی کیفیت آب شرب دشت بیلوردی، مجله سلامت و محیط‌زیست، ۹(۳): ۳۸۳-۳۹۶.
- شهیدی، م. و دادرس، م. ۱۳۷۵. بررسی فراوانی‌های بدخیمی‌های پوستی در منطقه آندمیک آلوده به آرسنیک نجف آباد بیجار، پایان‌نامه دکترای تخصصی، رشته بیماری‌های پوست، دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی شهید بهشتی.
- صادقی، ا. ۱۳۸۷. بررسی هیدروژئولوژی دشت چهاردولی و ارائه راه‌حل‌های مدیریتی با استفاده از مدل ریاضی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز.
- صادقی اقدم، ف. ۱۳۹۱. بررسی تغییرات زمانی و مکانی کیفیت منابع آب ورودی به سد سهند هشتگرد با تأکید بر آنومالی آرسنیک در منطقه، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز.
- صفری، ش. ۱۳۹۴. بررسی آنومالی غلظت آرسنیک در منابع آب زیرزمینی منطقه چهاردولی استان کردستان، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز.
- صفری، ش.، اصغری مقدم، ا.، ندیری، ع. و سیاه‌چشم، ک. ۱۳۹۵. منشا آرسنیک و چگونگی آزادسازی آن در منابع آب زیرزمینی دشت چهاردولی استان کردستان، فصلنامه علوم زمین، ۲۵(۹۹): ۲۶۱-۲۷۰.
- علیزاده، ا. ۱۳۹۵. کتاب اصول هیدروژئولوژی کاربردی، انتشارات دانشگاه امام رضا، چاپ بیست و هشتم، ۸۰۰ صفحه.
- قربانی، م.ع.، شیری، ج. و کاظمی، ه. ۱۳۸۹. تخمین متوسط، کمینه و بیشینه متوسط هوای شهر تبریز با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی، مجله دانش آب و خاک کشاورزی، ۲۰/۱(۳).
- کاوه‌کار، ش.، قربانی، م.ع.، اشرف‌زاده، ا. و دربندی، ص. ۱۳۹۲. شبیه‌سازی نوسانات تراز آب با استفاده از برنامه‌ریزی بیان ژن، نشریه مهندسی عمران و محیط‌زیست، ۳۴(۳).
- مسافری، م.، مصداقی‌نیا، ع.ر. و ندیم، ا.ح. ۱۳۸۴. بررسی عوارض بهداشتی ناشی از آرسنیک در آب استان کردستان و روش‌های حذف آن از آب آشامیدنی، پایان‌نامه دکترای بهداشت محیط، دانشگاه علوم پزشکی تهران.



ندیری، ع. ۱۳۹۰. بررسی تغییرات هیدروژئوشیمیایی آب انباشته شده در سد سهند و منابع آب مرتبط با آن در حوضه، وزارت نیرو، شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی.

ندیری، ع.، صادقی اقدم، ف. و اصغری مقدم، ا. ۱۳۹۴. استفاده از مدل منطق فازی مرکب در تخمین آرسنیک منابع آبی در حوضه آبریز سد سهند، فصلنامه علوم زمین، ۲۵(۹۷).

ندیری، ع.، شکور، ص.، اصغری مقدم، ا. و ودیعی، م. ۱۳۹۳. ارزیابی انواع روش‌های درون‌یابی، جهت تخمین آلودگی نترات در منابع آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت بیلوردی، استان آذربایجان شرقی)، مجله هیدروژئومورفولوژی، ۱: ۷۵-۹۲.

Alvisi, S., Mascellani, G., Franchini, M. and Bardossy, A. 2005. Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches, *J Hydrol Earth Syst Sci*, 2: 1107-1145.

Asadi, S., Hassan, M., Nadiri, A.A. and Dylla, H. 2014. Artificial intelligence modeling to evaluate field performance of photocatalytic asphalt pavement for ambient air purification, *Environmental Science and Pollution Research*, 21(14): 8847-8857.

Aytek, A. and Kisi, O. 2008. A genetic programming approach to suspended sedimen modeling, *J Hydrol Eng*, 351: 288-298.

Baghapour, M.A., Nobandegani, A.F., Talebbeydokhti, N., Bagherzadeh, S., Nadiri, A.A., Gharakhani, M. and Chitsazan, N. 2016. Optimization of DRASTIC method by artificial neural network, nitrate vulnerability index, and composite DRASTIC models to assess groundwater vulnerability for unconfined aquifer of Shiraz Plain, Iran. *Journal of Environmental Health Science and Engineering* 14 (1): 13.

Bezdek, J.C., Ehrlich, R. and Full, W. 1984. FCM: The fuzzy C-Means clustering algorithm, *Computers & Geosciences*, 10 (2-3): 191-203.

Bundschuh, J., Armienta, M.A., Birkle, P., Bhattacharya, p., Matschullat, J. and Mukherjee, A.B. 2009. Natural Arsenic in groundwater of Latin America, Leiden, The Netherlands: CRC Press/Balkema publisher, pp. 3-15.

Bundschuh, J., Litter, M.I., Parvez, F., Román-Ross, G., Nicolli, H.B., Jean, J. Sh., Liu, Ch., Lopez, D., Armienta, M.A., Guilherme, L.R.G., Cuevas, A.G., Cornejo, L., Cumbal, L. and Toujaguez, L.R. 2011. One century of arsenic exposure in Latin America: A review of history and occurrence from 14 countries, *Science of the Total Environment*, 429: 2-35.

Chang, A.Y., Whitehouse, D. J., Chang, S.L. and Hsieh, Y.C. 2001. An approach to the measurement of single-machine flexibility, *International Journal of Production Research*, 39(8): 1589-1601.

Chiban, M., Zerbet, M., Carja, G. and Sinan, F. 2012. Application of low-cost adsorbents for Arsenic removal: A review, *Journal of Environmental Chemistry and Ecotoxicology*, 4(5): 91-102.

Chitsazan, N., Nadiri, A.A. and Tsai, F.T-C. 2015. Prediction and structural uncertainty analyses of artificial neural networks using hierarchical Bayesian model averaging, *Journal of Hydrology*, 528: 52-62.

Chiu, S. 1994. Fuzzy model identification based on cluster estimation, *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 2: 267-278.

Corwin, D.L. and Wagenet, R.J. 1996. Application of GIS to the modeling of nonpoint source pollutants in the vadouse zone: A conference overview, *J. Environ. Qua*, 25: 403-411.

Croal, L.R., Gralnick, J.A., Malasarn, D. and Newman, D.K. 2004. The Genetics of Geochemistry, *Annual Review of Genetics*, 38: 175-206.

Deschamps, E. and Matschullat, J. 2011. Arsenic: natural and anthropogenic. Bundschuh J, Bhattacharya P, editours. Arsenic in the environment Leiden, The Netherlands, CRC press/Balkema Publisher, pp. 238.

Fallah-Mehdipour, E., Bozorg Haddad, O. and Marin, M.A. 2013. Prediction and simulation of monthly groundwater levels by genetic programming, *Journal of Hydro-environment Research*, 7(4): 253-260.

Ferreira, C. 2001, Gene Expression Programming: a New Adaptive Algorithm for Solving Problems, *Complex Systems*, 13: 87-129.

Fijani, E., Nadiri, A.A., Asghari Moghaddam, A., Tsai, F.T-C. and Dixon, B. 2013. Optimization of DRASTIC Method by Supervised Committee Machine Artificial Intelligence to Assess Groundwater Vulnerability for Maragheh-Bonab Plain Aquifer, Iran. *Journal of Hydrology* 503(30): 89-100.

- Goldberg, D.E. 1989. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, Addison-Wesley, Reading MA, pp. 432.
- Gong, G., Mattevada, S. and O'Bryant, S.E. 2014. Comparison of the accuracy of kriging and IDW interpolations in estimating groundwater arsenic concentrations in Texas, *Environmental Research*, 130: 59-69.
- Goovaerts, P. 1997. Geostatistics for natural resources evaluation, Oxford University Press, New York. vol. 1. pp. 483.
- Guler, C. 2002. Hydrogeochemical evaluation of the groundwater resources of Indian Wells-Owens Valley area, southeastern California. Ph.D. dissertation. School of Mines, Golden, Colo, pp. 262.
- Güven, A. 2009. Linear genetic programming for time-series modeling of daily flow rate, *J. Earth Syst. Sci.*, 118(2): 157-173.
- Hashemi, S.E., Mousavi, S.F., Taheri, S.M. and Qarah-Chahi, A. 2008. Application of fuzzy inference system in evaluating the quality of drinking water. 3th Iran Water Resources Management (Paper abstracts). ,University of Tabriz. pp 9.
- Isaaks, E.H. and Srivastava, R.M. 1989. Applied Geostatistics, Oxford University press, pp. 561.
- Jarrah, O.A. and Halawani, A. 2001. Recognition of gestures in Arabic sign language using neuro-fuzzy systems, *Artificial Intelligence*, 133: 117-138.
- Jayawardena, A.W., Muttil, N. and Fernando, T.M.K.G. 2005. Rainfall-Runoff Modelling using Genetic Programming. In Zerger, A. and Argent, R. M. (eds.) MODSIM 2005 International Congress on Modelling and Simulation, Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand, December 2005, p. 1841-1847. ISBN: 0- 9758400-2-9.
- Jiang, J.Q. 2001. Removing arsenic from groundwater for the developing world-a review, *Wat Sci Tech*, 44(6): 86-98.
- Juang, K.W., Lee, D.Y. and Ellsworth, T.R. 2001. Using rank-order geostatistics for spatial interpolation of highly skewed data in heavy metal contaminated site, *J. Environ. Qual*, 30: 894-903.
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A. and Amini, A. 2009. A fuzzy logic approach to estimating hydraulic flow units from well log data, A case study from the Ahwaz oilfield, south Iran, *Journal of Petroleum Geology*, 32(1): 67-78.
- Kim, M.J., Nriagu, J and Haack, S. 2002. Arsenic species and chemistry in groundwater southeast Michigan, *Environ Pollut*, 120: 379-90.
- Kisi, O., Shiri, J. and Nazemi, A.H. 2011. A Wavelet-Genetic Programming Model for Predicting Short-Term and Long-Term Air Temperatures. Scienceline Publication, *Journal of Civil Engineering and Urbanism*, 1(1): 25-37.
- Koza, J.R. 1992. Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection, Cambridge, MA, The MIT Press. pp. 840.
- Labani, M.M., Kadkhodaie-Ilkhchi, A. and Salahshoor, K. 2010. Estimation of NMR log parameters from conventional well log data using a committee machine with intelligent systems, A case study from the Iranian part of the South Pars gas field. Persian Gulf Basin, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 72: 175-185.
- Larsen, P.M. 1980. Industrial applications of fuzzy logic control: *International Journal of Man-Machine Studies*, 12: 3-10.
- Liu, D., Wang, Z., Zhang, B., Song, K., Li, X., Li, J., Li, F. and Duan, H. 2006. Spatial distribution of soil organic carbon and analysis of related factors in croplands of the black soil region, northeast China, *Agricultural Ecosystems and Environment*, 113: 73-81.
- Maharjan, M., Watanabe, C.H., Ahmad, S.K. and Ohtsuka, R. 2005. Short report: arsenic contamination in drinking water and skin manifestations in Lowland Nepal: the first community -based survey, *Am.J.Trop.Med.Hyg*, 73(2): 477-479.
- Mahimairaja, S., Bolan, N.S., Adriano, D. C. and Robinson, B. 2005. Arsenic contamination and its risk management in complex environmental settings. *Advances in Agronomy*, Elsevier Inc, 86: 1-82.
- Mamdani, E.H. 1976. Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controllers, *International Journal of Man-Machine Studies*, 8(6): 669-678.
- Mamdani, E.H. 1977. Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis computers, *IEEE Transactions*, C-26(12): 1182-1191.
- Mamdani, E.H. and Assilian, S. 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, *International Journal of Man-Machine Studies*, 7: 1-13.
- Mitchaell, M. 1999. An introduction to genetic algorithms, Cambridge, MA:MIT press.
- Mosaferi, M., Nemati, S., Armanfar, F., Nadiri, A.A. and Mohammadi, A. 2017. Geogenic Arsenic Contamination in Northwest of Iran; Role of Water Basin Hydrochemistry. *Journal of Environmental Health and Sustainable Development*, 2(1), 205-216.

- Nadiri, A.A. 2015. Application of Artificial Intelligence methods in Geosciences and Hydrology, Omics Publication.
- Nadiri, A.A., Asghari Moghaddam, A., Tsai, F.T.C. and Fijani, E. 2013a. Hydrogeochemical analysis for Tasuj plain aquifer, Iran, *Journal of Earth System Science*, 122: 1091-1105.
- Nadiri, A.A., Chitsazan, N., Tsai, F. and Asghari Moghaddam, A. 2014. Bayesian artificial intelligence model averaging for hydraulic conductivity estimation, *Journal Hydrological Engineering*, 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000824, 520-532.
- Nadiri, A.A., Fijani, E., Tsai, F.T.C., Asghari Moghaddam, A. 2013b. Supervised committee machine with artificial intelligence for prediction of fluoride concentration, *Journal of Hydroinformatics*, 15: 1474-1490.
- Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., and Asghari Moghaddam, A. 2017b. Assessment of groundwater vulnerability using supervised committee to combine fuzzy logic models, *Environmental Science and Pollution Research*, 1-16. 10.1007/s11356-017-8489-4.
- Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., Sadeghfam, S., and Asghari Moghaddam, A. 2017a. Groundwater vulnerability indices conditioned by Supervised Intelligence Committee Machine (SICM), *Science of The Total Environment*, 574: 691-706.
- Nadiri, A.A., Hassan, M.M., Asadi, S. 2015. Supervised intelligence committee machine to evaluate field performance of photocatalytic asphalt pavement for ambient air purification. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2528, 96-105.
- Nadiri, A.A., Sadeghi Aghdam, F., Khatibi, R. and Asghari Moghaddam, A. 2018. The problem of identifying arsenic anomalies in the basin of Sahand dam through risk-based 'soft modelling', *Science of The Total Environment*, 613: 693-706.
- Nadiri, A.A., Sedghi, Z., Khatibi, R. and Gharekhani, M. 2017c. Mapping vulnerability of multiple aquifers using multiple models and fuzzy logic to objectively derive model structures, *Science of The Total Environment*, 593-594, 75-90.
- Nickson, R.T., McArthur, J.M, Shrestha, B., Kyaw-Myint, T.O. and Lowy, D. 2005. Arsenic and other drinking water quality issues, Muzaffargarh district, Pakistan, *Applied Geochemistry*, 20:55-68.
- Nikravesh, M., and Aminzadeh, F. 2003. *Soft Computing and Intelligent Data Analysis in Oil Exploration. Part1: Introduction: Fundamentals of Soft Computing*: Elsevier, Berkeley, USA.
- Olatunji, S.O., Selamat, A. and Abdulraheem, A. 2011. Modeling the permeability of carbonate reservoir using type-2 fuzzy logic systems, *Computers in Industry*, 62: 147-163.
- Poli, R., Langdon, W. B., and McPhee, N. F. 2008. *A Field Guide to Genetic Programming*. Lulu Enterprises, UK Ltd. pp. 252.
- Rabunal, J.R., Puertas, J., Suarez, J. and Rivero, D. 2007. Determination of the unit hydrograph of a typical urban basin using genetic programming and artificial neural networks, *Hydrol. Process*, 21: 476-485.
- Rahmani, A.R., Ghaffari, H.R. and Samadi, M.T. 2010. Removal of Arsenic (III) from contaminated water by synthetic nano size zerovalent iron. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 62: 1116-1119.
- Rodriguez, L., Ruiz, E., Azcarate, J.A. and Rincon, J. 2009. Heavy metal distribution and chemical speciation in tailing and soils around a Pb-Zn mine in Spain, *Journal of Environmental Management*, 90: 1106-1116.
- Sadeghfam, S., Hassanzadeh, Y., Nadiri, A.A. and Khatibi, R. 2016b. Mapping groundwater potential field using catastrophe fuzzy membership functions and Jenks optimization method: a case study of Maragheh-Bonab plain, Iran, *Environmental Earth Sciences*, 75(7): 545.
- Sadeghfam, S., Hassanzadeh, Y., Nadiri, A.A. and Zarghami, M., 2016a. Localization of groundwater vulnerability assessment using catastrophe theory, *Water resources management*, 30 (13): 4585-4601.
- Shoab, M., Shamseldin, A. S., Melville, B. W. and Muneer Khan, M. 2015. Runoff forecasting using hybrid Wavelet Gene Expression Programming (WGEP) approach, *Journal of Hydrology*, 527: 326-344.
- Sugeno, M. 1985. *Industrial Application of Fuzzy Control*. Elsevier Science Pub. Co., New York, USA.
- Task, A. 1990. Review of Geostatistics in Geohydrology. I: Basic Concepts, *Journal of Hydraulic Engineering*, 116: 612-632.
- Tassinari, G.C.C., Pinzon, D.F. and Ventura, B.J. 2008. Age and sources of gold mineralization in the Marmato mining district, NW Colombia: a Miocene-Pliocene epizonal gold deposit, *Ore Geol Rev*, 33: 505-18.
- Tayfur, G., Nadiri, A.A. and Asghari Moghaddam, A. 2014. Supervised Intelligent Committee Machine Method for Hydraulic Conductivity Estimation. *Water Resources Management*. 28(4): 1173-84.
- Tettamanzi, A.G.B. and Tomassini, M. 2001. *Soft Computing: Integrating Evolutionary, Neural, and Fuzzy Systems Hardcover*, Springer, pp. 327.

- Ustoorikar, K. and Deo, M. C. 2008. Filling up gaps in wave data with genetic programming, J Marine Struct, 21: 177-195.
- Viraraghavan, T., Subramanian, K. and Aruldoss, J.A. 1999. Arsenic in drinking water-problems and solution, Wat Sci Tech, 40(2): 69-76.
- WHO. 2004. Guidelines for Drinking-water Quality, World Health Organization. 3rd edn ,Vol. 1, Recommendations, WHO Press ,World Health Organization, Geneva, pp. 515.

Archive of SID