

توسعه و ترکیب مدل‌های زمین‌آمار و محاسبات نرم در برآورد توزیع مکانی سطح آب‌زیرزمینی

سامان معروف‌پور^{۱*}، احمد فاخری‌فرد^۲، جلال شیرینی^۳

^{۱*} دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

^۲ نویسنده مسئول مکاتبات: saman.maroofoor@gmail.com

^۳ استاد گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

^۳ استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۱/۲۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۳/۱۹

چکیده

از اساسی‌ترین موارد در مدیریت کمی منابع آب زیرزمینی، تخمین سطح آب با استفاده از داده‌های برداشت شده از شبکه چاه‌های مشاهده‌ای است. هدف از این پژوهش، میان‌یابی سطح آب زیرزمینی با استفاده از زمین‌آمار و محاسبات نرم در منطقه‌ای از دشت‌های بوم‌نمایش و رحمت‌آباد (استان کرمان) با مساحت ۱۹۰۲۸ کیلومتر مربع به عنوان نمونه می‌باشد. از روش‌های کریجینگ ساده و عکس فاصله وزنی و همچنین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی و برنامه‌ریزی بیان ژن برای پیش‌بینی توزیع مکانی سطح آب‌زیرزمینی استفاده و بهترین مدل از بین مدل‌های هوشمند و زمین‌آمار انتخاب و برای نمونه‌برداری بیشتر در منطقه مورد مطالعه استفاده شد. بدین‌منظور از اطلاعات مربوط به نمونه‌های حاصل از ۶۵ حلقه چاه در طول آماری سال ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۰ استفاده شد. برای مقایسه مدل‌ها معیارهای آماری $RMSE$ ، R^2 ، $AARE$ و MAE به کار بسته شدند. نتایج نشان داد در بین مدل‌های هوشمند با ورودی طول جغرافیایی و عرض جغرافیایی، شبکه عصبی مصنوعی و در بین مدل‌های زمین‌آمار، روش عکس فاصله وزنی با داشتن کمترین $RMSE$ (به ترتیب ۷/۱۳۸ و ۱۵/۰۶۲ متر) و $AARE$ (به ترتیب ۳۳ و ۴۷ درصد) و بیشترین R^2 (به ترتیب ۰/۶۰۶ و ۰/۵۹۱) مناسب‌ترین مدل جهت برآورد به ترتیب نقطه‌ای و ناحیه‌ای سطح آب‌زیرزمینی می‌باشد. در نهایت مدل هیبرید ANN-IDW جهت تخمین و پهنه‌بندی سطح آب‌زیرزمینی در آینده انتخاب شد.

کلید واژه‌ها: توزیع مکانی؛ سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی؛ شبکه عصبی مصنوعی؛ کریجینگ ساده

مقدمه

مشاهداتی و پیچیدگی ارتباط سطح ایستابی با دیگر متغیرها (وضعیت زمین شناسی، نوع آبخوان، میزان بهره‌برداری از سفره و غیره) اهمیت توسعه روش‌های کارآمد را در برآورد توزیع مکانی سطح ایستابی دوچندان می‌کند. در دهه‌های اخیر، کاربرد زمین‌آمار و هوش مصنوعی در مطالعات علوم آب بسیار گسترده بوده است. نتایج دهقانی و همکاران (۱۳۸۹) در مورد برآورد سطح آب زیرزمینی دشت قزوین با به‌کارگیری دودسته داده‌های آموزش و آزمون نشان داد، سیستم استنتاج فازی-عصبی با داشتن همبستگی ۹۸ درصد

آب زیرزمینی منبع اصلی تامین نیازهای کشاورزی به خصوص در مناطق خشک و نیمه‌خشک محسوب می‌شود. بنابراین داشتن یک کشاورزی پایدار نیازمند مدیریت و برنامه ریزی دقیق در مورد نحوه استفاده از این منابع است که این خود مستلزم داشتن شناخت کافی در مورد تغییرات مکانی سطح آب زیرزمینی در یک دوره زمانی مشخص است (Ahmadi and Sedghamiz, 2007). تغییرات زیاد سطح ایستابی در نقاط مختلف سفره، کمبود چاه‌های

و شبکه استنتاج عصبی-فازی را در درون یابی سطح آب‌های زیرزمینی در یک سفره آزاد در شمال ایران بررسی نمودند. نتایج نشان داد که مدل استنتاج عصبی-فازی در برآورد سطح آب زیرزمینی از کریجینگ معمولی کارآمدتر است. پژوهش Srekanth و همکاران (۲۰۰۹) در حیدرآباد هندوستان نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در برآورد سطح آب زیرزمینی با میانگین مجذور مربعات خطای ۴/۵ متر و ضریب تبیین ۰/۹۳ دارای قابلیت مناسب جهت برآورد سطح آب زیرزمینی است. مطالعات انجام شده در زمینه برآورد سطح آب زیرزمینی حاکی از قدرت بالای مدل‌های هوشمند همچون شبکه عصبی و فازی-عصبی و روش‌های زمین آمار است که البته در تعدادی از پژوهش‌ها ترکیب این دو روش در برآورد سطح آب زیرزمینی باعث بهبود نتایج شده است. هدف پژوهش حاضر یافتن مدل ترکیبی از شبکه‌های هوشمند (شامل شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی-عصبی و برنامه‌ریزی بیان ژن) و روش‌های میان‌یابی (شامل کریجینگ ساده و عکس فاصله وزنی) برای پهنه‌بندی توزیع مکانی سطح آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه است. اهداف پژوهش عبارت‌اند از: ۱- ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی (ANFIS) شامل افراز شبکه و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، ۲- ارزیابی نتایج حاصل از روش‌های میان‌یابی شامل کریجینگ ساده و عکس فاصله وزنی، ۳- تکمیل آمار محدوده مطالعاتی از طریق ترکیب مدل مناسب از شبکه‌های هوشمند و میان‌یابی جهت پهنه‌بندی سطح آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه واقع در مختصات $57^{\circ} 58' 34''$ تا $57^{\circ} 58' 34''$ و $60^{\circ} 0' 43''$ طول جغرافیایی و $27^{\circ} 0' 59''$ تا $27^{\circ} 0' 59''$ عرض جغرافیایی در استان کرمان قرار دارد که شامل دو زیرحوضه بم‌نرماشیر و رحمت‌آباد با مساحت‌های به ترتیب ۹۶۵۸/۱۸ و ۹۳۶۹/۸۷ کیلومتر مربع است. این محدوده یکی

و میانگین قدرمطلق خطای $3/698$ متر، دارای دقت بیشتر نسبت به روش‌های زمین‌آمار است. در پژوهشی دیگر زارع‌ایبانه و بیات‌ورکشی (۱۳۹۲) با استفاده از مدل‌های هوشمند و زمین آمار به برآورد سطح آب زیرزمینی در دشت همدان-بهار پرداختند. نتایج نشان داد که مدل عصبی-ژنتیک با داشتن مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین به ترتیب $0/431$ متر و $0/996$ بهتر از دیگر مدل‌ها عمل کرد و با مدل زمین آماری کریجینگ ترکیب گردید. محمودی و همکاران (۱۳۹۱) سطح آب زیرزمینی در دشت شهرکرد را با استفاده از روش ترکیبی زمین آمار و شبکه عصبی در دو ماه اسفند ۱۳۸۵ و شهریور ۱۳۸۸ (به ترتیب حداکثر و حداقل سطح آب) برآورد کردند و نتایج نشان داد که مدل ترکیبی کوکریجینگ با شبکه عصبی دارای میانگین خطای مطلق و ضریب تبیین به ترتیب $12/73$ متر و $0/906$ (در اسفند ماه) و $8/75$ متر و $0/924$ (در شهریور ماه) است. زارع‌ایبانه و همکاران (۱۳۹۰) شبکه عصبی مصنوعی را برای برآورد سطح آب زیرزمینی در دشت ملایر به کار گرفتند و نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با $1/9$ درصد خطا و داشتن مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین به ترتیب $0/44$ متر و $0/99$ ، مدلی کارآمد جهت برآورد سطح آب زیرزمینی می‌باشد. به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی از سوی Lallahema و همکاران (۲۰۰۵) در برآورد سطح آب زیرزمینی آبخوان آهکی شمال فرانسه نشان داد، الگوریتم پرسپترون چندلایه با حداقل نرون میانی در کوتاه‌مدت، برآورد بهتری (درصد مجذور میانگین مربعات خطا $4/3$ ٪) دارد. در پژوهش دیگری Ahmadi و Sedghamiz (۲۰۰۷) از دو روش کریجینگ معمولی^۱ و کوکریجینگ^۲ برای تخمین عمق آب زیرزمینی در دشت داراب استان فارس استفاده کردند. Kholghi and Hosseini (۲۰۰۹)، قابلیت کریجینگ معمولی

1- Ordinary kriging (OK)

2-Cokriging

3- Artificial neural networks

4- Adaptive neuro fuzzy inference system

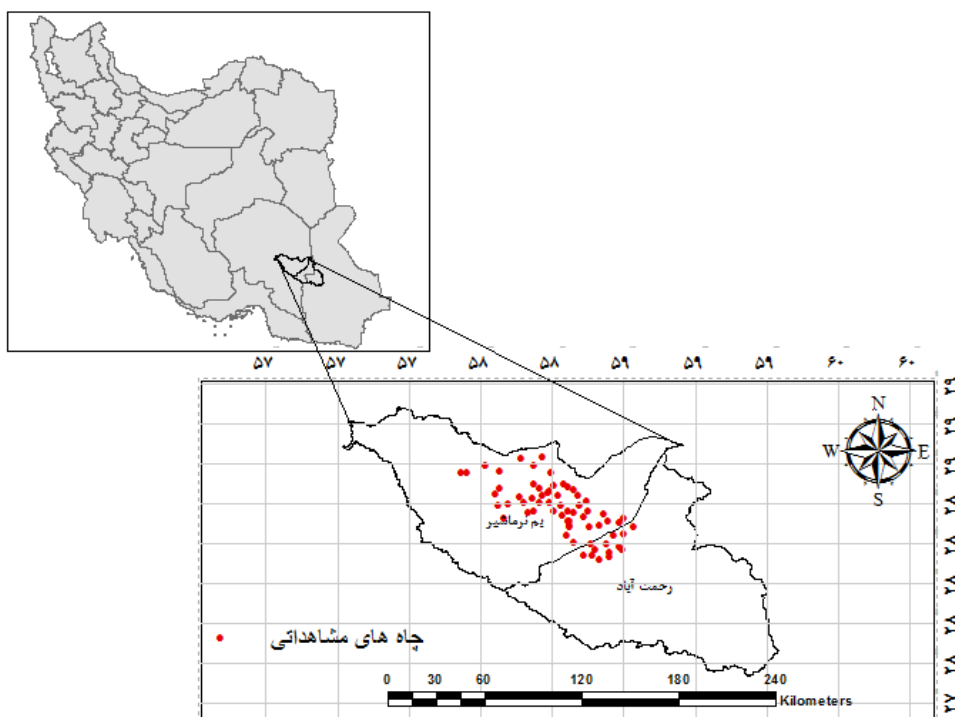
5- Gene Expression Programming

زیرزمینی و دو عدد به‌عنوان طول و عرض جغرافیایی منظور شد. جهت مدل‌سازی، داده‌ها به دو قسمت آموزش و آزمون به ترتیب ۷۰ درصد (۴۵ چاه) و ۳۰ درصد (۲۰ چاه) تقسیم شد.

شبکه عصبی مصنوعی

هر شبکه عصبی مصنوعی (ANN) شامل سه لایه ورودی، پنهان و خروجی است، به‌طوری‌که این سلول‌ها با اتصالاتی با وزن‌های مختلف به هم متصل می‌باشند. در مدل‌سازی ریاضی نرون، مجموعه‌ای از داده‌ها به‌عنوان ورودی نرون (که شاید خروجی‌های نرون‌های دیگر باشند)، به‌کاربرده می‌شوند. هر ورودی در وزن متناظرش ضرب می‌شود و در ادامه، همه ورودی‌های وزن‌دار شده، به‌منظور تعیین سطح فعالیت نرون، باهم جمع می‌شوند. نحوه و شکل اتصال سلول‌های عصبی در لایه‌های مختلف، باعث ایجاد ساختارهای مختلفی در شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌شود (فلاح‌قاله‌ری و همکاران، ۱۳۸۸).

از مناطق کویری ایران به‌شمار می‌آید، زیرا که حاشیه شمالی آن به کویر لوت ختم شده و از این جهت دارای تابستان‌های گرم و خشک و زمستان‌های کم باران است. میزان نزولات جوی تقریباً ناچیز است به‌طوری‌که متوسط بارندگی سالانه کمتر از ۵۰ میلی‌متر است. نقاط مورد استفاده در این تحقیق مربوط به ۶۵ حلقه چاه عمیق نمونه‌برداری شده در طول آمار سال ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۰ است که به‌صورت میانگین بلندمدت استفاده شد. شکل ۱ منطقه مورد مطالعه و موقعیت مکانی چاه‌های مشاهداتی را نشان می‌دهد. در این مطالعه از آمار و اطلاعات سطح آب زیرزمینی ۶۵ حلقه چاه عمیق و نیمه‌عمیق، برای کنترل دقت اطلاعات برآورد استفاده شد. پایگاه داده‌ای، شامل مختصات طول و عرض جغرافیایی هر چاه به‌عنوان داده‌های ورودی برای تمامی مدل‌ها تعریف گردید. همچنین میانگین حسابی داده‌های سطح آب زیرزمینی هر چاه مشاهداتی از سال ۱۳۸۱ تا سال ۱۳۹۰ به‌عنوان داده‌های خروجی شبکه در نظر گرفته شد. به این ترتیب برای هر چاه یک عدد به‌عنوان مقدار سطح آب



شکل ۱. منطقه مورد مطالعه و موقعیت چاه‌های مشاهداتی

عضویت خروجی در روش ممدنی غیرخطی است ولی در روش سوگنو خطی یا ثابت است. اگر فرض شود یک سامانه استنتاج فازی دارای دو ورودی X و Y و یک خروجی Z باشد، مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو قانون فازی IF-THEN به صورت زیر بیان می شود:

قانون ۱ - اگر x برابر A_1 و y برابر B_1 باشد آنگاه :

$$z_1 = p_1x + q_1y \quad (1)$$

قانون ۲ - اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد آنگاه:

$$z_2 = p_2x + q_2y \quad (2)$$

در شکل ۲ یک سیستم فازی سوگنو با دو ورودی، یک خروجی و سیستم ANFIS معادل آن آمده است. این سیستم دارای دو ورودی X و Y و یک خروجی f به همراه دو قانون فازی است. انتخاب تابع عضویت بر اساس آزمایش انواع مختلف توابع عضویت صورت می گیرد. به این معنی که توابع عضویت، هرکدام جداگانه مورد بررسی قرار می گیرند و مدل ANFIS برای هرکدام از این توابع عضویت به صورت جداگانه آموزش می بیند. در پایان میزان خطای مدل های حاصل باهم مقایسه می شود و تابعی که کمترین میزان خطا را در کمترین زمان آموزش حاصل کند، به عنوان تابع عضویت برگزیده خواهد شد (Jang, 1993). اصولاً وارد کردن داده ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه ها می شود. از این رو برای جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون ها و یکسان سازی ارزش داده ها برای شبکه، باید ورودی خالص آن ها در محدوده تابع سیگموئید بین (۰ و ۱) قرار گیرد. این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزن ها شده و از اشباع زود هنگام نرون ها جلوگیری می کند. برای مدل فازی-عصبی از نوع افراز شبکه از پنج توابع عضویت مختلف، مثلثی (trimf)، گوسی (gaussmf)، دو گوسی (gauss2mf)، دوزنقه ای (trapmf) و زنگوله ای (gbellmf) و ۱۰۰ تکرار استفاده شد.

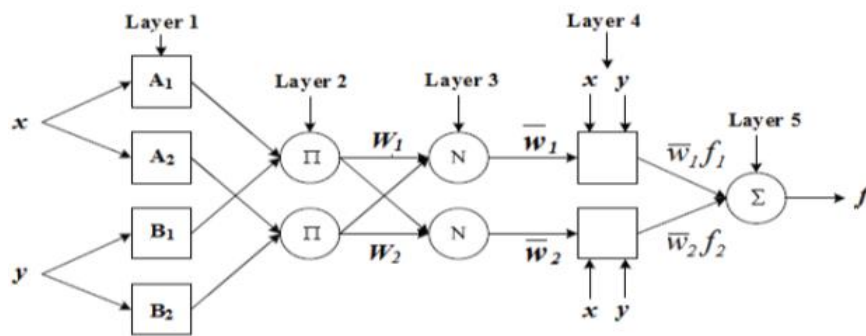
در این پژوهش سه لایه از شبکه های الگوریتم پس انتشار با تابع انتقال سیگموئید در لایه پنهان و تابع انتقال خطی در لایه خروجی به کار گرفته شد و برای آموزش این شبکه از الگوریتم پس انتشار خطا (یک روش یادگیری چندلایه شبکه پیشرو) استفاده شد (Tayfur, 2002). برای تعیین تعداد نرون لایه پنهان از روش آزمون و خطا استفاده شد. در مدل ANN شش الگوریتم مختلف مورد آزمون قرار گرفت که عبارت اند از: لونیبرگ-مارکوارت، گرادیان نزولی، گرادیان نزولی با نرخ تطبیقی یادگیری، گرادیان نزولی با مومنتم، انتشار برگشتی با نرخ یادگیری متغیر و گرادیان مزدوج مقیاس شده. برای گره های پنهان و خروجی، از توابع سیگموئید مماس و فعال خطی استفاده شد.

سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی

سامانه استنتاج فازی-عصبی (ANFIS) برای اولین بار توسط Jang (۱۹۹۳) معرفی شد. این سامانه ابزاری جهانی برای تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه ای محدود بوده که به ازای هر درجه ای از صحت قابل استفاده است. بخش فازی مدل ANFIS. رابطه ای بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نموده که اصطلاحاً تابع عضویت^۱ نامیده می شود. پارامترهای توابع عضویت با استفاده از الگوریتم آموزش شبکه های عصبی مصنوعی و بر اساس دو روش زیر تعیین می شوند:

۱. روش پس انتشار خطا برای همه پارامترهای توابع عضویت
 ۲. روش ترکیبی شامل پس انتشار خطا برای پارامترهای توابع عضویت ورودی و روش کمترین مربعات برای پارامترهای توابع عضویت خروجی
- به طور کلی در جعبه ابزار منطق فازی دو نوع سامانه استنتاج فازی موسوم به الف) سامانه استنتاجی نوع ممدنی و ب) سامانه استنتاجی نوع سوگنو وجود دارد. تفاوت اصلی آن ها در تابع عضویت است، به گونه ای که تابع

¹ Membership function



شکل ۲. ساختار یک سیستم فازی سوگنو و سیستم ANFIS معادل آن (Jang, 1993)

و خطا بهترین تابع تطبیق و تابع ارتباط‌دهنده بر اساس ریشه میانگین مربعات خطا انتخاب شد.

روش‌های زمین‌آماري کریجینگ ساده^۱

تخمین‌گر کریجینگ ساده به شکل ترکیب خطی وزن‌دار است؛ لیکن میانگین باید حتماً دارای ویژگی ایستایی مرتبه‌ی دوم باشد، در فرآیند تخمین مورد توجه و استفاده قرار می‌گیرد. برای استفاده از تخمین‌گر کریجینگ ساده، واریوگرام‌های دارای حد آستانه، مورد نیاز هستند (محمدي، ۱۳۸۵).

روش عکس فاصله وزنی

روش عکس فاصله (IDW^2) بر این فرض استوار است که تأثیر پدیده مورد نظر با افزایش مسافت کاهش می‌یابد. از این رو برای تخمین نقاط مجهول، نمونه‌های اطراف باید مشارکت بیشتری نسبت به آن‌هایی که در فاصله دورتر قرار گرفته‌اند، داشته باشند، به این ترتیب هرچه فواصل نقطه مجهول از نقاط معلوم کاهش یابد وزن ارزش آن نقاط افزایش می‌یابد و نقاطی که ارزش آن‌ها معلوم است با استفاده از نقاط اطراف تا شعاع مشخص برآورد می‌شوند. برای اطلاعات بیشتر در مورد روش IDW به پژوهش Childs و Colin (۲۰۰۴) مراجعه شود. در این پژوهش انتخاب روش‌های زمین‌آماري به صورت سعی و خطا و براساس معیار مجذور میانگین مربعات خطا ($RMSE^3$)

همچنین، تعداد بهینه توابع عضویت برای ایجاد حداقل مقدار ریشه میانگین مربعات خطا در دوره آزمون تعیین شدند. لازم به توضیح است که سامانه استنتاجی فازی-عصبی موجود در جعبه‌ابزار نرم‌افزار MATLAB از نوع سوگنو بوده و برای طبقه‌بندی داده‌ها از روش افراز شبکه استفاده می‌کند. در این تحقیق برای نرمال‌سازی داده‌های شبکه‌های هوشمند از معادله ۳ استفاده شده است که در این رابطه، X مقدار اولیه، X_{min} و X_{max} به ترتیب مقادیر کمینه و بیشینه، X_{norm} مقدار نرمال شده، ۰/۵ و ۲ عوامل سنجش‌اند.

$$X_{norm} = \left(\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} - 0.5 \right) \times 2 \quad (3)$$

مدل برنامه‌ریزی بیان ژن

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) را فریا ابداع کرد. برنامه‌ریزی بیان ژن از نخبه‌گزینی ساده استفاده می‌کند و بهترین افراد یک نسل را برای نسل بعد نگه می‌دارد. برنامه‌ریزی بیان ژن برخلاف الگوریتم ژنتیک و برنامه‌ریزی ژنتیک، چندین عملگر ژنتیکی برای تکثیر افراد با اصلاحات دارد. بیان درختی، تحت فرایندی بنام ترجمه از کروموزوم‌ها استنتاج می‌شود و نمایش درختی آن در محیط، برآزش آن و کروموزوم‌های متناظرش را تعیین می‌کند، درحالی‌که این کروموزوم تحت انتخاب و فعالیت عملگرهای ژنتیکی قرار می‌گیرد (Wilson and Banzhaf, 2008). در این پژوهش، از نرم‌افزار GeneXproTools4 استفاده شد که برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با سعی

¹ Simple kriging

² Inverse distance weighting

³ Root mean square error

صورت گرفت.

میانگین خطای نسبی مطلق ۳۳، دقت بهتری از الگوریتم‌های دیگر در دوره آزمون داشته و شبکه‌ای ساده و پرکاربرد برای برآورد سطح آب زیرزمینی است. مقایسه ساختار مدل‌های مختلف فازی-عصبی از نوع افراز شبکه در جدول ۲ ارائه شده است. در این جدول، مدل ۲-۲ نشان‌دهنده تعداد توابع عضویت برای ورودی‌های طول جغرافیایی و عرض جغرافیایی است. همچنین، در روش افراز شبکه با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۲، تابع عضویت مثلثی با حداقل مقدار ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۷/۵۳۹ و ۶/۱۴۲ متر و همچنین درصد میانگین خطای نسبی مطلق ۳۴، نسبت به سایر توابع دقت بهتری را در مرحله آزمون داشته است.

در مدل GEP برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با سعی و خطا بهترین تابع تطبیق و تابع ارتباط‌دهنده بر اساس حداقل ریشه میانگین مربعات خطا به ترتیب تابع ریشه نسبی مربعات خطا (RRSE) و تابع جمع انتخاب شد. جدول ۳ بهترین نتایج مدل GEP را با توجه به مقدار بهینه تابع ارتباط و پنج نوع توابع مختلف نشان می‌دهد که با توجه به آن ملاحظه می‌شود که تابع F_1 بیشترین دقت را با داشتن حداقل مقدار ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۹/۷۷۰ و ۸/۲۶۳ متر و همچنین درصد میانگین خطای نسبی مطلق ۳۷، در مرحله آزمون دارد. شکل ۴ مدل درختی بهینه GEP را نشان می‌دهد. معادله بهینه مدل GEP در رابطه ۸ نشان داده شده که در آن x و y به ترتیب طول جغرافیایی و عرض جغرافیایی است.

روش‌های میان‌یابی

برای کریجینگ ساده بهترین مدل به واریوگرام تجربی بر اساس کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا مدل نمایی بود که این نتیجه با پژوهش Kelin و همکاران (۲۰۰۲) که مدل نمایی را در مورد سطح آب زیرزمینی، مدلی بهینه در نظر گرفته‌اند، شباهت دارد.

برای ارزیابی نتایج مدل‌های مورد مطالعه، شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای نسبی مطلق (AARE^۱) که به صورت درصد بوده و میانگین خطای مطلق (MAE^۲) محاسبه شدند. مقادیر شاخص‌های مذکور از روابط زیر محاسبه می‌شوند.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i| \quad (6)$$

$$AARE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{x_i} \right| \right) \times 100 \quad (7)$$

که در آن‌ها: x_i مقدار اندازه‌گیری شده در گام زمانی i ام، y_i مقدار برآورد شده در همان زمان، N تعداد گام زمانی (تعداد داده‌ها)، \bar{x} میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده و \bar{y} میانگین نظیر برای مقادیر برآورد شده است.

نتایج و بحث

مدل‌های ANN، ANFIS-GP^۳ و GEP

در مدل ANN شش الگوریتم مختلف مورد آزمون قرار گرفت که نتایج آن در جدول ۱ قابل مشاهده است در این جدول، مدل شبکه عصبی مصنوعی ۱-۱-۲ به ترتیب شامل دو ورودی مربوط به طول جغرافیایی و عرض جغرافیایی، یک گره پنهان و یک گره خروجی است. تعداد بهینه گره پنهان با استفاده از روش آزمون و خطا تعیین شد. با توجه به جدول، استنباط می‌شود که الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاس شده با کمترین ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۷/۱۳۸ و ۵/۶۸۱ متر و همچنین درصد

¹ Average absolute relative error

² Mean absolute error

³ Grid Partitioning

$$h = ((y/x) - (x-y)) / ((x-8.885) - (x/7.823)) + (-4.476y / (-3.476x - 9.017y)) + -6.444y / ((-5.444x) + (y-8.885)) \quad (8)$$

جدول ۱. نتایج بخش آموزش و آزمون مدل ANN

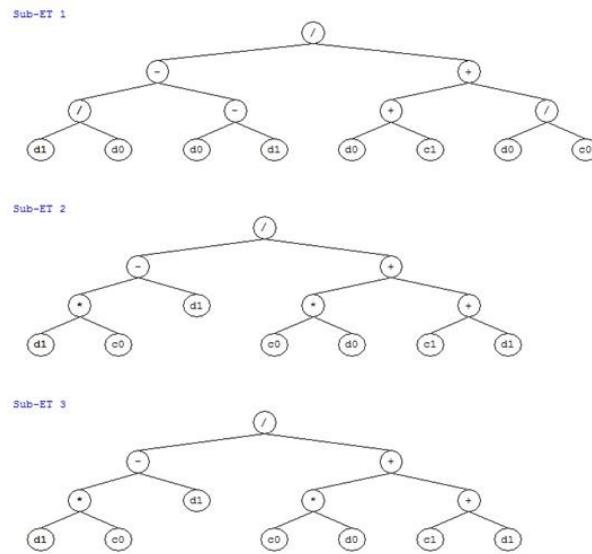
مرحله آزمون			مرحله آموزش			تعداد تکرار	ساختار مدل	الگوریتم آموزش
RMSE (m)	MAE	R ²	RMSE (m)	MAE	R ²			
۸/۶۳۴	۶/۷۸۱	۰/۷۱۲	۱۴/۵۸۰	۱۰/۳۸۰	۰/۶۹۳	۱۰۰۰	۲-۱-۱	لونیبرگ-مارکواریت
۸/۳۶۹	۶/۴۵۶	۰/۷۴۶	۱۴/۵۸۸	۱۰/۷۰۲	۰/۶۹۲	۵۰۰۰۰	۲-۱-۱	گرادیان نزولی
۷/۴۱۸	۵/۹۱۷	۰/۵۷۸	۸/۲۴۷	۵/۴۹۵	۰/۹۰۲	۵۰۰۰۰	۲-۶-۱	گرادیان نزولی با نرخ تطبیقی یادگیری
۸/۳۶۰	۶/۴۵۶	۰/۷۴۵	۱۴/۵۸۰	۱۰/۷۰۳	۰/۶۹۳	۵۰۰۰۰	۲-۲-۱	گرادیان نزولی با مومنتم
۸/۶۷۹	۶/۸۳۵	۰/۹۰۰۶	۱۴/۵۰۰	۱۰/۳۸۲	۰/۷۰۰	۵۰۰۰۰	۲-۱-۱	انتشار برگشتی با نرخ یادگیری متغیر
۷/۱۳۸	۵/۶۸۱	۰/۶۰۶	۶/۵۴۱	۴/۵۹۷	۰/۹۳۸	۱۰۰۰	۲-۲-۱	گرادیان مزدوج مقیاس شده

جدول ۲. نتایج بخش آموزش و آزمون مدل ANFIS-GP

مرحله آزمون			مرحله آموزش			ساختار مدل	تابع عضویت
RMSE (m)	MAE	R ²	RMSE (m)	MAE	R ²		
۷/۵۳۹	۶/۱۴۲	۰/۶۴۶	۱۳/۴۰۷	۹/۷۱۱	۰/۷۴۰	۳-۳	مثلثی
۹/۱۰۵	۷/۲۷۵	۰/۵۷۷	۱۰/۱۰۶	۷/۵۶۳	۰/۸۵۳	۴-۴	گوسی
۸/۷۲۴	۶/۸۵۳	۰/۵۳۱	۱۳/۴۸۵	۹/۷۹۵	۰/۷۳۷	۴-۳	دوگوسی
۸/۴۶۵	۶/۹۴۱	۰/۶۳۳	۱۴/۵۰۳	۱۰/۱۷۶	۰/۶۹۶	۴-۴	دوزنقه‌ای
۸/۷۷۰	۷/۰۶۳	۰/۷۰۵	۱۴/۶۶۵	۱۱/۱۱۲	۰/۶۸۹	۲-۴	زنگوله‌ای

جدول ۳. نتایج بخش آموزش و آزمون مدل GEP

مرحله آزمون			مرحله آموزش			مدل ریاضی	تابع
RMSE (m)	MAE	R ²	RMSE (m)	MAE	R ²		
۹/۷۷۰	۸/۲۶۳	۰/۵۸۲	۱۵/۲۶۷	۱۰/۶۱۱	۰/۶۶۴	+, -, ×, ÷	F1
۱۱/۷۲۰	۹/۷۱۲	۰/۵۴۸	۱۵/۲۵۱	۱۰/۶۶۱	۰/۶۶۶	+, -, ×, ÷, ln x, e ^x	F2
۱۲/۶۶۷	۱۰/۷۳۱	۰/۵۱۶	۱۶/۰۱۴	۱۱/۷۲۹	۰/۶۳۳	+, -, ×, ÷, $\sqrt[3]{\quad}$, $\sqrt{\quad}$, x ³ , x ²	F3
۱۱/۹۶۹	۱۰/۱۴۰	۰/۵۴۳	۱۵/۴۷۳	۱۱/۰۵۸	۰/۶۵۶	+, -, ×, ÷, ln x, e ^x , $\sqrt[3]{\quad}$, $\sqrt{\quad}$, x ³ , x ²	F4
۱۱/۷۳۰	۱۰/۲۸۰	۰/۶۵۶	۱۵/۵۶۰	۱۱/۰۶۴	۰/۶۵۲	+, -, ×, ÷, ln x, e ^x , $\sqrt[3]{\quad}$, $\sqrt{\quad}$, x ³ , x ² , sin x, cos x, Arctg x	F5



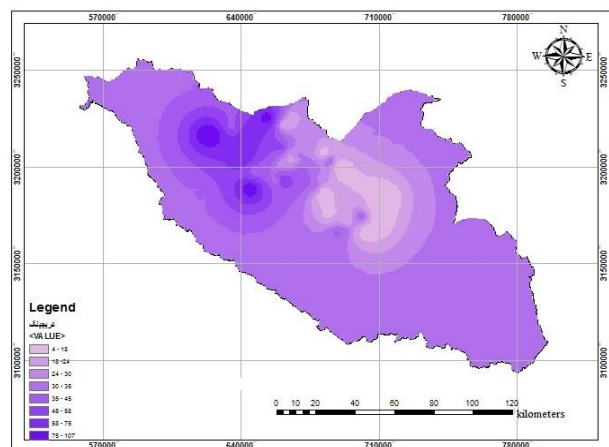
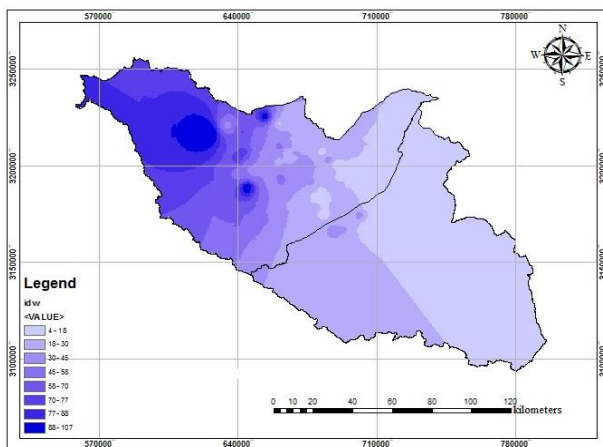
شکل ۴. مدل درختی بهینه GEP

با توجه به نتایج ارائه شده از مدل‌ها و شکل ۶ که مقادیر برآورد سطح آب زیرزمینی تمامی مدل‌ها را در برابر مقادیر مشاهده‌ای نشان می‌دهد، مدل شبکه عصبی برای برآورد نقطه‌ای سطح آب زیرزمینی و مدل عکس فاصله وزنی برای میان‌بندی منطقه مورد مطالعه مناسب است. پس مدل هیبرید انتخابی، مدل ANN-IDW خواهد بود.

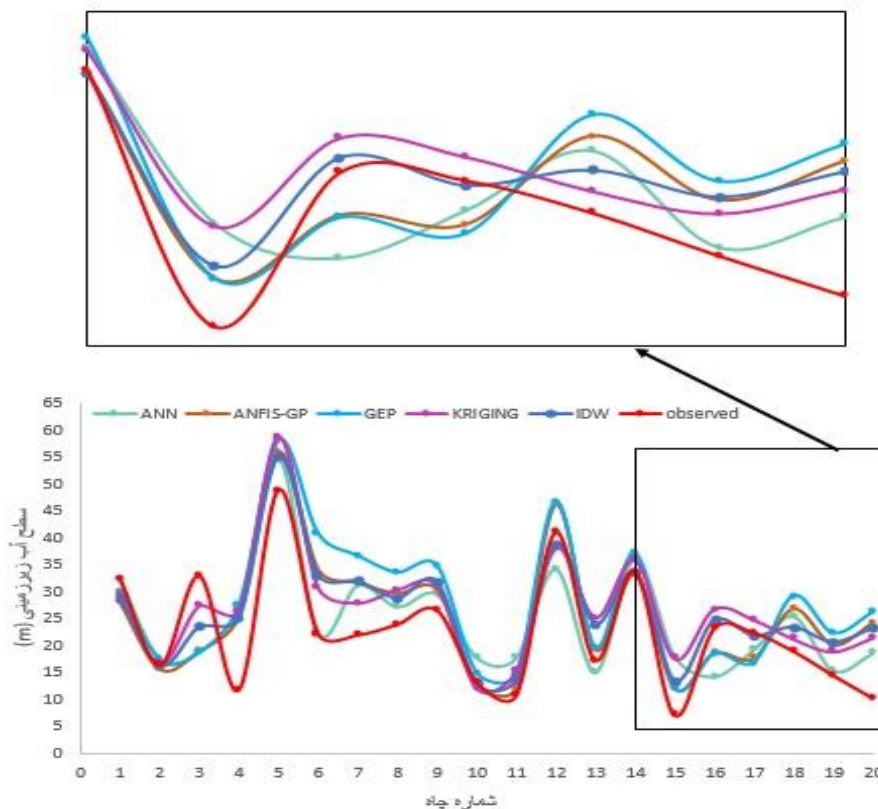
در مدل عکس فاصله وزنی توان دو به عنوان مقدار بهینه با سعی و خطا انتخاب شد. با توجه به نتایج جدول ۴ و پهنه‌بندی منطقه با روش‌های میان‌بندی (شکل ۵) می‌توان مدل عکس فاصله وزنی را با داشتن درصد میانگین خطای نسبی مطلق ۴۰ و اختلاف اندک با مدل کریجینگ (۱ درصد اختلاف) به عنوان مدل بهینه انتخاب کرد.

جدول ۴. نتایج مدل‌های زمین‌آمار

مدل	RMSE (m)	MAE (m)	R ²
کریجینگ	۱۵/۸۴۰	۱۰/۳۳۹	۰/۵۴۸
عکس فاصله وزنی	۱۵/۰۶۲	۹/۸۲۶	۰/۵۹۱



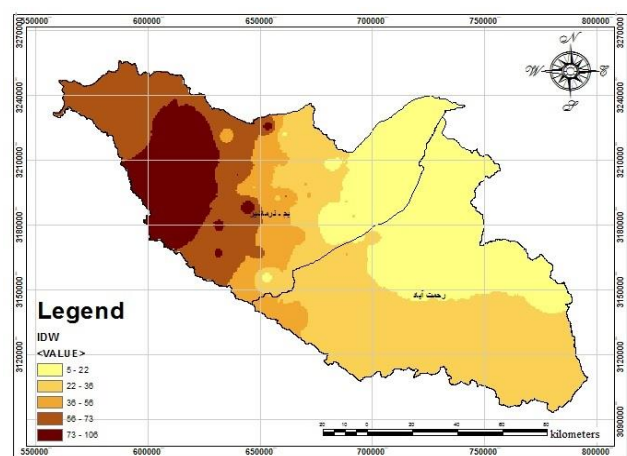
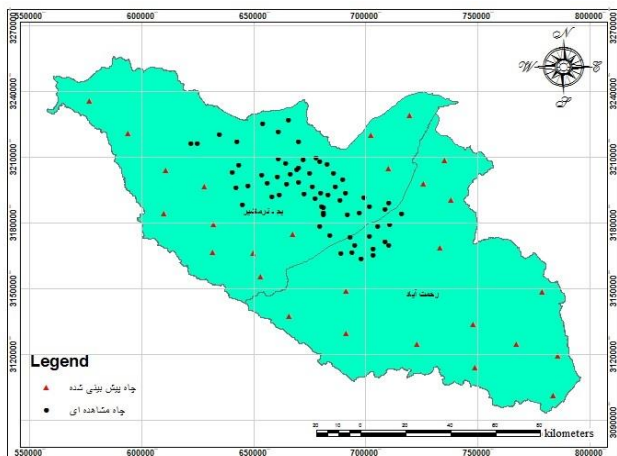
شکل ۵. نقشه پهنه‌بندی سطح آب زیرزمینی با مدل‌های کریجینگ (شکل راست) و عکس فاصله وزنی (شکل چپ)



شکل ۶. مقادیر برآورد سطح آب زیرزمینی مدل‌های مورد مطالعه در برابر مقادیر مشاهده‌ای

فاصله وزنی پهنه‌بندی گردید که شکل ۷ نقاط جهت تخمین سطح آب‌زیرزمینی و نقشه پهنه‌بندی منطقه را نشان می‌دهد. در این شکل هم نقاط مشاهداتی استفاده شد و هم برای نقاط فاقد آمار از مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی استفاده شد.

در پژوهش محمودی و همکاران (۱۳۹۱) نیز شبکه عصبی مصنوعی به عنوان مدل برتر برای برآورد سطح آب زیرزمینی در دشت شهرکرد انتخاب و با مدل‌های زمین‌آمار ترکیب شد. در نهایت برای تکمیل برآورد نقطه‌ای در مناطقی از محدوده که آمار وجود ندارد از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد و نقاط پیش‌بینی شده با مدل عکس



شکل ۷. نقاط جهت تکمیل آمار سطح آب زیرزمینی (شکل چپ) و نقشه پهنه‌بندی منطقه با آمار تخمینی (شکل راست)

نتیجه‌گیری

و نتایج عملکرد مناسب را برای برآورد سطح آب زیرزمینی نشان داد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که آزمون و ارزیابی مدل‌های هوشمند هم‌چون ANN با ورودی‌هایی با آسانی اندازه‌گیری (طول و عرض جغرافیایی نقاط) نشانگر عملکرد مناسب این روش‌ها در برآورد نقطه‌ای سطح آب زیرزمینی می‌باشد و نتایج روش‌های پیشنهادی را می‌توان در سایر مناطق مشابه کنترل و ارزیابی نمود. همچنین این پژوهش نشان داد برآوردهای روش ترکیبی عصبی در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی، روشی مناسب برای پیش‌بینی و پهنه‌بندی سطح آب زیرزمینی است. این روش قابلیت برآورد سطح آب زیرزمینی در نقاط بدون اندازه‌گیری را براساس مقادیر به‌دست آمده از پیش‌بینی با ورودی‌های طول و عرض جغرافیایی نقاط برداشت با کمترین خطا را دارد. چراکه بخش پهنه‌بندی مدل به‌واسطه استفاده از نقاط همسایگی، میزان اثر خطا در برآورد را کاهش می‌دهد. در نهایت مدل ANN-IDW ابزار مناسب و کارآمدی برای پایش کمی سطح آب زیرزمینی بوده و می‌تواند جایگزین مناسبی برای بازرسی‌های چشمی و روش‌های آماری شده و سبب صرفه‌جویی اقتصادی گردد.

در این پژوهش برآورد سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های هوشمند ANN، ANFIS-GP و GEP و مدل‌های زمین آماری کریجینگ و IDW بررسی و برای افزایش دقت نقشه‌های پهنه‌بندی از ترکیب مدل‌های هوشمند با زمین آماری استفاده شد. آمارهای نقطه در مرکز دشت متمرکز شده و به همین دلیل تبدیل آمار نقطه‌ای به منطقه‌ای توسط مدل‌های زمین آماری دارای خطا بوده، در نتیجه از مدل ANN که در نقاط مشاهداتی کارایی بهتری از دیگر مدل‌ها داشت، برای پیش‌بینی بیشتر در نواحی بدون آمار منطقه مورد مطالعه استفاده شد. همچنین در بین روش‌های زمین آماری روش IDW از دقت مناسب برای رسم نقشه‌های پهنه‌بندی برخوردار بود. در نهایت ترکیب مدل ANN و IDW برای رسیدن به این هدف بوده که پیش‌بینی در نقاط بدون آمار با روش‌های زمین آماری به حداقل رسیده و با مدل‌های هم‌چون ANN می‌توان نقاط برای قرارگیری در روش‌های زمین آماری را افزایش و نقشه پهنه‌بندی را با دقت بیشتر ارائه داد. در پژوهش زارع‌ایانه و بیات‌ورکشی (۱۳۹۲) نیز هم‌چون پژوهش حاضر ترکیب مدل هوشمند عصبی-ژنتیک با مدل زمین آماری کریجینگ صورت گرفت

فهرست منابع

- دهقانی، ا.، عسگری، ا. و مساعدی، ا. ۱۳۸۹. مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی و زمین آماری در میانمایی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت قزوین). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی، ۱۶ (ب-۱): ۵۱۷-۵۲۹.
- زارع‌ایانه، ح.، بیات‌ورکشی، م. ۱۳۹۲. توسعه و کاربرد مدل‌های عصبی، فازی، الگوریتم ژنتیک و زمین آماری در برآورد توزیع مکانی سطح ایستابی. مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، ۲۰(۴): ۷۷-۶۵.
- زارع‌ایانه، ح.، بیات‌ورکشی، م.، معروفی، ص.، ایلدرومی، ع. ۱۳۹۰. شبیه‌سازی سطح ایستابی دشت ملایر براساس داده‌های هواشناسی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، ۷۸: ۲۸-۱۷.
- فلاح‌قاهری، غ.، موسوی‌بایگی، س. و حبیبی‌نوخندان، م. ۱۳۸۸. مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از کاربرد سیستم استنباط فازی ممدانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش فصلی، مطالعه موردی: منطقه خراسان. نشریه تحقیقات منابع آب ایران، ۵ (۲): ۵۲-۴۰.
- محمدی، ج. ۱۳۸۵. آمار مکانی (ژئواستاتستیک)، چاپ اول، انتشارات پلک، تهران، ایران، ۳۱۴ ص.

- محمودی، ر.، آخوندعلی، ع.، صمدی‌بروجنی، ح.، زارعی، ح. ۱۳۹۱. تخمین سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش ترکیبی زمین‌آمار و شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت شهرکرد). *مجله علوم و مهندسی آبیاری*، ۳۶ (۱): ۴۵-۵۶.
- Ahmadi, SH. and Sedghamiz, A. 2007. Geostatistical analysis of spatial and temporal variations of groundwater level. *Environmental Monitoring and Assessment*, 129 (1 -3): 277-294.
- Childs, G. and Colin, R. 2004. *Interpolating surfaces in Arc\GIS spatial analyst*, Arc\GIS User ESRI. Redlands, Canada, 350 pp.
- Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic*, 23 (3): 665-685.
- Kelin, H., Yuangfang, H., Hong, L., Baoguo, L., Deli, C. and Robert, E.W. 2005. Spatial variability of shallow groundwater level, electrical conductivity and nitrate concentration, and risk assessment of nitrate contamination in North China Plain. *Environment International*, 31: 896 - 903
- Kholghi, M. and Hosseini, S.M. 2009. Comparison of groundwater level estimation using neuro-fuzzy and ordinary kriging. *Journal of Environmental Modeling and Assessment*, 14: 729-737.
- Lallahema, S., Maniaa, J., Hania, A. and Najjarb, Y. 2005. On the Use of Neural Networks to Evaluate Groundwater Levels in Fractured Media. *Journal of Hydrology*, 307: 92 -111.
- Srekanth, P.D., Geethanjali, N., Sreedevi, P.D., Shakeel Ahmed, Ravi Kumar, N. and Kamala Jayanthi, P.D. 2009. Forecasting Groundwater Level Using Artificial Neural Networks, *Journal of Hydrology Current Science*, 96(7): 933- 939.
- Tayfur, G. 2002. Artificial neural networks for sheet sediment transport. *Hydrological Sciences Journal*, 47(6): 879-892.
- Wilson, G.C. and Banzhaf, W. 2008. A Comparison of Cartesian Genetic Programming and Linear Genetic Programming. *Lecture Notes in Computer Science*, 4971(1): 182-193.



Development and combination of soft computing and geostatistical models in estimation of spatial distribution of groundwater level

Saman Maroofpour^{1*}, Ahmad Fakheri-Fard² and Jalal Shiri³

1*) MSc. Student, Water Resources Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Corresponding Author email: saman.maroofpour@gmail.com

2) Professor, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

3) Assistant Professor, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Accepted: 09-06-2017

Received: 19-03-2017

Abstract

One of the most important issues in groundwater resources quantitative management is estimating water table level using observation wells network data. The purpose of this study is to estimate the groundwater level using the combination of the geostatistics and soft computing methods. Bam Normashir and Rhmtabad plains (Kerman province) with an area of 1928 km² was selected as a case study of this work. In this study, Kriging and IDW methods were used along with the data driven ANN, ANFIS and GEP models for predicting the spatial distribution of groundwater level, then, the best model was selected for further sampling in the studied region. Data from 65 wells during the period of 2002 to 2011 were used. RMSE, R², AARE and MAE statistical indices were used for comparing the applied models. Results showed that for all of the models with two input parameters (including longitude and latitude), ANN and IDW models presented the most accurate results with the lowest RMSE (7.138 and 15.062m, respectively) and AARE (33 and 44%, respectively), and the highest R² (0.606 and 0.596, respectively) for the point and regional estimation of groundwater table level. Finally, ANN-IDW hybrid model was selected for estimation and zoning the groundwater level for the future investigations.

Keywords: Adaptive neuro fuzzy inference system, artificial neural network, spatial distribution, simple kriging