

مصنوعی، فازی ساگنو، کریجینگ عصبی

مقدمه

پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی از مسائل مهم در مطالعات هیدروژئولوژیکی و مدیریت صحیح آبخوان‌ها می‌باشد. برای مدیریت و شناخت خصوصیات آبخوان‌ها مدل‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی مهم است این امر در ابتدا بیشتر توسط مدل‌های عددی اجرا می‌شد اما در دهه اخیر مدل‌های هوش مصنوعی^۵ پا به عرصه مدل‌سازی در علوم مختلف از جمله آب‌های زیرزمینی گذارده‌اند [۱۴ و ۱۹] مبانی و کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی در سال ۲۰۰۰ توسط انجمن مهندسی آمریکا (ACSE) ارائه شد [۲] از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای ارزیابی تغییرات سطح آب‌های زیرزمینی استفاده‌های فراوانی شده است [۱۰، ۱۱، ۱۲]. در ادامه مطالعات در این زمینه، ندیری در سال ۱۳۸۶ توانست با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، روشی جدید برای پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی محدوده متروی شهر تبریز ارائه دهد [۴]. همچنین کارتیکیان^۶ و همکاران در سال ۲۰۱۲ برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در یک تالاب در هند از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند [۱۷].

اساس تئوری فازی برای اولین بار توسط زاده در سال ۱۹۶۵ معرفی گردید. در سالهای اخیر روش فازی یکی از روش‌های کارا و مفید در امر مدل‌سازی و مطالعات هیدروژئولوژیکی و هیدروژئولوژیکی و پیش‌بینی پارامترهای آبخوان‌ها و سطح تراز آب‌های زیرزمینی می‌باشد [۱۹، ۲۰، ۷].

از روش زمین آمار برای ارزیابی زمانی و مکانی پارامترهای هیدروژئولوژیکی و هیدروژئولوژیکی به طور فراوان استفاده شده است [۹]. در همین زمینه، مطالعات بیشتر پژوهشگران حاکی از دقت مطلوب روش‌های زمین آمار، به ویژه کریجینگ معمولی در زمینه‌های مختلف آب‌و‌خاک است [۶، ۱۳] و اخیراً مدل‌های ترکیبی هوش مصنوعی و زمین آمار برای پیش‌بینی تغییرات زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی به کار گرفته شده است [۴].

هدف از این تحقیق پیش‌بینی زمانی سطح آب‌های زیرزمینی با روش شبکه عصبی مصنوعی و روش فازی ساگنو و پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب‌های زیرزمینی با روش کریجینگ و کوکریجینگ عصبی می‌باشد.

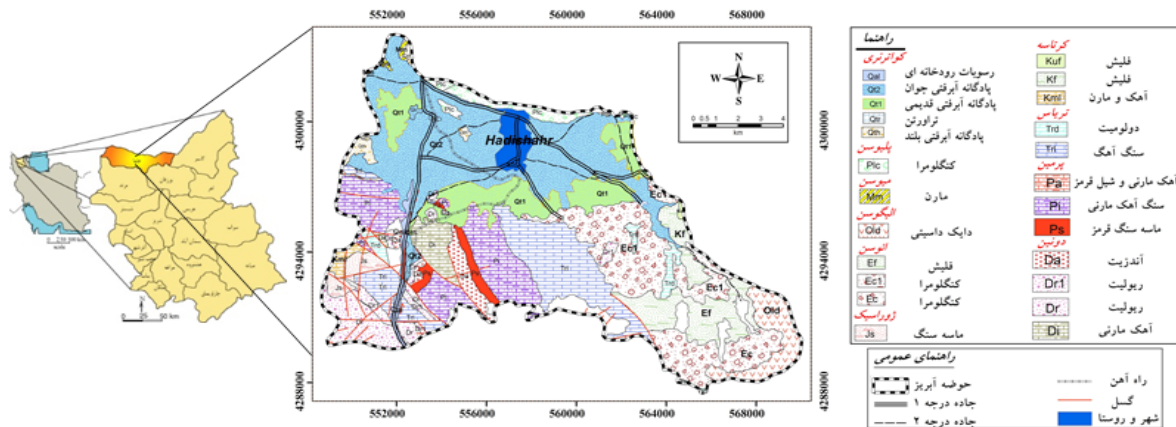
ترکیب روش‌های هوش مصنوعی و زمین آمار برای پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی دشت هادیشهر

محمدحسن حبیبی^۱، عطاالله ندیری^۲، اصغر اصغری مقدم^۳، کیوان نادری^۴
تاریخ دریافت: ۹۳/۴/۲۵ تاریخ پذیرش: ۹۴/۱۱/۸

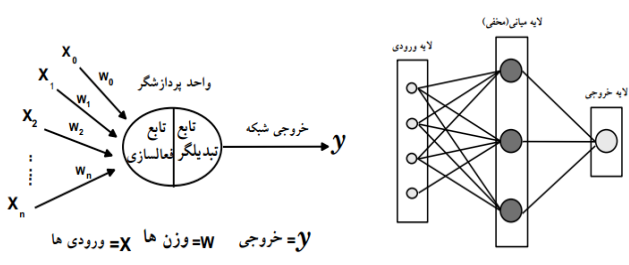
چکیده:

دشت هادیشهر با وسعتی معادل ۵۵/۵۷ کیلومترمربع در شمال غرب استان آذربایجان شرقی واقع شده است. در چند سال اخیر، به دلیل برداشت بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی این دشت، سطح آب زیرزمینی افت شدیدی پیدا کرده است. لذا به منظور یافتن راهکارهایی مفید برای مدیریت صحیح منابع آب زیرزمینی، از ترکیب مدل‌های هوش مصنوعی و زمین آمار برای پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی استفاده شده است. ابتدا برای مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی و تعیین بهترین ساختار و الگوریتم از پیرومتر مرکزی استفاده شد. نتایج نشان داد که الگوریتم لوبنبرگ - مارکوارت (LM) با ساختار ۳:۲:۱ (سه ورودی، دو گره میانی و یک خروجی) به ترتیب بهترین الگوریتم و ساختار برای مدل‌سازی با شبکه عصبی در این دشت می‌باشد. سپس پیرومترهای انتخاب شده دشت با روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی (HCA) دسته‌بندی شد و هر دسته از پیرومترها با مدل شبکه عصبی و فازی ساگنو مدل‌سازی شد و نتایج با استفاده از معیارهای ارزیابی مانند R^2 و RMSE مقایسه گردید. در این تحقیق از داده‌های ماهانه بارش، تبخیر و تراز آب زیرزمینی به عنوان ورودی‌های مدل استفاده شد که نتایج نشان داد از بین روش‌های فازی و شبکه عصبی روش شبکه عصبی کارایی بالاتری داشت. لذا برای پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی از روش کریجینگ و کوکریجینگ عصبی استفاده شد. **کلید واژه‌ها:** دشت هادیشهر، سطح آب زیرزمینی، شبکه عصبی

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد هیدروژئولوژی، دانشکده علوم طبیعی دانشگاه تبریز
- ۲- نویسنده مسئول و استادیار، دانشکده علوم طبیعی دانشگاه تبریز. پست الکترونیک: Nadiri@tabri.ac.ir
- ۳- استاد، دانشکده علوم طبیعی دانشگاه تبریز
- ۴- دانشجوی کارشناسی ارشد هیدروژئولوژی، دانشکده علوم طبیعی دانشگاه تبریز



شکل ۱- موقعیت و نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه
 Fig 1. Geological map of the study area



شکل ۲- الف) شبکه سه لایه معمول، ب) گره پردازشگر [۳]
 Fig 2. a) The usual three layers network, b) Processor node

مواد و روش‌ها

۱. موقعیت و زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز دشت هادیشهر با حدود ۱۸۰ کیلومترمربع در شمال غربی استان آذربایجان شرقی و در فاصله ۱۱۰ کیلومتری شمال تبریز قرار گرفته که در حوضه آبریز رودخانه ارس قرار دارد. این منطقه در شمال غرب واحد زمین ساختی البرز- آذربایجان قرار گرفته است؛ که بر اساس نوع سنگ‌های برونزد به دو بخش فلیشی و پوشش پلاتفرمی قابل تفکیک است. شکل ۱ نقشه زمین‌شناسی و موقعیت منطقه را نشان می‌دهد.

۲. هیدرولوژی و هیدروژئولوژی منطقه

بر اساس اطلاعات چاه‌های مشاهده‌ای و گمانه‌ها، آبخوان دشت هادیشهر از نوع آزاد است. در کل شیب دشت از جنوب شرق به شمال غرب است. متوسط ارتفاع دشت حدود ۱۰۰۰ متر از سطح دریا می‌باشد. زهکش اصلی منطقه، دره دیزچای می‌باشد. بر پایه اطلاعات هواشناسی ایستگاه سینوپتیک جلفا، متوسط بارندگی سالانه محدوده مطالعاتی ۲۱۴/۳۳ میلی‌متر و اقلیم منطقه در اقلیم‌نمای آمبرژه در محدوده خشک سرد قرار دارد. مطالعه و مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی آبخوان دشت هادیشهر به دلیل اینکه این دشت به دلیل برداشت بی‌رویه، یک دشت ممنوعه می‌باشد، آب‌های زیرزمینی این دشت مهمترین منبع برای کشاورزی و آشامیدن می‌باشد و افت شدید سطح آب زیرزمینی در این دشت زیاد است مهم می‌باشد. در محدوده مطالعاتی ۶۵ حلقه چاه بهره‌برداری، ۳۷ رشته قنات، هشت دهنه چشمه و ۱۱ حلقه پیزومتر وجود دارد.

۳. روش‌شناسی

شبکه عصبی مصنوعی

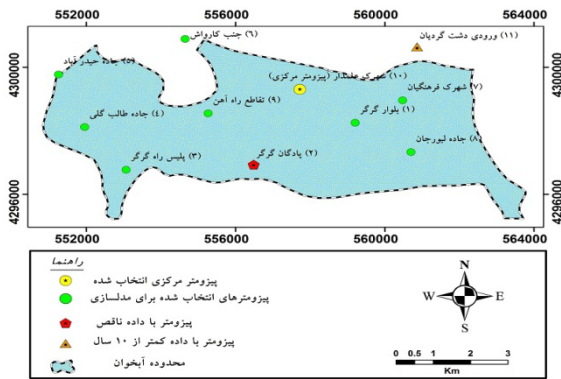
شبکه‌های عصبی مصنوعی یک سیستم پردازشگر اطلاعات توده‌ای هستند که به صورت موازی قرار گرفته‌اند (شکل ۲). اصول

زیر نشانگر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد: ۱- پردازش داده‌ها در واحدهای منفردی به نام گره صورت می‌گیرد، ۲- سیگنال‌های بین گره‌ها از طریق خطوط ارتباطی انتقال می‌یابند، ۳- وزن نسبت داده شده به هر خط ارتباطی نشانگر قدرت ارتباطی آن خط است و ۴- هر گره به طور مشخص دارای توابع فعال‌سازی و تبدیل‌گر برای تعیین سیگنال‌های خروجی از داده‌های ورودی شبکه می‌باشد. تمام مراحل انجام شده در یک شبکه توسط الگوریتم‌های ریاضی مختلفی مانند الگوریتم لونیگ - مارکواریت^۱ (LM)، گرادیان نزولی انتشار خطا به عقب با ممتتم^۲ (GDX) و تنظیم بایزین^۳ (BR) صورت می‌گیرد.

فازی

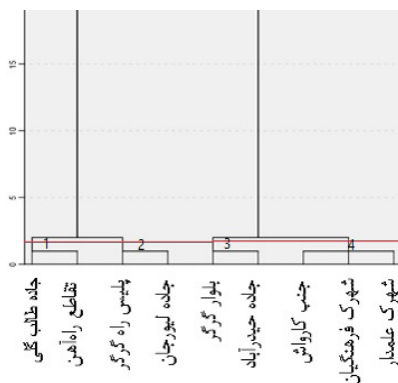
هر سیستم فازی شامل سه بخش اصلی است: الف) فازی کردن داده‌ها که این با تعریف تابع عضویت انجام می‌شود، ب) ایجاد ارتباط بین ورودی و خروجی که این کار نیز با یک سری قوانینی مانند اگر، آنگاه (if-then) انجام می‌شود، ج) مرحله غیرفازی‌سازی که به وسیله

- 1- Levenberg-Marquardt (LM)
- 2- Gradient Descent back propagation with momentum (GDX)
- 3- Bayesian Regularization (BR)



شکل ۳- موقعیت پیزومترهای منتخب و پیزومتر مرکزی

Fig 3. The position of central piezometer and selected piezometers



شکل ۴- خوشه‌بندی پیزومترهای منتخب به روش HCA

Fig 4. Clustering selected piezometers with HCA method

جدول ۱- نتایج الگوریتمهای شبکه عصبی مصنوعی پیشرو برای پیزومتر مرکزی (شهرک علمدار)

Table 1. Results of feed forward artificial neural network algorithms for central piezometers (Alamdar town)

مرحله	الگوریتم GDx		الگوریتم BR		الگوریتم LM	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
آموزش	0.78	0.81	0.96	0.34	0.98	0.33
آزمایش	0.80	0.79	0.87	0.36	0.89	0.34

بحث و نتایج

۱. مدل شبکه عصبی

در مدل‌سازی به روش شبکه عصبی تعیین تعداد گره‌های میانی بسیار مهم است [۱۸]. برای تعیین تعداد گره‌های میانی از روش آزمون و خطا به طوری که حالت تخم‌مرغی شبکه حفظ شود [۳] استفاده شد. برای تعیین بهترین الگوریتم از پیزومتر مرکزی استفاده شده که نتایج آن در جدول ۱ نشان داده شده است. با توجه به نتایج جدول ۱، بهترین بازده و پیش‌بینی سطح آب‌های

عملگرهای فازی که شامل and، or و not می‌شود، انجام می‌گیرد. عملگر and به دو صورت مینیمم‌سازی (min) و وزندهی (prod) و عملگر or نیز به صورت ماکزیمم‌سازی عمل می‌کند.

مدل فازی به سه روش، ممدانی (MFL)، لارسن (LFL) و ساگنو (SFL) قابل اجرا است تفاوت روش ساگنو با دو روش دیگر در خروجی آنها است که برخلاف دو روش دیگر تابع عضویت خروجی سیستم فازی به صورت ثابت یا رابطه خطی است. اولین مرحله در ایجاد مدل فازی دسته‌بندی داده‌ها می‌باشد؛ که از آن جمله می‌توان به روش کاهشی^۱ برای روش ساگنو و روش FCM^۲ برای روش ممدانی و لارسن اشاره کرد [۵].

روش زمین آمار

کریجینگ بهترین تخمین گر خطی نااریب است. در این روش با توجه به نحوه توزیع مکانی متغیر مورد نظر به تخمین مقادیر مجهول در موقعیت‌های مکانی مطلوب پرداخته می‌شود [۱۶]. از انواع روش‌های کریجینگ می‌توان به کریجینگ ساده^۳، کریجینگ عادی^۴ و کریجینگ عمومی^۵ اشاره کرد [۱]. کوکریجینگ، کریجینگ کمکی شبیه روش‌های چند متغیره می‌باشد در این روش، برای پیش‌بینی از متغیر کمکی که بیش‌ترین ضریب همبستگی با متغیر مورد نظر را دارد، استفاده می‌شود.

۴. آنالیز داده‌ها

در دشت هادیشهر ۱۱ حلقه پیزومتر وجود دارد که از نه پیزومتر که دارای داده دراز مدت بوده و توزیع مناسب در دشت دارند، استفاده شد. در این تحقیق از متوسط تبخیر و بارش ماهانه در گام زمانی t_0 و سطح آب زیرزمینی ماهانه در گام زمانی t_0-1 در بازه زمانی مهرماه ۱۳۸۲ تا شهریورماه ۱۳۹۱، به عنوان ورودی‌های مدل شبکه عصبی و فازی ساگنو استفاده شد. به طوری که ۷۵ درصد داده‌ها (از مهرماه ۱۳۸۲ تا شهریورماه ۱۳۸۹) به عنوان داده‌های قسمت آموزش و ۲۵ درصد داده‌ها (از مهرماه ۱۳۸۹ تا شهریورماه ۱۳۹۱) به عنوان داده‌های قسمت آزمایش انتخاب شد. شکل ۳ موقعیت پیزومترهای منتخب و پیزومتر مرکزی را نشان می‌دهد.

برای اجرای مدلی واحد برای پیزومترهایی که سطح تراز آب زیرزمینی نزدیکی به هم دارند پیزومترهای انتخاب شده را با استفاده از نرم‌افزار SPSS با روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی^۶ و روش Method Ward's خوشه‌بندی شد که شکل ۴ نتیجه خوشه‌بندی انجام شده را نشان می‌دهد.

- 1- Subtractive
- 2 - Fuzzy C-Means
- 3- Simple Kriging
- 4- Ordinary Kriging
- 5- Universal Kriging
- 6 -Hierarchical clustering(HCA)

جدول ۳- نتایج مدل فازی ساگنو برای دسته پیزومترهای مدل شده

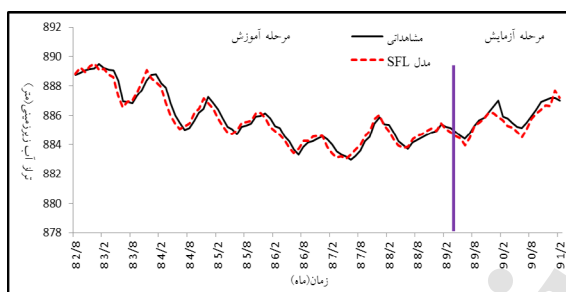
Table 3. Results of Sugeno fuzzy model for modeled batch pizometers

مرحله آزمایش		مرحله آموزش		نام محل	شعاع بهینه	دسته
R ²	RMSE	R ²	RMSE			
0.64	0.16	0.97	0.04	طالب گلی	0.8	اول
0.70	0.47	0.98	0.07	تقاطع راه آهن		
0.70	0.25	0.99	0.04	پلیس راه گرگر	0.8	دوم
0.82	0.58	0.99	0.33	جاده لیورجان		
0.85	0.17	0.94	0.21	بلوار گرگر	0.9	سوم
0.82	0.54	0.95	0.22	جاده حیدرآباد		
0.82	0.24	0.99	0.05	فرهنگیان		چهارم
0.70	0.37	0.99	0.05	جنب کارواش	0.8	
0.74	0.55	0.98	0.18	شهرک علمدار		

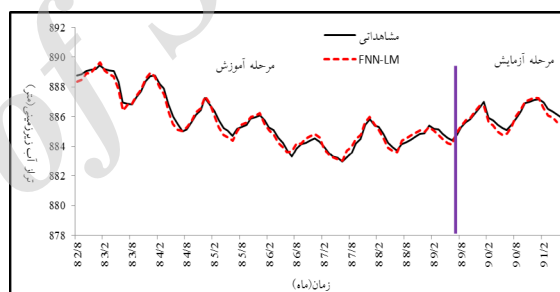
جدول ۲- نتایج مدل شبکه عصبی برای دسته پیزومترهای مدل شده

Table 2. Results of artificial neural network model for modeled batch pizometers

مرحله آزمایش		مرحله آموزش		نام محل	دسته
R ²	RMSE	R ²	RMSE		
0.83	0.10	0.94	0.06	طالب گلی	اول
0.87	0.33	0.98	0.08	تقاطع راه آهن	
0.74	0.21	0.98	0.06	پلیس راه گرگر	دوم
0.87	0.52	0.98	0.42	جاده لیورجان	
0.94	0.14	0.92	0.23	بلوار گرگر	سوم
0.80	0.49	0.94	0.25	جاده حیدرآباد	
0.90	0.21	0.96	0.14	فرهنگیان	چهارم
0.90	0.32	0.99	0.12	جنب کارواش	
0.93	0.26	0.97	0.26	شهرک علمدار	



ب) فازی ساگنو (SFL)



الف) شبکه عصبی مصنوعی (LM-FNN)

شکل ۵- نتایج مدل‌های هوش مصنوعی نسبت به حالت مشاهداتی برای پیزومتر مرکزی دشت هادیشهر.

Fig 5. The results of artificial intelligence models in comparison with observation mode for central piezometers of Hadishahr Plains.

گوسی بود که به داده‌های دسته‌بندی شده برازش داده شد. جدول ۳ نتایج مدل فازی را برای دسته پیزومترهای منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد.

شکل ۵ نتایج مدل شبکه عصبی و فازی ساگنو نسبت به حالت مشاهداتی را در مرحله آموزش و آزمایش برای پیزومتر مرکزی دشت نشان می‌دهد.

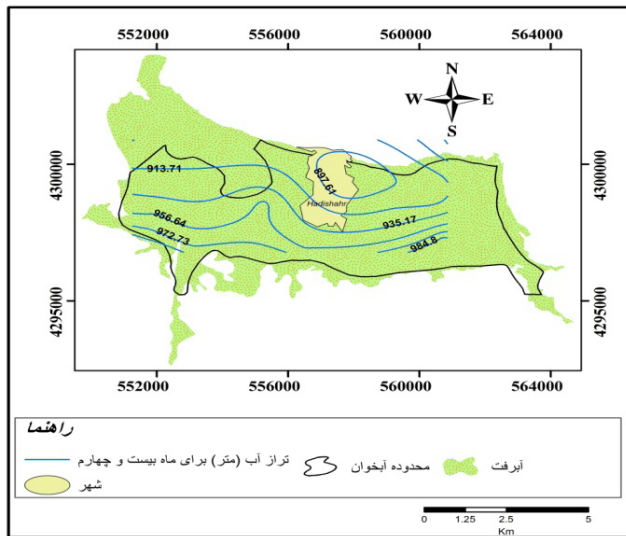
۳. مدل کریجینگ و کوکریجینگ عصبی

با توجه به اینکه مدل شبکه عصبی با الگوریتم لونبرگ-مارکواریت به عنوان بهترین مدل (RMSE=28 میانگین) برای شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی در منطقه مطالعاتی بود لذا نتایج مدل مذکور برای پیش‌بینی مکانی سطح تراز آب‌های زیرزمینی استفاده شد.

زیرزمینی مربوط به الگوریتم و ساختار FNN-LM می‌باشد. لذا برای اجرای مدلی واحد برای پیزومترهایی دسته‌بندی شده از این الگوریتم استفاده شد. جدول ۲ نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای دسته اول، دوم و سوم با ساختار ۴:۳:۲ و دسته چهارم با ساختار ۵:۴:۳ نشان می‌دهد.

۲. مدل فازی ساگنو

اولین مرحله در این روش دسته‌بندی داده‌ها و تعیین توابع عضویت است. در این تحقیق از روش کاهش برای مدل ساگنو استفاده شد [۱۶]. پارامتر اصلی در روش دسته‌بندی برای تعیین دسته‌ها و قوانین، شعاع دسته‌بندی است [۸]. همچنین توابع عضویت استفاده شده برای مدل‌سازی فازی مقادیر سطح آب زیرزمینی تابع

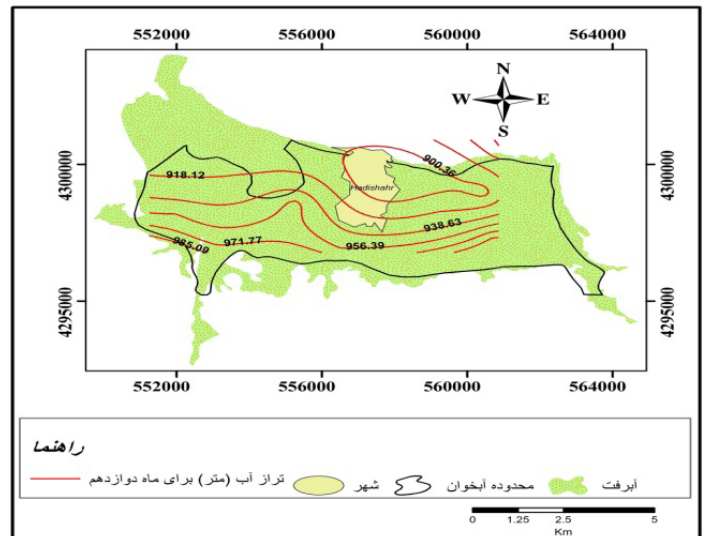


شکل ۷- مدل کوکریجینگ عصبی در ماه بیست و چهارم
Fig 7. Neural cokriging model in the twenty-fourth month

شبه‌سازی بهتری دارد نتایج نشان داد. با اینکه مدل فازی ساگنو در مرحله آموزش شبه‌سازی بهتری دارد اما در مرحله آزمایش نسبت به مدل شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم لونبرگ-مارکوارت دقت پایین‌تری دارد. نتایج نشان می‌دهد که از روش کوکریجینگ برای پیش‌بینی سطح ایستابی در مناطق فاقد پیزومتر می‌توان استفاده کرد. با توجه به هزینه‌های بالای حفاری پیزومترها و چاه‌های مشاهداتی این بخش از مطالعه می‌تواند از صرف هزینه‌های مالی بیشتر برای بسیاری از نقاط محدوده مورد نظر جلوگیری نماید. RMSE مدل کوکریجینگ عصبی ۰/۷۶ متر است که ۰/۲۸ متر از آن حاصل مدل شبکه عصبی است و ۰/۴۸ متر برای مدل کوکریجینگ می‌باشد. پیشنهاد می‌شود مدل شبکه عصبی و فازی برای حالتی که مقدار دبی ماهانه پمپاژ چاه‌های بهره‌برداری به عنوان یک ورودی باشد، اجرا شود.

منابع

1. ASCE Task Committee on Geostatistical Techniques in Geohydrology of the Ground Water Hydrology Committee of the ASCE Hydraulics Division. 1990. Review of Geostatistics in Geohydrology. part I: Basic Concepts. J. Hydrol. Eng. 116: 612-632.
2. ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology. 2000. Artificial neural network in hydrology. part I and II. J. Hydrol. Eng. 5(2): 115-137.
3. Asghari Moghaddam, A. Norani, V. and Nadiri, AA. 2008. Modeling of Tabriz Plain Rainfall Using of Artificial Neural Networks. Tabriz, J. of Agricultural



شکل ۶- مدل کوکریجینگ عصبی در ماه دوازدهم
Fig 6. Neural cokriging model in the twelfth month

به دلیل اینکه شرایط و داده‌ها با کریجینگ عادی بیشترین تطابق را داشت لذا از این نوع کریجینگ استفاده شد. در این مدل واریوگرام حاصله با مدل‌های تجربی برازش داده شد که بهترین برازش مربوط به مدل کروی بود. RMSE حاصل از مدل کریجینگ عصبی ۱/۲۳ متر می‌باشد، خطای بالای مدل به دلیل کم بودن تعداد داده‌های سطح آب برای پیش‌بینی است. به منظور کاهش خطا برای پیش‌بینی مکانی سطح آب، از توپوگرافی (مدل رقومی ارتفاعی) که بیشترین همبستگی را با سطح آب دارد به عنوان یک پارامتر کمکی استفاده شد تا مدل کوکریجینگ برای منطقه مورد مطالعه اجرا شود. در مدل کوکریجینگ نیز واریوگرام حاصله با مدل‌های تجربی برازش داده شد که بهترین برازش مربوط به مدل کروی بود. RMSE بدست آمده از مدل کوکریجینگ عصبی ۰/۷۶ متر است. خطای حاصل از مدل کوکریجینگ عصبی، مجموع خطاهای مدل‌های شبکه عصبی و کوکریجینگ است که ۰/۲۸ متر از آن حاصل مدل شبکه عصبی و ۰/۴۸ متر برای مدل کوکریجینگ می‌باشد. خطای به دست آمده از مدل کوکریجینگ عصبی قابل قبول است. شکل ۶ و ۷ نتایج مدل کوکریجینگ عصبی را در ماه‌های دوازدهم و بیست و چهارم مرحله آزمایش نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری

شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل تجربی، به علت عدم استفاده از فرمول‌های پیچیده دیفرانسیلی و ایجاد رابطه دقیق بین داده‌های ورودی و خروجی، حساسیت کمتر به خطای داده‌های ورودی و قابلیت پردازش موازی داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم لونبرگ-مارکوارت نسبت به الگوریتم‌های گرایان نزولی انتشار خطا به عقب و تنظیم بایزین و مدل فازی ساگنو پیش‌بینی و

12. Daliakopoulos, NI. Coulibaly, P. and Tsanis, IK. 2005. Ground water level forecasting using artificial neural networks. *J. Hydro.* 309: 229-240.
13. Desbarats, AJ. Logan, CE. Hiton, MJ. and Sharpe, DR. 2002. On the kriging of water table elevations using collateral information from a digital elevation model. *J. Hydrol.* 255: 25-38.
14. Fijani, E. Nadiri, AA. and Moghaddam, AA. 2013. Optimization of DRASTIC method by supervised committee machine artificial intelligence to assess groundwater vulnerability for Maragheh–Bonab plain aquifer, Iran. *J. Hydrology.* 503: 89-100.
15. Isaaks, EH. and Srivastava, RM. 1989. *Applied Geostatistics*, Oxford University press. 561p.
16. Jarrah, OA. and Halawani, A. 2001. Recognition of gestures in Arabic sign language using neuro-fuzzy systems. *Artificial Intelligence* 133(1-2): 117–138.
17. Karthikeyan, L. Kumar, ND. Graillot, D. and Gaur, S. 2013. Prediction of Ground Water Levels in the Uplands of a Tropical Coastal Riparian Wetland using Artificial Neural Networks. *Water Resour Manage.* 27: 871–883.
18. Lallahem, S. Mania, J. Hani, A. and Najjar, Y. 2005. On the use of neural networks to evaluate ground water levels in fractured media. *J. Hydro.* 307: 92-111.
19. Nadiri, AA. Chitsazan, N. Tsai, FTC. and Asghari Moghaddam, AA. 2013b. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation. *J. Hydrol. Eng.*
20. Saemi, M. and Ahmadi, M. 2007. Integration of genetic algorithm and a coactive neuro-fuzzy inference system for permeability prediction from well logs data. *J. Porous Med.* 7: 1273–288.
- knowledge, 18(1), 1-15. (In Persian).
4. Asghari Moghaddam, A. Norani, V. and Nadiri, AA. 2009. Forecasting spatiotemporal water levels of Tabriz city underground area by neural kriging. *Tehran, Journal of Iran Water Resources Research.* 13(1), 14-24. (In Persian).
5. Bezdek, CJ. Ehrlich, R. and Full, w. 1984. FCM: The Fuzzy C-Means clustering algorithm. *Computers & Geosciences.* 10(2-3): 191–203.
6. Barcae, E. and Passarella, G. 2008. Spatial Evaluation of the Risk of Groundwater Quality Degradation: A comparison between Disjunctive Kriging and Geostatistical Simulation. *J. of Environmental Monitoring and Assessment.* 133: 261-273.
7. Chiu, S. 1994. Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems.* 2(4): 267–278.
8. Chiu, YC. Chang, LC. and Chang, FJ. 2007. Using a hybrid genetic algorithm–simulated annealing algorithm for fuzzy programming of reservoir operation. *Hydrol. Process.* 21: 3162-3172.
9. Copertino, VA. Molino, B. and Telesca, V. 1998. Spatial and temporal evolution of water quality in reservoirs. *Phys. Chem. Earth.* 23(4): 475-478.
10. Coppola, E. Szidarovszky, F. Poulton, M. and Charles, E. 2003. Artificial neural network approach for predicting transient water levels in multilayered groundwater system under variable state, pumping, and climate conditions. *J. Hydro. Eng.* 8(6): 348-380.
11. Coulibaly, P. Anctil, F. Aravena, R. and Bobée, B. 2001. Artificial neural network modeling of water table depth fluctuation. *Water Resour. Res.* 37: 885-896.

Abstract

Combination of geostatistical and artificial intelligence methods for predicting spatiotemporal water level in the Hadishahr plain

M. H. Habibi¹, A.A. Nadiri², A. Asghari Moghaddam³ and K. Naderi⁴

Received:2014.07.16 Accepted:2016.01.28

The Hadishahr plain, with 56 km² area, is located in the northwest of the East Azarbaijan province. Due to the intensive withdrawal of groundwater from this area in the recent years, the water level has been declined significantly. In order to find the best method for managing the groundwater resources of the study area efficiently, artificial neural networks and fuzzy methods were utilized to model and predict the temporal and spatial variations of the groundwater level. Firstly, the central piezometer was used for modeling artificial neural network and determining the best algorithm structure. The results show that the forward neural network with the Levenberg-Markvrat (LM) algorithm with 1, 2 and 3 order structure is the best method in this plain, respectively. Afterward, the selected piezometers of the plain were classified with the hierarchical clustering (HCA) methods and each piezometers batch was modeled with the Sugeno fuzzy technique. The results were compared using the statistical parameters such as RMSE and R². In this study, monthly data of rainfall, evaporation, and groundwater level were used as inputs to the model. The results show that the fuzzy and neural network techniques using feed forward neural network with the Levenberg-Markvrat (LM) algorithm achieves the best answer. Thus the neural kriging and neural cokriging method were used, for predicting the temporal and spatial variations of groundwater level.

Keywords: *Groundwater level, the Hadishahr plain, Artificial neural network, Sugeno fuzzy, Neural kriging*

1- M.Sc. student in Hydrogeology since., Faculty of Natural Science, University of Tabriz.

2- Assistant Professor, Faculty of Natural Science, University of Tabriz. Corresponding Author. Email: Nadiri@tabriu.ac.ir

3- Pro - Assistant Professor, Faculty of Natural Science, University of Tabriz. Corresponding Author. Email: Nadiri@tabriu.ac.ir

4- M.Sc. Student in Hydrogeology sciences, Faculty of Natural Science, University of Tabriz.