

# تخمین سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش ترکیبی زمین آمار و شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت شهرکرد)

رضا زمانی احمد محمودی<sup>۱\*</sup>، علی محمد آخوندعلی<sup>۲</sup>، حسین صمدی بروجنی<sup>۳</sup>، حیدر زارعی<sup>۴</sup>

\* دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب دانشکده مهندسی علوم آب دانشگاه شهید چمران اهواز. reza.zamani65@yahoo.com

۲- استاد گروه هیدرولوژی و منابع آب دانشکده مهندسی علوم آب دانشگاه شهید چمران اهواز

۳- استادیار گروه مهندسی آب دانشکده کشاورزی دانشگاه شهرکرد

۴- استادیار گروه هیدرولوژی و منابع آب دانشکده مهندسی علوم آب دانشگاه شهید چمران اهواز

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۳/۲۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۰/۹/۲۶

## چکیده

از اساسی‌ترین موارد در مدیریت کمی منابع آب زیرزمینی تخمین سطح آب با استفاده از داده‌های برداشت شده از شبکه چاه‌های مشاهده‌ای می‌باشد. هدف این تحقیق میان‌یابی سطح آب زیرزمینی با استفاده از الگوریتم ترکیبی زمین آمار و شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد و دشت شهرکرد به عنوان نمونه انتخاب شده است. بعد از انتخاب دو ماه اسفند ۱۳۸۵ و شهریور ۱۳۸۸ به عنوان ماه‌های دارای به ترتیب حداکثر و حداقل سطح آب (طی دوره آماری ۱۳۸۸-۱۳۸۲) به تخمین سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد با استفاده از روش‌های کوکریجینگ، کریجینگ و روش معین عکس فاصله پرداخته شد. پس از انتخاب روش کوکریجینگ با مدل نیم تغییرنمای گوسین با بهترین نتایج ارزیابی صورت گرفت. نتایج حاصل از تخمین زمین آمار به  $R^2=0.854$ ،  $MAE=11/87$  و  $R^2=0.816$ ،  $MAE=16/54$  برای اسفند ۱۳۸۵ و  $R^2=0.854$ ،  $MAE=11/87$  برای شهریور ۱۳۸۸، نتایج حاصل از تخمین زمین آمار به صورت الگوریتم ترکیبی با شبکه‌های عصبی مصنوعی به کار گرفته شده است. دو نوع شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و شبکه پیش-سوی (GFF) در ترکیب با روش کوکریجینگ مورد استفاده قرار گرفت و نتایج نشان داد شبکه MLP دارای اثر ترکیبی مناسب‌تری برای تخمین می‌باشد. نتایج حاصل از به کارگیری الگوریتم ترکیبی حاکی از مناسب بودن ترکیب روش‌های زمین آمار با شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد ( $R^2=0.906$ ،  $MAE=12/73$  برای اسفند ۱۳۸۵ و  $R^2=0.924$ ،  $MAE=8/75$  برای شهریور ۱۳۸۸).

کلید واژه‌ها: آب زیرزمینی، زمین آمار، شبکه‌های عصبی مصنوعی، دشت شهرکرد.

## Estimation of the Groundwater Level by using Combined Geostatistics with Artificial Neural Networks (Case Study: Shahrekord Plain)

R. Zamani Ahmad Mahmoodi<sup>1\*</sup>, A. M. Akhond Ali<sup>2</sup>, H. Samadi Boroujeni<sup>3</sup> and H. Zarei<sup>4</sup>

- 1- M.Sc Student, Dep. of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water Science, Engineering Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.
- 2- Professor, Dep. of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water Science, Engineering Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.
- 3- Assistant Professor, Dep. of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Shahrekord University, Iran.
- 4- Assistant Professor, Dep. of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water Science, Engineering Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.

Received: 17.Dec.2011

Accepted: 13.Jun.2012

## Abstract

One of the most basic issues in groundwater resources management is the estimation of water table from observation well network data. The purpose of this study is estimate the groundwater level using the

combination algorithm of the geostatistics and Artificial Neural Networks method. Shahrekord plain was selected as a case study of this work. After selected February 2007 and September 2009 as the months with the maximum and minimum groundwater level (during the studied period of 2003 to 2009), using Co Kriging, Kriging and Inverse Distance Weights, groundwater level has been estimated. The results showed that Co Kriging with semi-variogram Gaussian model had the best statistical validation ( $R^2=0.816$  and  $MAE=16.54$  for February 2007, and  $R^2=0.854$  and  $MAE=11.87$  for September 2009). So this approach with combination Artificial Neural Networks give the best results. Also two types of Neural Networks layers, Multi Layer Perceptron (MLP) and generalized feed forward (GFF) were used with combination Kriging method. The results showed that Multi Layer Perceptron network was effective to estimate groundwater levels with statistical indicators of ( $R^2=0.906$  and  $MAE=12.73$  for February 2007, and  $R^2=0.924$  and  $MAE=8.75$  for September 2009).

**Keywords:** *Groundwater, Geostatistics, Artificial Neural Networks, Shahrekord Plain.*

### مقدمه

مشخصه‌های هیدروپنایمیک آبخوان در گستره مکانی ارائه نمودند (۲۲). خلقی و حسینی در تحقیقی برای تخمین سطح آب زیرزمینی از ترکیب روش کریجینگ معمولی با روش نو-فازی استفاده کردند (۱۸). قهرمان و همکاران نیز کاربرد زمین آمار را در ارزیابی شبکه‌های پایش کیفی آب زیرزمینی مورد بررسی قرار دادند. در این بررسی ارزیابی کیفیت شبکه چاه‌های آب شرب شهر مشهد در ردیابی نیترات و هدایت هیدرولیکی با استفاده از کریجینگ انجام گرفته است (۱۴). کرسیک<sup>۲</sup> روش کریجینگ را به عنوان بهترین و قویترین ابزار برای درون‌یابی و تهیه نقشه‌های سطح آب زیرزمینی معرفی کرد (۱۹). بارکای و پارسالان<sup>۳</sup> برای تهیه نقشه خطر نیترات از روش کریجینگ و روش‌های شبیه‌سازی استفاده کردند. نتایج حاصله نشان داد که روش کریجینگ مناسب‌تر می‌باشد (۹). لالا هم و همکاران<sup>۴</sup> در مقاله خود به ارزیابی سطح آب زیرزمینی در یک آبخوان آهکی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج به دست آمده با حداقل نرون میانی در شبکه (MLP) نشان داد که الگوریتم کوتاه مدت بهترین پیش‌بینی را در بر خواهد داشت (۲۰). دهقانی و همکاران به مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی و زمین آمار در میان‌یابی سطح آب زیرزمینی در دشت قزوین پرداخته‌اند. آنها به این نتیجه رسیدند که روش سیستم استنتاجی فازی-عصبی برای برآورد سطح آب در نقاط مجهول آبخوان داری دقت بیشتری نسبت به دو روش دیگر می‌باشد (۲). از دیگر تحقیقات انجام شده در مورد به کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در مسائل آب‌های زیرزمینی می‌توان به تحقیقات کویولا و همکاران<sup>۵</sup> (۱۱) و دالیاکوپولوس و همکاران<sup>۶</sup> (۱۲) اشاره نمود، که در این پژوهش‌ها هدف پیش‌بینی نوسانات زمانی سطح آب زیرزمینی بوده است. در سال‌های اخیر علاقه‌ی فزاینده‌ای در توسعه تئوریک سیستم‌های

آب‌های زیرزمینی بزرگ‌ترین ذخیره قابل دسترس آب شیرین در کره زمین را تشکیل می‌دهند. در مناطقی که منابع آب سطحی محدود بوده و یا به راحتی در دسترس انسان قرار ندارند، می‌توان نیاز انسان‌ها به آب را از طریق آب‌های زیرزمینی که در همه جا به طور وسیع و گسترده پخش شده‌اند برطرف نمود (۲۳). در سال‌های اخیر مدل‌های ریاضی و کامپیوتری بسیاری به منظور شبیه‌سازی رفتار هیدرولیکی منابع آب‌های زیرزمینی مورد توجه قرار گرفته است. بیشتر این مدل‌ها برای یک آبخوان خاص تبیین شده و عملاً کاربردی نمودن هر مدل مستلزم انطباق با شرایط خاص منطقه مورد مطالعه می‌باشد (۲). امروزه استفاده از روش‌های نوین و هوشمند، مانند شبکه عصبی مصنوعی و سیستم فازی مورد نظر محققان قرار گرفته است. میرزائی و همکاران با استفاده از تکنیک‌های آماری خود همبستگی، تغییرات سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد را در یک دوره ۱۰ ساله پیش‌بینی نمودند و نتیجه‌گیری کردند که در صورت عدم تعادل بخشی آب زیرزمینی، بیلان دشت شهرکرد روند منفی را طی خواهد کرد (۸). صمدی‌پروجنی و همکاران با تجزیه و تحلیل آمار و اطلاعات دشت شهرکرد دریافتند که تغییرات سطح آب زیرزمینی در این دشت نسبت به شرایط، با تاخیر یک ساله واکنش نشان می‌دهد (۳). میثاقی و محمدی در تحقیقی پهنه‌بندی اطلاعات بارندگی را با استفاده از روش‌های آمار کلاسیک و زمین آمار انجام داده و نتایج را با شبکه‌های عصبی مصنوعی مقایسه نمودند، نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی نمی‌توانند روش جایگزینی مناسب برای روش‌های زمین آماری در میان‌یابی متغیرهای مکانی باشند. اما به علت قابلیت و توانایی این مدل در تحلیل روابط رگرسیونی، توصیه شده که به صورت ترکیبی با تخمین‌گرهای زمین آماری مورد استفاده قرار گیرند (۷). ریزو و دوگرتی<sup>۱</sup> با ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش کریجینگ، روشی را با عنوان کریجینگ-عصبی جهت تعیین

2- Kresic

3- Barcae and Passarella

4- Lallahema et al

5- Copola et al

6- Daliakopoulos et al

1- Rizzo and Dogherty

می‌باشند (۱۵). به طور کلی تخمین زمین آماری فرآیندی است که طی آن می‌توان مقدار مجهول یک کمیت در نقاطی با مختصات معلوم را با استفاده از مقادیر معلوم همان کمیت در نقاط دیگری با مختصات معلوم به‌دست آورد (۱).

### روش کریجینگ<sup>۳</sup>:

یکی از روش‌های مناسب جهت تخمین مقادیر مجهول در شبکه داده‌ها با استفاده از نقاط اندازه‌گیری شده‌ی موجود، روش کریجینگ می‌باشد. توانایی ابزار زمین آمار در منطقه‌ای کردن فرایندهای زمانی-مکانی این روش را به ابزار مفیدی برای مطالعات منابع آب زیرزمینی، فرایندهای تحلیل بارش و تبدیل کرده است (۱۶). روش کریجینگ بر منطق میانگین متحرک وزن‌دار استوار بوده و بهترین تخمین گر خطی ناریب می‌باشد (۴). در روش کریجینگ مقدار متغیر مورد نظر در نقطه‌ی تخمین به صورت رابطه‌ی (۱) محاسبه می‌شود:

$$z(x_0) = \sum_{i=1}^n w_i z(x_i) \quad (1)$$

در رابطه بالا،  $z(x_0)$ : مقدار برآورد شده در نقطه  $x_0$ ،  $w_i$ : وزن و  $z(x_i)$ : مقادیر نمونه می‌باشد.

### روش کوکریجینگ<sup>۴</sup>:

در زمین آمار همبستگی بین متغیرهای مختلف بر اساس روش کوکریجینگ تخمین زده می‌شود که باعث افزایش دقت تخمین‌ها و صرفه‌جویی در هزینه‌ها می‌شود. در صورتی که از یک متغیر به اندازه‌ی کافی نمونه در دسترس نباشد و یا هدف تخمین با چند متغیر باشد، از روش کوکریجینگ استفاده می‌شود. در این روش با در نظر گرفتن یک متغیر کمکی در الگوریتم میان‌یابی و بر اساس رابطه مکانی بین متغیرهای اصلی و کمکی تخمین صورت می‌پذیرد.

### نیم‌تغییرنما<sup>۵</sup>:

اساس تعدادی از تخمین‌گرهای زمین آمار از جمله کریجینگ بر مبنای تعریف نیم‌تغییرنما استوار است. در اصل هدف از برقراری تابع نیم‌تغییرنما آن است که بتوان ساختار تغییرپذیری متغیر را نسبت به فاصله مکانی شناسایی نمود. تابع نیم‌تغییر نمای یک پارامتر را با در نظر گرفتن فاصله به صورت رابطه (۲) نشان می‌دهند:

دینامیکی هوشمند که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء این دسته از سیستم‌های دینامیکی قرار دارند که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای این اطلاعات را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند و به همین خاطر آنها را سیستم‌های هوشمند می‌نامند (۷).

از جمله اهداف این تحقیق علاوه بر تخمین سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد با استفاده از روش‌های زمین آماری کوکریجینگ، کریجینگ و روش معین عکس فاصله و انتخاب بهترین مدل نیم‌تغییرنما، معرفی روشی برای ترکیب تخمین‌گرهای زمین آماری با شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین نقطه‌ای و میان‌یابی سطح آب زیر زمینی می‌باشد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

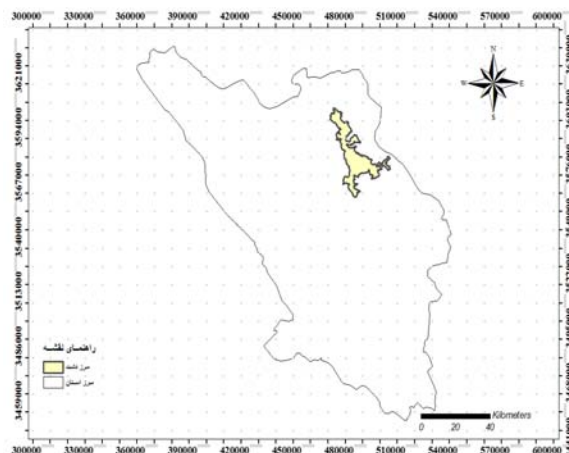
دشت شهرکرد با وسعتی حدود ۵۵۱ کیلومتر مربع در شمال استان چهارمحال و بختیاری، با عرض جغرافیایی ۰۷' و ۳۲' تا ۳۵' و ۳۳° و طول جغرافیایی ۳۸' و ۵۰' تا ۱۰' و ۵۱° قرار دارد. این دشت دارای ۴۱۷ حلقه چاه کشاورزی، ۵۹ حلقه چاه شرب، ۱۵۰ حلقه چاه صنعتی، ۷۹ رشته قنات و ۳۴ حلقه چاه مشاهده‌ای می‌باشد. این دشت در شمال گسل بزرگ زاگرس قرار گرفته است و لذا بخشی از سازند زمین شناسی سنج-سیرجان محسوب می‌شود و عموماً بر روی سازندهای آهکی کرتاسه (نتوکومین-سنومانین) واقع شده و شامل رسوبات آبرفتی قدیمی، نهشته‌های تراس‌های قدیم و جدید مربوط به دوره کواترن است. شکل‌های (۱) و (۲) موقعیت دشت شهرکرد در استان چهارمحال و بختیاری و موقعیت مکانی چاه‌های مورد مطالعه در دشت شهرکرد را نشان می‌دهند.

### مبانی زمین آمار

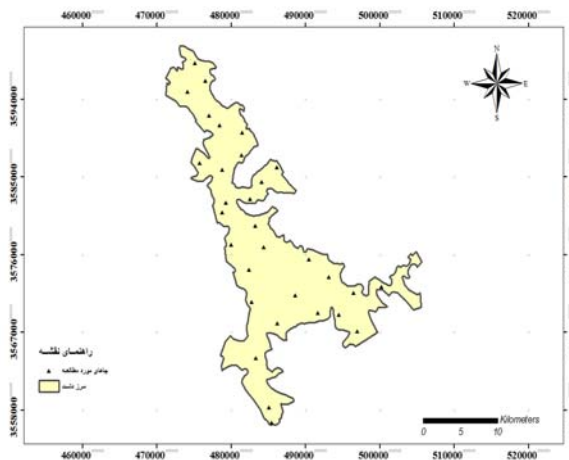
اولین بار در سال ۱۹۵۱ شخصی به نام کریج<sup>۱</sup> که کارشناس معدن بود وجود ارتباط مکانی بین نمونه‌ها را برای ارزیابی ذخایر معدنی پیشنهاد کرد پس از آن ماترون<sup>۲</sup> در دهه ۱۹۶۰ به توسعه روش‌های آماری در علوم زمین پرداخت که نتیجه آن، ابداع شاخه جدیدی از علم آمار تحت عنوان زمین آمار بود. این علم شامل مجموعه مطالعاتی است که به بررسی تغییرات یک پدیده در زمان و مکان می‌پردازد و قادر به مدل‌سازی آن پدیده به صورت قطعی یا غیرقطعی زمانی و مکانی می‌باشد. زمین آمار بر پایه‌ی مفاهیم متغیرهای ناحیه‌ای، توابع تصادفی و ایستایی قرار دارد (۵). تئوری متغیرهای منطقه‌ای پایه‌ی ریاضی زمین آمار را تشکیل می‌دهند. در واقع متغیرهای منطقه‌ای متغیرهایی هستند که دارای پیوستگی مکانی بود و نشان دهنده پدیده‌های دارای توزیع جغرافیایی

3- Kriging  
4- Co Kriging  
5- Semi Variogram

1- Krige  
2- Martheron



شکل ۱- موقعیت دشت شهر کرد در استان چهارمحال و بختیاری



شکل ۲- موقعیت چاه‌های مورد مطالعه در دشت شهر کرد

واریانس کل را ارائه نموده و مقدار دامنه بیانگر فاصله‌ای است که در ماورای آن نمونه‌ها را می‌توان مستقل از یکدیگر به حساب آورد (۴).

**روش معکوس فاصله<sup>۴</sup>:**

در روش معکوس فاصله (IDW) برای هر یک از نقاط اندازه‌گیری، وزنی بر اساس فاصله بین آن نقطه تا موقعیت نقطه مجهول در نظر می‌گیرد (۱۰). سپس این وزن‌ها توسط توان وزندهی کنترل می‌شود، به طوری که توان‌های بزرگتر اثر نقاط دورتر از نقطه مورد برآورد را کاهش داده و توان‌های کوچکتر وزن‌ها

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

در رابطه بالا  $Z(x)$  و  $Z(x+h)$ : مقدار متغیر در نقاط  $x$  و  $x+h$  و  $N(h)$ : تعداد جفت نمونه‌های به کار رفته به ازای هر فاصله  $h$  می‌باشند (۴). یک نیم‌تغییرنمای ایده‌آل دارای سه پارامتر شامل اثر قطعه‌ای<sup>۱</sup>، حد آستانه<sup>۲</sup> و دامنه مؤثر<sup>۳</sup> می‌باشد. اثر قطعه‌ای بیان‌کننده مؤلفه غیر ساختاری (تصادفی) واریانس می‌باشد. حد آستانه تقریبی از

- 1- Nugget effect
- 2- Sill
- 3- Range of influence

4- Inverse Distance Weight

$$Y = F(x, w, b) \quad (۴)$$

در رابطه بالا  $x$ : بردار داده‌های ورودی،  $w$ : بردار وزن و  $b$ : مقدار آستانه یا بایاس می‌باشند.

#### شبکه عصبی GFF:

این نوع شبکه در شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌سو مورد استفاده قرار می‌گیرند. پیش‌سو بودن به این معنا است که نرون‌های مصنوعی در لایه‌های متوالی قرار گرفته و خروجی (سیگنال) خود را رو به جلو می‌فرستند. واژه پس‌انتشار نیز به معنای این است که خطاها به سمت عقب در شبکه تغذیه می‌شوند تا وزن‌ها را اصلاح و پس از آن مجدداً ورودی مسیر پیش‌سوی خود تا خروجی را تکرار کنند.

#### روش انجام کار

در این پژوهش از ۳۱ حلقه چاه مشاهده‌ای موجود در دشت شهرکرد که پراکنش آنها مطابق شکل (۲) می‌باشد، استفاده شده است. ابتدا با بررسی آمار موجود از سال ۱۳۶۳ تا ۱۳۸۸ و با توجه به گزارش‌های موجود که حاکی از تغییرات شدید و به خصوص افت سطح آب در دشت مذکور می‌باشند، دوره‌ی آماری (۱۳۸۸-۱۳۸۲) به عنوان دوره‌ی آماری مشترک در ۳۱ حلقه چاه انتخاب و سپس آزمون همگنی و نرمال بودن داده‌ها انجام شد. یکی از دلایل انتخاب این دوره آماری علاوه بر تغییرات زیاد سطح آب دشت در این دوره، وجود آمار در تمامی چاه‌ها و عدم نیاز به بازسازی آمار بوده است. بعد از انتخاب ۳۱ چاه، مطابق شکل (۳) با اعمال شبکه‌بندی تیسن بر روی دشت شهرکرد، ماه شهریور ۱۳۸۸ به عنوان ماهی که دشت دارای حداقل سطح آب و ماه اسفند ۱۳۸۵ به عنوان ماه دارای حداکثر رقوم سطح آب در دشت انتخاب و به عنوان مبنای محاسبات قرار گرفت. بعد از انتخاب دو ماه دارای حداقل و حداکثر رقوم سطح آب با استفاده از نرم افزارهای Arc Gis 9.3 و  $GS^+9$  با روش‌های کوکریجینگ، کریجینگ و روش معین عکس فاصله به میان‌یابی سطح آب زیرزمینی در هر یک از دو ماه انتخابی پرداخته و بعد از انتخاب بهترین روش میان‌یابی با بهترین تابع نیم تغییر نما، در محیط نرم افزار  $GS^+$  به ایجاد یک شبکه  $46 \times 46$  مطابق شکل (۴) بر روی دشت اقدام، که مشخصات شبکه اعمال شده در جدول (۱) ذکر شده است. در واقع در حالت کلی هدف از شبکه‌بندی ایجاد یک مدل پیوسته رقومی از یک صفحه با استفاده از اطلاعات نقاط محدودی که در آن صفحه قرار می‌گیرند، می‌باشد. در این مطالعه اطلاعات شبکه شامل طول جغرافیایی ( $X$ )، عرض جغرافیایی ( $Y$ ) و ارتفاع سطح آب زیرزمینی ( $Z$ ) می‌باشند. در ادامه از خروجی‌های نرم افزار  $GS^+$  به عنوان اطلاعات مورد نیاز برای ترکیب با شبکه‌های

را به طور یکنواخت‌تری بین نقاط هم‌جوار توزیع می‌کنند. مقدار عامل وزنی با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$\lambda_i = \frac{D_i \alpha}{\sum_{i=1}^n D_i \alpha} \quad (۳)$$

در رابطه بالا  $\lambda_i$ : وزن ایستگاه  $i$ ،  $D_i$ : فاصله ایستگاه  $i$  تا نقطه مجهول و  $\alpha$ : توان وزن‌دهی می‌باشند.

#### شبکه‌های عصبی مصنوعی:

توانایی کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی به کارگیری ارتباط غیرخطی بین داده‌ها و تعمیم نتایج برای داده‌های دیگر است (۱۷). شبکه‌های عصبی مصنوعی نامی نوین در علوم مهندسی است که به طور ابتدایی و آغازی در دهه ۱۹۴۰ معرفی شدند (۱۳). سپس به کمک محققینی همچون رومل هارت و مک کلند<sup>۱</sup> در سال ۱۹۸۶ گسترش یافتند. شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک روش نوین در مدل‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی غیرخطی و غیرماندگار فرآیندهایی که برای شناخت و توصیف دقیق آن‌ها راه حل و رابطه صریحی وجود ندارد، عملکرد خوبی نشان داده‌اند. این شبکه‌ها مدل‌های ریاضی و انعطاف‌پذیری هستند که در مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده بکار می‌روند (۲۱). مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با آموزشی که دیده‌اند می‌توانند بدون ایجاد رابطه‌ی صریح ریاضی، رفتار سیستم را پیش‌بینی کنند (۶). از جمله مزایای شبکه عصبی می‌توان به قابلیت تقریب‌زنی هر نوع تابع، قابلیت تطبیق، به‌روز رسانی خود پایداری، سادگی کار با آن و عدم نیاز به درک عمیق از روابط بین متغیرها و تابع اشاره کرد (۷). دو نوع از شبکه‌های عصبی پر کاربرد در علوم آب شبکه پرسپترون چند لایه<sup>۲</sup> (MLP) و شبکه پیش‌سو<sup>۳</sup> (GFF) می‌باشد.

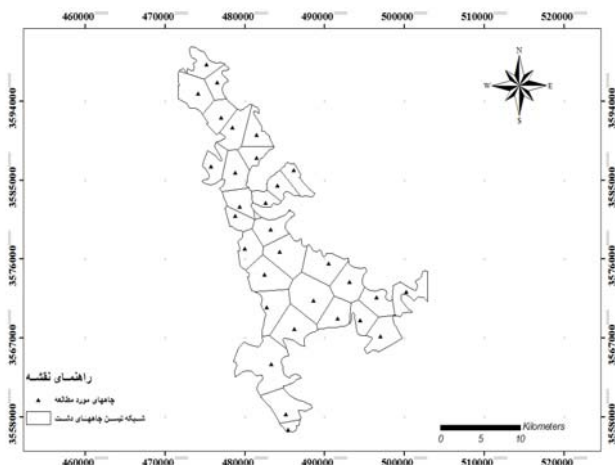
#### شبکه عصبی MLP:

متداول‌ترین نوع شبکه‌ها در پیش‌بینی و حل مسائل غیرخطی، شبکه‌های موسوم به پرسپترون چند لایه می‌باشند. آموزش این شبکه‌ها با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا صورت می‌پذیرد. ورودی‌های شبکه به صورت یک بردار  $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$  می‌باشد و هر ورودی توسط یک وزن به گره مربوطه متصل شده و در نهایت تسلسلی از وزن‌ها به شکل بردار وزن  $W (w_1, w_2, \dots, w_n)$  به گره مورد نظر مرتبط می‌گردد.  $W$  وزن ارتباطی از گره لایه پیشین به لایه مذکور را نشان می‌دهد. خروجی گره  $Y$  نامیده و طبق رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

- 1- Romelhart and Macland
- 2- Multi Layer Perceptron
- 3- Generalized Feed Forward

درصد داده‌ها برای آزمایش شبکه ساخته شده استفاده شده است. سپس با انجام سعی و خطاهای مکرر نوع روش آموزش و توابع انتقال را انتخاب و در گام بعدی بهترین الگوریتم ترکیبی با روش انتخاب شده‌ی زمین آمار را که دارای مناسب‌ترین معیارهای ارزیابی در هر دو فرآیند شبیه‌سازی و تخمین باشد انتخاب و اقدام به رسم نقشه‌های میان‌یابی سطح آب زیرزمینی حاصل از ترکیب زمین آمار و شبکه‌های عصبی شده است.

عصبی مصنوعی در محیط نرم افزار Neuro Solution5 استفاده شده است. به طوری که بعد از انتخاب نقاطی از شبکه ایجاد شده که درون مرز دشت قرار می‌گیرند مطابق شکل (۵) (حدود ۱۰۵۸ نقطه از ۳۴۹۶ نقطه) همراه با نقاط مربوط به چاه‌های مورد مطالعه به عنوان اطلاعات لازم برای ترکیب روش زمین آماری انتخاب شده و شبکه‌های عصبی مصنوعی به کار گرفته می‌شوند. در این مرحله از ۶۵ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای صحت سنجی و ۲۰



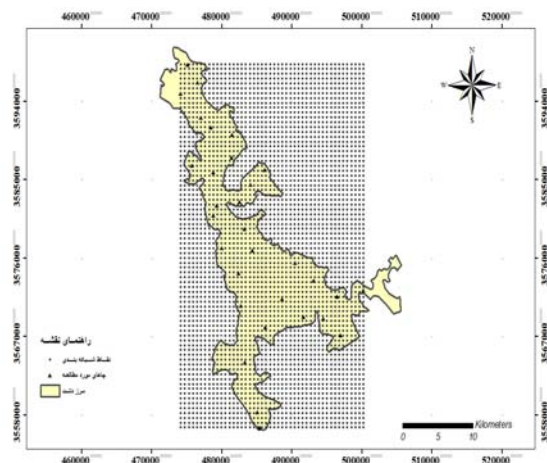
شکل ۳- شبکه تیسن چاه‌های مورد مطالعه در دشت شهر کرد

جدول ۱- مشخصات شبکه اعمال شده روی دشت

	Interpolation Rang	Distance Interval	Number of points
x	۴۷۴۱۸۸ - ۵۰۰۲۴۵	۵۷۹/۰۴	۴۶
y	۳۵۵۶۳۰ - ۳۵۹۸۲۵۹	۵۵۶/۳۸	۷۶

جدول ۲- مشخصات انواع توابع نیم تغییرنمای آزمایش شده

	R <sup>2</sup>	RSS	Effective Range	Range Parameter	Sill	Nugget
Spherical	۰/۰۰۱	۲/۰۱	۵۷۴۷۰	۵۷۴۷۰	۰/۱۱۲	۰/۹۵
Exponential	۰/۰۰۵	۲/۰۹	۳۱۱۴۰	۹۳۴۲۰	۰/۱۸۳	۰/۹۳۸
Linear	۰/۰۲۱	۰/۲۳۱	۳۹۳۷۰	۳۹۳۷۰	۰/۰۹۶۸	۰/۹۶
Gaussian	۰/۰۵	۲/۱	۲۳۱۳۰	۴۱۷۴۲/۴۲	۰/۰۸۰۴	۰/۹۷۵



شکل ۴- شبکه ۴۶×۷۶ ایجاد شده توسط نرم افزار GS<sup>+</sup>

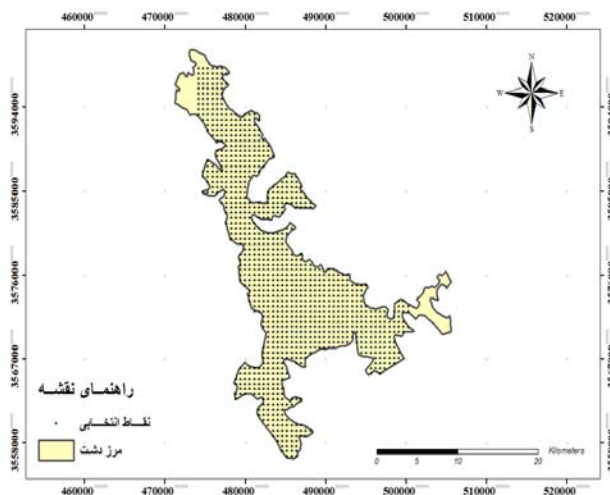
#### معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی دقت مدل‌های تدوین شده تخمین‌گرهای زمین آماری و همچنین مدل ترکیبی با شبکه‌های عصبی مصنوعی، از معیارهای آماری ضریب تبیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) استفاده شده است.

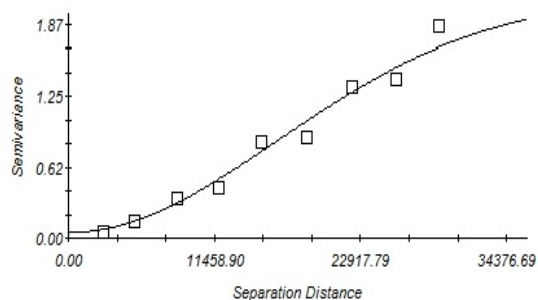
مدل گوسین دارای بهترین نتایج ارزیابی برای برازش می‌باشد. مدل نیم‌تغییرنمای گوسین از مبداء مختصات گذشته و در نزدیکی آن رفتار سهمی گون از خود نشان می‌دهد. شیب این مدل در نزدیکی مبداء صفر بوده و به تدریج افزایش می‌یابد تا به نقطه عطف برسد. شکل (۶) مدل گوسین برازش داده شده بر داده‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. در جدول (۲) مشخصات سایر مدل‌های نیم‌تغییرنمای آزمایش شده در این تحقیق ذکر شده است.

#### نتایج و بحث

در این تحقیق از چهار مدل نیم‌تغییرنمای کروی، نمایی، خطی و گوسین استفاده شد. همان‌طور که از نتایج جدول (۲) مشخص است،



شکل ۵- نقاط انتخابی از شبکه ایجاد شده روی دشت



Gaussian model ( $C_0 = 5.000E-002$ ;  $C_0 + C = 2.100E+000$ ;  $A_0 = 23130.00$ ;  $r_2 = 0.975$ ;  $RSS = 0.0804$ )

شکل ۶- مدل نیم تغییر نمای گوسین برازش داده شده

جدول ۳- مشخصات روش‌های زمین آماری مورد استفاده

		Neighbors	Radius	Active Lag Distance	Uniform Interval	Weighting Power	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
اسفند ۱۳۸۵	Co Kriging	۱۴	۱۱۹۷۵/۸۶	۲۲۳۷۶	۳۴۳۷/۶۷	—	۱۸/۴	۱۶/۵۴	۰/۸۱۶
	Kriging	۱۱	۳۳۹۷۰/۸۶	۲۹۳۷۶	۳۴۳۷/۶۷	—	۱۹/۶۲	۱۷/۶۳	۰/۷۷۸
	IDW	۱۷	—	—	—	۴	۲۰/۷۳	۱۸/۱۲	۰/۷۴۹
شهریور ۱۳۸۸	Co Kriging	۱۴	۳۳۲۷۱/۸	۲۲۳۷۶	۳۴۳۷/۶۷	—	۱۵/۹۸	۱۱/۸۷	۰/۸۵۴
	Kriging	۷	۲۳۲۷۰/۷	۲۹۳۷۶	۳۴۳۷/۶۷	—	۱۹/۱۵	۱۶/۵۸	۰/۸
	IDW	۱۶	—	—	—	۳	۲۰/۲۵	۱۷/۹۱	۰/۷۶

مشخص می‌شود که تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و قانون آموزش لونیگ مارکوات دارای بهترین نتایج ارزیابی می‌باشند. قابل ذکر است در تدوین مدل‌هایی که در آموزش آنها از قانون ممنت استفاده شده مقدار ممنت به صورت سعی و خطا به نحوی تنظیم شده که مدل‌های اجرا شده دارای بیشترین دقت باشند. این عمل برای هر سه نوع تابع انتقال به کار گرفته شده اعمال شده است. همچنین برای یافتن بهترین تعداد لایه پنهان و تعداد نرون‌های آن، شبکه‌های به کار گرفته شده با تعداد یک تا دو لایه پنهان ساخته و اجرا شد. در اسفندماه ۱۳۸۵ شبکه ساخته شده با یک لایه پنهان و برای شهریورماه ۱۳۸۸ شبکه ساخته شده با دو لایه پنهان دارای بهترین نتایج بوده است. برای انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه پنهان به طوری که شبکه انتخاب شده دارای کمترین خطا باشد، مدل‌های شبکه عصبی با ساختار یک تا پنج نرون در لایه پنهان ساخته شده‌اند. در اجرای این شبکه‌ها از همان توابع انتقال و تعداد لایه پنهان انتخاب شده در مراحل قبل استفاده شده است. در اسفندماه ۱۳۸۵ تعداد چهار نرون در لایه پنهان و در ماه شهریورماه ۱۳۸۸ تعداد سه نرون

مطابق جدول (۳) بهترین روش میان‌یابی سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد، روش کوکریجینگ (با کریجینگ معمولی) با مدل نیم-تغییرنمای گوسین می‌باشد. در روش کوکریجینگ مورد استفاده در این تحقیق، ارتفاع (تراز) نقاط نسبت به سطح آزاد دریا به عنوان متغیر کمکی مورد استفاده قرار گرفته است. انتخاب روش کوکریجینگ نشان می‌دهد که در دشت شهرکرد سطح آب زیرزمینی از توپوگرافی منطقه پیروی می‌کند. مشخصات عمومی بهترین مدل انتخاب شده برای میان‌یابی در جدول (۳) ذکر شده است. بعد از اعمال شبکه‌بندی، انتخاب نقاط درون مرز دشت و انتخاب روش کوکریجینگ، خروجی‌های نرم افزار  $GS^+$  به عنوان ورودی-های شبکه‌های عصبی مصنوعی معرفی شدند. در این مرحله برای انتخاب نوع تابع انتقال و قانون آموزش مناسب، دو نوع شبکه عصبی MLP و GFF با تغییر تابع انتقال و نوع قانون آموزش ساخته و اجرا شد. با بررسی جدول (۴) که نتایج حاصل از فرآیند شبیه‌سازی بر روی داده‌های ماه شهریور ۱۳۸۸ را نشان می‌دهد،



Kriging) جهت تخمین سطح آب در چاه‌های مورد مطالعه به کار گرفته شده است. همان‌طور که از جدول (۵) مشخص است ترکیب دو روش فوق باعث افزایش دقت تخمین در سطح آب زیر زمینی در چاه‌های مورد مطالعه شده است.

شکل‌های (۷) و (۸) مقایسه بین تخمین سطح ایستابی حاصل از کاربرد روش کوکریجینگ به تنهایی و کاربرد روش ترکیبی شبکه‌های عصبی مصنوعی با روش کوکریجینگ را نشان می‌دهند. همان‌طور که از شکل‌ها مشخص است، روش ترکیبی به کار گرفته شده دارای نتایج تخمینی بهتری می‌باشد.

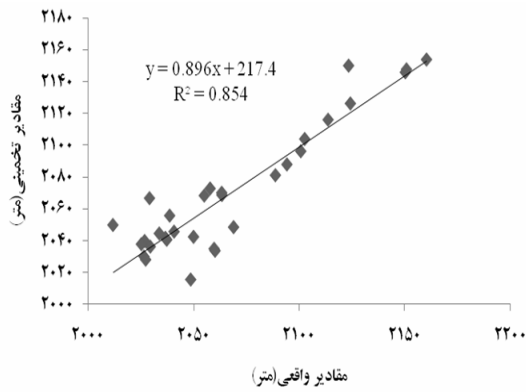
در لایه‌های پنهان بهترین نتایج را داشته است. از دیگر نتایج جدول (۴) برتری شبکه عصبی MLP بر نوع GFF در به کارگیری روش ترکیبی با تخمین گر کوکریجینگ می‌باشد. لازم به ذکر است که همین عمل برای داده‌های اسفندماه ۱۳۸۵ هم انجام شده، که به اختصار فقط نتایج شبیه‌سازی شهریورماه ۱۳۸۸ در جدول (۴) ذکر شده است. در این ماه نیز بهترین نتایج شبیه‌سازی مربوط به شبکه عصبی MLP، تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و قانون آموزش لوبرگ مارکوات بوده است. بعد از انتخاب مناسب‌ترین شبکه عصبی ساخته شده با بهترین معیارهای ارزیابی در هر دو ماه انتخابی، این شبکه به صورت ترکیبی با تخمین گر کوکریجینگ (ANN-Co)

جدول ۴- مشخصات شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیبی با تخمین گر کوکریجینگ

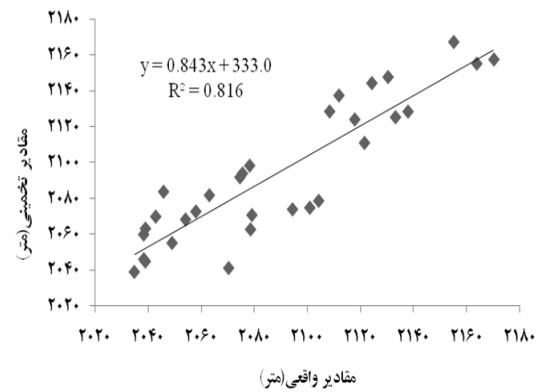
	Transfer	Learning Rule	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>
MLP	TanhAxon	Momentum	۶/۶۷	۱۰/۱۲	۰/۹۲۳
	TanhAxon	Conjugate Gradient	۵/۷۸	۹/۹۷	۰/۹۴۳
	TanhAxon	Levenberg Marqant	۴/۴۳	۷/۱۷	۰/۹۷۳
	SigmoidAxon	Momentum	۱۰/۳۴	۱۴/۳۴	۰/۸۵
	SigmoidAxon	Conjugate Gradient	۵/۰۱	۸/۸۷	۰/۹۵۱
	SigmoidAxon	Levenberg Marqant	۴/۹۸	۷/۹۸	۰/۹۶۱
GFF	TanhAxon	Momentum	۱۸/۱۹	۱۹/۶۵	۰/۷۸
	TanhAxon	Conjugate Gradient	۷/۲۳	۱۱/۳۲	۰/۹۲۲
	TanhAxon	Levenberg Marqant	۴/۹۹	۸/۱۲	۰/۹۶۷
	SigmoidAxon	Momentum	۱۱/۱۹	۹/۸۷	۰/۸۷
	SigmoidAxon	Conjugate Gradient	۶/۰۷	۱۰/۲۱	۰/۹۴
	SigmoidAxon	Levenberg Marqant	۵/۲۳	۸/۹۹	۰/۹۵۴

جدول ۵- مقایسه تخمین دو روش مورد مطالعه

		MAE	RMSE	R <sup>2</sup>
اسفند	Co Kriging	۱۶/۵۴	۱۸/۴	۰/۸۱۶
۱۳۸۵	ANN-Co Kriging	۱۲/۷۳	۱۵/۶۹	۰/۹۰۶
شهریور	Co Kriging	۱۱/۸۷	۱۵/۹۸	۰/۸۵۴
۱۳۸۸	ANN-Co Kriging	۸/۷۵	۱۱/۶۳	۰/۹۲۴

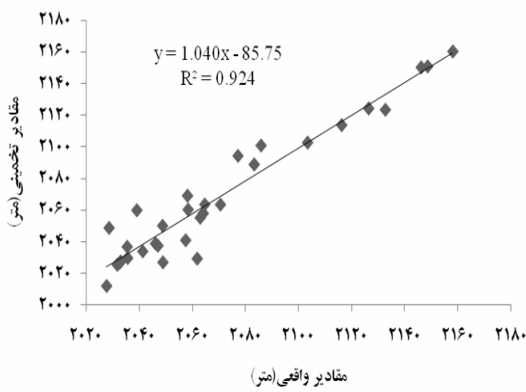


الف - اسفند ۱۳۸۵

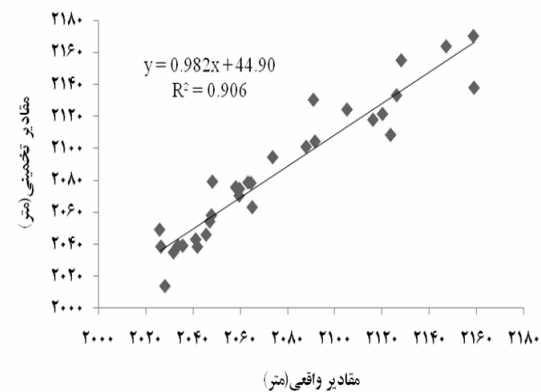


ب - شهریور ۱۳۸۸

شکل ۷ - مقایسه تخمین روش کوکریجینگ با مقادیر واقعی سطح ایستابی

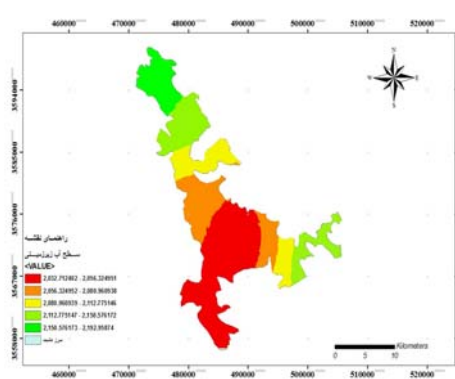


الف - اسفند ۱۳۸۵

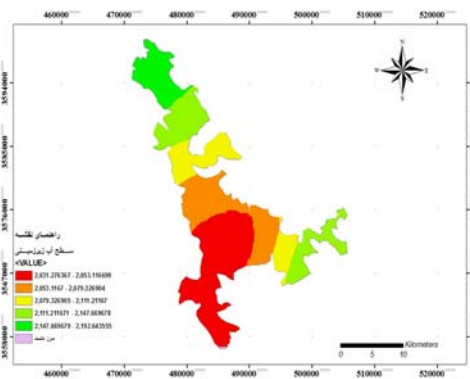


ب - شهریور ۱۳۸۸

شکل ۸ - مقایسه تخمین روش ترکیبی با مقادیر واقعی سطح ایستابی



الف - اسفند ۱۳۸۵



ب - شهریور ۱۳۸۸

شکل ۹ - نقشه میان یابی سطح آب زیر زمینی دشت شهر کرد با روش ترکیبی

برداشت سطح آب، شبکه‌بندی محدوده‌ی تخمین باعث افزایش دقت و کاهش خطا شده است. با توجه به نتایج به دست آمده در جدول (۵)، ترکیب روش‌های تخمین زمین آماری با شبکه‌های عصبی مصنوعی باعث افزایش ضریب تبیین و کاهش خطا در تخمین مقادیر برآورد شده و مقادیر واقعی برداشت شده‌ی تراز سطح آب شده است. در واقع هر چند که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی خود به تنهایی می‌توانند به عنوان درون‌یاب مستقل میزان سطح آب را در یک منطقه پیش‌بینی کنند، اما نمی‌توانند جایگزین مناسبی برای تخمین‌گرهای زمین آماری به کار بروند. ولی همان‌طور که از نتایج بالا مشخص شده است چنانچه بتوان این شبکه‌ها را به عنوان ترکیبی با خروجی‌های حاصل از تخمین زمین آماری به کار برد، می‌توان به روشی دست یافت که به عنوان یک الگوریتم مناسب و کارا در میان‌یابی‌ها و تخمین نقطه‌ای استفاده شود. در واقع می‌توان از تخمین زمین آمار بر روی شبکه معرفی شده به عنوان ابزاری برای تولید داده جهت استفاده در تخمین و پیش‌بینی با شبکه‌های عصبی استفاده کرد. از این امر می‌توان در میان‌یابی بارش، تخمین نقطه‌ای و منطقه‌ای بارش و همچنین ترسیم نقشه‌های پهنه‌بندی و میان‌یابی سایر پارامترهای مرتبط با آب زیرزمینی نیز استفاده کرد. ترکیب روش‌های زمین آمار با روش‌های نوین دیگر مانند سیستم‌های فازی، و مقایسه با سایر الگوریتم‌های ترکیبی دیگر و بهینه‌سازی فرآیند تخمین با روش‌های بهینه‌سازی از جمله الگوریتم ژنتیک و ...، از جمله مباحث مهمی هستند که پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آینده مورد بررسی قرار گیرند.

بعد از اطمینان از کارایی روش ترکیبی انتخاب شده اقدام به رسم شه میان‌یابی سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد شد. شکل (۹) نقشه‌های میان‌یابی سطح آب زیر زمینی دشت شهرکرد با استفاده از روش ترکیبی کوکریجینگ-شبکه عصبی می‌باشد.

### نتیجه‌گیری

منابع آب زیرزمینی بدون شک از مهم‌ترین منابع آبی در دسترس بشر هستند که بیشتر از سایر منابع در معرض خطر ناشی از برداشت بیشتر از حد مجاز می‌باشند. لذا بررسی و مطالعه رفتار و نواسانات سطح آب زیرزمینی در مدیریت برداشت از این منابع و برنامه‌ریزی‌های بلند مدت و کوتاه مدت منابع آب بسیار مفید و کاربردی می‌باشد. امروزه استفاده از علوم جدیدی مانند زمین آمار در تخمین نقطه‌ای و منطقه‌ای پارامترهایی نظیر سطح آب زیرزمینی بسیار پر کاربرد و باعث پیشرفت مطالعات در این زمینه شده است. بررسی و انتخاب بهترین روش زمین آماری در یک دشت می‌تواند بسیار مفید و ضروری برای مطالعات آینده باشد. در این تحقیق علاوه بر تخمین سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد با استفاده از روش‌های زمین آماری کوکریجینگ، کریجینگ و روش معین عکس فاصله و انتخاب بهترین مدل نیم‌تغییرنما، به ترکیب تخمین‌گر زمین آماری با شبکه‌های عصبی پرداخته شده است. با توجه به نتایج حاصل از تخمین زمین آمار می‌توان دریافت که از بین انواع مدل‌های نیم‌تغییرنما، مدل گوسین بهترین برآزش را برای تخمین سطح آب زیرزمینی در دشت شهرکرد دارد. همچنین همان‌طور که انتظار می‌رفت روش‌های زمین آماری دارای نتایج بهتری از روش عکس فاصله می‌باشند. به دلیل کم بودن نقاط

### منابع

- ۱- حسینی‌پاک، ع. ۱۳۷۷. زمین آمار (ژئواستاتیس‌تیک). انتشارات دانشگاه تهران، ۳۱۴ صفحه.
- ۲- دهقانی، ا.ا. عسگری، و.ا. مساعدی. ۱۳۸۹. مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی و زمین آمار در میان‌یابی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت قزوین). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی، جلد ۱۶، شماره ۱ ب. صفحات ۵۲۹-۵۱۷.
- ۳- صمدی بروجنی، ح. خالقی، م. محمدی، ف. و. ر. دهقان. ۱۳۸۹. بررسی تأثیر خشکسالی بر منابع آب زیرزمینی دشت شهرکرد. نخستین کنفرانس ملی پژوهش‌های کاربردی منابع آب ایران، کرمانشاه.
- ۴- محمدی، ج. ۱۳۸۵. پدومتری- جلد دوم (آمار مکانی). انتشارات پلک، ۴۵۳ صفحه.
- ۵- مدنی، ح. ۱۳۷۳. مبانی زمین آمار، چاپ اول، تهران، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۶۵۹ صفحه.
- ۶- منهای، م. ۱۳۸۴. مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی). جلد اول، تهران، مرکز نشر پروفیسور حسابی.

- ۷- میثاقی، ف. و ک. محمدی. ۱۳۸۵. پهنه بندی اطلاعات بارندگی با استفاده از روش‌های آمار کلاسیک و زمین آمار و مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله علمی کشاورزی. جلد ۲۹، شماره چهارم، صفحات ۱۳-۲.
- ۸- میرزایی، س.ی.، چیت سازان، م.، رحیم چینی پرداز، ر. و ح. صمدی بروجنی. ۱۳۸۵، پیش بینی وضعیت آب‌های زیرزمینی دشت شهرکرد با استفاده از مدل‌های سری‌های زمانی و بررسی راهکارهای بهبود. اولین همایش منطقه‌ای بهره‌برداری بهینه از منابع آب حوضه‌های کارون و زاینده رود، شهرکرد.
- 9- Barcae, E. and G. Passarella. 2008. Spatial evaluation of the risk of groundwater quality degradation: A comparison between disjunctive kriging and geostatistical simulation. *Journal of Environmental Monitoring and Assessment*, 133: 261-273.
- 10- Broomhed, D. S. and D. Lowe. 1988. Multivariate functional interpolation and adaptive networks. *Journal of Complex system*, 4: 321-355.
- 11- Copola, J., Szidarovszky, M., Poulton, F., and E. Charle. 2003. Artificial neural network approach for predicting transient water levels in a multi layered ground water system under variable state, pumping and climate conditions. *Journal of Hydrologic Engineering*, 8(6): 348-360.
- 12- Daliakopoulos, I. N., Coulibaly, P. and I. K. Tsanis. 2005. Ground water level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 309(4): 229-240.
- 13- Dibike, Y. B., Solomatine, D. and M. B. Abbott. 1999. on the encapsulation of umerical-ydraulic models in artificial neural network, *Journal of Hydraulic Research*, 37(2): 147-161.
- 14- Ghahreman, B., Hoseini, M. and H. Asgari. 2005. Application of geostatistics in ground water quality. *Journal of Technical and Engineering*. Amir Kabir University, 55(5): 971-981.
- 15- Isaaks, E. H. and R. M. Srivastava. 1989. An introduction to applied geostatistics, Oxford University Press, New York, 541 p.
- 16- Kahenmann, S. and B. Ahrens. 2010. On daily interpolation of backed with precipitation secondary information. *Advances in Science and Research*, 4: 29-35.
- 17- Karayiannis, N. B. and A. N. Venetsanopoulos. 1993. Artificial neural network: Learning algorithms, performance evaluation and Application. Kluwer Academic Publisher, Boston.
- 18- Kholghi, M. and S. M. Hosseini. 2009. Comparison of groundwater level estimation using neuro-fuzzy and ordinary kriging. *Journal of Environmental Modeling and Assessment*, 14(6): 729-753.
- 19- Kresic, N. 1997. Hydrogeology and groundwater modeling. Lewis Publishers.
- 20- Lallahema, S., Maniaa, J., Hania, A. and Y. Najjarb. 2005. on the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media. *Journal of Hydrology*, 307: 92-111.
- 21- Mason, J. C., Price, R. K. and A. Temme. 1996. A neural network model of rainfall- runoff using radial basis functions. *Journal of Hydraulic Research*, 34: 537-548.
- 22- Rizzo, D. M. and D. E. Dogherty. 1994. Characterization of aquifer properties using Artificial neural networks: neural kriging. *Water Resource management*, 30(2): 483-497.
- 23- Anonymous. 2004. Study of Rafsanjan aquifer. Water Resources Research Office. Study Report No.25, 100 p.