ارزیابی دقت روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین آمار در میان‌یابی سطح تراز آب‌های زیرزمینی
مطالعه موردی: دشت شبستر – صوفیان

یوسف عبادی[1] جواد جاودان [2]

محمدحسین رضائی‌مقدم [3]

تاریخ دریافت مقاله: ۹۶/۰۹/۱۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۰۸/۲۱

****

چکیده

ماهیت متغیرهای کمی و کیفی آب‌های زیرزمینی به دلیل تأثیر مستقیم در زندگی انسان، همواره یکی از موضوعات مطرح در تحقیقات علمی و دانشگاهی بوده است. هزینه‌بر بودن و عدم امکان مطالعه دقیق این منابع، لزوم استفاده از روش جدیدی را برای برآورد چنین متغیرهایی به طور کامل آشکار می‌کند. در این میان روش‌های درون‌یابی ریاضی و زمین آماری و مدل‌های هوش مصنوعی در سال‌های اخیر نتایج بسیار قابل قبولی از این برآوردها ارائه کرده‌اند. در تحقیق حاضرکه با هدف ارزیابی دقت روش‌های زمین آمار و شبکه عصبی مصنوعی انجام گرفته است، با استفاده از آمار اندازه‌گیری شده سطح تراز ایستابی آب‌های زیرزمینی در ٤٦ حلقه چاه مشاهده‌ای منتخب برای سال ۹۳، در دشت شبستر- صوفیان، اقدام به برآورد مقادیر نامعلوم سطح تراز در منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش‌های زمین آمار (kriging) و روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) شده است. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد، روش شبکه عصبی (MLP) با میزان همبستگی بالا (۰/۹٦) و جذر میانگین مربعات خطای کمتر (۱۳/۱۸) نسبت به روش کریجینگ (با میزان همبستگی ۰/۹۰ و جذر میانگین مربعات خطای ۲۰/۱۰)، توانایی بالاتری در میان‌یابی سطح تراز آب زیرزمینی دشت شبستر- صوفیان دارد، که این نتیجه با تحقیقات قبلی در این زمینه مبنی بر توانایی و انعطاف بیشتر مدل‌های هوش مصنوعی در مطالعات هیدروژئولوژیکی آبخوان‌ها مطابقت دارد. از این رو استفاده از روش‌های جدید مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN) و روش‌های فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) می‌تواند، در دستیابی به برآوردهای دقیق‌تر از شرایط سفره‌های آب زیرزمینی و اطلاع از کم و کیف آنها کمک شایانی به محققان و برنامه‌ریزان در این زمینه ارائه کند.

واژه‌های کلیدی: منابع آب زیرزمینی، سطح تراز ایستابی، مدل‌های هوش مصنوعی، کریجینگ، دشت شبستر.

****

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور و GIS، دانشگاه تبریز yousef.ebadi1373@gmail.com

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور و GIS، دانشگاه تبریز javadjavdan@gmail.com

۳- استاد گروه ژئومورفولوژی و سنجش از دور و GIS، دانشکده برنامه‌ریزی و علوم محیطی، دانشگاه تبریز (نویسنده مسئول) rezmogh@tabrizu.ac.ir

۱- مقدمه

آب‌های زیرزمینی همواره یکی از منابع مهم آبی محسوب می‌شود. در مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان از جمله ایران، که میانگین بارندگی سالانه آن کفایت نیاز آبی را نمی‌دهد، حفظ و مدیریت منابع آب زیرزمینی اهمیت بسیار بالایی داشته، و آگاهی از چگونگی تغییرات مکانی و زمانی سفره‌ها و همچنین ساختار ریاضی تغییرپذیری، به منظور مدیریت بهینه، اطلاعات مهمی در اختیار مدیران قرار می‌دهد *(حسین علیزاده و یعقوبی، ۱۳۸۹: ۶۳)*. کشاورزی با اختصاص سهم ۹۵ درصدی و برداشت بیش از ۸۰ درصد آن از منابع آب زیرزمینی نقش عمده‌ای در تغییرات کمی و کیفی آبخوان‌ها دارد ***(Ahmadi and Sedghamiz,2007: 278)***.

اغلب ویژگی‌های محیطی دارای پراکنشی پیوسته در مکان بوده، و از سوی دیگر نمونه‌برداری و اندازه‌گیری آنها در تمامی نقاط واقع در محدوده مطالعاتی غیرممکن است. بدین ترتیب جهت توصیف و نمایش تغییرات مکانی متغیرهای مورد نظر، مقادیر آنها را می‌توان در نقاطی که نمونه‌برداری نشده‌اند، با در نظر گرفتن اطلاعات موجود از محل‌های نمونه‌برداری شده برآورد نمود. ژئواستاتیک[1] (زمین آمار) شاخه‌ای از علم آمار کاربردی است، که با استفاده از اطلاعات حاصله از نقاط نمونه‌برداری شده، قادر به ارائه مجموعه وسیعی از تخمین‌گرهای آماری به منظور برآورد خصوصیت مورد نظر در نقاطی که نمونه‌برداری نشده‌اند، می‌باشد *(محمدی، ۱۳۸۰: ۹۹)*. از اینرو روش‌های زمین آماری با توجه به داشتن توانمندی‌هایی چون کاهش تعداد نمونه‌برداری، کاربرد توام و ارائه برآوردهای دقیق‌تر از وضعیت مکانی متغیرها، به لحاظ استفاده می‌توانند، باعث کاهش هزینه‌ها و افزایش دقت برآوردها شود.

این دانش در سایر علوم همچون هواشناسی کشاورزی، اقلیم شناسی، خاک‌شناسی و زیست‌شناسی کاربرد فراوان دارد *(شیخ گودرزی و همکاران، ۱۳۹۱: ۸٤)*. شبکه‌های عصبی مصنوعی[2] مدل‌های ریاضی انعطاف‌پذیری هستند، که می‌توانند در مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده به کار برده شوند. همچنین این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و نرون‌ها یک نگاشت غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها ارائه دهند.

پردازش در شبکه‌های عصبی براساس بسیاری از واحدهای پردازش که نرون نام دارند، انجام می‌شود. هرنرون در هر لایه به همه عناصر لایه قبل و بعد با یک سری وزن‌هایی متصل شده است. توانایی کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی؛ یادگیری ارتباط غیرخطی بین داده‌ها و تعمیم نتایج برای داده‌های دیگر است ***(Karayiannis and Venetsanopoulos, 1993)***. درمورد تخمین و میان‌یابی سطح تراز آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های زمین آماری و مدل‌های هوش مصنوعی، در سال‌های اخیر تحقیقات ارزشمندی صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

میثاقی و محمدی(۱۳۸۷)، به برآورد سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش‌های متداول درون‌یابی و مقایسه آن با تکنیک‌های زمین آمار در دشت ایرانشهر - بمپور پرداختند، نتایج نشان‌دهنده دقت قابل قبول روش‌های زمین آمار و تخمین‌گر کریجینگ در مقایسه با سایر روش‌های آمار کلاسیک بوده است. دهقانی و همکاران (۱۳۸۸)، به مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، شبکه‌های عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) و زمین آمار در میان‌یابی سطح تراز آب‌های زیرزمینی دشت قزوین پرداختند. نتایج نشان داد، که روش شبکه عصبی - فازی تطبیقی با ضریب همبستگی ۹۸ درصد و میزان جذرمیانگین مربعات خطای کمتر (RMSE)، نسبت به سایر روش‌ها دقت بالاتری دارد.

شعبانی(۱۳۹۰)، در پژوهشی به ارزیابی روش‌های زمین آماری در تهیه نقشه‌های کیفیت آب‌های زیرزمینی در دشت نیریز فارس پرداختند. نتایج نشان داد، از بین روش‌های ریاضی، روش توابع پایه شعاعی (RBF) و از بین روش‌های زمین آماری، روش کریجینگ ساده (Simple Kriging)، به دلیل R بالاتر و میزان RMSE کمتر، نسبت به سایر روش‌ها

1 - Geo Statistical
2 - Artificial Neural Network(ANN)

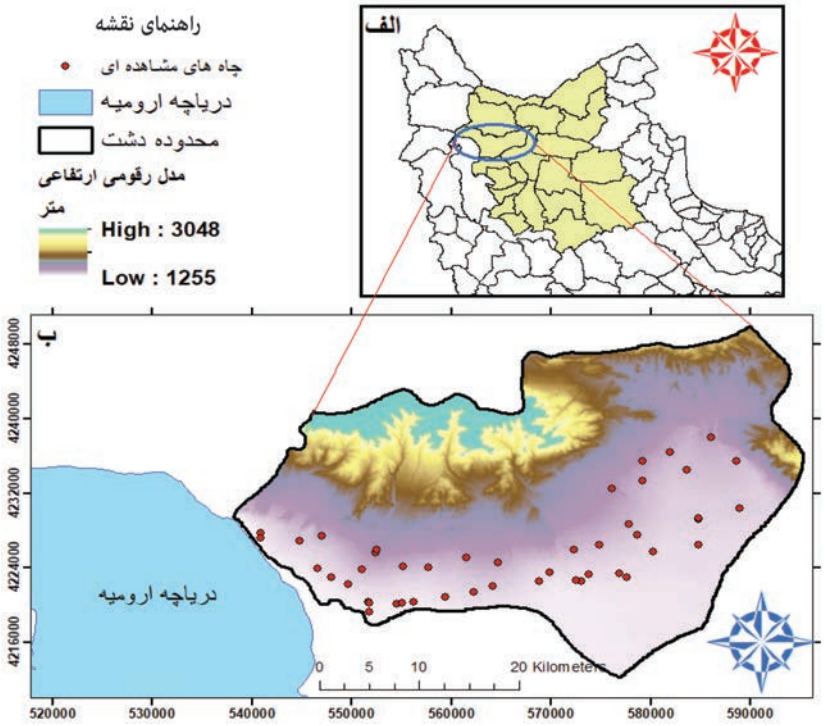
برتری دارند. ناصری و صارمی‌نژاد (۱۳۹۰)، در تحقیقی به ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان دشت گل گیر مسجد سلیمان به روش دراستیک و منطق فازی پرداختند، نتایج توانایی مدل‌سازی فازی پارامتر های هیدروژئولوژیک که از عدم قطعیت ذاتی برخوردارند، را تأیید می‌کند.

صادقیان و همکاران (۱۳۹۲)، در پژوهشی با استفاده از روش کریجینگ و هم تغییرنگار فضایی- زمانی تفکیک-پذیر، تراز آب‌های زیرزمینی دشت بیرجند را پهنه‌بندی کردند. نتایج نشان داد که، مدل ضربی دقت بسیار مطلوبی را جهت پیش‌بینی فضایی –زمانی نشان می‌دهد. آذره وهمکاران (۱۳۹۳)، در تحقیقی به بررسی تغییرات زمانی و مکانی سطح آب‌های زیرزمینی در دشت گرمسار پرداختند. طبق نتایج حاصل شده، روش کریجینگ با میزان RMSE پایین‌تر، مناسب‌ترین روش برآورد سطح آب‌های زیرزمینی دشت گرمسار شناخته شد. اصغری مقدم و همکاران (۱۳۹۳)، به بهینه‌سازی مدل آسیب‌پذیری آبخوان دشت مراغه – بناب با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی شامل (شبکه عصبی مصنوعی، مدل فازی، و مدل نروفازی) پرداختند. نتایج نشان دهنده انعطاف بیشتر مدل‌های هوش مصنوعی در برآورد و بهینه‌سازی پارامترهای هیدروژئولوژیکی می‌باشد. نیکبخت و همکاران (۱۳۹۲)، به ارزیابی توانایی شبکه های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان دشت تسوج در استان آذربایجان شرقی پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد، وارد کردن اطلاعات به صورت گام های تأخیری، تأثیر به سزایی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دارد. دهقانی و نورعلیئی (۱۳۹۵)، به مقایسه روش‌های زمین آمار و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین سطح تراز آب زیرزمینی در دشت نور آباد استان لرستان پرداختند. نتایج نشان داد، روش کوکریجینگ ساده با مدل دایره‌ای با میزان خطای کمتر نسبت به سایر مدل‌های زمین آمار و شبکه عصبی مصنوعی، توانایی بالاتری در میانیابی سطح تراز آب زیرزمینی در دشت نورآباد دارد.

محمدیاری و همکاران (۱۳۹۶) به پهنه‌بندی کیفیت آب زیرزمینی مناطق خشک مهران و دهلران از لحاظ شرب با استفاده از روش‌های زمین آمار اقدام کردند. نتایج نشان دهنده برتری تخمین‌گر کریجینگ نسبت به روش عکس فاصله در پهنه‌بندی کیفی منابع آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. در تحقیقی مشابه، ولیزاده کامران و همکاران (۱۳۹۵)، به تعیین مناسبت‌ترین روش زمین آمار در تهیه نقشه شوری آب‌های زیرزمینی در دشت شیرامین پرداختند. نتایج نشان داد، روش کریجینگ ساده به دلیل R بالاتر و میزان خطای RMSE پایین‌تر نسبت به سایر روش‌ها جهت تهیه نقشه تغییرات EC و SAR در منطقه مناسب‌ترین روش می‌باشد.

ریزو و دوگرتی(۱۹۹٤)، با ترکیب شبکه‌های عصبی-مصنوعی و روش کریجینگ، روشی را با عنوان کریجینگ عصبی، جهت تعیین مشخصه‌های هیدرودینامیک آبخوان در گستره مکانی ارائه داد. خلقی و حسینی (۲۰۰۹)، به مقایسه سه روش زمین آمار، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی – عصبی در میانیابی ضریب انتقال پرداختند. نتایج نشان داد، که سیستم استنتاج فازی –عصبی (ANFIS) از دقت بالاتری برای میان یابی برخوردار است. ژانگ و همکاران (۲۰۰۹) با روش ترکیبی عصبی–فازی-موجک، تغییرات سطح آب دریاچه پویانگ چین را پیش-بینی و گزارش نمودند که، روش تلفیقی عصبی–فازی-موجک، دقت بالاتری نسبت به روش شبکه عصبی–فازی دارد. گونگ و همکاران (۲۰۱٦) به پیش‌بینی و مدلسازی سطح تراز ایستابی آب‌های زیرزمینی با استفاده از آمار ۱۰ ساله مربوط به دو چاه نزدیک دریاچه اوکه چوبه فلوریدا با استفاده از مدل‌های هوشمند (ANN-SVM-ANFIS) پرداختند. ارزیابی مدل‌های مورد استفاده با استفاده از معیارهای آماری (R-RMSE-NMSE-NS-AIC) نشان دهنده دقت و توانایی بالای مدل محاسباتی هوش مصنوعی در پیش‌بینی تغییرات سطح آب است.

اهمیت مطالعه مداوم و توسعه روش‌های تخمین به منظور رسیدن به نتایج مقبول‌تر از شرایط کمی آب‌های زیرزمینی



نگاره ۱: (الف) موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه در ایران و شمالغرب کشور و (ب) محدوده مورد مطالعه

و مدیریت مناسب‌تر این منابع به خصوص در مناطقی که آب‌های زیرزمینی یکی از منابع بسیارمهم وحیاتی به شمار می‌رود، یکی از اساسی‌ترین موارد در بحث بهره‌برداری و استفاده از این منابع ارزشمند می‌باشد.

مطالعه حاضر با هدف مقایسه دو مورد از این روش‌ها (شبکه عصبی مصنوعی و تخمین‌گر کریجینگ) به منظور پیش‌بینی مکانی سطح تراز ایستابی آب در محدوده دشت شبستر انجام گرفته است. این دشت با توجه به قرارگیری در بلافاصل دریاچه ارومیه، یکی از دشت‌های آسیب‌پذیر و حساس به شمار می‌رود.

۲ – مواد و روش

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه در تحقیق حاضر دشت شبستر–صوفیان می‌باشد، که در موقعیت جغرافیایی ۴۵ درجه و ۴۱ دقیقه الی ۴۶ درجه و ۱۱ دقیقه طول شرقی و ۳۸ درجه و ۰۲ دقیقه الی ۳۸ درجه و ۴۰ دقیقه عرض شمالی و در منتهی‌الیه شمال–شرقی دریاچه ارومیه قرار دارد (نگاره ۱). حداقل ارتفاع ازسطح آب‌های آزاد ۱۲۵۵ متر و حداکثر آن ۳۰۴۸ متر درارتفاعات میشوداغ می‌باشد. از مهمترین منابع آب سطحی در این دشت می‌توان به رودخانه‌های تیلچای، دریانچای، و آب شور اشاره کرد.

برداشت بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی در سال‌های اخیر باعث ایجاد مخاطراتی همچون فرونشست در قسمت‌هایی از دشت شده است *(وزارت نیرو، ۱۳۹۳)*. اقلیم منطقه مورد بررسی براساس روش طبقه‌بندی آمبرژه، از نوع خشک سرد و از نظر طبقه‌بندی دومارتن از نوع نیمه خشک می‌باشد. میانگین بارش سالانه ایستگاه بندرشرفخانه ۲۳۰ میلیمتر و میانگین دمای آن ۱۲/۸ درجه سانتیگراد می‌باشد.

۲-۲- داده‌های مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، آمار ۴۶ حلقه چاه مشاهده‌ای در سطح منطقه مورد مطالعه است، که از شرکت سهامی آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی اخذ شده است.

با بررسی آمار ۱۰ ساله چاه‌های مشاهده‌ای از نظر کامل بودن داده‌های سالانه و ماهانه، داده‌های سال ۱۳۹۳ به عنوان داده‌های پایه مورد بررسی قرار گرفت. علت انتخاب سال ۹۳، کامل بودن داده‌ها در تمامی ماه‌ها برای همه چاه‌های نمونه‌برداری در سطح دشت مورد مطالعه می‌باشد.

۲-۳- روش تحقیق

۲-۳-۱- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل تجربی برای اولین بار از فرموله کردن توانایی‌های مغز انسان ارائه شد *(McCulloch and Pitts, 1943: 100)*.

شبکه‌های عصبی چند لایه پیشرو که از الگوریتم انتشار رو به عقب برای آموزش آن‌ها استفاده شده، کاربرد بیشتری دارند، به اولین لایه، لایه ورودی و آخرین لایه، لایه خروجی و به لایه‌های ما بین، لایه‌های مخفی گفته می‌شود. هر نرون در یک لایه به همه نرون‌های لایه بعدی متصل می‌باشد. به هر اتصال ما بین نرون مقدار وزنی اختصاص می‌یابد، و به هر وزن نیز یک ضریب آستانه (θ_i) تعلق می‌گیرد. وزنی که به هر اتصال تعلق می‌گیرد، نشان دهنده درجه اهمیت آن اتصال در شبکه عصبی است *(Svozil et al, 1997: 44)*.

در اکثر پیش‌بینی‌ها، شبکه‌های عصبی پرسپترون سه لایه با توجه به کاربرد زیاد آن مورد استفاده قرار می‌گیرد. خروجی شبکه با مقدار مطلوبی که از شبکه انتظار می‌رود، مقایسه شده و با تغییر در نرون‌های ارتباط دهنده در شبکه تعدیل می‌شود، که برای این کار از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می‌شود، تا با استفاده از گرادیان تابع هزینه، وزن‌های شبکه را برای کاهش میزان خطای شبکه تعدیل کند، و تا خطای موجود به ازای تمامی نمونه‌های آموزشی به یک مقدار حداقل که برای شبکه تعیین شده نرسد، این کار ادامه پیدا می‌کند. این الگوریتم از تابع سیگموئیدی به عنوان تابع غیرخطی استفاده می‌کند، و از آن جایی که قاعده پس انتشار نیاز به مشتق‌گیری دارد، تابع سیگموئیدی به علت داشتن خاصیت مشتق‌پذیری این شرایط را فراهم می‌کند. این الگوریتم دارای دو گام اساسی انتشار رو به جلو و رو به عقب می‌باشد. انتشار رو به جلو با استفاده از رابطه(۱) قابل بیان می‌باشد:

$$Oj = \frac{1}{1 + e^{-\lambda net\ j}} \qquad \text{رابطه (۱)}$$

Oj خروجی برای ورودی J، λ شیب تابع تبدیل و net j که از رابطه (۲) بدست می‌آید:

$$net\ j = \sum i\ wij\ oi \qquad \text{رابطه (۲)}$$

wij وزن داده شده از واحد j تا i و خروجی واحد i *(Shalkoff, 1997: 565)*.

هرگونه اختلاف و به عبارتی خطا در شبکه، بین خروجی شبکه با خروجی مورد انتظار که به شبکه پس انتشار می‌شود، با استفاده از رابطه (۳) بیان می‌شود. این فرآیندها مکرر تکرار می‌شود، تا خطای شبکه به حداقل یا مقدار قابل قبول برسد *(Atkinson and Tatnall, 1997: 700)*.

$$\Delta wij(t+1) = \eta(\delta j\ oi) + \alpha \Delta wij(t) \qquad \text{رابطه (۳)}$$

η ضریب یادگیری[1]، δj شاخص نرخ تغییر در خطا و α ضریب شتاب.

لایه ورودی یک لایه انتقال دهنده و وسیله‌ای برای تهیه کردن داده‌هاست. آخرین لایه یا لایه خروجی شامل مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله شبکه است، و خروجی مدل را معرفی می‌کند. لایه‌های میانی یا مخفی که از گره‌ها یا پردازش‌گر تشکیل شده‌اند، محل پردازش داده‌هاست. هرگره یک تابع تبدیل‌گر دارد، که این تابع تبدیل‌گر، تولید کننده خروجی‌های آن گره به شمار می‌رود. تعداد لایه‌های مخفی و تعداد گره‌ها در هر لایه مخفی معمولاً با استفاده از روش آزمون و خطا تعیین می‌شود. گره‌های لایه‌های مجاور به طور کامل با هم در ارتباط هستند *(ندیری، ۱۳۹۲)*.

۲-۳-۲- روش درون‌یابی زمین آماری

روش کریجینگ که مهمترین و گسترده‌ترین روش درون‌یابی آماری می‌باشد، به افتخار یکی از پیشگامان علم

1 - Learning Rate

زمین آمار به نام دیجی کریگ نامگذاری شده است. کریجینگ روش درون‌یابی پیشرفته‌ای است که برای داده‌هایی که دارای روندهای موضعی تعریف شده‌ای باشند، مناسب است و با کمترین واریانس تخمین درون‌یابی می‌کند، که میزان خطای آن تابع مشخصات واریوگرام[1] (ساختار فضایی) است. اگر مطالعات مربوط به واریوگرافی و تشخص مدل واریوگرام با دقت کافی انجام شود، درون‌یابی به روش کریجینگ، با دقت بالایی همراه خواهد بود. در این تکنیک از یک روش میانگین وزنی برای توزیع متغیرها استفاده می‌شود، بدین صورت که هرچه متغیر به مبدأ نزدیکتر باشد، وزن آن بیشتر و هرچه فاصله دورتر باشد، وزن کمتر خواهد بود. مدل کریجینگ در حالت کلی شبیه مدل IDW یعنی به شرح رابطه (٤) است:

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^{N} \lambda_i z(s_i)$$ رابطه (٤)

که در آن $z(s_i)$ مقدار اندازه‌گیری شده در موقعیت i_{th} و λ_i وزن مقدار اندازه‌گیری شده در موقعیت i_{th} است. S موقعیت پیش‌بینی و N تعداد اندازه‌گیری یا معلوم می‌باشد. اساس مدل کریجینگ بر تئوری متغیر ناحیه‌ای است. متغیر ناحیه‌ای، متغیری تصادفی است که مقدار آن در هر نقطه از فضا، تابع مختصات آن نقطه باشد. به عبارت دیگر، تفاضل مقدار متغیر ناحیه‌ای در دو نقطه از فضا، به فاصلهٔ آن دو از هم بستگی دارد *(قهرودی تالی، ۱۳۸۱: ۹۶)*.

۲-۳-۲-۱ - سمی واریوگرام

برای درک بهتر ساختار فضایی نمونه‌های برداشت شده و انتخاب بهترین روش درونیابی، خود همبستگی فضایی بین نمونه‌ها مطالعه می‌شود. این بررسی را می‌توان با ترسیم فاصله بین نمونه ها و واریانس ارزش نمونه‌ها یا به عبارت دیگر سمی واریوگرام‌ها به دست آورد. واریانس بین نقاطی که به اندازهٔ h از هم فاصله دارند، ارتباط متقابل آن دو را نسبت به هم بیان می‌کند، و وابستگی نقاط نزدیک به هم، دلیلی بر وجود ساختارفضایی می‌باشد، به طوری که اگر واریانس بین نقاطی به فاصلهٔ h کوچک باشد، وابستگی بین آن نقاط زیاد است. واریانسی را که وابسته به فاصله است، واریوگرام یا تغییرنما می‌نامند، و آن را با نماد (h)2y نشان می‌دهند که معمولاً به جای واریوگرام، از سمی واریوگرام با نماد (h)y استفاده می‌شود. سمی واریوگرام، براساس نصف میانگین مربع واریانس بین نقاط محاسبه می‌شود. سمی واریوگرام، براساس این تفکر که خواص پدیده‌ها در مکان‌های نزدیکتر شباهت بیشتری دارند، تا در فاصله‌های دورتر؛ درجه وابستگی یا همبستگی بین نقاط را اندازه‌گیری می‌کند *(Chrisman, 2002: 198)*.

۲-۳-۳- معیارهای ارزیابی دقت

در این تحقیق، برای ارزیابی دقت برآوردی مدل‌های مورد استفاده از دو معیار جذر میانگین مربعات خطای پیش بینی[2] (RMSE) و ضریب همبستگی(R) به عنوان دو معیار کمی برای دقت مدل‌ها استفاده شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - x_j)^2}{n}}$$ رابطه (٥)

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - x^-)(N_i - N^-)}{\sqrt{\sum_{i-1}^{n}(x_i - x^-)^2}\ \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(N_i - N^-)^2}}$$ رابطه (٦)

در روابط فوق :

x_i سطح تراز مشاهداتی، x_j نتایج تراز محاسباتی با مدل‌های مورد استفاده، $\bar{x_i}$ میانگین مشاهداتی سطح تراز، $\bar{x_j}$ میانگین سطح تراز محاسباتی می‌باشد.

۳ - یافته ها و بحث

به منظور حذف داده‌های پرت و غیرصحیح از آزمون نرمال بودن کلموگراف –اسمیرنوف نرم‌افزار SPSS استفاده گردید. که در این راستا تعداد داده‌های نهایی جهت ورود به مدل‌های مورد استفاده، ٤٦ حلقه چاه مشاهده‌ای در سطح

1 -Variogram

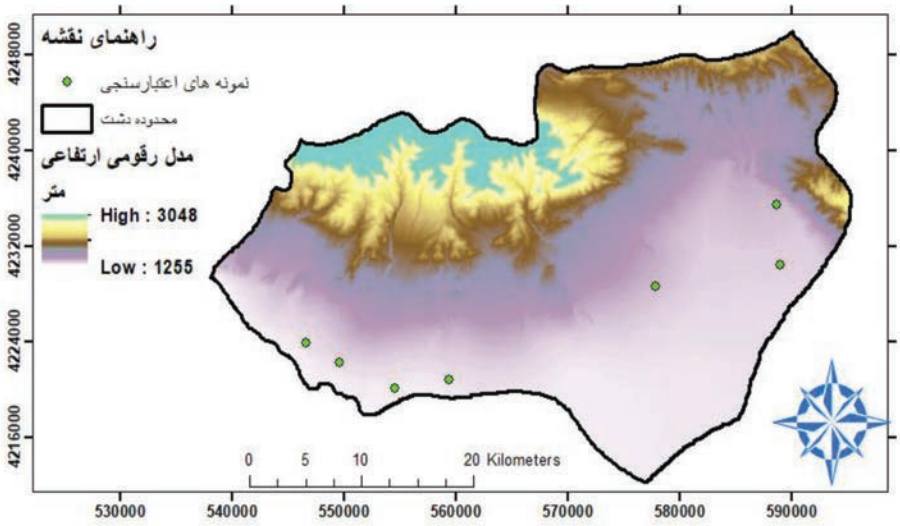
2- Root Mean Square Error

دشت انتخاب شد. در اجرای مدل شبکه عصبی (پرسپترون چند لایه) از نرم افزار MATLAB 2016 استفاده گردید. از این تعداد نمونه اندازه‌گیری شده، ۱۵ درصد به صورت کاملاً تصادفی انتخاب و برای صحت‌سنجی مدل‌ها استفاده شد (نگاره ۲). این کار به علت پیشگیری از هرگونه پیش داوری و قضاوت انجام گرفته است. سپس از داده‌های موجود برای میان‌یابی سطح تراز آب‌های زیرزمینی دشت شبستر – صوفیان با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و زمین آمار استفاده شد. بدین منظور موقعیت مکانی (مختصات مکانی چاه‌های مشاهده‌ای) به عنوان ورودی‌های مدل و اطلاعات اندازه‌گیری شده سطح تراز آب برای سال ۱۳۹۳، به عنوان تابع هدف وارد نرم‌افزار MATLAB شد. در ورود داده‌ها به نرم‌افزار MATLAB و شروع مدلسازی شبکه عصبی، استفاده از داده‌های غیرنرمال باعث کاهش همگرایی شبکه و سرعت آن می‌شود. بدین جهت در بدو ورود داده‌ها با استفاده از رابطه (۷) در برنامه نوشته شده، نرمال شده، و پس از مدل‌سازی؛ مجدد به بازه واقعی بازگردانده شد *(معماریان فرد و بیگی هرچگانی، ۱۳۸۸: ۹۱)*.

$$N_i = \left[\left(\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}\right)\right] \quad \text{رابطه(۷)}$$

X برابر با ارزش ورودی غیر نرمال، $X_{i(min)}$ برابر با کمترین ارزش عامل مورد نظر، $X_{i(max)}$ برابر با بیشترین ارزش عامل مورد نظر و N_i مقادیر نرمال شده عامل مورد نظر است.

در روند مدلسازی سطح تراز آب‌های زیرزمینی دشت شبستر – صوفیان، با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، بعد از نرمال‌سازی داده‌ها، اقدام به ساخت شبکه‌های متعددی با تعداد نرون‌ها و لایه‌های مختلف، توابع فعالیت و توابع آموزش مختلف گردید که پس از آزمون و خطای فراوان، شبکه با تابع آموزش لونبرگ – مارگورت (LM) و تابع فعالیت تانژانت سیگموئیدی (Tansig) به علت قابلیت مشتق گیری و تعداد لایه پنهان ۲ به عنوان ساختار شبکه بهینه انتخاب شد. همان طوری که در جدول(۱) نیز مشاهده می شود، تعدادی از این شبکه‌های ساخته شده به همراه میزان خطا و همبستگی آنها در مرحله انتخاب شبکه آورده شده است. فرمول‌ها و روش‌های زیادی برای تعیین تعداد نرون در لایه پنهان وجود دارد، ولی یکی از مناسب‌ترین روش‌ها برای کمترین مقدار خطا، روش آزمون و خطا است *(راکعی و همکاران، ۱۳۸۶: ۶۱)*. به این ترتیب در شبکه‌های ایجاد شده تعداد نرون‌ها در لایه میانی از ۵ تا ۱۵ تغییر داده شد، و با توجه به نتایج حاصل شده و میزان خطا و همبستگی در آموزش و آزمون، تعداد ۹ نورون در لایه میانی، بهینه‌ترین حالت بدست آمد که نتایج در جدول(۱) ذکر شده است. پس از طراحی شبکه



نگاره ۲: موقعیت نمونه‌های تصادفی جهت اعتبارسنجی مدل‌های مورد استفاده

مناسب داده‌های ٤٦ حلقه چاه مشاهده‌ای درسطح منطقه مورد مطالعه به عنوان ورودی و اطلاعات اندازه‌گیری شده سطح تراز آب به عنوان تابع هدف وارد شبکه شد.

با توجه به نتایج جدول ۱، شبکه طراحی شده با تعداد ۹ نرون در لایه میانی و تابع آموزش لونبرگ-مارکورت وتابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئیدی، و با میزان خطای کمتر، نسبت به سایر ساختارها، دقت بالاتری ارائه داده است. بنابراین ساختار نهایی شبکه برای تخمین سطح تراز ایستابی، ۲-۹-۱ بدست آمد، که متشکل از ۲ ورودی، ۹ نورون در لایه پنهان و یک خروجی هدف می‌باشد.

پس از انجام تحلیل‌های مربوط به کیفیت داده‌ها و نرمال بودن آنها، و با توجه به ماهیت داده‌ها، حالت‌های مختلفی از تخمین‌گر کریجینگ مورد بررسی قرار گرفت، و در هربار سعی گردید، تا با تغییر پارامترهای مدل، مقدار خطا کاهش یابد. برای این منظور قبل از ایجاد مدل‌های مختلف اقدام به بررسی اطلاعات مربوط به پراکندگی و کشیدگی داده‌ها شد. اعمال تابع انتقال لگاریتمی برای داده‌های موجود، باعث بهبود پراکندگی و نزدیکتر شدن به توزیع نرمال شد.

به منظور بررسی توزیع داده‌های مورد استفاده، ازآزمون کلموگراف-اسمیرنوف موجود در نرم افزار آماریIBM SPSS Statistics استفاده شد. با توجه به نتایج نگاره ۳، و مقادیر Sig که در هردو آزمون بیشتر از مقدار آستانه معناداری آزمون ها(۰,۰۵) شده است، بنابراین دلیلی برای رد کردن این فرض که؛ نمونه‌ها از توزیع نرمال برخوردار هستند، وجود ندارد. پس نرمال بودن داده‌ها مورد تأیید قرار می گیرد.

پس از بررسی نرمال بودن داده ها، با انتقال به نرم افزار ArcGIS و استفاده از مجموعه ابزار تحلیل زمین آماری، اقدام به ساخت و آزمودن مدل های مختلف شد. قبل از این کار، از طریق ابزارهای مربوط به کاوش داده، مقادیر مشاهده‌ای مورد بررسی قرار گرفت. در این مورد مشاهده گردید، که استفاده از تابع تبدیل لگاریتمی باعث بهبود توزیع نمونه‌ها شد(جدول ۲).

این تابع تبدیل به صورت رابطه (۸) تعریف می‌شود، و

جدول ۱: تعدادی از شبکه های ایجاد شده در مدل شبکه عصبی

میزان همبستگی درآزمون(R)	میزان همبستگی در آموزش(R)	خطای آزمون	خطای آموزش	تعداد نورون های لایه میانی	تابع آموزش
۰/۹۳	۰/۹۰	۳۵/٦۱	۲۰/۷۱	٦	LM
۰/۹٤	۰/۸۵	۲۳/۱۷	۲۲/۹۱	۷	LM
۰/۹۳	۰/۹٤	۱۸/۵۰	۱۳/٦۷	۸	LM
۰/۹٤	۰/۹٦	۱۱/٤۱	۱۸/۱۳	۹	LM
۰/۸٦	۰/۸۷	٤۲	۳۳/۸٦	۱۰	LM
۰/۸۵	۰/٦۵	۲۰/۰۷	۳۸	۱۲	LM
۰/۹۹	۰/۸۷	٤٤/۱۰	۲۱/۱۷	۱٤	LM

Tests of Normality

	Kolmogorov-Smirnov[a]			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
تراز	.125	46	.200*	.954	46	.316

نگاره۳: نتایج آزمون آماری شاپیرو-ویلک و کلموگراف-اسمیرنوف

هنگامی که داده‌ها در فضای اندازه‌گیری شده، مقادیر بالایی داشته باشند، با تعدیل مقدار واریانس باعث بهبود مقیاس در نمونه‌ها شده و داده‌ها را به توزیع نرمال نزدیکتر می‌کند.

رابطه (۸)

$$Y(s) = Ln(Z(s))$$

در رابطه (۸)، Y(S) مقادیر ارائه شده توسط تابع تبدیل لگاریتمی و Z(S) مقادیر مشاهده‌ای در هر نقطه و Ln لگاریتم در پایه طبیعی می‌باشد. نتایج حاصل از اعمال تابع لگاریتمی بر روی نمونه‌ها در جدول(۲) ذکرشده است.

جدول ۲: نتایج اعمال تابع انتقال لگاریتمی

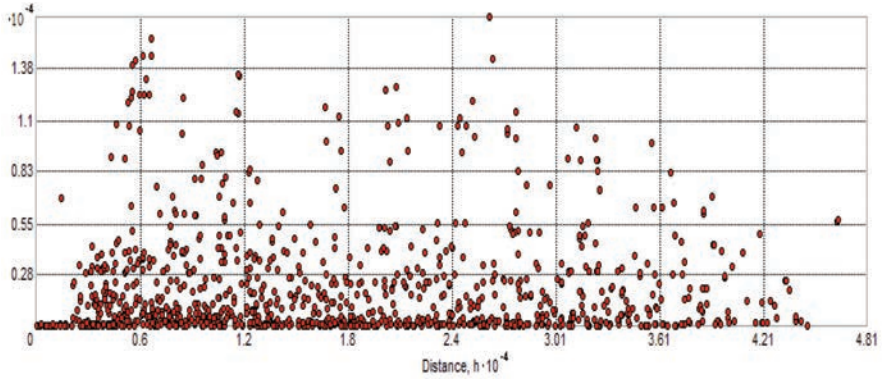
شاخص آماری	نمونه‌های اصلی	اعمال تبدیل لگاریتمی
Skewness	۰/۰٤	۰/۰۱
Kurtosis	۱/۸۲	۱/۸۳
Median	۱۳۳۱/٤	۷/۱۹
Mean	۱۳٤۰/۹	۷/۲۰
STD	۳۵/۵۰	۰/۰۲

بر طبق نتایج جدول(۲)، اعمال تابع تبدیل لگاریتمی موجب بهبود نمونه‌ها شده و باعث نزدیکتر شدن داده‌ها به توزیع نرمال گردیده است. به منظور بررسی توزیع و خودهمبستگی فضایی بین جفت نمونه‌ها، از نمودار ابرسمی واریوگرام استفاده شد. در این نمودار وابستگی مکانی تمامی جفت نمونه‌ها با یکدیگر در ارتباط با فاصله و تأثیر آنها رسم شده است (نگاره٤).

در بررسی و تحلیل ارتباط فضایی بین نمونه‌ها، چندین نمونه که دارای وابستگی کمتری بودند، انتخاب و از مجموعه داده‌ها حذف شدند، اما با این وجود تغییری در دقت برآوردی مدل‌های ایجاد شده حاصل نشد. این مسئله را می‌توان به دلیل نابسامانی‌هایی که در سال هایی اخیر در میزان برداشت و تغذیه سفره‌های زیرزمینی در حواشی دریاچه ارومیه به وجود آمده است، مرتبط ساخت.

پس از بررسی آماری نمونه‌های موجود، اقدام به ایجاد و صحت‌سنجی مدل‌های واریوگرام در تخمین‌گر کریجینگ شد (جدول ۳). معیارهای کمی انتخاب مدل‌های برازش شده، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) ومیانگین خطای استاندارد (ASE) بوده و بر این اساس مدل واریوگرام مناسب برای نمونه‌های موجود انتخاب شده است. نتایج برازش مدل‌های مختلف در جدول ۳ ذکر شده است.

براساس نتایج حاصل شده از انتخاب مدل‌های برازش واریوگرام، و با توجه به معیارهای کمی اندازه‌گیری دقت برآوردی مدل‌ها (RMSE-ASE) که چند نمونه نهایی از آن‌ها در جدول ۳ آورده شده است، مدل کریجینگ معمولی (Ordinary Kriging) با نوع مدل واریوگرام جی شکل (j-shape) و میزان خطای کمتر(۲۰,۱۰) دقت بالاتری نسبت به سایر مدل‌های طراحی شده در برآورد داده‌های سطح تراز منطقه مورد مطالعه ارائه کرده است. با وجود پراکندگی تقریباً زیاد نمونه‌ها و تعداد کم آنها که به دلیل کامل بودن تمامی ماه‌های اندازه‌گیری‌ها در سال ۱۳۹۳، از میان سایر نمونه‌ها انتخاب شده بود، باز هم مدل ایجاد شده، به خوبی

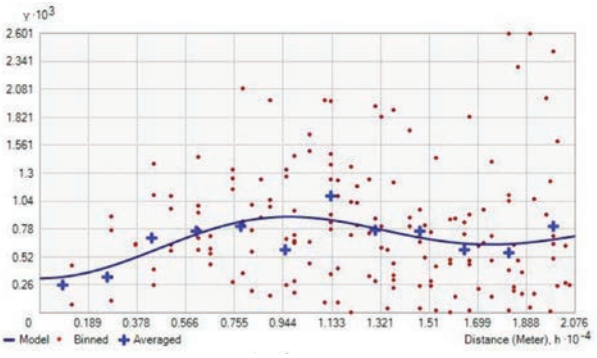


نگاره ٤: توزیع فضایی جفت نمونه‌های اندازه‌گیری شده

جدول ۳: ساختارهای طراحی شده در مدل کریجینگ

مدل	تابع انتقال	نوع مدل واریوگرام	اثر قطعه‌ای	حد آستانه	Sector type	RMSE	RMSS	ASE
کریجینگ معمولی Ordinary Kriging	لگاریتمی	دایره‌ای	۰/۰۰۰۰۶۵۸۳	۰/۰۰۱۴۰۵۲۲۹	٤*	۲۵/٤۳۲	۰/۷٤۹	۳۲/۸۰۰
	لگاریتمی	کروی	۰/۰۰۰۱۲۸۹۷۹	۰/۰۰۱۲۸۲۳۵۱	۸	۲٦/۰۷۸	۰/۷۳۹	۳۳/۹۱
	لگاریتمی	توانی	۰/۰۰۰۱۰۵۹۸۷	۰/۰۰۱۲۳۱۷	۱	۲۷/۱۳۷	۰/۷۱۲	۳٦/۲۰
	لگاریتمی	گوسی	۰/۰۰۰۳۰۲۸۲۳	۰/۰۰۱۲۲٦۳۱۳	٤	۲٦/۲۸۰	۰/۷۷۸	۳۳/۵۳
	لگاریتمی	جی شکل	۰/۰۰۰۰۵۰۹۱۲۲۹	۰/۰۰۱۲۱٤۵۱۹	۸	۲۰/۱۰	۱/۲۰٤	۱٦/٦۷
کریجینگ ساده Simple Kriging	لگاریتمی	دایره‌ای	۰/۰۰۰۱٤۷۵۳۹۱	۰/۰۰۰۹۵۹۷٦۳	٤	۲۷/۹۳۸	۰/۷۸٦	۳۳/٤۱
	لگاریتمی	توانی	۵/۳۲٤۳۰۰۲	۰/۰۰۱۱۰۱۹۷۸	۱	۲۹/۱۷۳	۰/۷۵٦	۳۵/٤۷
	لگاریتمی	گوسی	۰/۰۰۰۳۵۷۷۱۸	۰/۰۰۰۷٤۹۵۸	۸	۲۹/۲۰۸	۰/۷۹۲	۳۵/۵۱
	لگاریتمی	کروی	۰/۰۰۰۱۲۳۷۹٤۸	۰/۰۰۰۹۸۳۵۰۷	٤*	۲۸/۰۸	۰/۷۸٦	۳۳/۵٦

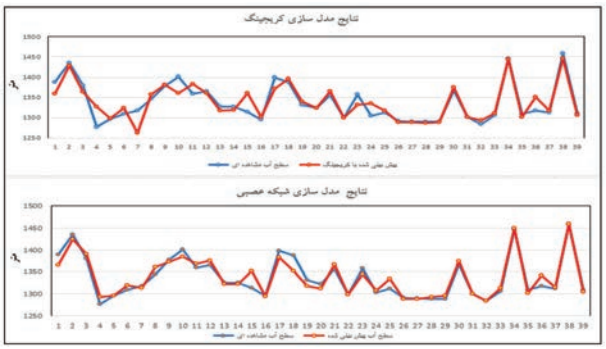
توانسته بر نمونه‌ها برازش پیدا کند، و با خطای RMSE ۲۰,۱۰ متر در مجموع مشاهدات، برآورد مناسبی از سطح تراز آب زیرزمینی دشت شبستر–صوفیان داشته باشد (نگاره ٦).



نگاره ۵: مدل برازش شده بر داده‌های مشاهداتی سطح تراز

پس از طراحی و ساخت مدل‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر که مدل زمین آماری کریجینگ و مدل محاسباتی هوش مصنوعی شبکه عصبی مصنوعی چند لایه (MLP) می‌باشد، به بررسی نتایج حاصل که نشان دهنده دقت بالاتر مدل شبکه عصبی مصنوعی با میزان خطای۱۳,۱۸ متر نسبت به مدل کریجینگ با خطای ۲۰,۱۰ متر، می‌باشد (جداول ۱ و۳) پرداخته شد.

نگاره ٦ به خوبی مؤید این مطلب می‌باشد. براساس نتایج نگاره (٦) و جدول (٤) شبکه عصبی برآورد دقیق‌تر و واقع‌بینانه‌تری از سطح تراز آب، ارائه نموده است.

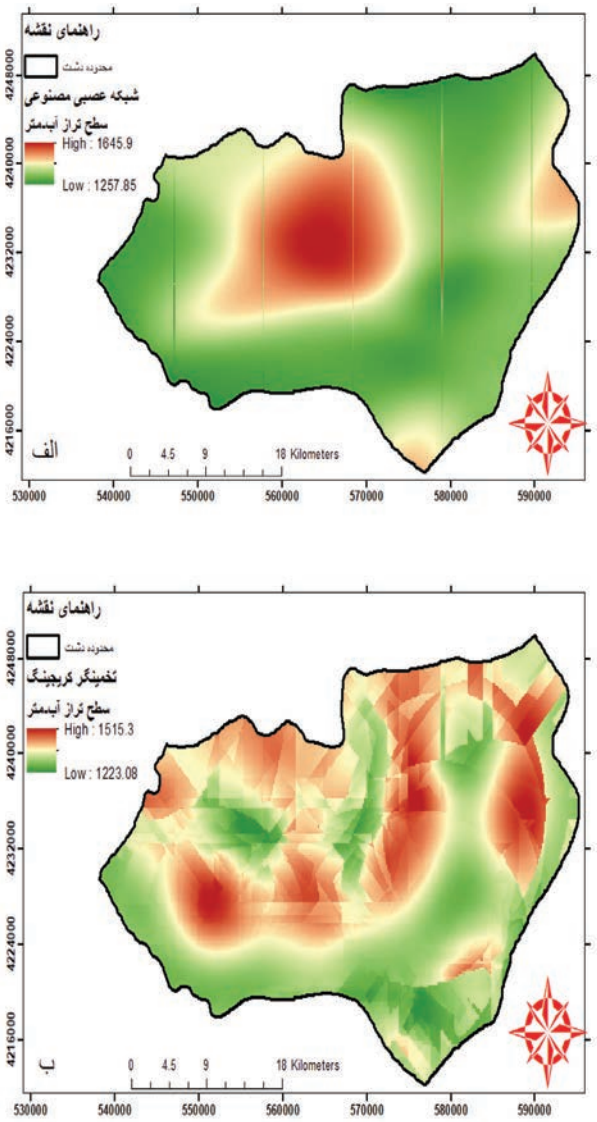


نگاره ٦: نمودار مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط مدل‌های مورد استفاده

پس از طراحی مدل‌های مورد استفاده برای نقاط مشاهداتی، به منظور تعمیم نتایج به سایر نقاط مجهول در سطح دشت مورد مطالعه، در روش کریجینگ از نرم‌افزار ArcGIS 10.5 استفاده گردید.

در مدل‌سازی شبکه عصبی، ابتدا کل محدوده دشت تبدیل به شبکه‌بندی منظم با اندازه ۸۵*۸۵ متر شده و مختصات مرکز تمامی پیکسل‌ها استخراج و سپس به نرم افزار MATLAB منتقل شده، و با شبکه آموزش دیده توسط

نمونه‌های مشاهداتی، اقدام به تخمین برای سایر نقاطی که مقادیر مشاهده شده نداشتند، گردید (نگاره ۷).



نگاره ۷: نقشه های نهایی تخمین سطح تراز با استفاده از مدل های الف) MLP و ب) Kriging

نتایج اعتبارسنجی متقابل مدل‌ها توسط ۱۵ درصد از نمونه‌های تصادفی که در ابتدا کنار گذاشته شده بود، نیز نشان دهنده دقت بالاتر شبکه عصبی مصنوعی در تخمین سطح تراز است (جدول ٤).

جدول ٤: نتایج مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی و تخمینگر کریجینگ

مدل‌های مورد استفاده	مرحله ساخت مدل			مرحله ارزیابی مدل	
	RMSE	MSE	R	RMSE	MSE
شبکه عصبی- مصنوعی	۱۳/۱۸	۱۷۳/۹۳	۰/۹٦	٥٥/۷٤	۳۱۰۷/۹۳
تخمینگرکریجینگ	۲۰/۱۰	٤۰٤/۳٤	۰/۹۰	٥۹/۸٤	۳٥۸۱/٤۱

٤- نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از انجام این تحقیق نشان می‌دهد، روش شبکه عصبی مصنوعی با میزان خطای به مراتب کمتر از روش کریجینگ، در مراحل برآورد و اعتبارسنجی متقابل با استفاده از ۱۵ درصد داده‌های آزمون که در روند تخمین دخالت نداشتند(نگاره ۲)، برآورد واقع‌بینانه‌تری از سطح تراز آب زیرزمینی در دشت شبستر- صوفیان ارائه کرده است(جدول٤). که این با نتایج تحقیقات دهقانی و همکاران(۱۳۸۸) مطابقت دارد. ایشان در تحقیقی به مقایسه روش های زمین آمار، روش شبکه عصبی (MLP,RBF) و روش فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) در دشت قزوین پرداختند، نتایج حاکی از دقت بسیار بالای روش فازی-عصبی در برآورد سطح ایستابی آب‌های زیرزمینی دشت قزوین می‌باشد. در سطح بعدی روش پرسپترون چند لایه نسبت به روش زمین آمار دقت بالاتری را ارائه نموده است.

به علاوه در تحقیقاتی که در سال‌های اخیر در مورد استفاده از مدل‌های محاسباتی هوش مصنوعی و کارایی آنها در بحث مطالعات آبخوان‌ها و منابع آب زیرزمینی انجام شده است، به روشنی بیانگر توانایی بالای این روش‌ها برای تخمین و بهینه‌سازی متغیرهای محیطی و برآورد واقعی‌تر از آنها است. از جمله این مطالعات می‌توان به تحقیقات خلقی و حسینی (۲۰۰۹)، نیکبخت و همکاران (۱۳۹۲)، اصغری مقدم و همکاران (۱۳۹۲) اشاره کرد. نتایج تحقیقات این محققین نشان می‌دهد، روش‌های محاسباتی هوش مصنوعی همچون شبکه‌های عصبی، مدل فازی-عصبی تطبیقی و

مدل‌های فازی، توانایی بالاتری در تخمین و بهینه‌سازی نتایج حاصل از متغیرهای هیدروژئولوژیکی و منابع آب زیرزمینی دارد.

۵ - منابع و مآخذ

۱. آذره، ع.، رفیعی ساردویی، ا.، نظری سامانی، ع ا.، مسعودی، ر.، و خسروی، ح (۱۳۹۳). بررسی تغییرات مکانی و زمانی سطح آب‌های زیرزمینی در دشت گرمسار. نشریه مدیریت بیابان، شماره۳، بهار و تابستان ۱۳۹۳، صفحات ۱۱ تا ۲۰.

۲. اصغری مقدم، ا.، فیجانی، ا.، و ندیری، ع (۱۳۹۳). بهینه‌سازی مدل دراستیک با استفاده از هوش مصنوعی جهت ارزیابی آسیب پذیری آب‌های زیرزمینی در دشت مراغه - بناب. زمین شناسی مهندسی و محیط زیست، زمستان ۱۳۹۳، سال بیست و چهارم، شماره ۹٤، صفحات ۱٦۹ تا ۱۷٦.

۳. حسینعلی‌زاده، م.، یعقوبی، ع (۱۳۸۹). تغییرات زمانی و مکانی سطح سفره آب زیرزمینی با استفاده از زمین آمار، مجله علوم مهندسی و آبخیزداری ایران، سال چهارم، شماره ۱۰، بهار، صفحات ٦۳ تا ٦۷.

٤. دهقانی، ا.، عسگری، م.، و مساعدی، ا (۱۳۸۸). مقایسه سه روش عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی و زمین آمار در میان‌یابی سطح آب‌های زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت قزوین). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی ، جلد شانزدهم، ویژه نامه۱، ۱۳۸۸.

۵. دهقانی، ر.، و نور علیئی (۱۳۹۵). مقایسه روش‌های زمین آمار و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین سطح آب. (مطالعه موردی: دشت نورآباد، استان لرستان). مجله علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره هجدهم، شماره یک ، بهار ۱۳۹۵

٦. راکعی، ب.، خامه چیان، م.، عبدالملکی، پ.، و گیاهچی، پ (۱۳۸٦). کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پهنه‌بندی خطر زمین لغزش. مجله علوم دانشگاه تهران،۳۳ (۱):۵۷-٦٤ .

۷. شیخ گودرزی، م.، موسوی، س ح.، و خراسانی، ن ا(۱۳۹۱). شبیه‌سازی تغییرات مکانی در ویژگی‌های کیفی آب‌های زیرزمینی با روش‌های زمین‌آمار (مطالعه موردی: دشت تهران-کرج). نشریه محیط زیست طبیعی، مجله منابع طبیعی ایران، دوره ٦۵، شماره۱، صفحات ۸۳ تا ۹۳.

۸. شعبانی، م (۱۳۹۰). ارزیابی روش‌های زمین آماری در تهیه نقشه‌های کیفی آب‌های زیرزمینی و پهنه‌بندی آن-ها (مطالعه موردی: دشت نیریز، استان فارس). فصلنامه جغرافیای طبیعی لار، سال چهارم، شماره ۱۳، پاییز ۱۳۹۰.

۹. صادقیان، آ.، واقعی، ی.، و محمدزاده، م (۱۳۹۲). پیش‌بینی تغییرات مکانی - زمانی سطح آب زیرزمینی در دشت بیرجند به روش کریجینگ. مجله آب و فاضلاب ، دوره ۲٤، شماره ۸۵، صفحات ۹۳ تا ۱۰۰.

۱۰. قهرودی تالی، م (۱۳۸۱). درآمدی بر سیستم اطلاعات جغرافیایی.انتشارات دانشگاه پیام نور .

۱۱. محمدیاری، ف.، اقدر، ح.، و بصیری، ر (۱۳۹٦). پهنه‌بندی کیفیت آب زیرزمینی از لحاظ شرب با استفاده از روش‌های زمین آمار (مطالعه موردی: مناطق خشک مهران و دهلران). فصلنامه علمی- پژوهشی اطلاعات جغرافیایی(سپهر)، دوره ۲٦، شماره ۱۰۱، بهار ۱۳۹٦.

۱۲. محمدی، ج (۱۳۸۰). مروری بر مبانی ژئواستاتستیک و کاربرد آن در خاک شناسی. مجله آب و خاک، جلد ۱۵، شماره ۱، صفحات ۹۹ تا ۱۲۱.

۱۳. معماریان فرد، م.، و بیگی هرچگانی، ح (۱۳۸۸). مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و توابع انتقالی رگرسیون برای پیش‌بینی طرفیت تبادل کاتیونی خاک‌های استان چهارمحالوبختیاری. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۲۳، شماره٤، زمستان ۱۳۸۸، ص۹۹-۹۰.

۱٤.میثاقی، ف.، و محمدی، ک (۱۳۸۷). بررسی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش‌های متداول درون‌یابی و مقایسه آن با تکنیک‌های زمین آمار. سومین گردهمایی علوم زمین، سازمان زمین شناسی ایران، ص ۵.

۱۵. ناصری، ح.، و صارمی نژاد، ف (۱۳۹۰). مقایسه ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان به روش‌های DRASTIC و

منطق فازی مطالعه موردی: دشت گل گیر مسجد سلیمان. فصلنامه جغرافیای طبیعی، سال چهارم، شماره ۱۱، بهار ۹۰.
۱۶. ندیری، ع (۱۳۹۲) مقایسه کارایی مدل‌های عددی و هوش مصنوعی در مدیریت آبخوان‌ها (مطالعه موردی: دشت تسوج). رساله دکتری، دانشگاه تبریز.
۱۷. نیکبخت، ج.، ذوالفقاری، م.، و نجیب، م (۱۳۹۲) پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت تسوج- آذربایجان شرقی)، اولین همایش ملی مهندسی و مدیریت کشاورزی، محیط زیست و منابع طبیعی پایدار، همدان، انجمن ارزیابان محیط زیست هگمتانه.
۱۸. وزارت نیرو (۱۳۹۳). گزارش شرکت آب منطقه استان آذربایجان شرقی.
۱۹. ولیزاده کامران، خ.، روستایی، ش.، رحیم پور، ت.، و نخستین روحی، م (۱۳۹۵). تعیین مناسب‌ترین روش زمینآمار در تهیه نقشه تغییرات شوری آب‌های زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت شیرامین، استان آذربایجان شرقی). نشریه هیدروژئومورفولوژی، شماره۶ ، بهار۱۳۹۵، صص ۳۲-۱۷.
20. Ahmadi SH and Sedghamiz A, 2007. Geostatistical analysis of spatial and temporal variations of groundwater level. Environ Monit Assess 129:277–294
21. Atkinson, P. M., & Tatnall, A. R. L., 1997. Introduction of neural networks in remote sensing. Remote Sensing, 18(4), 699-709.
22. Chrisman Nicholas., 2002. Exploring Geographical Information Systems. USA, John Wiley & Sons.
23. D. Svozil, v. Kvasnicka, and j. Pospichal,. 1997. “Introduction to Multi-layer Feed-Forward Neural Networks,” Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, vol. 39, pp. 43-62..
24. Gong, Y., Zhang, Y., Lan, S., & Wang, H,. 2016. A comparative study of artificial neural networks, support vector machines and adaptive neuro fuzzy inference system for forecasting groundwater levels near Lake Okeechobee, Florida. Water resources management, 30(1), 375-391.
25. Karayiannis, N.B., and Venetsanopoulos, A.N,. 1993. Aritifical Neural Network : Learning Alogorithms, Performance Evaluation, and Application. Kluwer Academic Publisher, Boston.
26. Kholghi,M., and Hosseini, S.M,. 2009. Comparision of Groundwater Level Estimation Using Neuro–fuzzy and Ordinary Kriging. Journal of Enviromental Modeling and Assessment,14:6.729 – 753.
27. Mcculloch, Warren, s; Pitts, Walter,. 1943. a logic calculus of the ideas immanent in Nervous Activity. Bulletin of mathematical biophysics, Vol 5, pp. 115-133
28. Misaghi,F., and Mohammadi,K,. 2006. classification of precipitation Applying Geostatestical and Neural Networks. Journal of Agriculture, 29:4. 1-13
29. Rizzo, D.M., and Dogherty, D.E,. 1994. Characterization of aquifer propertices using Artificial Neural Networks : Neural Kriging. Water Resour. Res.30:2.483-497
30. Shalkoff, R. J,. 1997. Artificial neural networks. New York, NY: McGraw-Hill
31. Zhang R, Dong Z, Guo H.,2009. Forcast of Poyang lake,s water level by Wavelet ANFIS model In Intelligent Computing and Intelligent System, 2009. IEEE International Conference.