

ارزیابی عملکرد روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و زمین‌آمار در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب‌های زیرزمینی (مطالعه موردی: شهر کوهپایه، استان اصفهان)

- امیرحسین حمیدیان^{۱*}، مجید آتشگاهی^۲، محمدرضا حاجی‌هاشمی جزی^۳، ابوالحسن فتح‌آبادی^۴
۱. استادیار گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران
 ۲. کارشناس ارشد محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران
 ۳. کارشناس ارشد بیابان‌زدایی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران
 ۴. دانشجوی دکتری آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۱/۳۰ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۱/۱۱/۲۴)

چکیده

آب‌های زیرزمینی، مهم‌ترین منبع آب مصرفی در مناطق خشک و نیمه‌خشک در بخش‌های مختلف از قبیل کشاورزی، صنعت و شرب است. مدیریت این منابع آبی نسبت به آب‌های سطحی مشکل‌تر و پرهزینه‌تر است. به همین دلیل باید به دنبال روش‌هایی معقول و مقرون به صرفه برای مشخص کردن وضعیت این آب‌ها بود. در این مطالعه از روش‌های زمین‌آماري کوریجینگ و کوکوریجینگ و همچنین شبکه عصبی پروسپترون چندلایه به منظور برآورد پارامترهای کیفی Ca ، TDS ، SO_4^{2-} و TH استفاده شد تا ضمن مقایسه این روش‌ها با هم بهترین روش نیز در این زمینه انتخاب شود. بدین منظور از داده‌های ۵۰ حلقه چاه دشت کوهپایه استان اصفهان استفاده شد. به منظور ارزیابی عملکرد روش‌های مذکور در شبیه‌سازی پارامترهای مطالعه‌شده از خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) و ضریب همبستگی استفاده شد. نتایج حاصل از مقایسه سه روش نشان داد که در مورد همه پارامترها، شبکه عصبی پروسپترون چندلایه با RMSE کمتر و ضریب همبستگی بالاتر دقت بهتری نسبت به روش‌های کوریجینگ و کوکوریجینگ دارد و بین دو روش زمین‌آماري کوریجینگ و کوکوریجینگ نیز، روش کوکوریجینگ با RMSE کمتر و ضریب همبستگی بالاتر عملکرد بهتری نسبت به روش کوریجینگ در برآورد همه پارامترهای مطالعه‌شده از خود نشان داد.

کلیدواژه‌گان: شبکه عصبی MLP، کوریجینگ، کوکوریجینگ، RMSE، کوهپایه.

۱. مقدمه

مهم‌ترین منبع مصرفی آب در مناطق خشک و نیمه‌خشک در بخش‌های کشاورزی، صنعت و شرب آب‌های زیرزمینی است. بهره‌برداری زیاد و روزافزون از منابع آب زیرزمینی می‌تواند کیفیت آب را در یک منطقه کاملاً تحت‌تأثیر قرار دهد و سبب شورشدن، آلوده‌شدن و استفاده‌نکردن از این آب‌ها شود که پیرو آن بروز معضلات بزرگی چه از لحاظ منابع طبیعی، بیابان‌زایی و چه از لحاظ منابع انسانی از جمله مهاجرت و بیکاری را در پی دارد. مدیریت منابع آب‌های زیرزمینی نسبت به آب‌های سطحی مشکل‌تر است. به همین دلیل باید به دنبال روش‌هایی معقول و مقرون به صرفه برای مشخص کردن وضعیت این آب‌ها بود (HajiHashemijazi *et al.*, 2011) در این راستا در سال‌های اخیر روش‌های متعددی به کار رفته است که هر کدام نقاط قوت و ضعف خود را دارند. یکی از این روش‌ها که در دهه‌های اخیر به‌خوبی گسترش یافته است، روش‌های زمین‌آماري است که توانایی این روش‌ها در بررسی و پیش‌بینی متغیرهای مکانی مشخص شده و مطالعات گسترده‌ای در زمینه استفاده از این روش‌ها صورت گرفته است (Misaghi & Mohammadi, 2002). زمین‌آمار در واقع شاخه‌ای از علم آمار است که تغییرات متغیر در محیط را به دو مؤلفه ساختاری و تصادفی تقسیم‌بندی می‌کند و علاوه بر کمیت یک نمونه، هم‌زمان موقعیت فضایی آن را نیز در نظر می‌گیرد (Hasani-Pak, 1998). پیشرفت‌های اخیر نیز در استفاده از مدل‌های هوشمند شامل به‌کارگیری تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^۱ با عملکرد مناسب نیز است (Noori *et al.*, 2008; Azari *et al.*, 2008).

ایده استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از عملکرد مغز انسان و سلول‌های عصبی بیولوژیکی سرچشمه گرفته است. توانایی شبکه عصبی در مدل کردن سیستم‌های غیرخطی و پیچیده موجب شده تا استفاده از این تکنیک در شاخه‌های مختلف علوم مهندسی استفاده شود. در فرایند کار با شبکه عصبی مصنوعی،

ابتدا داده‌های ورودی و خروجی به‌منظور آموزش شبکه به شبکه داده می‌شود. سپس شبکه با استفاده از داده‌های ورودی و توابع وزنی اولیه یک سری خروجی به دست می‌آورد. این نتایج با داده‌های خروجی مقایسه می‌شود و با توجه به خطای به‌دست‌آمده، نسبت‌های وزنی برای رسیدن به خطای کمتر تغییر می‌کند (Haykin, 2004).

در زمینه استفاده از این روش‌ها، مطالعات زیادی چه در داخل و چه در خارج از کشور انجام شده است به‌طوری‌که، (Poladi & Abedini, 2003)، با مقایسه روش‌های زمین‌آماري مثل کریجینگ معمولی و روش‌های سنتی، مثل روش عکس فاصله مقایسه و نزدیک‌ترین همسایه با روش شبکه عصبی مصنوعی در منطقه فارس و بخشی از استان کهگیلویه و بویراحمد، به این نتیجه رسیدند که روش‌های کریجینگ و شبکه عصبی مصنوعی نسبت به دیگر روش‌های به کار گرفته‌شده، دقیق‌تر هستند. (Mohammadi & Misaghi, 2002)، روش‌های آمار کلاسیک، زمین‌آمار و شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای پهنه‌بندی اطلاعات بارندگی به کار بردند و بعد از مقایسه آن‌ها با هم، به این نتیجه رسیدند که روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ نسبت به روش‌های دیگر بهتر هستند، اما به علت قابلیت و توانایی روش شبکه عصبی مصنوعی در تحلیل روابط رگرسیونی، توصیه شده است که به‌صورت ترکیبی با تخمین‌گرهای زمین‌آماري استفاده شوند. (Hosseini & Kholghi, 2009)، در پژوهش خود با عنوان «مقایسه برآورد سطح آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های عصبی-فازی و کریجینگ معمولی» به این نتیجه رسیدند که سیستم استنتاج فازی-عصبی نسبت به دیگر روش‌ها از دقت بالاتری برای درون‌یابی و برآورد سطح آب‌های زیرزمینی برخوردار است (Dehghani, 2009)، سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی و زمین‌آمار را در میان‌یابی سطح آب‌های زیرزمینی دشت قزوین مقایسه کردند به‌طور کلی، به این نتیجه رسیدند که روش سیستم استنتاجی فازی-عصبی دقت بالاتری برای تخمین تراز سطح آب زیرزمینی در نقاط مجهول آب‌خوان نسبت به روش‌های زمین‌آمار و شبکه‌های عصبی برخوردار است. در این راستا (Dogherty & Rizzo, 1994)، برای تعیین

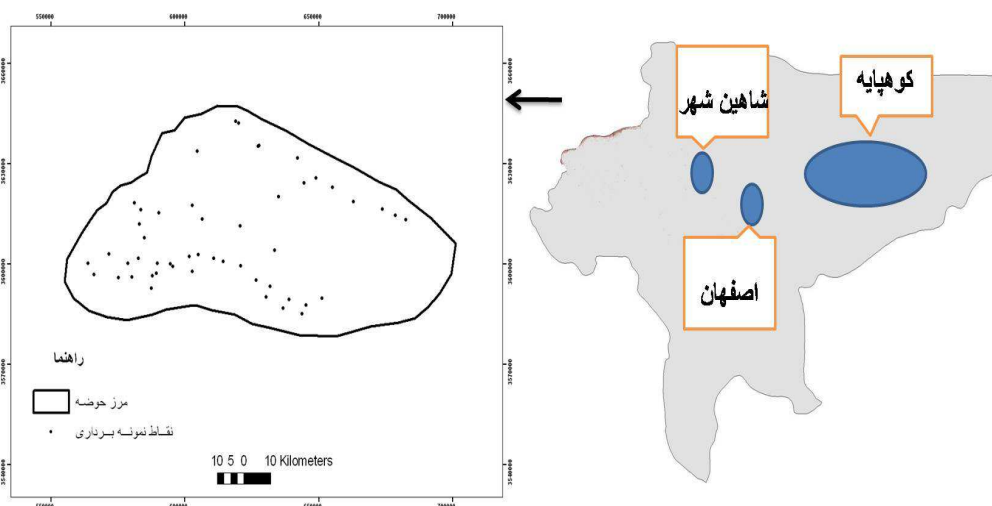
1. Artificial Neural Network

۲. مواد و روش‌ها

۱.۲. منطقه مطالعه شده

منطقه مطالعه شده، کوهپایه-سگزی از بخش‌های استان اصفهان در $52^{\circ} 27' 10''$ تا $52^{\circ} 25' 40''$ طول جغرافیایی شرقی و $32^{\circ} 42' 10''$ تا $33^{\circ} 20' 20''$ عرض جغرافیایی شمالی با وسعت ۶۶۷ هزار هکتار قرار گرفته است. ارتفاع آن ۱۷۵۰ متر از سطح دریاست. شهر کوهپایه در ۷۰ کیلومتری شرق شهر اصفهان واقع شده است. آب و هوای شهر کوهپایه از نوع آب و هوایی خشک است که دمای آن در تابستان تا 42° درجه بالای صفر و در زمستان تا حداقل -7° درجه زیر صفر تنزل می‌کند.

جهت وزش بادهای غالب شرقی- غربی است و منطقه تحت تأثیر نوع دیگری باد محلی به نام سرخه‌باد قرار دارد. شکل ۱ موقعیت منطقه مطالعه شده و پراکنش نقاط را نشان می‌دهد.



شکل ۱. موقعیت منطقه مطالعه شده و پراکنش نقاط نمونه برداری

نرم‌افزارهای استفاده شده در این پژوهش، SPSS 16، نرم‌افزار زمین‌آماري GS+، نرم‌افزار ArcGIS 9.3 و MATLAB بود. میانگین داده‌های سالانه مربوط به هر منطقه محاسبه شد، تست نرمال‌گیری داده‌های مربوط به هر یک از متغیرهای TDS ، SO_4^{2-} ، Ca و TH توسط

مشخصه‌های هیدرودینامیک آب‌خوان در گستره مکانی با ترکیب روش زمین‌آماري کریجینگ و شبکه‌های عصبی مصنوعی به روشی مناسب با عنوان کریجینگ-عصبی رسیدند. Ramirez و همکاران (2005)، کاربرد روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی بارش در سائوپائولو را بررسی کردند. Yesilnacar و همکاران (2008)، با استفاده از تکنیک شبکه‌ی عصبی با الگوریتم لونیون مارکوف، نیتراژ موجود در آب‌های زیرزمینی دشت هاران ترکیه را برآورد کردند. آن‌ها در نهایت مدل به‌دست‌آمده از روش مذکور را به عنوان روشی مؤثر، مقرون به صرفه و درعین حال آسان برای مدیریت آب‌های زیرزمینی بیان کردند. نتایج بررسی آن‌ها نشان داد، برآوردهای این روش نسبت به دیگر روش‌ها از دقت و صحت بیشتری برخوردار است. در این مقاله، با توجه به اهمیت منابع آبی زیرزمینی خصوصاً در نواحی خشک و نیمه‌خشک و لزوم مدیریت صحیح آن سعی شده است به ارزیابی چنین روش‌هایی پرداخته شود. به همین منظور از شبکه‌ی عصبی مصنوعی از پروسپترون چندلایه (MLP)^۱ و نیز روش‌های زمین‌آماري کریجینگ و کوکریجینگ برای شبیه‌سازی پارامترهای TDS ، Ca و SO_4^{2-} استفاده شد.

۲.۲. روش پژوهش

در این مطالعه از میانگین داده‌های مربوط به ۵۰ حلقه چاه طی سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۵ استفاده شد.

1. Multilayer Perceptron
2. Total Dissolved Solids

نیم تغییرنما، مدلی ریاضی است که به منظور تشریح پیوستگی مکانی یک متغیر به کار می‌رود. به این منظور لازم است مجموع مربع تفاضل زوج نقاطی که به فاصله معلوم h از یکدیگر قرار دارند محاسبه و در مقابل h رسم شود. معادله ۱، و شکل ۲، فرم محاسباتی و نمایی کلی از یک نیم تغییر نما را نشان می‌دهند.

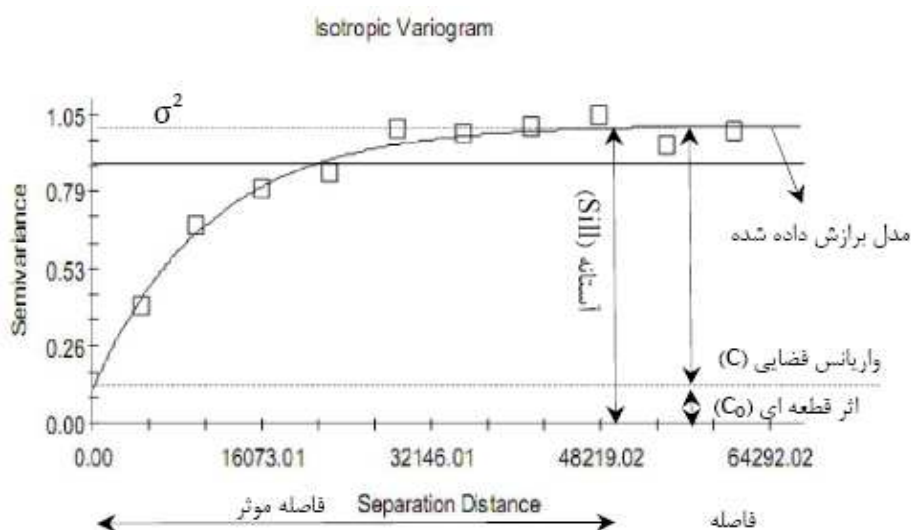
$$\gamma(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (Z(x_i + h) - Z(x_i))^2 \quad (1)$$

در این رابطه $\gamma(h)$ مقدار شبیه واریوگرام در فاصله (h) ، $Z(x_i + h)$ مقدار اندازه‌گیری شده متغیر در مکان $(x_i + h)$ ، $Z(x_i)$ مقدار اندازه‌گیری شده متغیر در مکان (x_i) ، تعداد اندازه‌گیری‌های انجام‌شده در محدوده مطالعه شده است (Marofiet *et al.*, 2009).

آزمون کولموگروف اسمیرنوف و در نرم‌افزار SPSS 16 انجام شد و سپس با استفاده از نرم‌افزارهای GS+ و 9.3 ArcGIS و با روش‌های زمین‌آماري کریجینگ و کوکریجینگ توزیع مکانی پارامترهای کیفی SO_4^{2-} ، TDS، Ca و TH ارزیابی شد و همچنین با استفاده از نرم‌افزار MATLAB، شبکه عصبی پروسپترون چندلایه اجرا و پارامترهای مذکور برآورد شد.

۳.۲. روش‌های زمین‌آماري کریجینگ و کوکریجینگ

در روش‌های زمین‌آماري برای تخمین متغیرها در نقاط مجهول، موقعیت مکانی داده‌ها نیز در نظر گرفته می‌شود و ارتباط بین داده‌ها به صورت یک مدل ریاضی ارائه می‌شود. برآوردکننده‌های زمین‌آماري مقادیر مجهول را با استفاده از مقادیر معلوم و یک نیم تغییرنما، برآورد می‌کند.



شکل ۲. نمایی کلی از نیم تغییر نما (Marofiet *et al.*, 2009)

نقطه (x_i) ، λ_i : وزن داده‌شده به متغیر X در نقطه i و n : تعداد نقاطی که متغیر در آن‌ها اندازه‌گیری شده است.

این نوع کریجینگ را کریجینگ خطی می‌نامند. زیرا ترکیب خطی از n داده است.

در این روش علاوه بر مقادیر برآوردشده، میزان خطای تخمین در هر نقطه نیز مشخص می‌شود (Hasani-Pak, 1998).

برآورد مکانی در روش کوکریجینگ (Cokriging)، نیز براساس همبستگی بین متغیرهای مختلف تخمین

کریجینگ (Kriging)، یک روش تخمین است که بر منطق میانگین متحرک وزن‌دار استوار است و بهترین تخمین‌گر خطی ناریب است. همچنین شرط استفاده از این تخمین‌گر این است که متغیر توزیع نرمال داشته باشد (زهتابیان و همکاران، ۲۰۱۰)، معادله آن به صورت زیر است:

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

$Z(x_i)$ مقدار اندازه‌گیری شده متغیر در مکان (x_i) ، Z_i مقدار تخمین زده شده متغیر در

فعال‌سازی سیگموئید و برای لایه خروجی تابع فعال‌سازی خطی در نظر گرفته شد. همچنین در این مطالعه، به‌علت کارایی، سادگی و سرعت زیاد از الگوریتم آموزشی لونیگ مارکوارت استفاده شد.

بعد از به‌دست‌آمدن نتایج حاصل از روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی، به‌منظور مقایسه این نتایج از معیارهای ضریب همبستگی و ریشه دوم میانگین مربع خطا استفاده شد که معادله محاسبه آن به قرار رابطه ۴ است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Z}(x_i) - Z(x_i))^2} \quad (4)$$

که در آن؛

$\hat{Z}(x_i)$: مقدار برآورد شده در نقطه x_i

$Z(x_i)$: مقدار اندازه‌گیری شده در نقطه x_i

i : شماره نقاط

n : تعداد نقاط مشاهده شده است.

۳. نتایج

۱.۳. تجزیه و تحلیل زمین‌آمار

برای انجام آنالیز در روش کریجینگ، نیم تغییرناهای هر کدام از پارامترهای Ca ، TDS ، SO_4^{2-} و TH با نرم‌افزار $GS+$ رسم شد همچنین در روش کوکریجینگ، نیز به‌منظور تخمین مکانی هر کدام از پارامترهای مذکور از پارامتری به‌منزله متغیر کمکی استفاده شد که بیشترین ضریب همبستگی با متغیر مورد نظر را داشته باشد. سپس مدل مناسب برای برازش بر روی نیم تغییرناهای تجربی با توجه به مقدار RSS (مجموع باقی‌مانده مربعات) کمتر و میزان نسبت $CO/(CO+C)$ که باید کمتر از $0/5$ باشد، انتخاب شد. این نسبت معرف آن است که چه مقدار از کل تغییرپذیری را اثر قطعه‌ای توجیه می‌کند (Taghizadeh et al., 2009). جدول ۱، پارامترهای واریوگرام برازش داده شده به داده‌های Ca ، TDS ، SO_4^{2-} و TH و بهترین مدل برازش داده شده به واریوگرام را برای هر کدام از این عوامل نشان می‌دهد.

زده می‌شود. در واقع در این روش از متغیرهای کمکی استفاده می‌شود، که این خصوصیت می‌تواند سبب دقت بیشتر تخمین‌ها و صرفه جویی در هزینه‌ها (با نمونه‌برداری کمتر) شود. معادله کوکریجینگ با فرض وجود یک متغیر کمکی و یک متغیر اصلی به شرح زیر است:

$$Z^*(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_{1i} Z_1(x_i) + \sum_{j=1}^m \lambda_{2j} Z_2(x_j) \quad (3)$$

که در آن:

$Z_2(x_i)$: متغیر مکانی کمکی یا ثانویه،

$Z_1(x_i)$: متغیر مکانی اصلی،

$Z^*(x_0)$: مقدار نامعلوم متغیر در نقطه x_0

m و n به ترتیب تعداد نقاط نمونه‌برداری

متغیرهای کمکی و اصلی،

λ_{1i} و λ_{2j} عبارت‌اند از وزن‌های آماری اختصاص

داده شده به متغیرهای اصلی و کمکی (Hasani-pak, 1998).

۴.۲. روش شبکه عصبی به کاررفته

شبکه عصبی به کاررفته در این مطالعه، پرسپترون چندلایه (Multi-Layer Perceptron) بود. متداول‌ترین شبکه‌ها در پیش‌بینی و حل مسائل غیرخطی، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه است (Dehghani, 2009). این شبکه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه بین آن‌ها که به‌طور مستقیم به داده‌های ورودی و نتایج خروجی متصل نیستند، تشکیل یافته‌اند. واحدهای لایه ورودی تنها وظیفه توزیع ورودی‌ها به لایه بعد و لایه خروجی نیز پاسخ سیگنال‌های خروجی را ارائه می‌دهد. در این دو لایه شمار نرون‌ها برابر با شمار ورودی‌ها و خروجی‌هاست و لایه یا لایه‌های پنهان وظیفه ارتباط لایه‌های ورودی به لایه‌های خروجی را به عهده دارند. در شبکه عصبی پرسپترون چندلایه الگوریتم مشخصی برای تعیین شمار لایه‌های پنهان و شمار نرون‌ها وجود ندارد و این امر اغلب به روش سعی و خطا انجام می‌گیرد (2009). در این پژوهش شبکه با یک لایه که تعداد نرون‌های مخفی آن از یک تا بیست و یک نرون بود، استفاده شد. برای لایه مخفی تابع

کل داده‌ها) در نظر گرفته شد. در گام بعدی داده‌هایی که در مرحله قبل به‌منزله تست استفاده شدند به عنوان داده‌های آموزش استفاده شدند و یک دسته دیگر از داده‌ها به‌منزله داده‌های تست و اعتبارسنجی بررسی شدند. این کار به همین نحو انجام گرفت تا اینکه تمام پنج دسته داده یک بار به عنوان داده تست استفاده شدند. در نهایت با در نظر گرفتن نتایج مربوط به هر پنج مرحله بهترین ساختار شبکه تعیین شد. در شبکه عصبی وزن‌های اولیه به‌صورت تصادفی تعیین می‌شوند. در این حالت هر بار که مدل اجرا می‌شود نتایج آن متفاوت از مرحله قبلی است. بنابراین، با یک بار اجرا کردن مدل نمی‌توان به نتیجه مطلوب رسید. بدین منظور در این پژوهش در هر مرحله، مدل چهار بار اجرا شد و در این چهار بار، آن وزن‌هایی که بهترین جواب را دادند به‌منزله وزن‌های بهینه انتخاب شدند. به‌منظور تخمین پارامترهای کیفی مطالعه‌شده به کمک شبکه عصبی مصنوعی داده‌های مختصات جغرافیایی و نیز داده‌های مربوط به سایر پارامترها به‌منزله ورودی و پارامتر مورد نظر به عنوان خروجی به شبکه معرفی شد و سپس با انجام سعی و خطای فراوان ساختار بهینه شبکه تعیین شد.

به‌منظور مقایسه نتایج حاصل از روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ و شبکه عصبی پروسپترون چندلایه، این نتایج از ضریب همبستگی و RMSE استفاده شد (جدول ۲). نتایج حاصل نشان داد که در مورد همه پارامترها، شبکه عصبی پروسپترون چندلایه دقت بالایی نسبت به روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ داشته و بین دو روش زمین آماری کریجینگ و کوکریجینگ، روش کوکریجینگ با RMSE کمتر دقت بالایی را از خود نشان داد.

جدول ۱. پارامترهای واریوگرام برازش داده‌شده به مؤلفه‌ها و بهترین مدل برازش داده‌شده به واریوگرام

پارامتر کیفی آب	مدل	$C_0/(C_0+C)$	RSS
SO_4^{2-} (meq/l)	گوسی	۰/۸۲۸	۰/۱۴۷
Ca (meq/l)	کروی	۰/۹۴۹	۰/۱۶۸
TDS (mg/l)	گوسی	۰/۸۰۳	۰/۱۸۶
TH (mg/l)	گوسی	۰/۸۶۱	۰/۱۶۵

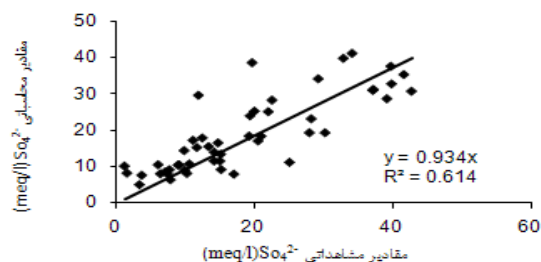
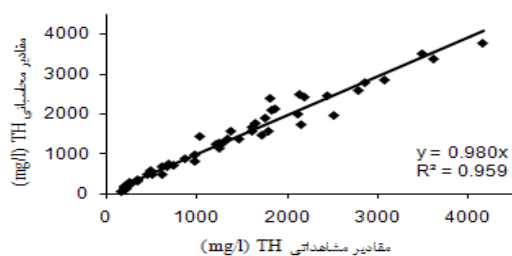
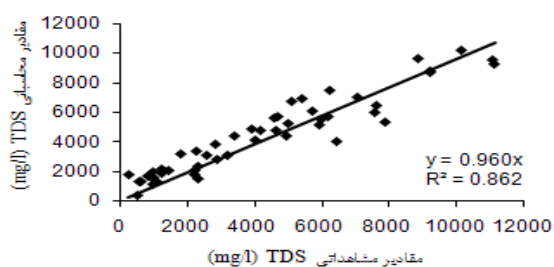
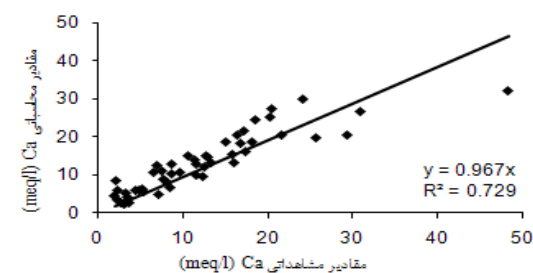
۲.۳. تجزیه و تحلیل به روش شبکه عصبی

قبل از به‌کاربردن مدل شبکه عصبی، وزن‌ها و ارتباط‌دهنده نرون‌های شبکه تعیین می‌شوند. به همین منظور تمام داده‌ها برای تدوین ساختار مدل به سه گروه تقسیم شدند. اولین گروه داده‌ها، به‌منزله داده‌های آموزش (Training Data) برای تعیین وزن‌های شبکه به کار می‌روند که در این مطالعه ۶۰ درصد داده‌ها، به‌منزله داده‌های آموزش استفاده شده و دومین گروه از داده‌ها، که داده‌های اعتباری (Validation Data) نامیده می‌شوند، برای ارزیابی نتایج مرحله آموزش و تصمیم‌گیری در خصوص توقف آموزش شبکه استفاده می‌شوند. ۲۰ درصد داده‌ها نیز بدین منظور انتخاب شدند و در نهایت ۲۰ درصد داده‌ها به‌منظور تعیین دقت مدل و یا به عبارتی آزمون مدل، با استفاده از سومین گروه داده‌ها، یعنی داده‌های آزمون (Testing Data) که در تدوین مدل استفاده نشده‌اند، انجام می‌شود. از آنجا که تعداد داده‌های استفاده‌شده در این پژوهش کم بود از روش Cross validation استفاده شد. بدین منظور ابتدا داده‌ها به‌طور تصادفی به پنج دسته تقسیم شدند و در هر مرحله، سه قسمت از این پنج قسمت یعنی ۶۰ درصد داده‌ها به‌منزله آموزش، یک قسمت به‌منزله اعتبارسنجی (۲۰ درصد) و یک قسمت نیز به عنوان تست (۲۰ درصد)

جدول ۲. نتایج به‌دست آمده برای پارامترهای بررسی شده

پارامتر	کریجینگ		کوکریجینگ		پروسپترون	
	RMSE	R	RMSE	R	RMSE	R
SO_4^{2-} (meq/l)	۱۰/۲۶	۰/۴۵	۱۰/۰۳	۰/۴۷	۶/۵۸	۰/۸۳
Ca (meq/l)	۸/۱۷	۰/۴۱	۸/۰۹	۰/۴۳	۴/۰۱	۰/۹۰
TDS (mg/l)	۲۴۶۰/۶۹	۰/۵۷	۲۴۴۱/۱۷	۰/۵۸	۹۸۴/۹۸	۰/۹۴
TH (mg/l)	۸۴۰/۸۹	۰/۵۲	۸۳۴/۳۴	۰/۵۳	۱۹۵/۵۱	۰/۹۸

زیادبودن تعداد نمودارها فقط نمودارهای به‌دست‌آمده توسط شبکه‌ی پروسپترون چندلایه ارائه شده است (شکل ۳). همچنین در شکل ۴ مقادیر برآوردشده پارامترهای کیفی مطالعه‌شده توسط روش‌های کریجینگ، کوکریجینگ و پروسپترون چندلایه در مقایسه با مقادیر مشاهداتی آورده شده است.



شکل ۳. نمودار پراکنش پارامترهای Ca ، TDS ، SO_4^{2-} و TH برآوردشده توسط شبکه‌ی پروسپترون چندلایه

میان‌یابی سطح آب زیرزمینی دشت قزوین از چندین روش استفاده کردند. آن‌ها با مقایسه‌ی عملکرد روش‌های پروسپترون چندلایه و زمین‌آمار به این نتیجه رسیدند که روش پروسپترون چندلایه با توجه به مقدار RMSE کمتر، دقت بالاتری نسبت به روش کریجینگ دارد. (Mohammadi & Misaghi, 2002). با مقایسه‌ی عملکرد بین روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و روش‌های زمین‌آمار کریجینگ و کوکریجینگ در پهنه‌بندی اطلاعات بارندگی به این نتیجه رسیدند که روش‌های زمین‌آمار نسبت به روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی از دقت بیشتری برخوردارند که با نتایج این مطالعه مطابقت ندارد. اما آن‌ها بیان کردند که به دلیل قابلیت و توانایی روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی در تحلیل روابط رگرسیونی و نیز با توجه به سادگی و سرعت بالای این روش‌ها در محاسبات پس از آموزش، این روش‌ها

۳.۳. نتایج حاصل از برآورد پارامترهای کیفی مطالعه‌شده

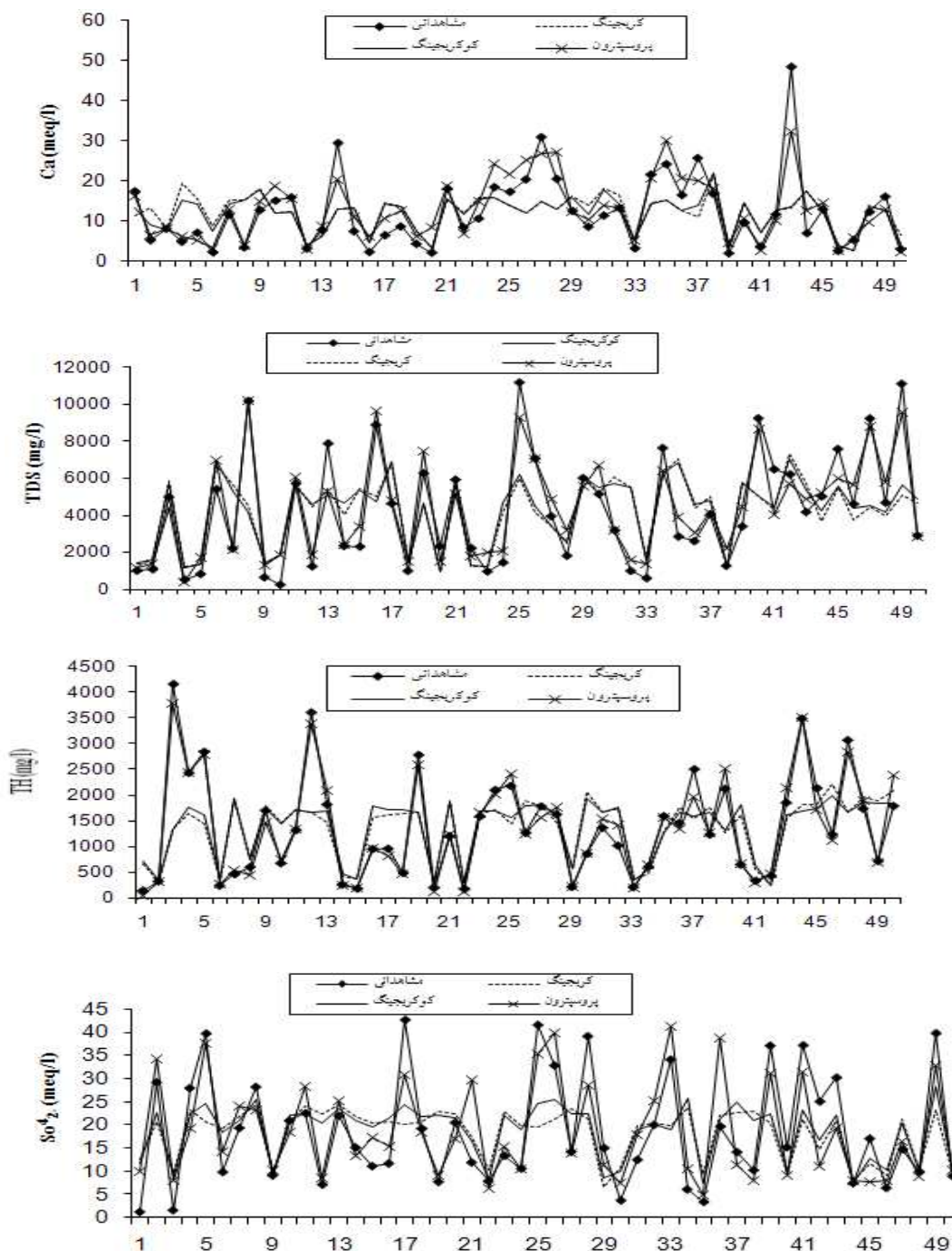
نتایج حاصل از برآورد پارامترهای Ca ، TDS ، SO_4^{2-} و TH با هر سه روش کریجینگ، کوکریجینگ و شبکه‌ی عصبی به این صورت بود که در مورد همه‌ی پارامترها، شبکه‌ی پروسپترون چندلایه، بهترین برآوردها را برای پارامترهای مطالعه‌شده انجام داد. در اینجا به دلیل

۴. بحث و نتیجه‌گیری

در این مطالعه پارامترهای کیفی Ca ، TDS ، SO_4^{2-} و TH دشت کوهپایه واقع در استان اصفهان با بهره‌گیری از روش‌های کریجینگ، کوکریجینگ و شبکه‌ی عصبی پروسپترون چندلایه برآورد شد. به‌منظور تعیین بهترین روش برآورد از معیارهای ضریب همبستگی و RMSE استفاده شد. در این حالت RMSE کمتر، نشان‌دهنده دقت بالا و خطای کمتر روش به‌کاررفته است. نتایج حاصل از مقایسه‌ی RMSE هر سه روش (جدول ۲) نشان داد که در مورد همه‌ی پارامترهای مطالعه‌شده، شبکه‌ی عصبی پروسپترون چندلایه دقت زیادی نسبت به روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ دارد که با نتایج Poladi و Abedini (2003) و Dehghani و همکاران (2009) مطابقت داشت. Dehghani و همکاران (2009) در مورد

Dogherty و Rizzo (1994) روش ترکیبی کریجینگ-عصبی را روشی مناسب در پژوهش خود بیان کردند و Salajegheh و همکاران (2009) نیز روش ترکیبی فازی-عصبی را روشی دقیق در شبیه‌سازی فرایند بارش-رواناب دانستند.

می‌توانند به‌صورت ترکیبی با روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ استفاده شوند. البته در مورد استفاده ترکیبی از روش‌های شبکه عصبی با دیگر روش‌ها در تخمین مکانی نیز پیشنهادهای دیگری توسط پژوهشگران مختلف بیان شده است. به عنوان مثال



شکل ۴. مقایسه مقادیر برآوردشده روش‌های کریجینگ، کوکریجینگ و نوروفازی چندلایه با مقادیر مشاهداتی

پارامترهای کیفی مطالعه شده داشته است. بنابراین، در این مطالعه به‌منزله بهترین روش در این زمینه انتخاب می‌شود. با توجه به ارزیابی‌های انجام شده، مشخص شد که غلظت عامل‌های کیفی در جنوب، جنوب‌غربی و غرب منطقه، بیش از بقیه مناطق این دشت بوده است که با توجه به صنعتی و به‌خصوص استفاده بیش از حد از منابع آب زیرزمینی و زیر کشت بردن زمین‌های زیادی از منطقه، احتمال می‌رود بالا بودن غلظت این عامل‌ها در این منطقه به همین دلیل باشد. بنابراین، پیشنهاد می‌شود، پژوهش‌هایی مبنی این احتمال که غلظت عامل‌ها در جنوب، جنوب‌غربی و غرب منطقه به دلیل صنعتی و شهری بودن منطقه است، صورت گیرد. و همچنین با توجه به خشکسالی‌های اخیر و روند استفاده بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی که خطر شور شدن و از بین رفتن زمین‌های کشاورزی منطقه و روند بیابان‌زایی در منطقه را تسریع خواهد کرد، به مدیریت صحیح آب‌های زیرزمینی در این منطقه، بیشتر توجه شود. در نهایت پیشنهاد می‌شود که سایر روش‌های زمین‌آمار به‌منظور مقایسه هر چه بهتر و بیشتر روش‌های زمین‌آمار با روش‌های معین ارزیابی شوند.

همچنین مقایسه بین روش‌های زمین‌آمار کریجینگ و کوکریجینگ در مورد پارامترهای SO_4^{2-} ، TDS، Ca و TH مشخص شد که روش کوکریجینگ با مقدار RMSE کمتر دقت بالاتری نسبت به روش کریجینگ در مورد همه پارامترهای مذکور را داراست که با نتایج HajiHashemijazi و همکاران (2010)، Dagostino و همکاران (1998)، TaghiZadeh و Mehrjerdi (2009) و Rizzo (2000) مطابقت دارد. Dagostino و همکاران (1998)، برای بررسی تغییرات مکانی و زمانی غلظت نیترات در آب‌های زیرزمینی از روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که روش کوکریجینگ سبب افزایش دقت در برآورد غلظت نیترات شده است. Rizzo (2000) و Mouser (2000) با بهره‌گیری از روش‌های زمین‌آمار به بررسی پارامترهای کلر، سولفات، سدیم، کلسیم و میزان شوری پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که روش کوکریجینگ دقت بهتری در برآورد کیفیت آب‌های زیرزمینی دارد. با توجه به نتایج حاصله در این مطالعه، می‌توان نتیجه‌گیری کرد که روش شبکه‌ی عصبی پروسپترون چندلایه، نسبت به روش‌های زمین‌آمار کریجینگ و کوکریجینگ دقت بالایی در شبیه‌سازی

REFERENCES

1. Azari, A., Shariati Niasar, M., Alborzi, M., Bakhtiyari, A., 2009. Assessment of Natural Gas Demand Load for Tehran Using Artificial Neural Network. Journal of faculty of engineering (University of Tehran) March. 2009; 42(8 (118)):961-968.
2. Abedini, M., and Poladi, J., 2003. comparison of artificial neural network by others methods in special estimation of daily rainfall. 6th International Conference on Civil Engineering. May, 5 to 7. Isfahan University of Technology.
3. - Dagostino, V.; E.A. Greene; B. Passarella and G. Vurro. 1998. Spatial and temporal study of nitrate concentration in groundwater by means of coregionalization. Environmental Geology. 36: 285-295.
4. Dehghani, A.A. M., Asgari., Mosaedi, A., 2009. Comparison of Geostatistics, Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Approaches in Groundwater Level Interpolation (Case study: Ghazvin aquifer). J. Agric. Sci. Natur. Resour., Vol. 16(Special issue 1-b), 2009.
5. Hajhashemijazi, M.R., Atashgahi, M. and Hamidian, A. H., 2011. Spatial distribution of ground water pollution maps as a tool for management of this water resource. 7th National Seminar on Watershed Management Sciences and Engineering. April 27-29, 2011. Noor, Iran
6. Hajhashemijazi, M.R., Atashgahi, M. and Hamidian, A. H., 2011. Spatial estimation of groundwater quality factors using geostatistical methods (case study: Golpayegan plain). Iranian Journal of Natural Resources, Natural Environmental Journal. Vol.63, No.4, 2011, PP.347-357.

7. Hasani-Pak, A.A., 1998. Geostatistics. Tehran University Press. 360p.
8. Haykin S., Neural Network, Pearson Education, 2004.
9. Kholghi, M., Hoseini, S.M. 2009. Comparison of groundwater level estimation using ordinary kriging and Neural-Phazy methods. Environment Modeling and Assessment Journal. 6: 729_753.
10. Marofi, S.; A. Toranjeyan and H. Zare Abyaneh. 2009. Evaluation of geostatistical methods for estimating electrical conductivity and pH of stream waters in Hamedan-Bahar plain. Journal of Water and Soil Conservation, 16: 169-187.
11. Misaghi, F., Mohammadi, K.. 2002. Estimation of groundwater levels using conventional interpolation techniques and comparison with geostatistics technique, twenty-first meeting on Earth Sciences, Geological Survey and Mineral Exploration of Country, p. 588 to 590.
12. Noori, R., Ashrafi, Kh., and Ajarpour, A., 2008. Comparison of ANN and PCA based multivariate linear regression applied to predict the daily average concentration of CO: a case study of Tehran. Journal of the Earth & Space Physics, Vol. 34, No. 1, 2008.
13. Ramirez, M. C. V., H. F. C. Velho and N. J. Ferreira. 2005. Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to the São Paulo region. J. Hydrol. 301: 146-162.
14. Rizzo, D.M. and J.M. Mouser. 2000. Evaluation of Geostatistics for Combined Hydrochemistry and Microbial Community Fingerprinting at a Waste Disposal Site: 1-11
15. Rizzo, D.M., and Dogherty, D.E. 1994. Characterization of aquifer properties using Artificial Neural Networks: Neural Kriging. Water Resour. Res. 30:2. 483-497
16. Salajegheh, A., Fathabadi, A., Mahdavi, M., 2009. Investigation on the efficiency of neuro-fuzzy method and statistical models in simulation of rainfall-runoff process. Journal of Range and Water shed Management, Iranian Journal of Natural Resources, Vol 62, No.1, 2009.pp65-79.
17. Taghizade Mehrjerdi, R.; M. Zareian Jahromi; Sh. Mahmodi; A. Heidari and F. Sarmadian. 2009. Reviewing methods of spatial interpolation to investigate the underground water quality parameters, Rafsanjan plain. Journal of Iranian Watersheds Science and Engineering. 2: 63-70.
18. Yesilnacar, M.I., et al. 2008. Neural network prediction of nitrate in groundwater of Harran Plain, Turkey. Environ Geol: 56:19-25. DOI 10.1007/s0025400711365.
19. Zehtabian, Gh., Janfaza, E., Mohammad asgari, H., and Nematollahi, M.J., 2010 Modeling of ground water spatial distribution for some chemical properties (Case study in Garmsar watershed). Iranian journal of Range and Desert Reseach, Vol. 17 No. (1).