

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <http://www.researchgate.net/publication/279868776>

Comparison of Artificial Neural Network (ANN) and Multiple Regression Analysis (MRA) Models to Predict Ground Water Quality Changes (Case Study: Kashan Aquifer)

RESEARCH · JULY 2015

DOWNLOADS

11

VIEWS

8

4 AUTHORS, INCLUDING:



Mohammad Mirzavand

University of Kashan

20 PUBLICATIONS 2 CITATIONS

SEE PROFILE



M. Akbari

University of Kashan

18 PUBLICATIONS 29 CITATIONS

SEE PROFILE

مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در تخمین تغییرات کیفی آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان کاشان)

محمد میرزاوند^۱، هدی قاسمیه^{۲*}، سید جواد ساداتی نژاد^۳، محمود اکبری^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۱۱/۰۷ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۰۴/۱۲

^۱- دانشجوی دکترای علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه کاشان

^۲- استادیار گروه علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه کاشان

^۳- دانشیار گروه انرژی‌های نو و محیط زیست، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران

^۴- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه کاشان

* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: H.ghasemieh@yahoo.com

چکیده

مجاورت آبخوان کاشان با جبهه آب شور دریاچه نمک، باعث ایجاد شیب هیدرولیکی و در نتیجه پیشروی آب شور به داخل آبخوان شده است. در این پژوهش با توجه به وضعیت موجود، شبیه‌سازی کیفی آب زیرزمینی دشت کاشان با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندگانه انجام شد. برای این منظور ابتدا اقدام به تعیین تیپ غالب آب منطقه شد و سپس اقدام به مدل‌سازی شد. نتایج حاصل از بررسی تیپ آب نشان داد که کلرور-سدیم تیپ غالب آب منطقه است. بنابراین در مدل‌سازی‌ها، ورودی مدل شامل تغییرات سطح ایستابی، بارندگی و مقدار غلظت کلرور در سال قبل و خروجی مدل نیز مقدار کلرور در سال جاری بوده است. نتایج نشان داد که مدل پرسپترون چند لایه نسبت به مدل شبکه عصبی شعاعی و رگرسیون چندگانه دارای نتیجه بهتری در پیش‌بینی غلظت کلر در ۱۱ سال آینده بوده است. به‌طوری که ضریب تبیین اصلاح شده حاصله به‌ترتیب برابر ۰/۹۷، ۰/۸۹ و ۰/۳۴ بود. همچنین تابع محرک تانژانت هایپربولیک خطی و الگوریتم مونتوم، نتایج بهتری را نسبت به توابع و الگوریتم‌های دیگر نشان دادند. نتایج حاصل از تحلیل حساسیت مدل نشان داد که غلظت کلر در سال قبل و تغییرات سطح ایستابی مهم‌ترین تأثیر را در شبیه‌سازی غلظت کلر داشته است.

واژه‌های کلیدی: آبخوان کاشان، رگرسیون چند گانه، شبکه عصبی مصنوعی، کلرور-سدیم، کیفیت آب زیرزمینی

Comparison of Artificial Neural Network (ANN) and Multiple Regression Analysis (MRA) Models to Predict Ground Water Quality Changes (Case Study: Kashan Aquifer)

M Mirzavand¹, H Ghasemieh^{2*}, SJ Sadatinejad³, M Akbari⁴

Received: 26 January 2013 Accepted: 3 July 2013

¹- Ph.D. Student, Watershed Management Engine and Science. Dept., Faculty of Natural Resources and Geoscience., Univ. of Kashan, Iran

²- Assist. Prof., Watershed Management Engin and Science., Faculty of Natural Resources and Geoscience., Univ. of Kashan, Iran

³- Assoc. Prof., Renewable Energies and Environment. Dept., New Sciences and Technologies., Univ. of Tehran, Iran

⁴- Assist. Prof., Civil engineering, Faculty of engineering, Univ. of Kashan, Iran

*Corresponding Author Email: H.ghasemieh@yahoo.com

Abstract

The adjacency of Kashan aquifer to the saltwater front of the salt lake has caused a hydraulic gradient resulting in the advancement of saltwater into the aquifer. Owing to the current situation, qualitative simulation of groundwater of Kashan plain has been implemented with Artificial Neural Network and Multiple Regression models in this study. For this purpose, first we attempted to determine the dominant type of water, and then the model was made. Results showed that the sodium chloride was the dominant type of water. Therefore, the models inputs consisted of water table fluctuations, precipitation and chloride concentration in the previous year and the output was the chloride concentration in this year. The results indicated that the Multilayer Perceptron, Radial Basis Function and Multiple Regression Analysis with Adjusted R Squares values of 0.97, 0.89 and 0.34 had the best results in predicting chloride concentration in the next 11 years, respectively. The outcomes revealed that the linear hyperbolic tangent activation function and Momentum algorithm had better results than other algorithms and functions. The resulted outcome of sensitivity analysis showed that concentration of chloride in previous year and water table fluctuations had the most effect on the chloride concentration simulation.

Keywords: Artificial Neural Network, Ground water quality, Kashan aquifer, Multiple regression, Sodium- Chloride,

مقدمه

عبارتند از: شرایط هیدروژئولوژیکی، شرایط زمین‌شناسی حاکم بر منطقه، تکامل هیدروشیمیایی آب در جهت حرکت آن از محل تغذیه به تخلیه، شرایط زمین‌شناسی، نوع ساختارهای زمین‌شناسی، تبخیر از سطح ایستایی و در مواردی نیز تأثیر آبهای سطحی منطقه و شرایط اکسیداسیون و احیای حاکم بر سفره.

منابع آب‌زیرزمینی در اکثر مناطق ایران تنها منبع تأمین کننده آب شرب و کشاورزی می‌باشند. به‌طور کلی، کیفیت آب‌زیرزمینی توسط دو عامل فعالیت‌های انسانی و عوامل طبیعی تحت تأثیر قرار می‌گیرد (چان ۲۰۰۱). عوامل طبیعی مؤثر بر کیفیت آب‌زیرزمینی

مصنوعی ابزاری ارزشمند در شبیه‌سازی شوری آب‌زیرزمینی است. درخشان و همکاران (۱۳۹۲) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اقدام به شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران نمودند. نتایج این پژوهش حاکی از کارایی خوب شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی بوده است. در زمینه شبیه‌سازی آب‌های زیرزمینی مطالعات زیادی صورت گرفته است که می‌توان به مطالعات شیرمحمدی و همکاران (۲۰۱۳)، نیکمنش و رخشنده‌رو (۱۳۸۸)، جوتیپراکاش و سخاره (۲۰۰۸)، میرعربی و نخعی (۱۳۸۷)، افادی و همکاران (۲۰۰۷)، ایزدی و همکاران (۱۳۸۶) و دالیاکوپولوس و همکاران (۲۰۰۵) اشاره کرد.

با توجه به اهمیت بررسی کیفیت آب و اتخاذ تصمیم‌های مناسب در جهت حفاظت و بهبود کیفی منابع آب، در این پژوهش از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون چند متغیره به‌منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی کیفیت آبخوان کاشان استفاده شده است. در این پژوهش ابتدا کیفیت آب زیرزمینی توسط نرم‌افزار Aq.Qa و Aquachem بررسی می‌شود. سپس تیپ غالب آب و نمک غالب آب بررسی می‌شود و به‌منظور شبیه‌سازی وضعیت کیفی آبخوان از آنیون تیپ غالب به‌عنوان متغیر خروجی و از سطح ایستابی آب‌زیرزمینی، غلظت آنیون تیپ غالب در سال قبل و بارندگی به‌عنوان متغیرهای ورودی به مدل‌ها استفاده می‌شود.

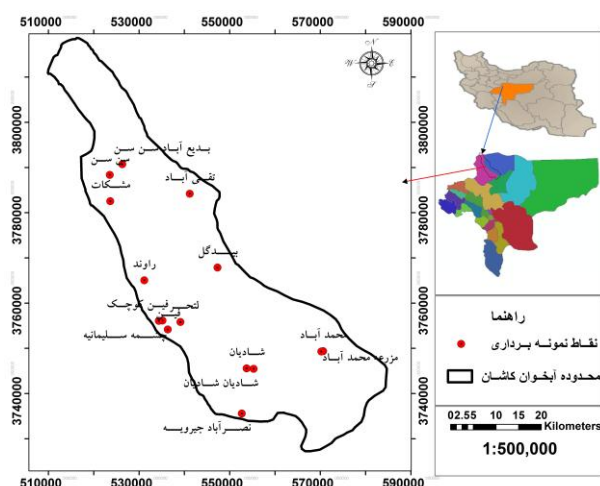
مواد و روش‌ها

دشت کاشان در دامنه کوه‌های کرکس و حاشیه کویر مرکزی ایران در حدود ۲۴۰ کیلومتری جنوب تهران و بین طول‌های جغرافیائی ۵۱/۰۵ و ۵۱/۵۴ درجه

اگر مقدار کلر از ۴۰ گرم در لیتر بیشتر شود بیانگر انحلال مستقیم نمک طعام در آب می‌باشد و ممکن است ناشی از حل نمک موجود در سازندهای زمین شناسی یا از کودهای شیمیایی و سایر مواد حاوی نمک بوده باشد (ولایتی ۱۳۸۷). مینگ و همکاران (۲۰۰۴) در پژوهشی در منطقه بلکفوت تایوان به ارزیابی توانایی شبکه عصبی مصنوعی در بررسی کیفیت آب زیرزمینی پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی توانایی خوبی در مدل‌سازی کیفی آب زیرزمینی داشته است. به‌علاوه تعداد گره‌های لایه مخفی تأثیر چندانی در دقت شبکه عصبی مصنوعی در داده‌های آموزش و آزمون مدل نداشته است. پیله‌ور شهری و همکاران (۱۳۸۹) در پژوهشی کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندمتغیره در پیش‌بینی کربن آلی خاک به‌کمک داده‌های تحلیلی سطح زمین در منطقه ضرغام آباد سمیرم را با هم مقایسه کردند. نتایج تحقیق نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزار قدرتمندتری در پیش‌بینی کربن آلی نسبت به تحلیل رگرسیون خطی چند متغیره عمل می‌کند. یاری (۱۳۸۷) در قسمت غربی دریاچه نمک واقع در استان قم از شبکه عصبی مصنوعی و مدل ¹PMWIN در شبیه‌سازی کمی و کیفی آب زیرزمینی استفاده نمودند. در نهایت نتایج نشان داد که شبکه پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزش لورنبرگ-مارکاردت از کارایی بیشتری برای شبیه‌سازی کمی و کیفی آبخوان برخوردار است.

صیام و موقیر (۲۰۱۱) از شبکه عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی شوری آب‌زیرزمینی استفاده کردند و غلظت کلرور را به‌عنوان شاخص شوری مورد پژوهش قرار دادند و در نهایت بیان نمودند که شبکه عصبی

¹ Processing MODFLOW for windows



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه برداری.

مدل‌های رگرسیون چند متغیره

رگرسیون چند متغیره به مدل‌های رگرسیون با یک متغیر وابسته و بیش از دو متغیر مستقل اطلاق می‌شود (رضایی و سلطانی ۱۳۸۷). در این پژوهش تحلیل رگرسیون چندمتغیره خطی به‌روش رگرسیون گام به گام^۱ صورت گرفت. به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی با استفاده از رگرسیون چند متغیره، داده‌ها به دو بخش آموزش و داده‌های آزمون تقسیم شدند. داده‌های ورودی مدل شامل عمق سطح ایستابی، غلظت کلرور در سال قبل و بارش سالانه و خروجی مدل شامل غلظت کلرور بود که ۸۰ درصد داده‌ها (۴۵ عدد) به بخش آموزش و ۲۰ درصد (۱۱ عدد) به بخش آزمون مدل اختصاص داده شد و مدل‌سازی بر اساس این دو دسته داده انجام گرفت. نتایج در جدول ۲ نشان داده شده است.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیبی از بهره‌برداری موازی از عناصر ساده است (اکبری، ۱۳۸۹). این عناصر از سیستم عصبی الهام گرفته شده است.

و عرض‌های ۳۳/۴۵ و ۳۴/۲۳ درجه قرار دارد (شکل ۱). این دشت به وسعت ۱۵۷۰/۲۳ کیلومتر مربع، شهر کاشان و بخش مرکزی آن و شهر آران و بیدگل و همه بخش‌های آن و اراضی کشاورزی واقع در دشت را شامل می‌شود. تقریباً تمام بهره‌برداری از آبخوان آبرفتی دشت کاشان نیز در همین محدوده انجام می‌گیرد (قاسمیه ۱۳۸۹). دشت کاشان به‌صورت یک دره باریک دارای امتداد شمال غربی- جنوب شرقی است. عرض این دره در حدود ۲۰ کیلومتر بوده که در شمال به دشت قم و در جنوب به ارتفاعات مجاور منطقه نطنز و از غرب به کوهستان و از شرق به محدوده دریاچه نمک محدود می‌شود (خراسانی‌زاده و همکاران ۱۳۸۶). آبخوان کاشان با افت متوسط سالانه حدود ۰/۵۳ متر و با بیلان منفی دارای وضعیت بحرانی می‌باشد و به‌دلیل وجود سنگ‌بستر مارنی و وجود دریاچه نمک در حاشیه آن از نظر کیفی نیز با بحران کاهش کیفیت مواجه است (میرزاوند ۱۳۹۱). در شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه‌برداری نشان داده شده است. داده‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی کیفی به‌صورت داده‌های سالانه طی دوره آماری ۱۳۸۱-۱۳۹۰ می‌باشند که از ۱۵ منطقه در دشت کاشان نمونه‌برداری شده‌اند (اکثر مناطق مورد بررسی دارای بازه آماری ۱۳۸۶ به بعد بوده است).

¹ Stepwise regression

و دلتا-بار-دلتا^۹ که در آموزش دسته‌ای قرار دارند استفاده شد.

انتخاب بهترین آرایش شبکه

اساس آموزش شبکه‌های عصبی بر مبنای آزمون و خطا می‌باشد تا بهترین آرایش شبکه با تغییر تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های آنها، تابع فعالیت، الگوریتم آموزش و تعداد تکرار در مرحله آموزش جهت برآورد پارامتر خروجی مورد نظر ارائه شود. مبنای تصمیم‌گیری برای انتخاب بهترین شبکه معیارهای کارایی مثل میانگین مربعات خطا^{۱۰} (MSE)، میانگین مربعات خطای نرمال شده^{۱۱} ($NMSE$)، ریشه میانگین مربعات خطا^{۱۲} ($RMSE$)، ضریب همبستگی (R)، ضریب تبیین (R^2) و ضریب تبیین اصلاح شده ($Adjusted R^2$) می‌باشد که در روابط زیر ارائه شده‌اند:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_i - \hat{q}_i)^2 \quad [۱]$$

$$NMSE = \frac{MSE}{V} \quad [۲]$$

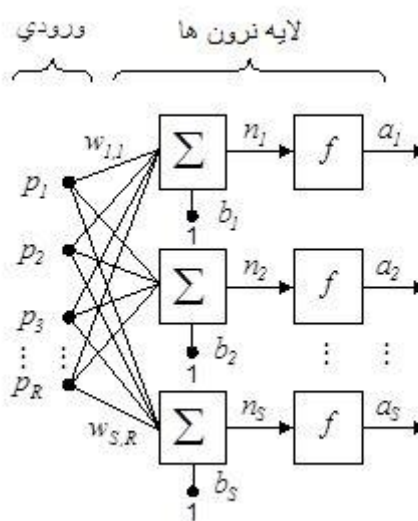
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_i - \hat{q}_i)^2} \quad [۳]$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q})(\hat{q}_i - \bar{\hat{q}}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{q}_i - \bar{\hat{q}})^2} \quad [۴]$$

$$Adjusted R^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n-1}{n-p-1} \quad [۵]$$

در این روابط، n تعداد داده‌ها، q_i مقدار مشاهداتی، $\hat{q}_i$ مقدار برآورد شده توسط مدل، $\bar{q}$ و $\bar{\hat{q}}$ به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی خروجی

می‌توان شبکه عصبی مصنوعی را برای انجام یک تابع عملی به وسیله تنظیم مقادیر ارتباط وزن‌ها بین عناصر آموزش داد. معمولاً با استفاده از داده‌های واقعی، خروجی شبکه عصبی مصنوعی به خروجی هدف تعیین شده نزدیک می‌شود و شبکه عصبی مصنوعی آموزش می‌بیند (شکل ۲). شبکه‌ها بر اساس مقایسه بین خروجی شبکه و خروجی هدف تعدیل می‌شوند، تا هنگامی که خروجی با هدف مطابقت کند.



شکل ۲- فرم یک شبکه تک لایه با S نرون.

مدل‌ها و ساختار شبکه‌ها

در این پژوهش در بخش مدل‌های شبکه عصبی، از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۱ (MLP) و شبکه عصبی شعاعی^۲ (RBF) به منظور شبیه‌سازی تغییرات کیفی آبخوان کاشان استفاده و در نهایت مدل مناسب بر مبنای پارامترهای آماری انتخاب شد. توابع مورد استفاده شامل توابع انتقال تانژانت هایپربولیک^۳، تانژانت هایپربولیک خطی^۴ و سیگموئید^۵ بودند. همچنین از الگوریتم مومنتوم^۶، لوبنرگ-مارکاردت^۷، کوئیک پراپ^۸

^۷ Levenberg- Marquardet

^۸ Quick prop axon

^۹ Delta-bar- delta

^{۱۰} Mean square error

^{۱۱} Normalized mean square error

^{۱۲} Root mean square error

^۱ Multi-layer perceptron

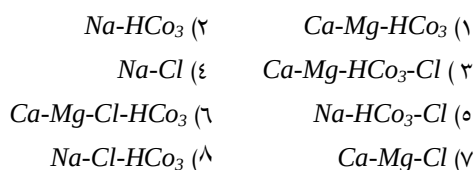
^۲ Radial basis function

^۳ Tangent hyperbolic axon

^۴ Linear tangent hyperbolic Axon

^۵ Sigmoid axon

^۶ Momentum axon

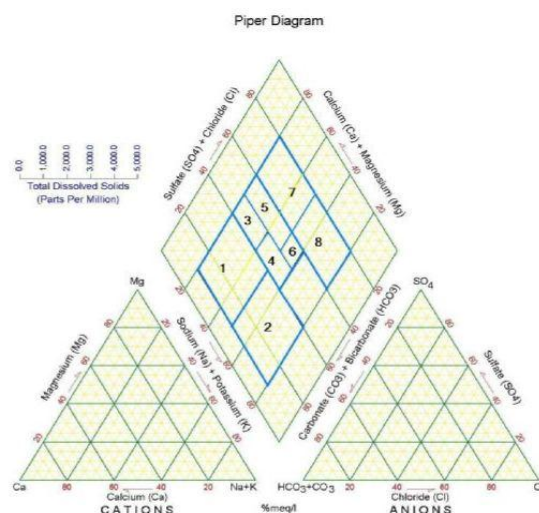


محدوده متعلق به هر رخساره در نمودار لوزی شکل پایپر در شکل ۳ نشان داده شده است (سیکدار و همکاران ۲۰۰۱). خصوصیات آماری پارامترهای کیفی مورد استفاده در تعیین تیپ غالب آب در جدول ۱ آمده است.

مدل‌سازی‌ها، V واریانس خروجی مورد نظر و P تعداد نرون‌های لایه ورودی مدل مورد نظر هستند.

تعیین تیپ غالب آب

یکی از روش‌های متداول در تعیین تیپ (رخساره هیدروشیمی) آب، استفاده از نمودار پایپر است. براساس نمودار پایپر، هشت رخساره شیمیائی ذیل قابل تشخیص است:



شکل ۳- نمودار پایپر (هاتفی و همکاران ۱۳۸۶).

جدول ۱- خصوصیات آماری داده‌های مورد استفاده برای تعیین تیپ غالب آب در منطقه مورد مطالعه.

یون‌ها	بیشینه	کمینه	میانگین	انحراف از معیار
کلسیم (mgL^{-1})	۴۲/۵۰	۱/۶۰	۱۰/۲۶	۹/۴۹
منیزیم (mgL^{-1})	۲۳/۵۰	۰/۵۰	۵/۲۷	۵/۶۴
سدیم (mgL^{-1})	۸۳	۳/۹۰	۲۰/۱۴	۲۱/۹۴
پتاسیم (mgL^{-1})	۰/۸۰	۰/۰۱	۰/۲۳	۰/۱۸
بی‌کربنات (mgL^{-1})	۸/۴۰	۱/۹۰	۴/۴۱	۱/۸۴
سولفات (mgL^{-1})	۳۹/۶۰	۱/۶۱	۹/۹۲	۹/۳۶
کلور (mgL^{-1})	۱۲۰	۱/۷۰	۲۱/۷۰	۳۰/۲۵
غلظت کل املاح محلول (mgL^{-1})	۹۳۴۵	۵۲۱	۲۲۴۳/۸۱	۲۱۴۴/۸۸
هدایت الکتریکی (dS/m)	۱۳۳۵۰	۸۰۱	۳۲۱۱/۴۵	۳۰۵۹/۴۵
اسیدیته	۸/۶	۶/۸	۷/۷۷	۰/۳۶

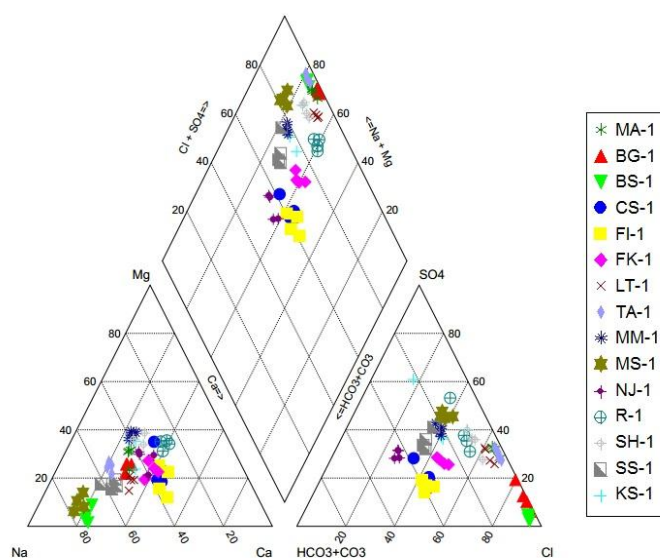
نتایج و بحث

با استفاده از کولموگروف-اسمیرنوف صورت گرفت و داده‌ها نرمال بودند ($P > 0.45$). همچنین آزمون همگنی داده‌ها با استفاده از آزمون لونز صورت گرفت و داده‌ها همگن بودند ($F_{1.65}, P = 0.30$). نتایج مربوط به مدل‌سازی در بخش آموزش و تست مدل در جدول ۳ آمده است. همچنین نمودار مقایسه مقادیر شبیه‌سازی شده و مقادیر واقعی غلظت کلر با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره در شکل ۵ آمده است.

تیپ غالب آب در کلیه مناطق مورد بررسی بر اساس نمودار پایپر مورد بررسی قرار گرفت. نمودار پایپر مناطق مورد بررسی در شکل ۴ نشان داده شده است.

نتایج مدل‌سازی کیفی آبخوان با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره

قبل از اینکه مدل‌سازی با استفاده از رگرسیون چند متغیره صورت بگیرد، آزمون نرمال بودن داده‌ها



شکل ۴- نمودار پایپر مربوط به مناطق مورد بررسی.

جدول ۲- اطلاعات تیپ غالب آب در مناطق مورد مطالعه در سال‌های ۸۷-۹۰.

سال	نام منطقه	تیپ آب	نام منطقه	تیپ آب	نام منطقه	تیپ آب
۸۷	بدیع آباد	$Na-Cl$	مزرعه محمد	$Na-Cl$	فین کوچک	$Ca-Cl$
۸۸	سن سن	$Na-Cl$	آباد (MM)	$Na-Cl$	(FK)	$Na-Cl$
۸۹	(BS)	$Na-Cl$		$Na-Cl$		$Na-HCO_3$
۹۰		$Na-Cl$		$Na-Cl$		$Na-HCO_3$
۸۷	تقی آباد	$Na-Cl$	نصر آباد	$Na-HCO_3$	شادیان -	$Na-Cl$
۸۸		$Na-Cl$		$Na-Cl$		$Na-So_4$
۸۹	(TA)	$Na-Cl$	جیرویه	$Na-HCO_3$	شادیان	$Na-Cl$
۹۰		$Na-Cl$	(NJ)	$Na-HCO_3$	(SH)	$Na-Cl$
۸۷	چشمه	$Na-HCO_3$	فین	$Ca-HCO_3$	نجر	$Na-Cl$
۸۸		$Ca-HCO_3$	(FI)	$Ca-HCO_3$	(LT)	$Na-Cl$
۸۹	سلیمانیه	$Ca-HCO_3$		$Ca-HCO_3$		$Na-Cl$
۹۰	(CS)	$Ca-HCO_3$		$Ca-HCO_3$		$Na-Cl$

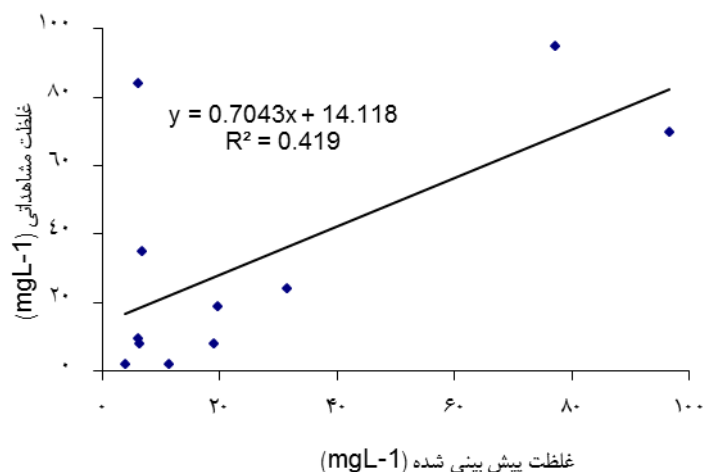
ادامه جدول ۲- اطلاعات تیپ غالب آب در مناطق مورد مطالعه در سال‌های ۸۷-۹۰.

سال	نام منطقه	تیپ آب	نام منطقه	تیپ آب	نام منطقه	تیپ آب
۸۷	خرمدشت	$Na-So_4$	مشکات	$Na-So_4$	سن سن	$Na-So_4$
۸۸	شادیان	$Na-So_4$	(MS)	$Na-So_4$	(SS)	$Na-Hco_3$
۸۹	(KS)	$Na-So_4$		$Na-So_4$		$Na-Hco_3$
۹۰	راوند	$Ca-Cl$	محمد آباد	$Na-Cl$	بیدگل	$Na-Cl$
۸۷	(R)	$Ca-Cl$	(MA)	$Na-Cl$	(BG)	$Na-Cl$
۸۸		$Ca-So_4$		$Na-Cl$		$Na-Cl$
۸۹						
۹۰						

جدول ۳- نتایج مدل‌سازی در بخش آموزش و آزمون مدل رگرسیون چند متغیره در شبیه‌سازی کیفی آبخوان.

آموزش						آزمون					
آماره	MSE	NMSE	RMSE	R	R^2	Adjusted R^2	MSE	NMSE	RMSE	R	R^2
مقدار	۰/۰۴۰	۰/۴۷۰	۰/۲۱۰	۰/۹۶۰	۰/۹۲۰	۰/۹۱۰	۰/۰۱۰	۷/۷۲۰	۰/۱۰۰	۰/۶۴۰	۰/۴۱۰

* MSE و RMSE بر حسب میلی‌گرم بر لیتر می‌باشند.



شکل ۵- نمودار غلظت پیش بینی شده کلر با استفاده از مدل رگرسیون چند متغیره و غلظت واقعی کلر برای داده‌های آزمون.

یادگیری مورد استفاده قرار گرفت. تعداد لایه‌های مخفی برای کل ۴۸ معماری استفاده شده ۲ لایه می‌باشد. در نهایت مناسب‌ترین مدل براساس ارزیابی معیارهای کارایی تعیین شد. نتایج مدل‌های مختلف ساخته شده در مدل‌سازی با شبکه عصبی RBF و MLP برای داده‌های آموزشی به ترتیب در جدول ۴ و ۵ نشان داده شده است.

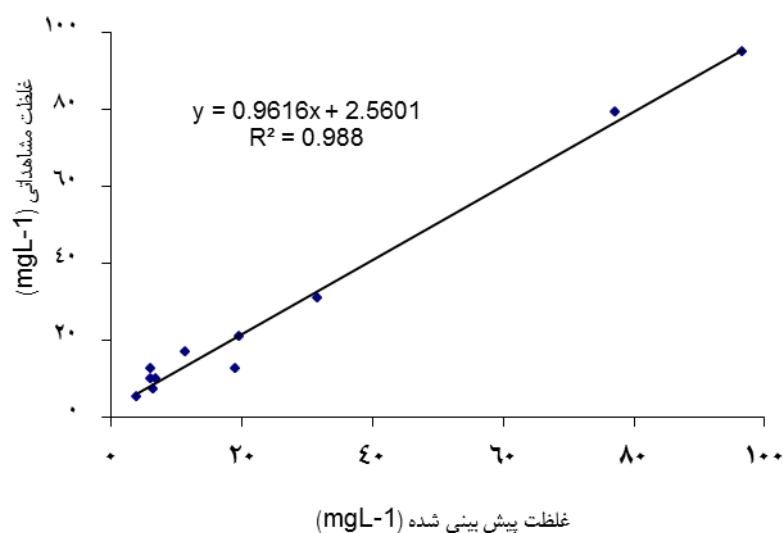
با توجه به جدول ۴ مدل شماره ۹ با ۲ لایه مخفی، ۴ نرون در لایه اول، ۴ نرون در لایه دوم، تابع فعال‌کننده تانژانت هایپربولیک خطی و الگوریتم

نتایج مدل‌سازی کیفی آبخوان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی RBF و MLP

در مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند مدل‌سازی با استفاده از رگرسیون چند متغیره، ۸۰ درصد داده‌ها (۴۵ عدد) به بخش آموزش و ۲۰ درصد (۱۱ عدد) به بخش آزمون مدل اختصاص داده شد. همچنین توابع تانژانت هایپربولیک، سیگموئید و تانژانت هایپربولیک خطی بعنوان توابع انتقال و الگوریتم‌های مومنتوم، لورنبرگ-مارکاردت، کوئیک پراپ و دلتا-بار-دلتا بعنوان الگوریتم‌های

غلظت شبیه‌سازی شده کلر با استفاده از بهترین مدل شبکه عصبی *MLP* در مقایسه با غلظت واقعی کلر برای داده‌های آزمون نشان داده شده است.

آموزشی مومنتوم، بهترین مدل در مدل‌سازی با *MLP* شناخته شد. ورودی این مدل شامل عمق سطح ایستابی، غلظت کلرور در سال قبل و بارش سالانه و خروجی مدل شامل غلظت کلرور می‌باشد. در شکل ۶ نیز نمودار



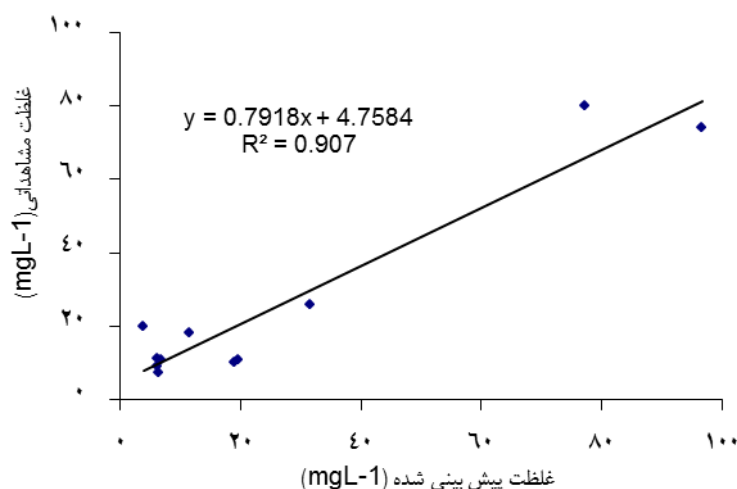
شکل ۶- نمودار غلظت پیش‌بینی شده کلر با استفاده از مدل شبکه عصبی *MLP* و غلظت واقعی کلر برای داده‌های آزمون.

جدول ۴- نتایج شبیه‌سازی کیفی آبخوان با استفاده از مدل شبکه عصبی MLP.

شماره مدل	تعداد لایه مخفی	تعداد نرون	الگوریتم	تابع فعال کننده	تکرار	آموزش				آزمون			
						MSE	NMSE	R	R ²	MSE	NMSE	R	R ²
۱	۲	۴-۴	Mom	Tan Axon	۷۸۱	-/۰۰۸	-/۰۰۴	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۱۵	-/۹۲	-/۸۴
۲	۲	۴-۴	LM	Tan Axon	۱۸۸	-/۰۰۰۰۶	-/۰۰۰۲	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۰۳	-/۰۳	-/۹۸	-/۹۶
۳	۲	۴-۴	Qu	Tan Axon	۱۴۸	-/۰۰۳	-/۱۰	-/۹۵	-/۹۰	-/۰۱	-/۱۰	-/۹۷	-/۹۴
۴	۲	۴-۴	Del	Tan Axon	۱۱۹	-/۰۰۲	-/۰۶	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۱۱	-/۹۸	-/۹۶
۵	۲	۴-۴	Mom	Sig Axon	۱۰۰۰	-/۰۰۶	-/۸۵	-/۹۹	-/۷۹	-/۱۰	-/۸۵	-/۹۰	-/۸۱
۶	۲	۴-۴	LM	Sig Axon	۱۰۹	-/۰۰۰۲	-/۰۰۲	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۰۶	-/۳۲	-/۹۳	-/۸۶
۷	۲	۴-۴	Qu	Sig Axon	۳۳۶	-/۰۰۸	-/۰۱	-/۶۲	-/۳۸	-/۰۴	-/۳۸	-/۶۳	-/۳۹
۸	۲	۴-۴	Del	Sig Axon	۱۱۱	-/۰۰۴	-/۰۱	-/۳۹	-/۱۵	-/۲۱	-/۷۳	-/۷۴	-/۵۴
۹	۲	۴-۴	Mom	Lin Tan Axon	۴۷۷	-/۰۰۲	-/۱۲	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۰۴	-/۰۳	-/۹۹	-/۹۸
۱۰	۲	۴-۴	LM	Lin Tan Axon	۱۰۱	-/۱۰	-/۵۵	-/۷۸	-/۶۰	-/۰۰۴	-/۰۳	-/۹۸	-/۹۶
۱۱	۲	۴-۴	Qu	Lin Tan Axon	۶۳۶	-/۰۰۲	-/۱۲	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۰۸	-/۰۶	-/۹۸	-/۹۶
۱۲	۲	۴-۴	Del	Lin Tan Axon	۴۰۳	-/۰۰۱	-/۰۸	-/۹۵	-/۹۰	-/۰۰۵	-/۰۴	-/۹۹	-/۹۸
۱۳	۲	۴-۳	Mom	Tan Axon	۳۷۲	-/۰۰۲	-/۱۳	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۰۴	-/۰۳	-/۹۸	-/۹۶
۱۴	۲	۵-۴	Mom	Tan Axon	۵۸۲	-/۰۰۲	-/۱۱	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۰۳	-/۰۲	-/۹۸	-/۹۶
۱۵	۲	۷-۳	Mom	Tan Axon	۶۷۸	-/۰۰۲	-/۱۳	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۳۲	-/۰۸	-/۹	-/۸۱
۱۶	۲	۴-۳	LM	Tan Axon	۱۲۰	-/۰۰۰۰۶	-/۰۰۰۳	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۰۲	-/۲۴	-/۹۰	-/۸۱
۱۷	۲	۵-۴	LM	Tan Axon	۱۳۴	-/۰۰۸	-/۰۴	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۰۹	-/۹۵	-/۹۰
۱۸	۲	۷-۳	LM	Tan Axon	۱۲۶	-/۰۰۰۰۱	-/۰۰۰۰۹	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۰۹	-/۰۸	-/۹۶	-/۹۲
۱۹	۲	۴-۳	Qu	Tan Axon	۱۰۰۰	-/۰۰۱	-/۰۴	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۱۹	-/۹۰	-/۸۱
۲۰	۲	۵-۴	Qu	Tan Axon	۱۰۰۰	-/۰۰۱	-/۰۴	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۱۹	-/۹۰	-/۸۱
۲۱	۲	۷-۳	Qu	Tan Axon	۹۴۲	-/۰۰۱	-/۰۴	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۲۰	-/۹۰	-/۸۱
۲۲	۲	۴-۳	Del	Tan Axon	۲۴۳	-/۰۰۳	-/۰۱	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۱	-/۲۰	-/۹۰	-/۸۱
۲۳	۲	۵-۴	Del	Tan Axon	۲۰۶	-/۰۰۸	-/۰۲	-/۹۸	-/۹۶	-/۰۱	-/۱۰	-/۹۰	-/۸۱
۲۴	۲	۷-۳	Del	Tan Axon	۳۱۳	-/۰۰۱	-/۰۳	-/۹۸	-/۹۶	-/۰۱	-/۱۹	-/۹۰	-/۸۱
۲۵	۲	۴-۳	Mom	Sig Axon	۲۹۰	-/۰۰۸	-/۰۳	-/۴۴	-/۱۹	-/۰۸	-/۲۵	-/۷۲	-/۵۱
۲۶	۲	۵-۴	Mom	Sig Axon	۱۰۳	-/۰۰۸	-/۰۴	-/۵۸	-/۳۳	-/۰۸	-/۲۵	-/۷۱	-/۵
۲۷	۲	۷-۳	Mom	Sig Axon	۱۰۳	-/۰۰۸	-/۰۴	-/۶۶	-/۴۳	-/۰۸	-/۲۵	-/۵۲	-/۲۷
۲۸	۲	۴-۳	LM	Sig Axon	۱۵۹	-/۰۰۰۲	-/۰۰۳	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۳	-/۴۵	-/۸۴	-/۷۰
۲۹	۲	۵-۴	LM	Sig Axon	۱۷۴	-/۰۰۰۲	-/۰۰۲	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۰۴	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴
۳۰	۲	۷-۳	LM	Sig Axon	۱۰۹	-/۰۰۱	-/۰۱	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۸	-/۲۱	-/۷۹	-/۶۲
۳۱	۲	۴-۳	Qu	Sig Axon	۹۰۰	-/۰۰۷	-/۰۴	-/۶۶	-/۴۳	-/۱۵	-/۱۰	-/۸۱	-/۶۵
۳۲	۲	۵-۴	Qu	Sig Axon	۱۰۰۰	-/۰۰۷	-/۰۸	-/۵۸	-/۳۳	-/۱۶	-/۲۴	-/۱۰۵	-/۱۰۵
۳۳	۲	۷-۳	Qu	Sig Axon	۱۰۰۰	-/۰۰۶	-/۰۳	-/۷۹	-/۶۲	-/۱۵	-/۱۰۹	-/۹۳	-/۸۶
۳۴	۲	۴-۳	Del	Sig Axon	۵۶۲	-/۰۰۶	-/۹۸	-/۸۸	-/۷۷	-/۰۲	-/۱۷	-/۹۴	-/۸۸
۳۵	۲	۵-۴	Del	Sig Axon	۵۲۰	-/۰۰۶	-/۹۶	-/۸۴	-/۷۰	-/۰۲	-/۱۸	-/۹۴	-/۸۸
۳۶	۲	۷-۳	Del	Sig Axon	۵۶۲	-/۰۰۶	-/۹۶	-/۸۱	-/۶۵	-/۰۲	-/۱۸	-/۹۴	-/۸۸
۳۷	۲	۴-۳	Mom	Lin Tan Axon	۱۵۴	-/۰۰۲	-/۱۰	-/۹۴	-/۸۸	-/۰۲	-/۱۵	-/۹۶	-/۹۲
۳۸	۲	۵-۴	Mom	Lin Tan Axon	۱۰۳	-/۰۰۳	-/۱۳	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۲	-/۱۲	-/۹۶	-/۹۲
۳۹	۲	۷-۳	Mom	Lin Tan Axon	۱۱۶	-/۰۰۱	-/۰۶	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۲	-/۱۶	-/۹۵	-/۹۰
۴۰	۲	۴-۳	LM	Lin Tan Axon	۶۵	-/۰۰۲	-/۰۷	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۰۸	-/۰۶	-/۹۷	-/۹۴
۴۱	۲	۵-۴	LM	Lin Tan Axon	۱۲۲	-/۰۰۱	-/۰۶	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۶	-/۵۳	-/۷۲	-/۵۱
۴۲	۲	۷-۳	LM	Lin Tan Axon	۵۱	-/۱۱	-/۴۰	-/۸۹	-/۷۹	-/۰۲	-/۲۲	-/۸۸	-/۷۷
۴۳	۲	۴-۳	Qu	Lin Tan Axon	۱۰۰۰	-/۰۰۲	-/۱۰	-/۹۵	-/۹۰	-/۰۱	-/۰۸	-/۹۶	-/۹۲
۴۴	۲	۵-۴	Qu	Lin Tan Axon	۱۰۰۰	-/۰۰۲	-/۰۷	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۱۰	-/۹۷	-/۹۴
۴۵	۲	۷-۳	Qu	Lin Tan Axon	۱۰۰۰	-/۰۰۲	-/۰۸	-/۹۵	-/۹۰	-/۰۱	-/۰۹	-/۹۷	-/۹۴
۴۶	۲	۴-۳	Del	Lin Tan Axon	۲۵۱	-/۰۰۱	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۰۴	-/۰۳	-/۹۸	-/۹۶
۴۷	۲	۵-۴	Del	Lin Tan Axon	۲۱۳	-/۰۰۲	-/۰۸	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۰۸	-/۹۶	-/۹۲
۴۸	۲	۷-۳	Del	Lin Tan Axon	۱۰۸	-/۰۰۱	-/۰۶	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۰۸	-/۹۶	-/۹۲

جدول ۵- نتایج شبیه‌سازی کیفی آبخوان با استفاده از مدل شبکه عصبی RBF.

شماره مدل	تعداد لایه مخفی	تعداد نرون	الگوریتم	تابع فعال کننده	تکرار	آموزش				آزمون			
						MSE	NMSE	R	R ²	MSE	NMSE	R	R ²
۱	۲	۴-۴	Mom	Tan Axon	۱۰۲۶	-/۰۲	-/۱۱	-/۹۴	-/۸۸	-/۰۱	-/۱۰	-/۹۵	-/۹۰
۲	۲	۴-۴	LM	Tan Axon	۱	-/۲۹	۱/۲۲	-/۱۱	-/۰۱۲	-/۱۲	۱/۰۳	-/۰۷	-/۰۰۴
۳	۲	۴-۴	Qu	Tan Axon	۱۰۲۱	-/۰۱	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۱۱	-/۹۴	-/۸۸
۴	۲	۴-۴	Del	Tan Axon	۸۳۴	-/۰۰۶	-/۰۲	-/۹۸	-/۹۶	-/۰۱	-/۰۸	-/۹۵	-/۹۰
۵	۲	۴-۴	Mom	Sig Axon	۱۰۱	-/۰۸	۱/۳۱	-/۲۸	-/۰۷	-/۱۷	۱/۴۳	-/۹۲	-/۸۴
۶	۲	۴-۴	LM	Sig Axon	۱	-/۰۹	۱/۳۶	-/۳۰	-/۰۹	-/۱۰	-/۹۹	-/۷۵	-/۵۶
۷	۲	۴-۴	Qu	Sig Axon	۱	-/۰۷	۱/۰۰۶	-/۸۵	-/۷۲	-/۱۰	-/۹۸	-/۸۲	-/۶۷
۸	۲	۴-۴	Del	Sig Axon	۱	-/۰۷	۱/۰۰۵	-/۵۵	-/۳۰	-/۱۰	-/۹۹	-/۵۰	-/۲۵
۹	۲	۴-۴	Mom	Lin Tan Axon	۶۴۷	-/۰۱	-/۰۴	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۱۵	-/۹۳	-/۸۶
۱۰	۲	۴-۴	LM	Lin Tan Axon	۱	-/۱۰	۱/۴۰	-/۸۲	-/۶۷	-/۱۰	۱/۰۰۱	-/۱۱	-/۰۱
۱۱	۲	۴-۴	Qu	Lin Tan Axon	۳۴۱	-/۰۱	-/۰۶	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۰۹	-/۹۵	-/۹۰
۱۲	۲	۴-۴	Del	Lin Tan Axon	۳۸۴	-/۰۱	-/۰۴	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۱۳	-/۹۳	-/۸۶
۱۳	۲	۴-۳	Mom	Tan Axon	۲۹۲	-/۰۱	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۰۳	-/۲۱	-/۸۸	-/۷۷
۱۴	۲	۵-۴	Mom	Tan Axon	۲۰۸	-/۰۲	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۰۸	-/۵۰	-/۶۶	-/۵۷
۱۵	۲	۷-۳	Mom	Tan Axon	۳۴۳	-/۰۱	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۰۳	-/۲۲	-/۸۸	-/۷۷
۱۶	۲	۴-۳	LM	Tan Axon	۱	-/۴۰	۱/۱۲	-/۶۷	-/۴۴	-/۰۳	۲/۲۸	-/۳۴	-/۱۱
۱۷	۲	۵-۴	LM	Tan Axon	۱	-/۳۲	-/۸۸	-/۷۸	-/۶۰	-/۰۳	۱/۹۷	-/۳۱	-/۰۹
۱۸	۲	۷-۳	LM	Tan Axon	۱	-/۹۱	۲/۴۰	-/۲۷	-/۰۷	-/۰۴	۱/۸۴	-/۵۳	-/۲۸
۱۹	۲	۴-۳	Qu	Tan Axon	۱۷۲	-/۰۳	-/۱۰	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۷۰	-/۷۹	-/۶۲
۲۰	۲	۵-۴	Qu	Tan Axon	۱۷۱	-/۰۳	-/۰۸	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۷۱	-/۶۷	-/۴۴
۲۱	۲	۷-۳	Qu	Tan Axon	۱۴۴	-/۰۲	-/۰۷	-/۹۸	-/۹۶	-/۰۱	-/۷۹	-/۶۱	-/۳۷
۲۲	۲	۴-۳	Del	Tan Axon	۱۹۳	-/۰۰۵	-/۰۱	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۱	-/۶۲	-/۷۷	-/۵۹
۲۳	۲	۵-۴	Del	Tan Axon	۱۸۶	-/۰۸	-/۲۳	-/۹۴	-/۸۸	-/۰۰۹	-/۴۱	-/۷۷	-/۵۹
۲۴	۲	۷-۳	Del	Tan Axon	۲۱۲	-/۰۰۴	-/۰۱	-/۹۹	-/۹۸	-/۰۱	-/۸۶	-/۸۲	-/۶۷
۲۵	۲	۴-۳	Mom	Sig Axon	۹۴	-/۰۷	۱/۰۱	-/۷۹	-/۶۲	-/۰۸	۱/۰۱	-/۷۱	-/۵۰
۲۶	۲	۵-۴	Mom	Sig Axon	۱۰۱	-/۰۸	۱/۱۴	-/۷۴	-/۵۴	-/۱۴	۳/۱۶	-/۷۲	-/۵۱
۲۷	۲	۷-۳	Mom	Sig Axon	۱۰۱	-/۰۸	۱/۱۲	-/۵۹	-/۳۴	-/۱۴	۳/۱۷	-/۶۵	-/۴۲
۲۸	۲	۴-۳	LM	Sig Axon	۲	-/۲۵	۳/۳۳	-/۸۹	-/۷۹	-/۱۵	۳/۲۸	-/۵۴	-/۲۹
۲۹	۲	۵-۴	LM	Sig Axon	۲	-/۱۲	۱/۵۸	-/۶۵	-/۴۲	-/۱۴	۳/۰۹	-/۳۴	-/۱۱
۳۰	۲	۷-۳	LM	Sig Axon	۲	-/۰۹	۱/۰۹	-/۲۹	-/۰۸	-/۰۶	۲/۵۱	-/۳۳	-/۰۵
۳۱	۲	۴-۳	Qu	Sig Axon	۱۰۴۳	-/۱۱	۱/۲۵	-/۸۳	-/۶۸	-/۰۳	۱/۴۴	-/۷۱	-/۵۰
۳۲	۲	۵-۴	Qu	Sig Axon	۷۳۹	-/۰۹	۱/۰۱	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۲	۱/۱۷	-/۴۹	-/۲۴
۳۳	۲	۷-۳	Qu	Sig Axon	۹۶۴	-/۰۹	۱/۰۱	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۳	۱/۵۰	-/۱۴	-/۰۱۹
۳۴	۲	۴-۳	Del	Sig Axon	۱۰۴۱	-/۰۰۵	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۳	۱/۵۸	-/۵۴	-/۲۹
۳۵	۲	۵-۴	Del	Sig Axon	۷۵۹	-/۰۰۵	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۵	۲/۰۰۳	-/۴۶	-/۲۱
۳۶	۲	۷-۳	Del	Sig Axon	۸۹۹	-/۰۰۴	-/۰۴	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۷۲	-/۷	-/۴۹
۳۷	۲	۴-۳	Mom	Lin Tan Axon	۱۰۳۶	-/۰۱	-/۰۳	-/۹۸	-/۹۶	-/۰۰۵	-/۲۳	-/۸۹	-/۷۹
۳۸	۲	۵-۴	Mom	Lin Tan Axon	۵۹۸	-/۰۱	-/۰۴	-/۹۸	-/۹۶	-/۰۱	-/۵۶	-/۷۴	-/۵۴
۳۹	۲	۷-۳	Mom	Lin Tan Axon	۱۰۱۹	-/۰۱	-/۰۵	-/۹۷	-/۹۴	-/۰۱	-/۵۲	-/۷۸	-/۶۰
۴۰	۲	۴-۳	LM	Lin Tan Axon	۲	-/۳۷	۱/۰۲	-/۲۱	-/۰۴	-/۰۶	-/۹۳	-/۴۴	-/۱۹
۴۱	۲	۵-۴	LM	Lin Tan Axon	۲	-/۳۵	-/۹۷	-/۳۱	-/۰۹	-/۰۶	-/۹۸	-/۷۰	-/۴۹
۴۲	۲	۷-۳	LM	Lin Tan Axon	۱	-/۴۲	۱/۱۳	-/۱۷	-/۰۲	-/۰۷	۱/۰۷	-/۱۷	-/۰۲
۴۳	۲	۴-۳	Qu	Lin Tan Axon	۱۰۱۳	-/۰۱	-/۰۷	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۲۵	-/۹۲	-/۸۴
۴۴	۲	۵-۴	Qu	Lin Tan Axon	۱۰۱۲	-/۰۱	-/۰۶	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۲۰	-/۹۳	-/۸۶
۴۵	۲	۷-۳	Qu	Lin Tan Axon	۱۰۲۱	-/۰۲	-/۱۰	-/۹۵	-/۹۰	-/۰۱	-/۲۷	-/۹۰	-/۸۱
۴۶	۲	۴-۳	Del	Lin Tan Axon	۲۳۷	-/۰۱	-/۰۶	-/۹۶	-/۹۲	-/۰۱	-/۲۶	-/۹۰	-/۸۱
۴۷	۲	۵-۴	Del	Lin Tan Axon	۱۸۲	-/۱۸	-/۶۵	-/۸۷	-/۷۵	-/۰۲	-/۴۵	-/۸۳	-/۶۸
۴۸	۲	۷-۳	Del	Lin Tan Axon	۳۳۲	-/۱۱	-/۳۲	-/۹۳	-/۸۶	-/۰۱	-/۱۹	-/۹۱	-/۸۲



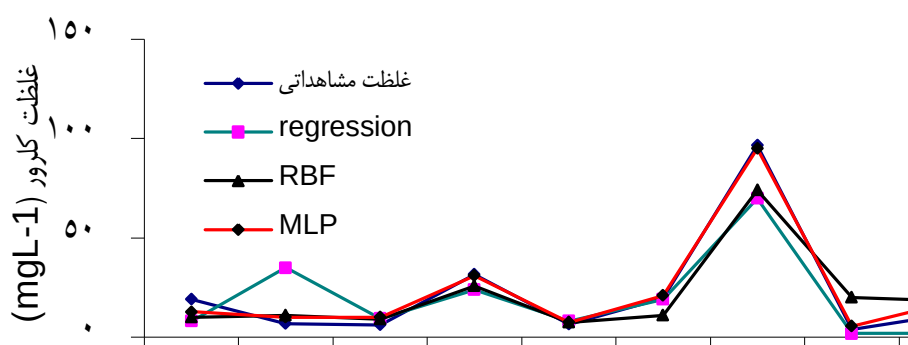
شکل ۷- نمودار غلظت شبیه‌سازی شده و غلظت واقعی کلر با استفاده از مدل شبکه عصبی *RBF* برای داده‌های آزمون.

پارامترهای آماری مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصله در جدول ۶ نشان داده شده است. همچنین عملکرد سه مدل در پیش‌بینی غلظت کلرور در شکل ۸ نشان داده شده است.

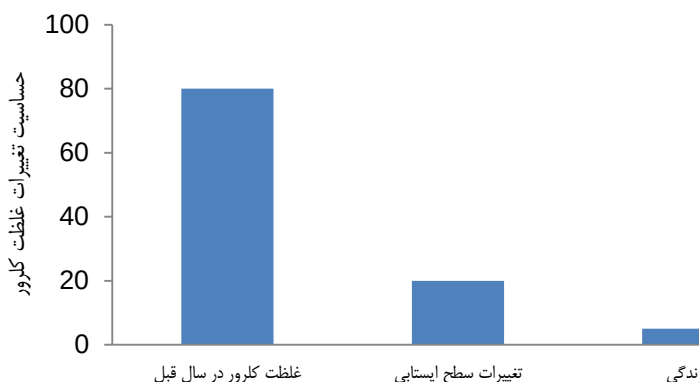
پس از بررسی مدل‌های شبکه‌های عصبی شعاعی و پرسپترون چند لایه و مدل رگرسیون چند متغیره به روش گام به گام در شبیه‌سازی غلظت کلر برای داده‌های آزمون، عملکرد این سه مدل بر اساس

جدول ۶- نتایج کلی عملکرد سه مدل به کار رفته در شبیه‌سازی کیفی آبخوان کاشان برای داده‌های آزمون.

Adjusted R^2	R^2	R	$RMSE$	$NMSE$	MSE	نوع مدل
۰/۳۴۰	۰/۴۱۰	۰/۶۴۰	۰/۱۰۰	۷/۷۲۰	۰/۰۱۰	Regression
۰/۹۷۰	۰/۹۸۰	۰/۹۹۰	۰/۰۶۰	۰/۰۳۰	۰/۰۰۴	MLP
۰/۸۹۰	۰/۹۰۰	۰/۹۵۰	۰/۱۰۰	۰/۰۸۰	۰/۰۱۰	RBF



شکل ۸- نمودار غلظت مشاهداتی و غلظت پیش‌بینی شده برای سه مدل *MLP*، *RBF* و رگرسیون چند متغیره.



شکل ۹- نمودار تحلیل حساسیت ورودی‌های مدل.

کلر، مدل MLP با دو لایه مخفی، ساختار نرونی ۴-۴، تابع فعال‌کننده تانژانت هایپربولیک خطی و الگوریتم مومنتوم شناخته شد. الگوریتم مومنتوم از این نظر توانسته است نتایج بهتری ارائه دهد که توانایی بالایی در رهایی از کمینه‌های موضعی دارد. نتایج حاصل از مدل‌سازی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره حاکی از کارایی مناسب این مدل‌ها در بخش آموزش و عدم کارایی مناسب مدل رگرسیون چند متغیره در بخش آزمون می‌باشد که دلیل این امر می‌تواند کارایی مناسب الگوریتم‌ها و توابع انتقال در شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیون چند متغیره باشد.

نتایج بدست آمده در جدول ۴ و ۶ نشان‌دهنده کارایی مناسب شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می‌باشد که این نتایج با یافته‌های مینگ‌کوا و همکاران (۲۰۰۴) مطابقت داشت. ولی در بخشی از نتایج مینگ و همکاران (۲۰۰۴) بیان شده است که تعداد گره در لایه مخفی تأثیری در کارایی شبکه در بخش آموزش و آزمون مدل ندارد، در صورتی که با توجه به نتایج به‌دست آمده از این پژوهش، با تغییر در تعداد گره‌های لایه مخفی دقت پیش‌بینی هم در بخش آموزش و هم در بخش آزمون تغییر می‌کند و همان‌طور که از نتایج بررسی مدل‌ها با معماری مختلف مشاهده می‌شود، مدلی مناسب‌تر است که تعداد نرون‌ها و لایه‌های مخفی کمتری داشته باشد. همان‌طور که تحقیقات مینگ‌کوا و

در ادامه به‌منظور بررسی حساسیت ورودی‌های مدل انتخابی و بهینه‌سازی مدل، تحلیل حساسیت بر روی ورودی‌های مدل صورت گرفت (شکل ۹). نتایج به‌دست آمده از بررسی تیپ غالب آب نشان‌دهنده غالب بودن تیپ کلرور سدیم در منابع آب منطقه است و این نتیجه کاملاً منطقی است، زیرا کلرور-سدیم نمک غالب مناطق خشک و نیمه‌خشک می‌باشد. از طرف دیگر کلرور با همان میزانی که وارد خاک می‌شود با همان میزان هم خارج می‌شود، بنابراین همانند آنچه مطالعات یاری (۱۳۸۷) نشان داده است، کلرور می‌تواند شاخص مناسبی برای بررسی کیفیت آبخوان باشد. بعلاوه زهکشی دریاچه نمک به داخل آبخوان کاشان باعث می‌شود غلظت کلرور سدیم در آب منطقه نسبتاً زیاد باشد.

بعد از اینکه تیپ غالب آب تعیین شد، اقدام به پیش‌بینی غلظت کلرور با استفاده از سه مدل MLP ، RBF و رگرسیون چند متغیره شد. به‌منظور انتخاب بهترین مدل در پیش‌بینی غلظت کلر در طول ۱۱ سال، با توجه به کمتر بودن میانگین مربعات خطا، میانگین مربعات خطای نرمال شده و جذر میانگین مربعات خطا و بالاتر بودن ضریب همبستگی، ضریب تبیین و ضریب تبیین اصلاح شده در مدل MLP نسبت به مدل RBF و رگرسیون چند متغیره، مدل MLP برای مدل‌سازی و پیش‌بینی غلظت کلر با توجه به معماری به‌دست آمده انتخاب شد. بنابراین مدل مناسب در شبیه‌سازی غلظت

و هم از نظر کارایی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مطابقت داشت. با توجه به اینکه مقدار بارندگی در سطح دشت به طور متوسط ۱۲۵ میلی متر است و با وجود تبخیر بسیار زیاد در این منطقه و پایین بودن سطح ایستابی، بارندگی به آب زیرزمینی نرسیده و در حقیقت تأثیری نیز در شستشوی املاح و تغییر غلظت کلر آب زیرزمینی منطقه نداشته است.

نتیجه‌گیری کلی

یکی از مهمترین قابلیت‌های تکنیک‌های مدل‌سازی هوشمند، توانایی یادگیری از طریق ارائه مثال بدون نیازمندی به معادلات حاکم بر پدیده است. نتایج نشان داد که با انتخاب نوع و تعداد مناسب عوامل ورودی و نیز تعداد گره‌ها و لایه‌های مخفی و همچنین تعیین الگوریتم و تابع محرک مناسب، شبکه‌های عصبی مصنوعی کارایی بالایی در برآورد مقدار غلظت کلرور دارد. لازم به ذکر است که در مورد تعیین تعداد بهینه گره‌ها و لایه‌های مخفی، نتایج نشان می‌دهد که نمی‌توان قانون مشخصی برای تعیین تعداد بهینه لایه مخفی و تعداد گره در هر لایه در برآورد غلظت کلرور بیان نمود بنابراین لازمه یافتن ساختار بهینه در پیش‌بینی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، استفاده از روش آزمون و خطا است. از طرفی می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی می‌تواند حتی با تعداد داده کم، قوانین حاکم بر داده‌ها را استخراج نماید و پیش‌بینی مناسبی را ارائه دهد.

همکاران (۲۰۰۴)، یاری (۱۳۸۷)، صیام و موقیر (۲۰۱۱) و درخشان و همکاران (۱۳۹۲) نشان داده است، نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده کارایی بالای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی کیفی آب زیرزمینی است و همچنین بر اساس نتایج به‌دست آمده و نتایج تحقیقات پیلهور شهری و همکاران (۱۳۸۹) شبکه عصبی مصنوعی کارایی بهتری نسبت به مدل رگرسیون چند متغیره دارد. با توجه به نتایج مطالعات افادی و همکاران (۲۰۰۷) و بر اساس نتایج حاصل از این پژوهش، می‌توان بیان نمود که با تعداد کم داده نیز می‌توان شبیه‌سازی قابل قبولی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام داد. همچنین نتایج حاصل از تحلیل حساسیت خروجی مدل نسبت به متغیرهای ورودی (شکل ۹) نشان داد که غلظت کلر در سال قبل و سطح ایستابی آب زیرزمینی به ترتیب مهم‌ترین تأثیر را در شبیه‌سازی غلظت کلر داشته است، به‌طوری که با افزایش میزان پارامترهای ورودی مذکور، غلظت کلر افزایش می‌یابد و در حقیقت تغییرات سطح ایستابی به دلیل اینکه در ارتباط با زمین‌شناسی منطقه می‌باشد، زمین‌شناسی منطقه نقش مهمی در کیفیت آب داشته است. می‌توان بیان نمود که تغییرات زمانی کیفیت شیمیایی آب زیرزمینی در آبخوان‌های عمیق و کم‌عمق متفاوت است و دلیل این مسأله، تبخیر زیاد منطقه و سازندهای زمین‌شناسی مختلف است که البته در منطقه مورد مطالعه به دلیل پایین بودن سطح ایستابی، عامل تبخیر و نمک‌گذاری نقش چندانی در شور شدن آبخوان نداشته است. همچنین نتایج به دست آمده با تحقیقات یاری (۱۳۸۷)، هم از نظر تعیین شاخص شوری (کلرور)

منابع مورد استفاده

اکبری م، ۱۳۸۹. بهره‌برداری بهینه از مخازن چند منظوره در شرایط اضطراری (مطالعه موردی: شرایط اضطراری نبود سرریز در سد عباسپور). رساله دکتری، دانشکده مهندسی عمران دانشگاه علم و صنعت ایران، ۱۶۷ صفحه.

ایزدی ع ا، دآوری ک، علیزاده ا، قهرمان ب و حقایقی مقدم س ا، ۱۳۸۶. پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت نیشابور). مجله آبیاری و زهکشی ایران، جلد ۱، صفحه‌های ۵۹ تا ۷۱.

- پيله‌ور شهری ا ر ، ایوبی ش ا و خادمی ح، ۱۳۸۹. مقایسه مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندمتغیره در پیش‌بینی کربن‌آلی خاک به کمک داده‌های آنالیز سطح زمین (مطالعه موردی: منطقه ضرغام آباد سمیرم). نشریه آب و خاک، جلد ۲۴، صفحه‌های ۱۱۵۱ تا ۱۱۶۳.
- خراسانی‌زاده ح، دلخواه ع و مزروعی ع، ۱۳۸۶. مطالعه مقایسه‌ای مصارف آب در کشاورزی و شهری از نظر کمی و کیفی و تأثیر چگونگی برداشت بر روی منابع آب و پیش‌بینی آینده در دشت کاشان. گزارش پایانی پروژه تحقیقاتی (شرکت آب و فاضلاب کاشان)، ۲۳۳ صفحه.
- درخشان ش، غلامی و و درواری ز، ۱۳۹۲. شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در سواحل استان مازندران. مجله علوم و مهندسی آبیاری (مجله علمی کشاورزی)، جلد ۳۶، شماره ۲، صفحه‌های ۶۱ تا ۷۰.
- رضایی ع ا و سلطانی ا، ۱۳۸۷. مقدمه‌ای بر تحلیل رگرسیون کاربردی، انتشارات دانشگاه صنعتی اصفهان.
- قاسمیه ه، ۱۳۸۹. مدیریت جامع منابع آب با استفاده از روش DSS (مطالعه‌ی موردی: حوضه کاشان)، رساله دکتری، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران.
- میرعربی ع و نخعی م، ۱۳۸۷. پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. صفحه‌های ۱ تا ۸، دوازدهمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران، انجمن زمین‌شناسی ایران و شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب اهواز، اهواز.
- میرزاوند م، ۱۳۹۱. شبیه‌سازی کمی و کیفی آب زیرزمینی دشت کاشان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین دانشگاه کاشان، ۲۰۶ صفحه.
- نیکمنش، م ر و رخشنده‌رو، چ ر، ۱۳۸۸. پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در دشت سادات‌شهر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، اولین کنفرانس بین‌المللی مدیریت منابع آب. دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ۲۵ تا ۲۷ مرداد ماه.
- ولایتی س ا، ۱۳۸۷. هیدروژئولوژی سازندهای نرم و سخت مبانی نظری و عملی، انتشارات جهاددانشگاهی مشهد.
- هاتفی ر، اسحاقیان ک، خدایی ک و شهبواری ع ا، ۱۳۸۶، بررسی روند تغییرات کیفی آب زیرزمینی و تحقیق برای علت افت سطح آب زیرزمینی در محدوده مطالعاتی بجستان یونسی. گزارش نهایی شرکت سهامی آب منطقه‌ای خراسان، ۳۰۸ صفحه.
- یاری ر ا، ۱۳۸۷، مقایسه مدل PMWIN و شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی کمی و کیفی آب زیرزمینی. پایان-نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس.
- Affadi A, Watanabe K and Tirtomihardjo H, 2007. Application of an artificial neural network to estimate groundwater level fluctuation. *Spatial Hydrology* 7: 23-46.
- Chan HJ, 2001. Effect of landuse and urbanization on hydrochemistry and contamination of groundwater from Taejon area, Korea. *Journal of Hydrology* 253: 194-210.
- Daliakopoulos I N, Coulibalya P and Tsanis IK, 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural network. *Journal of Hydrology* 309: 229-240.
- Jothiprakash V and Sakhare S, 2008. Groundwater level fluctuation using Artificial Neural Network. Pp. 1750-1754. The 12th International Conference of International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG). Goa, India.
- Seyam M and Mogheir Y, 2011. Application of of Artificial Neural Networks Model as analytical tool for groundwater Salinity. *Environment Protection* 2:56-71.
- Ming Kuo YI, Wuing Liu C and Hung Lin K, 2004. Evaluation of the ability of an artificial neural network model to assess the variation of groundwater quality in an area of Blackfoot disease in Taiwan. *Water Research* 38: 148-158.

- Shirmohammadi B, Vafakhah M, Moosavi V and Moghaddamnia A, 2013. Application of several data-driven Techniques for predicting groundwater level. *Water Resources Management* 27:419-432.
- Sikdar PK, Sarkar SS and Palchoudhury S, 2001. Geochemical evolution of groundwater in the quater-nary aquifer of Calcutta and Howrah, India. *Asian Earth Sciences* 19: 579-594.