

Research Paper

Mehdi Karami, Mojtaba Karami*, Ebrahim Darvishi, Estimation of Groundwater Qualitative Parameters Using Genetic Programming and Radial Basis Functions Methods (Case study of Mehran Plain aquifer)Mehdi Karami¹Mojtaba Karami^{2*},Ebrahim Darvishi³

1. M.Sc. irrigation and drainage in Ilam Regional Water Company. Iran, m.karami@ilrw.ir
2. Assistant Professor, Department of Computer. Ilam University. Iran, m.karami@ilam.ac.ir
3. Invited Assistant Professor, Department of Water and Soil. Ilam University. Iran, ndarvishy@gmail.com



10.22125/IWE.2022.326996.1597

Received:
November 30, 2021

Accepted:
June 13, 2022

Available online:
August 23, 2023

Keywords:
artificial intelligence,
genetic programming,
groundwater, qualitative
parameters, Radial basis
function.

Abstract

In the study of surface and groundwater pollution in water quality studies, estimation of water quality parameters is required. In this paper, the graph-based genetic programming (GP) method is used to obtain mathematical equations from the values of chemical elements in the water of agricultural wells in Mehran plain. These parameters include calcium (Ca), magnesium (Mg), sodium (Na), bicarbonate (HCO₃), chlorine (Cl), and sulfate (SO₄). The data gathered from 20-year quality information of 10 wells. In the equations obtained from the genetic programming method for estimating EC, Na, and Ca, in TDS equation, Cl, HCO₃, and SO₄ anions, as well as in pH equation, Cl, SO₄, and HCO₃ parameters had the most effect. The mean percentage of absolute error of the calculated equations showed that the equations have acceptable accuracy in estimating the values of groundwater quality parameters. In the radial basis functions method, the error values for estimating the EC, TDS, and pH were 0.046, 0.035, and 0.053, respectively. The results showed that the genetic programming and the radial basis functions methods have acceptable accuracy in estimating groundwater quality data. The relationships obtained in the genetic programming method show acceptable accuracy and the estimation errors of radial basis functions are small.

1. Introduction

The groundwater resources exploitation requires quantitative and qualitative status knowledge of aquifers. The health status estimation of water resources can be obtained by determining the chemical quality of groundwater, and the type of utility can be determined according to the situation. Therefore, water quality studies such as the study of surface and groundwater pollution, are important. Today, the use of artificial intelligence methods in various fields of water resources engineering has grown significantly. For example, the genetic programming (GP), which is a nature-inspired method, and the radial basis functions (RBF) can be named.

2. Materials and Methods

In this paper, the graph-based genetic programming (GP) method is used to obtain mathematical equations from the values of chemical elements in the water of agricultural wells in Mehran plain. These

parameters include calcium (Ca), magnesium (Mg), sodium (Na), bicarbonate (HCO_3), chlorine (Cl), and sulfate (SO_4). The data gathered from 20-year quality information of 10 agricultural wells in Mehran plain. In the simulation, a genetic programming algorithm with 500 generations and 500 populations per generation is implemented to find computational expressions for each output. Two-thirds of the data set is used as the training set and one-third of the data belongs to the test set. Radial basis functions also consist of three layers. The input layer consists of source nodes that feed the input data to the next layer. The hidden layer is an unsupervised learning layer and applies a nonlinear transformation. Using a nonlinear transformation, existing data is mapped from nonlinear space to linear space.

3. Results

The results of this study showed that the genetic programming and the radial basis functions methods have acceptable accuracy in estimating groundwater quality data. The relationships obtained in the genetic programming method show acceptable accuracy and the estimation errors of radial basis functions are small. In general, it can be said that the method of radial basis functions shows more accuracy in estimating groundwater quality parameters than genetic programming.

4. Discussion and Conclusion

In the equations obtained from the genetic programming (GP) method for estimating EC, Na, and Ca parameters, in TDS equation, Cl, HCO_3 , and SO_4 anions, as well as in pH equation, Cl, SO_4 , and HCO_3 parameters had the most effect. The mean percentage of absolute error of the calculated equations showed that the equations have acceptable accuracy in estimating the values of groundwater quality parameters. In the radial basis functions method, the error values for estimating the quality parameters EC, TDS, and pH were 0.046, 0.035, and 0.053, respectively. For training data, the MAPE error for EC decreases as the number of hidden layer neurons increases. In the pH study, MAPE for test data decreases by increasing the number of hidden layer neurons, and at the maximum number of hidden layer neurons, the minimum MAPE value is obtained. Also in the TDS study, for educational data, the MAPE decreased by increasing the number of hidden layer neurons, and in the maximum number of hidden layer neurons, MAPE reached the lowest value. The minimum MAPE for test data was obtained with 130 neurons. The results showed that the radial basis functions (RBF) had a better performance than the genetic programming (GP) in estimating qualitative parameters and the error of estimating qualitative parameters in the radial basis functions for training and test data is less than the genetic programming.

5. Six important references

- 1) Hosseini, S.H., Karami, M., Olazar, M., Safabakhsh, R. and Rahmati, M., 2014. Prediction of the minimum spouting velocity by genetic programming approach. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 53(32): 12639-12643.
- 2) Haykin, S. 2010. *Neural networks and learning machines*, 3/E. Pearson Education India.
- 3) Karami, M. 2013. *Development of cellular processing algorithms using genetic programming in machine vision application*. Amirkabir University of Technology, 2013.
- 4) Koza, J, R. 1992. *Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection*, vol. 1. MIT press, 1992.
- 5) Vasicek, Z. and Sekanina, L., 2012, June. On area minimization of complex combinational circuits using cartesian genetic programming. In *2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation*: 1-8. IEEE.
- 6) Wright, G. B. 2003. *Radial basis function interpolation: numerical and analytical developments*. University of Colorado at Boulder.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest



تخمین مقادیر کیفی آب زیرزمینی با استفاده از روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک و توابع پایه شعاعی (مطالعه موردی آبخوان دشت مهران)

مهدی کرمی^۱، مجتبی کرمی^{۲*} و ابراهیم درویشی^۳

تاریخ ارسال: ۱۴۰۰/۱۱/۰۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۳/۲۳

مقاله پژوهشی

چکیده

در مطالعه آلودگی آب‌های سطحی و زیرزمینی، برآورد پارامترهای کیفیت آب مورد نیاز است. در این تحقیق از روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) مبتنی بر گراف و روش توابع پایه شعاعی (RBF) با استفاده از مقادیر عناصر شیمیایی موجود در آب چاه‌های کشاورزی دشت مهران شامل کلسیم (Ca)، منیزیم (Mg)، سدیم (Na)، بیکربنات (HCO₃)، کلر (Cl) و سولفات (SO₄)، پارامترهای کیفی شامل هدایت الکتریکی (EC)، کل مواد جامد محلول (TDS) و اسیدیته آب (pH) تخمین زده شده است. به این منظور آمار کیفی ۲۰ ساله ۱۰ حلقه چاه مورد استفاده قرار گرفته است. در معادلات به دست آمده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک جهت تخمین EC پارامترهای Na و Ca، در معادله TDS آنیون‌های Cl، HCO₃ و SO₄، همچنین در معادله pH پارامترهای Cl، SO₄ و HCO₃، بیشترین تأثیر را داشتند. میانگین درصد خطای مطلق معادلات محاسبه شده نشان داد، معادلات از دقت قابل قبولی در برآورد مقادیر پارامترهای کیفی آب زیرزمینی برخوردارند. در روش توابع پایه شعاعی، مقادیر میانگین درصد خطای مطلق برای تخمین پارامترهای کیفی EC، TDS و pH به ترتیب ۰/۰۴۶، ۰/۰۳۵ و ۰/۰۵۳ حاصل شد. نتایج تحقیق نشان داد روش توابع پایه شعاعی در تخمین پارامترهای کیفی، عملکرد بهتری نسبت به روش برنامه‌ریزی ژنتیک داشته است.

واژه‌های کلیدی: آب زیرزمینی؛ برنامه‌ریزی ژنتیک؛ پارامترهای کیفی؛ توابع پایه شعاعی؛ هوش مصنوعی.

۱ - کارشناس ارشد آبیاری و زهکشی شرکت آب منطقه ای ایلام ۰۹۱۸۸۴۲۰۹۸۸ (m.karami@ilrw.ir)

۲ - استادیار گروه کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه ایلام ۰۹۱۲۳۹۸۴۶۶۲ (m.karami@ilam.ac.ir)

۳ - مدرس مدعو گروه آب و خاک، دانشگاه ایلام ۰۹۱۸۹۴۸۱۴۸۶ (ndarvishy@gmail.com)



مقدمه

بهره‌برداری از منابع آب زیرزمینی، مستلزم آگاهی از وضعیت کمی و کیفی آبخوان‌ها است. با تعیین کیفیت شیمیایی آب‌های زیرزمینی می‌توان برآوردی از وضعیت سلامت این منابع آبی به دست آورد و متناسب با وضعیت آن نوع کاربری آن را مشخص کرد (Ma and Lig, 2008). لذا مطالعات کیفی آب شامل مطالعه آلودگی آب‌های سطحی و زیرزمینی حائز اهمیت می‌باشند. از طرفی مدل‌های رایانه‌ای ابزاری برای مدیریت منابع آب فراهم نموده‌اند و امروزه استفاده از مدل‌های ریاضی نرم‌افزاری برای پایش و مدیریت آب‌های زیرزمینی توسعه چشمگیری یافته است (غلامی و همکاران، ۱۳۹۱).

استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در زمینه‌های مختلف مهندسی منابع آب رشد چشمگیری داشته است که می‌توان به روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)^۱ اشاره نمود که روشی است الهام گرفته شده از طبیعت و همچنین روش توابع پایه شعاعی (RBF)^۲.

برنامه‌نویسی ژنتیک (GP) که توسط کوزا^۳ پیشنهاد شده است روشی محاسباتی در هوش مصنوعی است که از جستجو برای یافتن پاسخ یک مسأله مشخص استفاده می‌کند. در این روش محاسباتی تکاملی، کروموزوم‌ها به شکل درختان محاسباتی برای تعریف یک راه‌حل مسأله تعریف می‌شوند (Koza, 1994). توابع پایه شعاعی (RBF) نیز یک ساختار لایه‌ای است که برای تخمین دسته‌بندی الگوهای توابع چند متغیره استفاده می‌شود. توابع پایه شعاعی می‌تواند مسأله دسته‌بندی داده‌های غیرخطی قابل تفکیک را حل کند و سرعت همگرایی آن برای درون‌یابی در مجموعه‌های بسیار بزرگی از داده‌ها در کاربردهای مختلف نشان داده شده است (Wright, 2003). برنامه‌نویسی ژنتیک پس از انتشار توسط کوزا به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است (Koza, 1992). برنامه‌نویسی ژنتیکی در طراحی مدار منطقی، دسته‌بندی داده‌ها، بهینه‌سازی مدارهای دیجیتال برای کاهش فضای تراشه،

توسعه شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق و پردازش تصویر بکار برده شده است. (Miller and Vassilev, 2000) (Hosseini et al, 2014) (Vasicek and Sekanina, 2012) (Bi et al, 2019) (Suganuma et al, 2018) (Evolutionary Deep Learning, 2021) (Liang, 2019)

در تحقیقی از شبکه‌های عصبی و برنامه‌ریزی ژنتیک برای مدل‌سازی بارش-رواناب روزانه حوضه رودخانه جونیاتا^۴ در ایالت پنسیلوانیای آمریکا استفاده شد و نتایج نشان داد که برنامه‌ریزی ژنتیک با دقت بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی فرآیند بارش-رواناب را مدل‌سازی می‌کند (Aytek et al, 2008). در مطالعه پیش‌بینی جریان رودخانه در مقیاس ماهانه با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مختلف و برنامه‌ریزی ژنتیک در دو ایستگاه در کشور ترکیه، نتایج نشان دهنده برتری و کارایی برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به دیگر روش‌های ذکر شده است (Danandeh et al, 2014). همچنین در تحقیقی که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی پارامترهای کیفی EC، SAR و TDS آب زیرزمینی دشت-های مهران و دهلران مدل‌سازی شد. طول و عرض جغرافیایی، هدایت الکتریکی، میزان کل عناصر محلول و مقادیر pH به عنوان متغیر مستقل به کار گرفته شدند. نتایج نشان داد روش شبکه عصبی کارایی بالایی در پیش‌بینی مقادیر پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دارد. ضریب تبیین هر سه عنصر مدل‌سازی شده در سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و تست بالای ۹۰ درصد به دست آمد (میرسنجری و همکاران، ۱۳۹۴).

در بررسی کیفیت آب زیرزمینی دشت زنجان از نظر استانداردهای شرب با استفاده از روش‌های زمین‌آمار و توابع پایه شعاعی، مشخص گردید؛ پارامترهای EC و pH با استفاده از روش عکس فاصله و پارامترهای TH و TDS با استفاده از روش تخمین‌گر توابع شعاعی، کمترین مقدار RMSE را داشته‌اند و برای تهیه نقشه توزیع مکانی پارامترهای کیفیت آب زیرزمینی از این روش‌ها استفاده



آب زیرزمینی استفاده شده باشد، مشاهده نشد. ضرورت تخمین کیفیت آب زیرزمینی از یک طرف و دقت بالای روش‌های مذکور نسبت به سایر شیوه‌های مدل‌سازی از جمله سایر شیوه‌های شبکه عصبی مصنوعی، اهمیت بررسی تحقیق حاضر یعنی تخمین کیفیت آب زیرزمینی با استفاده از روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک و توابع پایه شعاعی را نشان می‌دهد. نتایج و روابط استخراج شده در این تحقیق که در دشت مهران انجام شده است، می‌تواند در سایر آبخوان‌های دیگر نیز مورد بررسی و استفاده قرار گیرد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

دشت مهران یکی از دشت‌های مهم کشاورزی استان ایلام می‌باشد که در مختصات جغرافیایی ۳۳ درجه و ۰۳ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۱۳ دقیقه عرض شمالی و ۴۶ درجه و ۰۵ دقیقه تا ۴۶ درجه و ۱۵ دقیقه طول شرقی قرار دارد. این دشت به وسعت ۲۸۰ کیلومتر مربع و شیب کلی آن از شرق و شمال شرقی به سمت غرب و جنوب غرب است. بر اساس مطالعات هواشناسی، منطقه مورد مطالعه دارای زمستان‌های کوتاه معتدل و کمی مرطوب و تابستان‌های طولانی خشک و خیلی گرم می‌باشد. میزان تأخیر پتانسیل سالیانه این منطقه ۳۳۶۱/۴ میلی‌متر و میانگین بارندگی سالانه ۲۶۷/۰۳ میلی‌متر برآورد شده است. دشت مهران با دارا بودن تراز منفی آب زیرزمینی، یکی از دشت‌های ممنوعه استان ایلام به حساب می‌آید. منابع اصلی تأمین آب کشاورزی در دشت مهران، منابع آب زیرزمینی و شبکه‌های آبیاری رودخانه‌های گاوی و کنجان چم می‌باشد، که به علت وجود خشکسالی‌های پی در پی منطقه در چند سال گذشته، استفاده از آب این رودخانه‌ها در امر کشاورزی به شدت کاهش یافته است.

آمار استفاده شده در این تحقیق، مربوط به آمار کیفی فصلی ۱۰ حلقه چاه در دشت مهران در بازه زمانی سالهای ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۸ می‌باشد. خصوصیات آمار استفاده شده در

شد. (عینلو و همکاران، ۱۳۹۴). همچنین در یک مطالعه در مالزی دو الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی مختلف، یعنی شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی (RBFNN^۱) و مدل‌های شبکه‌های عصبی پس‌انتشار^۲، برای بررسی رابطه شاخص کیفیت آب (WQI^۳) با متغیرهای کیفیت آب در یک تحقیق استفاده شدند. نتایج به دست آمده نشان داد روش شبکه عصبی نسبت به روش تابع پایه شعاعی دقت بالاتری دارد. (Hamed et al, 2017)

در بررسی استفاده از دو روش برنامه‌ریزی ژنتیک شامل کلاسیک (GP) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) برای تخمین کدورت در شبکه توزیع آب شرب، مشخص شد مدل‌های پیش‌بینی بر اساس الگوریتم‌های ارائه شده برآورد دقیق‌تری در مقایسه با روش رگرسیون سنتی ارائه می‌دهند (Bahrudin et al, 2019). همچنین در مطالعه‌ای دیگر که برنامه‌نویسی ژنتیک برای مدل‌سازی بارش رواناب مورد استفاده قرار گرفت، مدل در حوزه رودخانه‌های بلک واتر^۴ و آلاباما^۵ ارزیابی شد. نتایج با گزارشات قبلی مطابقت داشت (Chadalawada et al, 2020).

Mustafa et al, (2021) به مرور تحقیقات انجام شده در فواصل زمانی ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ در خصوص استفاده از انواع روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و اینترنت اشیا در پایش و تخمین کیفیت آب پرداختند. و در این بررسی دریافتند الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی از جمله تابع پایه شعاعی، در پیش‌بینی و نظارت بر پارامترهای کیفیت آب، نتایج رضایت‌بخشی داشتند. همچنین در تحقیقی در کشور مصر از دو روش تابع پایه شعاعی جهت بهبود کیفیت آب زهکشی کشاورزی با استفاده از بیوفیلتر مستغرق استفاده شد و ضمن مطلوب بودن نتایج تحقیق در مورد هر دو روش تابع پایه شعاعی، نشان داد که تابع پایه شعاعی مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO^۶) نتایج مطلوب‌تری داشت. (Hatata et al, 2021)

در مرور مطالعات انجام شده، تحقیقی که از روش برنامه‌ریزی ژنتیک و روش توابع پایه شعاعی جهت تخمین کیفیت

4- Blackwater

5 -Alabama

6 - particle swarm optimization

1- radial basis function neural network

2 -back propagation neural networks

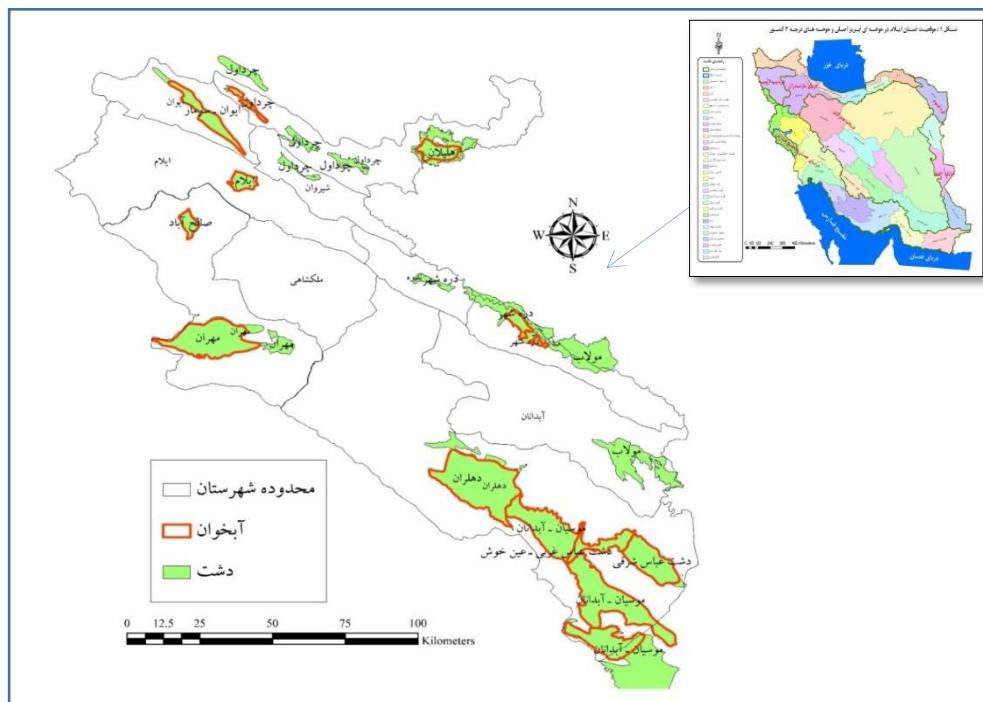
3-Water quality index

در الگوریتم گراف‌های محاسباتی بصورت ماتریس کد می‌شوند. به دلیل استفاده از ماتریس‌ها برای کدگذاری گراف‌های محاسباتی، عملگرهای برنامه‌نویسی ژنتیک یعنی بازترکیبی و جهش را می‌توان به‌سادگی بر روی کروموزوم‌ها تعریف و اعمال کرد. از مزایای روش برنامه‌نویسی ژنتیک می‌توان به عملیات روی ژنوتیپ و استفاده از عملگر جهش ساده مشابه الگوریتم ژنتیک که تغییرات متنوعی را ایجاد می‌کند اشاره کرد (Hosseini et al, 2014; Karami, 2013).

جدول (۱) آمده است. همچنین موقعیت دشت مهران در شکل (۱) و موقعیت چاه‌های مورد بررسی در این تحقیق در شکل (۲) ارائه گردیده است.

روش مورد استفاده

در این مقاله، از روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک مبتنی بر گراف و توابع پایه شعاعی استفاده شد. در روش برنامه‌ریزی ژنتیک کروموزوم بصورت یک ساختار گرافی تعریف شده و



شکل (۱): نقشه موقعیت دشت مهران در استان و کشور

جدول (۱): خصوصیات آماری پارامترهای مورد استفاده در بازه زمانی (۱۳۷۹-۱۳۹۸)

پارامتر	تعداد داده ها	حداکثر	حداقل	میانگین	واریانس
SO4 (m.eq/lit)	۵۰۲	۲۷	۰/۴	۸/۸	۴۳
Cl (m.eq/lit)	۵۰۲	۲۱/۵	۰/۴	۲/۴	۱۰/۴
HCO3 (m.eq/lit)	۵۰۲	۶/۵	۱/۴	۲/۶	۰/۵
Na (m.eq/lit)	۵۰۲	۱۷/۲	۰/۲۵	۲/۴	۶/۱
Mg (m.eq/lit)	۵۰۲	۱۲/۶	۰/۳	۲/۳	۳/۷
Ca (m.eq/lit)	۵۰۲	۲۸/۳	۲/۷	۹/۴	۳۷/۸
EC (micro. Mho/cm)	۵۰۲	۴۰۲۰	۴۲۷	۱۳۰۱/۷	۷۰۷۱۰۳/۴
TDS (m.gr/lit)	۵۰۲	۲۶۹۳	۲۷۳	۸۵۸/۵	۳۲۲۴۰۱/۴
pH	۵۰۲	۸/۱۸	۶/۴۹	۷/۶	۰/۱

برای نمایش ژنوتیپ، از یک ماتریس دو بعدی استفاده شده است که هر ستون نمایانگر گره متناظر در نمایش فنوتیپ است. ورودی‌های هر گره در هر ستون با اعداد ۱، ۲ و ۳ در سطر مربوط به منبع آن ورودی مشخص می‌شوند. هر گره دارای یک یا دو ورودی است و در صورتی که دو ورودی یک گره از یک خروجی تأمین شوند، در سطر مربوط به منبع ورودی عدد ۳ ذخیره می‌شود. ماتریس ژنوتیپ

می‌باشد اما یک سطر برای ذخیره توابع مربوط به گره‌ها به ماتریس اضافه شده است. ورودی‌های مسئله با آدرس‌های 1 تا n_i مشخص می‌شوند به طوریکه n_i تعداد ورودی‌های برنامه است. برای هر تابع، آدرس آن در جدول مراجعه توابع (که ژن تابع نامیده می‌شود) در سطر آخر در ستون مربوط به گره مورد نظر ذخیره می‌گردد.



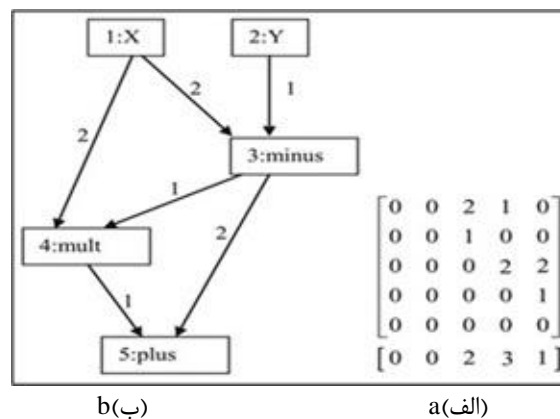
شکل (۲): موقعیت چاه‌هایی که آمار آن‌ها در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است.

یک مثال از نگاشت ژنوتیپ-فنوتیپ برای یک برنامه با یک ورودی، یک خروجی و سه تابع ۱، ۲ و ۳ (که به ترتیب نمایانگر Plus، Minus و Mult می‌باشند) در شکل (۳)

نشان داده شده است. ژن‌های مشخص کننده توابع، آدرس-هایی از جدول مراجعه می‌باشند. تعداد گره‌های تعریف شده برای این برنامه ۴ می‌باشد و در این مثال همه آن‌ها مورد

به گره چهارم، این گره ورودی اول خود را که با عدد یک مشخص شده است از گره اول و ورودی دوم خود که با عدد دو مشخص شده است از گره سوم می‌گیرد و آدرس تابع مربوط به آن در جدول توابع ۳ یا Mult می‌باشد. گره چهارم، گره خروجی است و ورودی اول خود را از گره چهارم و ورودی دوم خود را از گره سوم می‌گیرد و آدرس تابع مربوط به آن در جدول توابع ۱ یا plus می‌باشد

استفاده قرار گرفته‌اند. همان‌گونه که دیده می‌شود، ستون‌های اول و دوم در نمایش ژنوتیپ مربوط به ورودی می‌باشند و مقادیر صفر موجود در آن‌ها نشان می‌دهد که این گره‌ها ورودی ندارد و تابعی را اجرا نمی‌کنند. در ستون سوم در سطر اول عدد ۲ دیده می‌شود که نشان می‌دهد گره سوم ورودی دوم خود را از گره اول می‌گیرد. در ستون سوم در سطر دوم عدد ۱ نشان‌دهنده ورودی اول گره سوم از ورودی دوم است. در سطر ۵ عدد ۲ نمایانگر تابع minus برای این گره است. به همین ترتیب در ستون چهارم مربوط



0	0	2	1	0
0	0	1	0	0
0	0	0	2	2
0	0	0	0	1
0	0	0	0	0
0	0	2	3	1

a(الف)

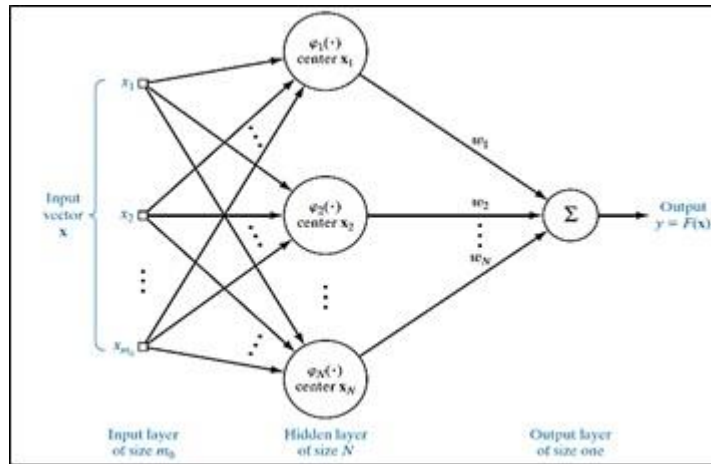
شکل (۳): الف) نمایش ژنوتیپ (ماتریسی) ب) نمایش فنوتیپ (گرافی) برای عبارت محاسباتی $(y - x) * x + (y - x)$ در روش GP

برای یافتن عبارت‌های محاسباتی مربوط به هر خروجی (یعنی EC، TDS و pH) پیاده‌سازی شده است. مجموعه داده‌های مورد استفاده به دو دسته تقسیم می‌شود: دو سوم مجموعه داده‌ها در مجموعه آموزشی و یک سوم داده‌ها در مجموعه آزمون قرار گرفته است. مجموعه آموزشی برای یافتن معادلات در برنامه‌نویسی ژنتیک و مجموعه آزمون برای ارزیابی عملکرد معادلات استفاده می‌شود.

در مطالعات انجام شده در استفاده از روش توابع پایه شعاعی نیز همان‌طور که در شکل (۴) نشان داده شده است، RBF از سه لایه تشکیل شده است. لایه ورودی از گره‌های منبع m_0 تشکیل شده است که داده‌های ورودی را به لایه بعدی تغذیه می‌کند. لایه پنهان یک لایه یادگیری بدون نظارت است و یک تبدیل غیرخطی را اعمال می‌کند.

عملگر جهش ارائه شده در یک فرآیند ساده و سریع توانایی تغییر ورودی یک گره، حذف یک گره، افزودن یک گره به گراف و تغییر تابع یک گره را داراست. عملگر بازترکیبی دارای اهمیت کمتری نسبت به عملگر جهش در برنامه‌نویسی ژنتیک ارائه شده می‌باشد. عملگر بازترکیبی استفاده شده، یک عملگر بازترکیبی یک نقطه‌ای (مشابه بازترکیبی n-نقطه‌ای در الگوریتم‌های ژنتیک) می‌باشد. در روش ارائه شده بدین منظور، ژنوتیپ مربوط به دو والد در یک نقطه به صورت ضربدری با هم ترکیب شده و دو فرزند جدید تولید می‌نمایند (Karami, 2013).

در شبیه‌سازی در روش برنامه‌ریزی ژنتیک، الگوریتم برنامه‌ریزی ژنتیک با ۵۰۰ نسل و ۵۰۰ جمعیت در هر نسل



شکل (۴): توابع پایه شعاعی (Haykin 2010)

هدف، تعداد نوروں‌های لایه پنهان از ۱۰ تا ۲۲۵ متغیر است. برای هر تابع هدف EC، pH و TDS، به ازای یک مقدار ثابت در محدوده تعریف شده برای نوروں‌های لایه پنهان شبیه‌سازی ۱۰۰ بار تکرار می‌شود و میانگین و حداقل MAPE برای تعداد نوروں‌های مشخص شده، محاسبه می‌شود.

در این تحقیق با توجه به اینکه داده‌های مورد استفاده مقادیری بزرگتر از ۱ را دارا هستند، برای ارزیابی و مقایسه دقت الگوریتم‌های استفاده شده نیاز به محاسبه خطا بصورت عددی بین ۰ و ۱ می‌باشد. در صورت استفاده از RMSE و R2 برای محاسبه خطا برای داده‌های آموزشی و آزمایشی امکان بیان دقت روش‌های مورد استفاده بصورت درصد نسبت به کل داده‌ها وجود ندارد، زیرا این خطاها مقادیری بین ۰ و ۱ به دست نمی‌آید و دقت محاسباتی قابل ارزیابی نمی‌باشد. بنابراین میانگین درصد خطای مطلق (MAPE¹) را که خطای محاسباتی بین ۰ و ۱ نتیجه می‌دهد، برای اندازه‌گیری خطا استفاده شده است. این خطا بصورت نسبت تعریف شده در رابطه (۳) بیان می‌شود:

$$e = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{d_t - y_t}{d_t} \right| \quad (3)$$

در اینجا، n تعداد نقاط برازش شده، d_t و y_t به ترتیب مقدار مطلوب و مقدار پیش‌بینی شده توسط روابط به دست آمده از برنامه‌نویسی ژنتیک مربوط به داده t هستند.

با استفاده از تبدیل غیرخطی، داده‌ها موجود از فضای غیرخطی به فضای خطی نگاشت می‌شوند. لایه پنهان RBF یک تبدیل غیرخطی اعمال می‌کند و داده‌های ورودی را به یک فضای خطی تبدیل می‌کند. تعداد نوروں‌ها در لایه پنهان حداکثر به اندازه نمونه‌های داده‌های آموزشی انتخاب می‌شود. تابع گاوسین به عنوان تابع پایه شعاعی در لایه پنهان استفاده می‌شود. (رابطه ۱).

$$\varphi_j(x) = \varphi(x - x_j) = e^{-\frac{1}{\sigma_j^2} \|x - x_j\|^2} \quad j = 1, 2, \dots, N(1)$$

در اینجا، σ_j انحراف معیار ژامین تابع گاوس با مرکز x_j و w_j ضریب ژامین تابع گاوسی در تبدیل خطی است.

لایه خروجی داده‌ها را بر روی خروجی‌های لایه پنهان در فضای خطی طبقه‌بندی می‌کند و با استفاده از روش یادگیری با نظارت، خروجی‌ها را محاسبه می‌کند (رابطه ۲).

$$F(x) = \sum_{j=1}^K \omega_j \varphi(x, x_j) \quad (2)$$

در این تحقیق از نرم‌افزار MATLAB برای پیاده‌سازی و ارزیابی مدل‌های RBF استفاده شده است.

با استفاده از روش توابع پایه شعاعی در مطالعات انجام شده، الگوریتم RBF به‌طور جداگانه برای هر یک از سه تابع هدف EC، pH و TDS آموزش داده شده است. برای هر تابع



مذکور تأثیرگذار بوده است؛ همان طور که از بررسی ضرایب پارامترهای موجود در معادله مشخص است، آنیون‌های Cl، HCO₃ و SO₄ به ترتیب بیشترین تأثیر و کاتیون‌های Na، Ca و Mg کمترین تأثیر را در معادله مذکور دارند. البته پارامترهای Na و Mg به دلیل علامت منفی ضریب در معادله، دارای اثر کاهش می‌باشند.

رابطه ۶، معادله به دست آمده برای pH را نشان می‌دهد. خطاهای این معادله در مجموعه آموزشی و آزمون به ترتیب برابر با ۰/۰۶۱۶ و ۰/۰۶۴۵ است.

$$PH = \frac{Cl}{Na} + \frac{3(SO_4 + HCO_3 + Ca) - Mg}{Ca} \quad (۶)$$

بررسی معادله نشان می‌دهد در این معادله نیز کلیه عناصر شیمیایی موجود در آب چاه‌های کشاورزی که به‌عنوان ورودی در نظر گرفته شده‌اند، دارای اثر می‌باشند که می‌توان گفت پارامترهای SO₄ و HCO₃ و Ca دارای بیشترین اثر در معادله هستند. در این معادله پارامتر Na دارای اثر معکوس می‌باشد. تأثیر پارامتر Mg نیز در معادله کاهش می‌باشد. به عبارت دیگر می‌توان گفت با افزایش پارامترهای Cl، SO₄ و HCO₃ مقدار pH افزایش و با افزایش پارامترهای Na و Mg مقدار pH کاهش می‌یابد.

پارامترهای مؤثر در معادلات به‌دست آمده در این تحقیق (برنامه‌ریزی ژنتیک) در جدول (۲) آمده است. همان طور که مشخص است هیچ یک از پارامترها در تمام معادلات دارای بیش‌ترین و یا کم‌ترین تأثیر نیستند؛ برای مثال پارامتر Na در معادلات TDS و pH دارای کم‌ترین تأثیر و در معادله EC دارای بیش‌ترین تأثیر است و یا پارامتر Cl در معادله EC دارای کم‌ترین تأثیر و در معادله TDS دارای بیش‌ترین تأثیر است.

میانگین درصد خطاهای مطلق معادلات به‌دست آمده نیز در جدول (۳) آمده است. همان طور که از اعداد جدول مشخص است، تمام خطاهای محاسبه شده کمتر از ۰/۰۷ است که نشان از دقت قابل قبول معادلات به‌دست آمده دارد.

نتایج و بحث

روش برنامه‌ریزی ژنتیک

در روش برنامه‌ریزی ژنتیک، به شیوه بیان شده و با استفاده از مقادیر عناصر شیمیایی موجود در آب چاه‌های کشاورزی دشت مهران (Na, Mg, Ca, HCO₃, Cl, SO₄)، رابطه‌های ریاضی ۴، ۵ و ۶ به منظور تخمین پارامترهای کیفی آب چاه‌های دشت مذکور (EC, TDS و pH) به‌دست آمده است.

معادله به دست آمده برای EC در معادله (۴) نشان داده شده است. خطاهای MAPE محاسبه شده برای این معادله در مجموعه داده‌های آموزشی و آزمون به ترتیب برابر با ۰/۰۴۸۷ و ۰/۰۵۳۶۹ است.

$$EC = 5(Cl - SO_4 - HCO_3 + 10Mg + 20(Na + Ca) + 10) \quad (۴)$$

در معادله به‌دست آمده، کلیه عناصر شیمیایی موجود در آب که به‌عنوان ورودی‌های مدل در نظر گرفته شده‌اند، تأثیرگذار بوده است؛ با بررسی ضرایب این پارامترها در معادله مشاهده می‌گردد، پارامترهای Na و Ca با ضریب مستقیم ۲۰ بیشترین تأثیر را در برآورد مقدار EC دارند و پارامتر Mg نیز با ضریب مستقیم ۱۰ در مرتبه دوم بیشترین تأثیرگذاری در برآورد مقدار EC می‌باشد. و پارامترهای Cl، SO₄ و HCO₃ کمترین تأثیر را در معادله مذکور دارند. البته تأثیر پارامترهای SO₄ و HCO₃ به دلیل ضریب منفی در معادله، در مقدار EC کاهش می‌دهند.

معادله به‌دست آمده برای TDS نیز به‌صورت معادله (۵) نشان داده شده است. میانگین خطای مطلق این معادله در مجموعه داده‌های آموزشی و آزمون به ترتیب برابر با ۰/۰۵۳۵ و ۰/۰۵۹۱ محاسبه گردید.

$$TDS = 10(5SO_4 + 7Cl + 6HCO_3 + Na - Mg + Ca) \quad (۵)$$

در معادله به دست آمده جهت تخمین TDS نیز کلیه عناصر شیمیایی موجود در آب چاه‌های کشاورزی دشت

جدول (۳): میانگین درصد خطای مطلق معادلات در داده‌های آموزشی و آزمون در روش GP

پارامتر کیفی	میانگین درصد خطای مطلق در داده‌های آموزشی	میانگین درصد خطای مطلق در داده‌های آزمون
EC	۰/۰۴۷۸	۰/۰۵۳۶۹
TDS	۰/۰۵۳۵	۰/۰۵۹۱
pH	۰/۰۶۱۶	۰/۰۶۴۵

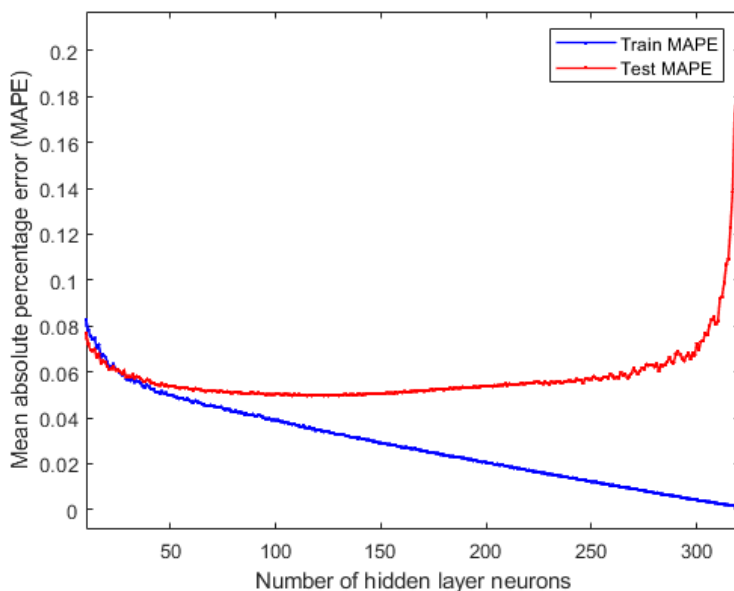
جدول (۲): پارامترهای مؤثر در معادلات به دست آمده در روش GP

معادله محاسبه پارامتر کیفی	پارامترهای مؤثر در معادله	بیشترین تأثیر	کمترین تأثیر
EC	Ca و Na	HCO ₃ و SO ₄ ، Cl	
TDS	Cl	Ca و Mg، Na	
pH	HCO ₃ و SO ₄	Mg و Na	

EC، pH و TDS، به ترتیب در شکل‌های (۵) و (۶) و (۷) نشان داده شده است.

روش توابع پایه شعاعی

در روش توابع پایه شعاعی نیز نتایج آزمایش‌های انجام شده بر حسب تعداد نورون‌های لایه پنهان برای توابع هدف



شکل (۵): MAPE میانگین در داده‌های آموزشی و آزمایشی برای تابع پارامتر EC در روش RBF

داده‌های آموزشی و آزمایشی EC، در جدول (۴) آورده شده است.

شکل (۶) نتایج آزمایش برای تابع pH را نشان می‌دهد، همان‌گونه که دیده می‌شود، MAPE برای داده‌های آموزشی با افزایش تعداد نورون‌های لایه مخفی کاهش می‌یابد. در حداکثر تعداد نورون‌های لایه مخفی (یعنی ۳۲۰ نورون) کمترین مقدار MAPE به دست می‌آید. با افزایش تعداد نورون‌های لایه مخفی، MAPE برای داده‌های آزمایشی کمی کاهش یافته و در تعداد نورون ۱۰ کمترین میزان MAPE به دست آمده است و پس از آن با افزایش

همان‌طور که در شکل (۵) دیده می‌شود، برای داده‌های آموزشی با افزایش تعداد نورون‌های لایه مخفی، خطای MAPE برای EC کاهش می‌یابد و با رسیدن به حداکثر تعداد نورون‌های لایه مخفی (یعنی ۳۲۰ نورون) کمترین مقدار MAPE به دست می‌آید. با افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان تا ۱۱۷، خطای MAPE مربوط به داده‌های آزمایشی برای تابع EC کاهش می‌یابد و با افزایش تعداد نورون‌ها بعد از ۱۱۷، MAPE آزمون افزایش می‌یابد. مینیمم MAPE با تعداد نورون‌های ۱۱۷ برای لایه مخفی به دست آمده است. MAPE میانگین و حداقل برای

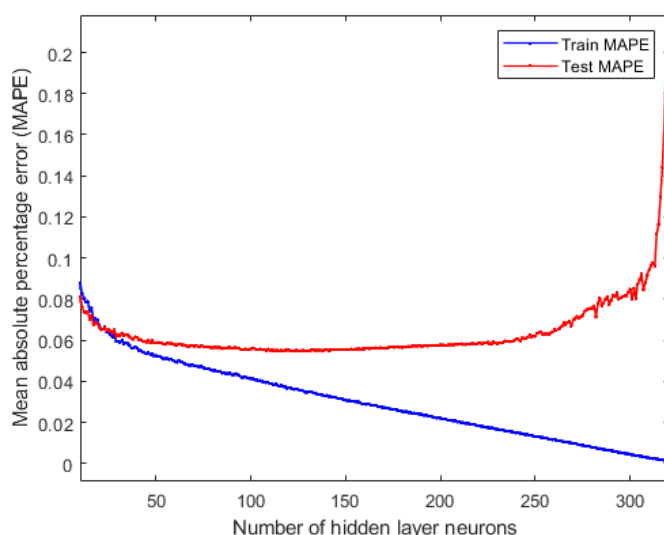
تعداد نورون‌ها، MAPE افزایش می‌یابد. در جدول (۴)، می‌توان میانگین و حداقل برای داده‌های آموزشی و آزمایشی در تعداد نورون‌های ۱۰ و ۳۲۰ مربوط به pH را مشاهده کرد.

تعداد نورون‌ها، MAPE به کم‌ترین مقدار می‌رسد. با افزایش تعداد نورون‌های لایه مخفی تا ۱۳۰، MAPE برای داده‌های آزمایشی نزولی و پس از آن صعودی است. بنابراین مینیمم MAPE برای داده‌های آزمایشی با تعداد نورون‌های ۱۳۰ به دست آمده است. نتیجه MAPE آزمایش‌های انجام شده برای TDS به صورت میانگین و حداقل برای داده‌های آموزشی و آزمایشی در تعداد نورون‌های ۱۳۰ و ۳۲۰ مربوط به pH را در جدول (۴) می‌توان دید.

تعداد نورون‌ها، MAPE افزایش می‌یابد. در جدول (۴)، می‌توان میانگین و حداقل برای داده‌های آموزشی و آزمایشی در تعداد نورون‌های ۱۰ و ۳۲۰ مربوط به pH را مشاهده کرد.

MAPE برای داده‌های آموزشی و آزمایشی برای TDS، در شکل (۷) آورده شده است. برای داده‌های آموزشی، با افزایش تعداد نورون‌های لایه مخفی، MAPE کاهش یافته و در حداکثر تعداد نورون‌های لایه مخفی (یعنی ۳۲۰)

شکل (۶): MAPE میانگین در داده‌های آموزشی و آزمایشی برای تابع پارامتر PH در روش RBF

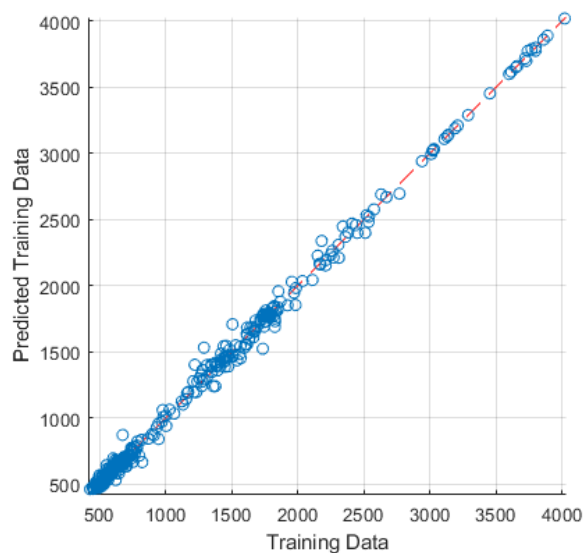


شکل (۷): MAPE میانگین در داده‌های آموزشی و آزمایشی برای تابع پارامتر TDS در روش RBF

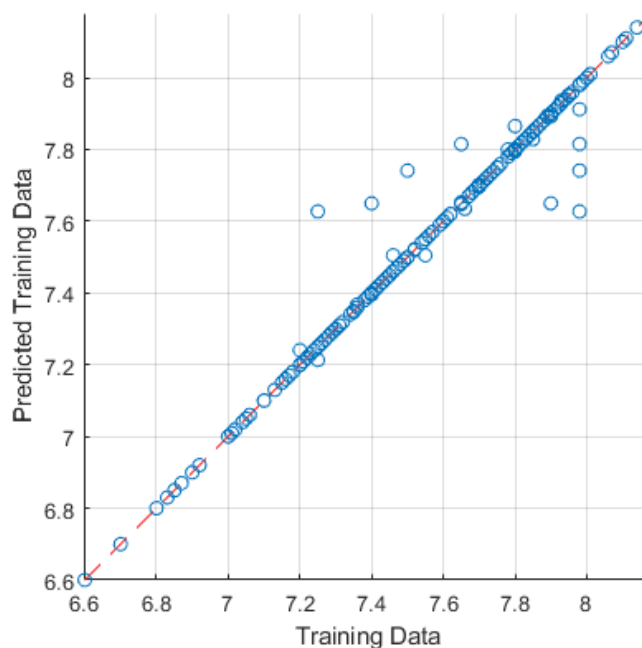
دقت روش RBF با بیان ارتباط نظیر به نظیر بین داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده در داده‌های آموزشی برای توابع هدف EC، pH و TDS، به ترتیب در شکل‌های (۸) و (۹) و (۱۰) آورده شده است.

جدول (۴): نتایج حاصل از روش RBF

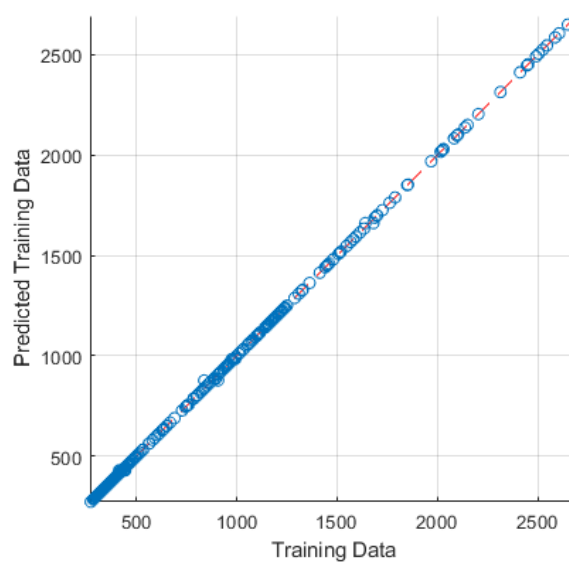
تابع هدف	EC		pH		TDS	
تعداد نورون‌های لایه پنهان	۱۱۷	۳۲۰	۱۱۰	۳۲۰	۱۳۰	۳۲۰
میانگین درصد خطای مطلق داده‌های آموزشی	۰/۰۳۵۵	۰/۰۰۱۴	۰/۰۳۱۴	۰/۰۰۱۴	۰/۰۳۴۷	۰/۰۰۱۳
میانگین درصد خطای مطلق داده‌های آزمون	۰/۰۴۹۶	۰/۳۰۸۳	۰/۰۳۵۱	۰/۲۲۷۰	۰/۰۵۴۷	۰/۳۰۱۵
حداقل درصد خطای مطلق داده‌های آموزشی	۰/۰۳۱۳	۰/۰۰۱۰	۰/۰۳۰۸	۰/۰۰۱۰	۰/۰۳۱۲	۰/۰۰۰۹
حداقل درصد خطای مطلق داده‌های آزمون	۰/۰۴۶۰	۰/۱۹۵۸	۰/۰۳۵۰	۰/۰۵۵۲	۰/۰۵۳۳	۰/۲۰۸۲



شکل (۶): داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر آنها برای پارامتر EC در روش RBF



شکل (۸): داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر آنها برای پارامتر PH در روش RBF



شکل (۱۰): داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر آنها برای پارامتر TDS در روش RBF

مقایسه نتایج روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک و توابع پایه شعاعی

مطلق (MAPE) دو روش مقایسه شد. نتایج این مقایسه در جدول (۵) آورده شده است. نتایج نشان داد، در برآورد هر سه پارامتر کیفی آب زیرزمینی EC، PH و TDS، میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) در روش توابع پایه شعاعی

در روش برنامه‌ریزی ژنتیک معادلات محاسبه پارامترها حاصل شد و در روش توابع پایه شعاعی برآورد پارامترها انجام گرفت. جهت مقایسه دقت نتایج این دو روش در برآورد پارامترهای کیفی آب، میانگین درصد خطای

شد، روابط به دست آمده در روش برنامه ریزی ژنتیک نیز از دقت قابل قبولی در برآورد پارامترهای کیفی آب زیرزمینی برخوردارند.

از روش برنامه ریزی ژنتیک کمتر بوده و این موضوع از دقت بیشتر روش توابع پایه شعاعی در مقایسه با روش برنامه ریزی ژنتیک حکایت دارد. همان طور که قبلاً هم بیان

جدول (۵): میانگین درصد خطای مطلق در روش برنامه ریزی ژنتیک و روش پایه شعاعی

پارامتر کیفی	روش برآورد	برنامه ریزی ژنتیک	توابع پایه شعاعی
EC		۰/۰۵۳۶۹	۰/۰۴۶
TDS		۰/۰۵۹۱	۰/۰۳۵
pH		۰/۰۶۴۵	۰/۰۵۴

و HCO_3 مقدار pH افزایش می یابد. در روش توابع پایه شعاعی، مقادیر خطا برای تخمین پارامترهای کیفی EC، TDS و pH به ترتیب ۰/۰۴۶، ۰/۰۳۵ و ۰/۰۵۳ حاصل شد، که نشان از دقت قابل قبول روش توابع پایه شعاعی در تخمین مقادیر پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دارد. نتایج حاصل از مدل سازی تحقیق نشان داد روش توابع پایه شعاعی (RBF) در تخمین پارامترهای کیفی EC، TDS و pH عملکرد بهتری نسبت به روش برنامه ریزی ژنتیک (GP) داشته است و خطای تخمین پارامترهای کیفی در روش توابع پایه شعاعی برای داده های آموزش و آزمایش از روش برنامه ریزی ژنتیک کمتر است. پیشنهاد می گردد معادلات به دست آمده در روش برنامه ریزی ژنتیک برای مناطق دیگری نیز مورد بررسی و استفاده قرار گیرند. همچنین پیشنهاد می شود از روش توابع پایه شعاعی نیز جهت تخمین پارامترهای کیفی آب زیرزمینی در مناطق دیگر نیز استفاده و نتایج حاصله با نتایج این تحقیق مورد مقایسه قرار گیرد.

نتیجه گیری

در این پژوهش با استفاده از مدل های هوش مصنوعی و به کارگیری و مقایسه روش های برنامه ریزی ژنتیک (GP) و توابع پایه شعاعی (RBF) و با استفاده از مقادیر عناصر شیمیایی موجود در آب چاه های کشاورزی دشت مهران (Ca, Mg, Na, HCO_3 , Cl و SO_4)، پارامترهای کیفی آب چاه های دشت مذکور (EC، TDS و pH) تخمین داده شده است و همچنین با استفاده از روش برنامه ریزی ژنتیک، رابطه های ریاضی به منظور تخمین پارامترهای کیفی آب چاه های دشت مذکور به دست آمده است. در معادلات به دست آمده از روش برنامه ریزی ژنتیک تمام پارامترهای کیفی ورودی تأثیرگذار بوده اند. در معادله به دست آمده جهت تخمین EC پارامترهای Na و Ca بیشترین تأثیر را دارند. در معادله به دست آمده جهت تخمین TDS نیز آنیون های Cl ، HCO_3 و SO_4 به ترتیب بیشترین تأثیر و کاتیون های Na، Mg و Ca دارای کمترین تأثیر می باشند. همچنین در معادله pH نیز با افزایش پارامترهای Cl ، SO_4

منابع

- غلامی، و.، درخشان، ش. و درواری، ز. ۱۳۹۱. بررسی روش رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی در شبیه سازی آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران. مجله پژوهش آب در کشاورزی، دوره ۲۶، شماره ۳، ص ۷۰-۶۱.
- میرسنجری، م.، محمدیاری، ف.، بصیری، ر. و حمیدی پور، ف. ۱۳۹۴. "مدل سازی پارامترهای کیفی EC، SAR و TDS در آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت مهران و دهلران)، نشریه انسان و محیط زیست، دوره ۱۵، شماره ۳، ص ۱۲-۱.
- عینلو، ف.، معافی رابری، ع.، ملکیان، آ.، قضاوی، ر. و محسنی ساروی، م. ۱۳۹۴. بررسی کیفیت آب زیرزمینی دشت زنجان از نظر استانداردهای شرب با استفاده از رویکرد زمین آمار. مجله جغرافیا و برنامه ریزی محیطی، سال ۲۷، شماره ۲، ص ۱۶-۱.



Aytek A, Asce M and Alp M. 2008. An application of artificial intelligence for rainfall–runoff modeling. *J Earth System Science* 117: 145-155.

HRNİJA, B., Mehr, A. D. and SEFİK, B. 2019. Genetic programming for turbidity prediction: hourly and monthly scenarios. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi* 25.8 (2019): 992-997.

Bi, Y., Xue, B. and Zhang, M. 2019. An evolutionary deep learning approach using genetic programming with convolution operators for image classification. In *2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)* (pp. 3197-3204). IEEE.

Chadalawada, H. M. V. V. Herath, and V. Babovic. 2020. Hydrologically Informed Machine Learning for Rainfall-Runoff Modeling: A Genetic Programming-Based Toolkit for Automatic Model Induction. *Water Resour. Res.*, vol. 56, no. 4, Apr. 2020, doi: 10.1029/2019WR026933.

Danandeh Mehr, Ali. Ercan, Kahya. and Cahit, Yerdelen. 2014. Linear genetic programming application for successive-station monthly streamflow prediction. *Computers & Geosciences* 70 (2014): 63-72.

Evolutionary Deep Learning. 2021. A Genetic Programming Approach to Image Classification. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8477933/> (accessed Jun. 21, 2021).

Hameed, M., Sharqi, S. S., Yaseen, Z. M., Afan, H. A., Hussain, A., & Elshafie, A. 2017. Application of artificial intelligence (AI) techniques in water quality index prediction: a case study in tropical region, Malaysia. *Neural Computing and Applications*, 28(1): 893-905.

Hatata, A., El-Gohary, E. H., Abd-Elhamid, H. F., & Said, N. 2021. Application of an artificial neural network for the improvement of agricultural drainage water quality using a submerged biofilter. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(5): 5854-5866.

Hosseini, S.H., Karami, M., Olazar, M., Safabakhsh, R. and Rahmati, M., 2014. Prediction of the minimum spouting velocity by genetic programming approach. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 53(32): 12639-12643.

Huiqun, M, and Liu, L. 2008. Water quality assessment using artificial neural network. *International Conference on Computer Science and Software Engineering*. Vol. 1. IEEE, 2008.

Haykin, S. 2010. *Neural networks and learning machines*, 3/E. Pearson Education India.

Karami, M. 2013. Development of cellular processing algorithms using genetic programming in machine vision application. *Amirkabir University of Technology*, 2013.

Koza, J, R. 1992. *Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection*, vol. 1. MIT press, 1992.

Koza, J, R. 1994. Genetic programming as a means for programming computers by natural selection. *Stat. Comput.*, 4(2): 87–112, 1994.

Liang, J., Xue, Y. and Wang, J., 2020. Genetic programming based feature construction methods for foreground object segmentation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 89, p.103334.

Miller, J.F., Job, D. and Vassilev, V.K., 2000. Principles in the evolutionary design of digital circuits—Part I. Genetic programming and evolvable machines, 1(1): 7-35

Mustafa, H. M., Mustapha, A., Hayder, G., & Salisu, A. 2021. Applications of IoT and Artificial Intelligence in Water Quality Monitoring and Prediction: A Review. In *2021 6th International Conference on Inventive Computation TEchnologies (ICICT)*: 968-975 IEEE.

Suganuma, M., Shirakawa, S. and Nagao, T., 2017, July. A genetic programming approach to designing convolutional neural network architectures. In *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference* :497-504

Vasicek, Z. and Sekanina, L., 2012, June. On area minimization of complex combinational circuits using cartesian genetic programming. In *2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation*: 1-8. IEEE.

Wright, G. B. (2003). *Radial basis function interpolation: numerical and analytical developments*. University of Colorado at Bou