



Optimum use of underground water table using artificial intelligence FNN-LM model (case study: Khuzestan plain)

Farkhonde Hashemi Ghand Ali*

MAs in Geography and Urban Planning, Shahid Chamran University of Ahvaz , Ahvaz,Iran

Received Date: 18 April 2024 Accepted Date: 19 May 2024

Abstract

Background and Aim: The use of neural intelligence in predicting the variables of water resources, including underground water, is widely increasing. This research through artificial intelligence and FNN-LM model pursues several goals, which include determining the parameters affecting the fluctuations of the underground water level in the Khuzestan plain, as well as investigating the spatial and temporal effects of the water level parameters through 10-year time data and Then, the modeling of groundwater level fluctuations in selected piezometers in the plain is studied.

Methodology: The use of artificial intelligence and the FNN-LM model method, and at the end, by changing the percentage of the last month of the input data in the model, hypothetical conditions were created and according to the obtained neural network models, the fluctuations of the underground water level were predicted. In this hypothetical situation, it was discussed.

Findings and Conclusion: The effect of the discharge parameter from the wells is far more than the effect of the rainfall parameter, so that the prediction of drought and drought conditions is only due to the change of the rainfall. By using the created neural network models for each observation well and using the most accepted method of geostatistical models, an appropriate spatial and temporal prediction of the groundwater level was made. The best modeling of water level fluctuations with the FNN-LM model was achieved by choosing appropriate parameters and with the most acceptable time delay.

Key words: Artificial intelligence, underground water level, FNN-LM model, Khuzestan plain.

* **Correspong Author :** f.hashemii1401@gmail.com

Cite this article: Hashemi Ghand Ali, F. (2024). Optimum use of underground water table using artificial intelligence FNN-LM model (case study: Khuzestan plain). *Journal of Sustainable Urban & Regional Development Studies (JSURDS)*139-156.



شاپا: ۰۷۶۴-۲۷۸۳

دوره ۵، شماره ۲، شماره پیاپی ۱۶، تابستان ۱۴۰۳

Journal Homepage <https://www.srds.ir/>
Dor. https://www.srds.ir/article_196489.html

استفاده بهینه از سفره آب های زیرزمینی با استفاده از مدل FNN-LM هوش مصنوعی (مطالعه موردی: دشت خوزستان)

فرخنده هاشمی قندعلی*

۱. کارشناس ارشد جغرافیا و برنامه ریزی شهری دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۱/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۳۰

چکیده

زمینه و هدف: استفاده از هوش عصبی در پیش بینی متغیرهای منابع آبی از جمله آب زیرزمینی بطور گسترده رو به افزایش است. **هدف:** این تحقیق از طریق هوش مصنوعی و مدل FNN-LM چندین هدف را دنبال می کند که شامل تعیین پارامترهای موثر بر نوسانات سطح آب زیرزمینی در دشت خوزستان و همچنین بررسی تاثیر مکانی و زمانی پارامترهای سطح آب از طریق داده های زمانی ۱۰ ساله و سپس مدل سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی در پیرومترهای منتخب در دشت مورد مطالعه است.

روش بررسی: استفاده از هوش مصنوعی و روش مدل FNN-LM بود و در انتها با تغییر درصدی یک ماه آخر داده های ورودی در مدل، اقدام به ایجاد شرایط فرضی گردید و با توجه به مدل های شبکه عصبی بدست آمده به پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در این شرایط فرضی پرداخته شد. **یافته ها:** تاثیر پارامتر تخلیه از چاهها به مراتب بیشتر از تاثیر پارامتر میزان بارندگی می باشد، بطوریکه پیش بینی شرایط ترسالی و خشکسالی که فقط در اثر تغییر میزان بارندگی است.

یافته ها و نتیجه گیری: با استفاده از مدل های ایجاد شده شبکه عصبی برای هر چاه مشاهده ای و استفاده از مقبولترین روش مدل های ژئواستاتستیکی پیش بینی مکانی و زمانی مناسبی از سطح آبهای زیرزمینی صورت گرفت. بهترین مدل سازی نوسانات سطح آب با مدل FNN-LM از طریق انتخاب پارامترهای مناسب و با قابل قبول ترین تاخیر زمانی بدست آمد.

کلید واژه ها: هوش مصنوعی، سطح آب زیرزمینی، مدل FNN-LM، دشت خوزستان.

* نویسنده مسئول: f.hashemii1401@gmail.com

ارجاع به این مقاله: هاشمی قندعلی، فرخنده. (۱۴۰۳). استفاده بهینه از سفره آب های زیرزمینی با استفاده از مدل FNN-LM هوش مصنوعی (مطالعه موردی: دشت خوزستان). فصلنامه مطالعات توسعه پایدار شهری و منطقه ای، ۵(۲)، ۱۵۶-۱۳۹.

مقدمه و بیان مسأله

یکی از فاکتورهای مهم در مدیریت صحیح هر زمینه، داشتن یک دید و نگرش مناسب از اتفاقات آینده در آن زمینه می باشد. در مدیریت منابع آب این امر مستثنی نبوده و آگاهی از وضعیت منابع آب در یک منطقه نقش تعیین کننده ای در برنامه ریزی های آبی، کشاورزی و ... آن دارد. خصوصاً اگر بتوان با استفاده از تحلیل های آماری، مدل های ریاضی و ... شرایط منابع آب در آینده را نیز پیش بینی نمود (اصغری مقدم، ندیری و فیجانی، ۱۳۸۵: ۹).

با توجه به کاهش نزولات جوی و خشکسالی دهه اخیر و در نتیجه کمبود آب در پهنه وسیعی از کشور، مدیریت آب های زیرزمینی از اهمیت و حساسیت بسیار زیادی برخوردار است. برای اعمال یک مدیریت صحیح نیاز به شناسایی و به مدل درآوردن و پیش بینی نوسانات سطح آب سفره های زیر زمینی در دشتهای جهت برنامه ریزی های بلندمدت و استفاده بیشتر و بهتر از پتانسیل های آبی دشتهای عمیقاً احساس می شود. فاکتورها و عوامل مختلفی بر روی سطح آب زیرزمینی تاثیر گذار است که از جمله آنها، عوامل آب و هوایی (حرارت، میزان بارندگی، تبخیر)، میزان تخلیه و تغذیه از سفره و ... می باشند، که تحلیل این پدیده را مشکل می سازند. مدل های فیزیکی-مفهومی، رگرسیونی و سری های زمانی از معمولترین روشهای تحلیل نوسانات سطح آب زیرزمینی (هیدروگراف) می باشند (درویش زاده، ۱۳۷۵: ۲۷).

اساس اکثر روش های پیش بینی بر پایه نوعی شبیه سازی از وضعیت موجود سیستم می باشد که اصطلاحاً به این موضوع مدل سازی^۱ گفته می شود. مدل های احتمالاتی یا مدل های آماری از رابطه مابین سری های زمانی و یک یا چند سری زمانی دیگر بهره می جویند. امروزه به جهت پیش بینی و یافتن و درک روابط بین پارامترهای موثر در نوسانات سطح آب زیرزمینی (زمانی و مکانی)، از تکنیک های پیشرفته استفاده می گردد. یکی از این روشها استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می باشد، که این شبکه ها الهام گرفته از مغز انسان و چگونگی پردازش اطلاعات؛ آموزش و یادگیری می باشد (گیلانی مکنونی، ۱۳۸۳: ۵۴).

مدل هوش مصنوعی در واقع یک مدل جعبه سیاه^۲ می باشد که فقط از طریق آموزش و یادگیری به ارتباط پیچیده و پنهان پدیده ها بخصوص پدیده های غیر خطی که بوسیله مدل های خطی و روابط آماری قابل درک و استنباط نیست، دست پیدا می کند. مدل های پیش بینی که از طریق هوش مصنوعی بدست می آید، به نسبت مدل های خطی نظیر ARIMA و یا حتی مدل های غیر خطی دیگر مانند فازی مدل های بسیار کارا بوده و نتایج بسیار خوبی را نشان می دهند (محمدی، ۱۳۸۱: ۳۵).

در این مقاله نیز با توجه به اهمیت موضوع مدیریت و بهره برداری بهینه از منابع آب های زیرزمینی، از طریق سری های زمانی به مدلسازی، شبیه سازی و در نهایت پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از هوش مصنوعی در منطقه مورد مطالعه پرداخته شده است. منطقه مورد مطالعه دشت خوزستان می باشد که منطقه ای جلگه ای بوده و استفاده از آب زیرزمینی در آن از اهمیت بالایی برخوردار است.

مبانی نظری

معرفی هوش مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی سیستمی نوین جهت تجزیه و تحلیل داده هاست. ANN که با الهام از طرز کار مغز بشر ساخته شده است قادر است به سادگی ارتباطات پنهان میان داده ها را حتی داده هایی که دارای ارتباط غیرخطی، توزیعی، موازی، غیررقومی (آنالوگ) و غیرالگوریتمی هستند کشف کند. به عبارت دیگر ANN قابلیت فراگیری و طراحی خود را دارا می باشد. ANN درست مثل انسانها با استفاده از مثالها آموزش می بیند، همانطور که یک بچه با دیدن انواع مختلف از یک حیوان قادر به تشخیص آن می باشد. شبکه های

¹ Modeling

² Black Box

³ ANN(Artificial Neural Network)

عصبی در اواسط دهه ۸۰ میلادی، در پی پیشرفتهای چشمگیر تکنولوژی، دوباره مطرح شدند. شبکه عصبی بعنوان نسل ششم محاسبه شناخته شد و بطور گسترده در بسیاری از رشته‌های علمی مورد استفاده قرار گرفت (کولیبالی، آنکتیل و بوبی، ۲۰۰۰: ۲۴۴-۲۵۷).

معرفی محدوده مورد مطالعه

موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه دشت خوزستان می باشد. شکل این دشت بصورت مستطیل بوده و تمامی پیرامون آن را ارتفاعات و بخش مرکزی را آبخوان آبرفتی تشکیل می دهد. وسعت کل حوضه آبریز دشت در حدود ۳۴۲۵ کیلومترمربع بوده که از این میزان حدود ۹۸۰ کیلومترمربع را دشت و مابقی را ارتفاعات تشکیل می دهد. بطور کلی آبخوان خوزستان بصورت هلالی بوده که طول متوسط آن حدود ۵۵ کیلومتر مربع و عرض متوسط آن حدود ۵ کیلومتر مربع می باشد (کولیبالی، آنکتیل، آراونا و بوبی، ۲۰۰۱: ۳۸-۳۷).

زمین شناسی منطقه مورد مطالعه

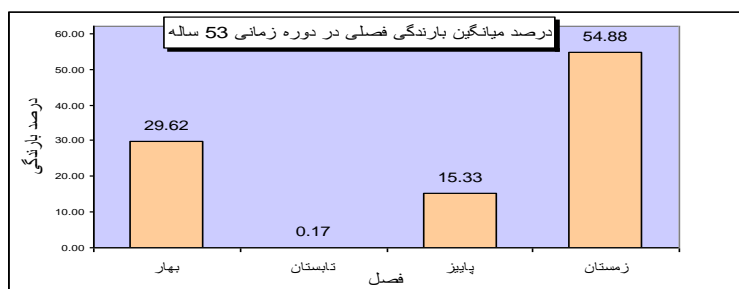
بررسی و شناخت سازندهای زمین شناسی از نظر تاثیر بر کیفیت آب ها و نقش گسل ها و ساختارهای زمین شناسی در تشکیل لایه های آبدار از اصول اولیه مطالعات هیدروژئولوژیکی یک منطقه می باشد. بطور کلی از نظر زمین شناسی دشت خوزستان را می توان به پنج ناحیه سنگی تقسیم بندی نمود.

تشکیلات کرتاسه، سوبات نوع فلیش، تشکیلات پالئوژن، تشکیلات نئوژن و رسوبات کواترنر (کولیبالی، آنکتیل و بوبی، ۲۰۰۱: ۳۷۶-۳۶۷).

هواشناسی

بارندگی

برای بررسی مقدار بارندگی سالانه در محدوده دشت خوزستان از آمار ایستگاههای هواشناسی استفاده شده است. با توجه به ترسیم بارندگی سالانه در یک دوره زمانی ۵۳ ساله (۳۴-۱۳۳۵ تا ۸۶-۱۳۸۷)، اختلاف میزان بارندگی در این دوره زمانی در ایستگاه هواشناسی خوزستان بین ۳۳۵٫۷ میلیمتر در سال ۳۵-۱۳۳۶ و ۶۲٫۵ میلیمتر در سال ۷۹-۱۳۸۰ می باشد (شکل ۱)، (دالیاکوپولوس، کولیبالی و تسانیس، ۲۰۰۵: ۲۲۹-۲۴۰).



شکل (۱) درصد میانگین بارندگی در دوره زمانی ۵۳ ساله

درجه حرارت

درجه حرارت در ماههای فصل تابستان به حداکثر و در ماههای فصل زمستان به حداقل مقدار خود می رسد. دامنه تغییرات حداکثر مطلق و حداقل مطلق در زمستان زیاد و در تابستان کم است. با توجه به دوره زمانی ۵۲ ساله (۳۳-۱۳۳۴ تا ۸۵-۱۳۸۶) مشخص

¹ Coulibaly, Antcil & Bobée

² Aravena

³ Daliakopoulos, Coulibaly & Tsanis

گردید که گرمترین سال در این دوره سال ۵۶-۱۳۵۷ می باشد و سردترین سال در این دوره در سال ۳۶-۱۳۳۷ اتفاق افتاده است (گارسیا و شیگیدی، ۲۰۰۶: ۲۱۵-۲۳۱).

تبخیر و تعرق

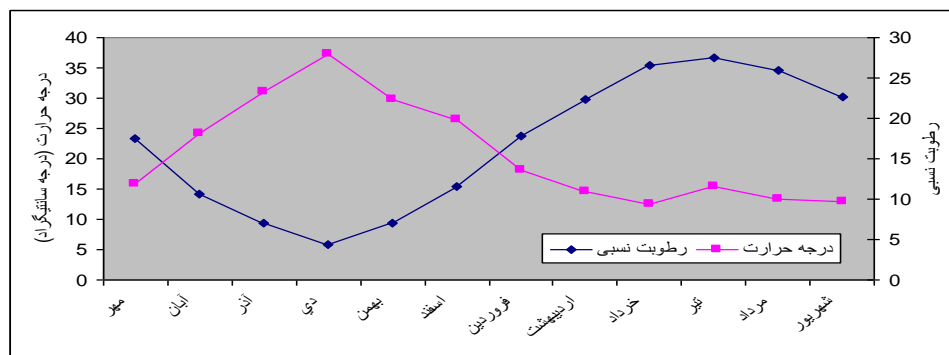
تبخیر و تعرق پتانسیل و اجزاء آن با استفاده از متوسط درجه حرارت ماهانه ایستگاه خوزستان به روش تورنت وایت (گراسبرگ و حسون، ۱۹۸۰: ۵۱) محاسبه و در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول (۱) محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل و اجزاء آن با استفاده از متوسط درجه حرارت ماهانه ایستگاه خوزستان به روش تورنت وایت

محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل و بیلان آبی ماهانه در سال آبی ۸۵-۱۳۸۶ به روش تورنت وایت												
مهر	آبان	آذر	دی	بهمن	اسفند	فروردین	اردیبهشت	خرداد	تیر	مرداد	شهریور	سالانه
18.2	10.3	7.65	3.2	4.1	12.35	17.25	20.4	26.75	28.4	25.4	23.35	16.44583
0	10.5	0.4	20.7	23	8.8	15.8	5.3	0	0	0	0	84.5
67.11	21.95	12.69	2.76	4.17	35.58	68.20	100.89	162.52	185.37	143.34	110.93	915.50

رطوبت نسبی

بررسی رطوبت نسبی نشان‌دهنده تبعیت کامل آن از درجه حرارت و بارندگی می‌باشد (دالیاکوپولوس، کولیالی و تسانیس، ۲۰۰۵: ۲۲۹-۲۴۰) بطوری که در فصل زمستان و پائیز میزان رطوبت نسبی با افت درجه حرارت و شروع دوره بارندگی افزایش یافته و در فصول خشک کاهش قابل توجهی می‌یابد. شکل (۲) ارتباط تغییرات متوسط درجه حرارت و رطوبت نسبی ماهانه در ایستگاه سینوپتیک خوزستان در یک دوره شاخص زمانی ۱۰ ساله را ارائه داده است.



شکل (۲) تغییرات میانگین درجه حرارت و رطوبت نسبی ماهانه در ایستگاه هواشناسی خوزستان در دوره ۱۰ ساله (۱۳۷۶-۱۳۸۶)

رفتار سنجی چاه‌های مشاهده‌ای

جهت درک بهتر وضعیت هیدرولیکی آب زیرزمینی و در نتیجه شناخت بهتر آبخوان جهت مدلسازی دقیق آن در محدوده مورد مطالعه اقدام به بررسی رفتار محلی و منطقه‌ای تراز سطح ایستابی در چاه‌های مشاهده‌ای گردید. در دشت خوزستان حدود ۲۲ چاه مشاهده‌ای حفاری شده است که از آنها فقط تعداد ۱۳ چاه مشاهده‌ای جهت پلیگون تائیس و ترسیم هیدروگراف دشت استفاده می‌شود (هایکین، ۱۹۹۴: ۴۸).

¹ Garcia & Shigidi

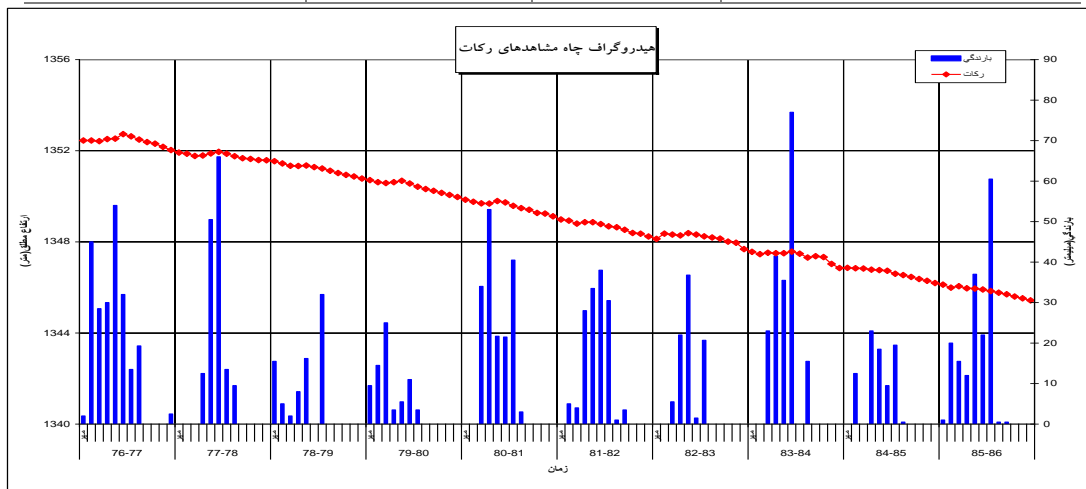
² Grossberg & Hassoun

³ Haykin

براساس طول بازه زمانی داده های هر چاه مشاهده ای، داده هائی با بازه ۱۰ ساله (سال آبی ۷۶-۱۳۷۷ تا ۸۵-۱۳۸۶) انتخاب شد تا در مدل سازی توسط مدل های مورد استفاده در این مطالعه استفاده شود. جدول (۲) مشخصات این پیژومترها را نشان می دهد. شکل (۳) روند کلی تغییرات تراز سطح ایستابی این چاه های مشاهده ای در بازه زمانی مورد مطالعه را نشان می دهد (هوپفیلد^۱، ۱۹۸۲: ۲۵۵۸-۲۵۵۴).

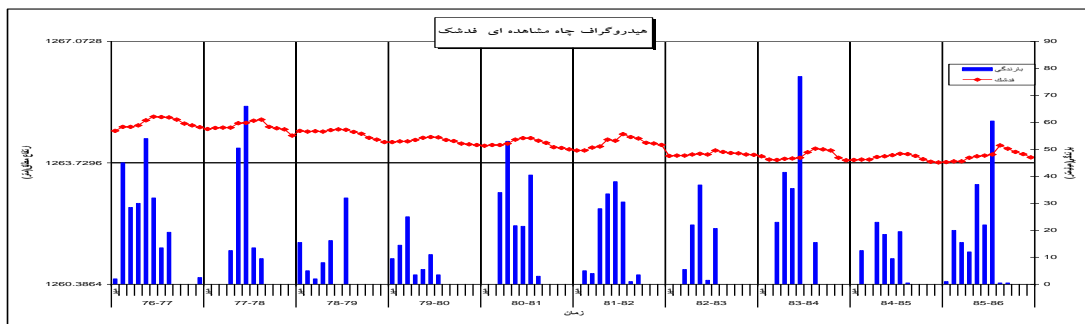
جدول (۲) مشخصات چاه های مشاهده ای منتخب در پلیگون تاینسن دشت خوزستان

ردیف	چاه مشاهده ای	X	Y
۱	بجد	۷۱۷۵۰۶	۳۶۳۴۳۶۳
۲	تقاب	۶۸۰۹۴۹	۳۶۳۸۲۲۷
۳	حاجی آباد	۷۰۱۵۳۴	۳۶۳۸۹۷۰
۴	خوسف	۶۷۷۲۳۰	۳۶۳۷۸۳۶
۵	رکات	۶۹۳۷۱۸	۳۶۴۱۶۵۷
۶	سراب	۷۰۷۰۰۹	۳۶۳۶۳۷۴
۷	سیوجان	۶۸۳۸۱۹	۳۶۳۸۶۷۳
۸	شاهزیله	۶۷۴۴۹۹	۳۶۳۸۳۸۳
۹	شمس آباد	۶۹۵۹۴۰	۳۶۳۹۲۷۳
۱۰	شوکت آباد	۲۱۲۸۰۰	۳۶۳۸۰۰
۱۱	فدشک	۶۷۲۰۳۳	۳۶۳۶۳۹۳
۱۲	محمدیه	۶۹۰۸۲۰	۳۶۳۶۷۹۷
۱۳	نصر آباد	۶۷۳۸۰۲	۳۶۳۹۳۶۱

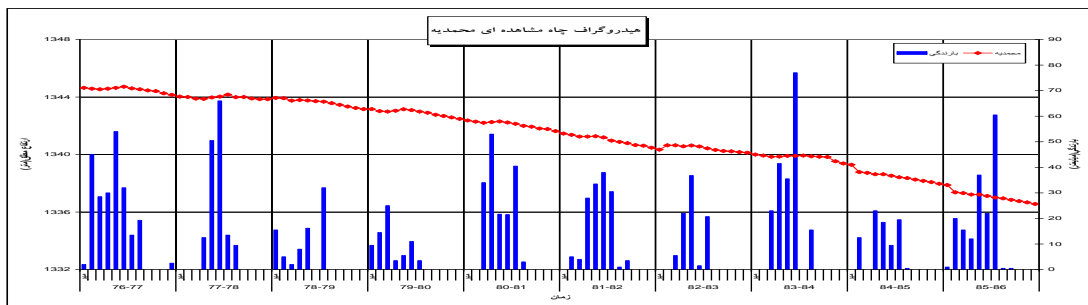


الف

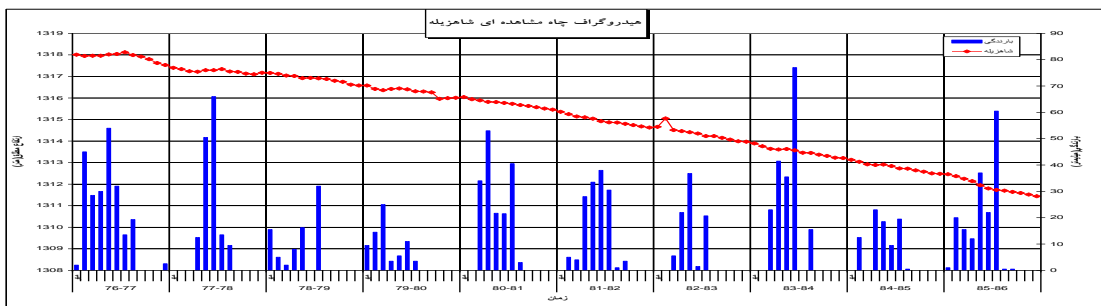
¹ Hopfield



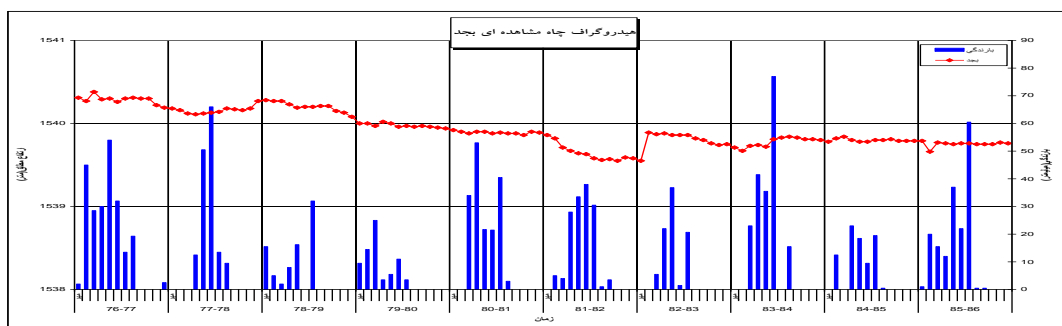
ب



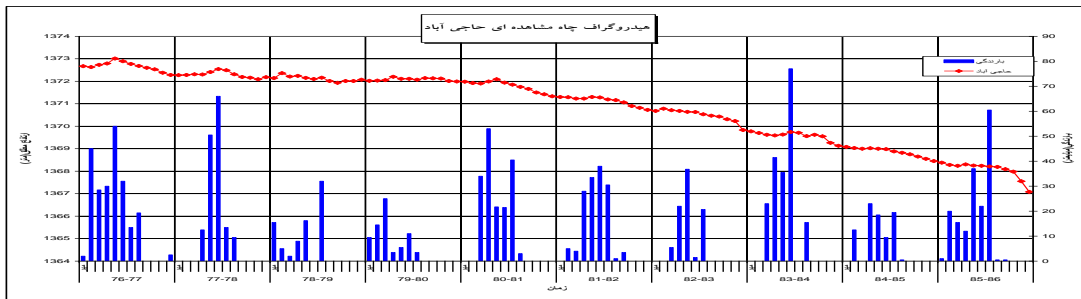
ج



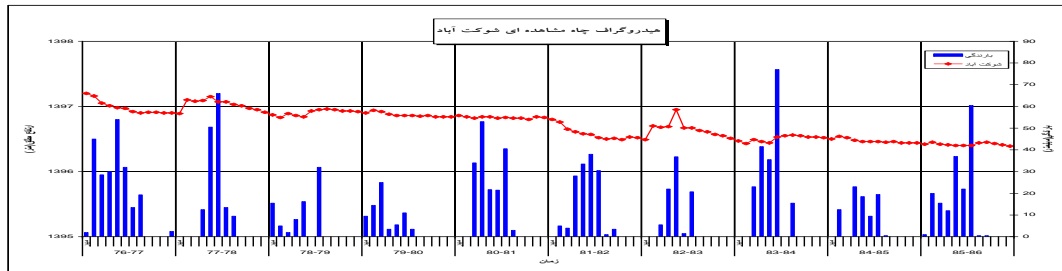
د



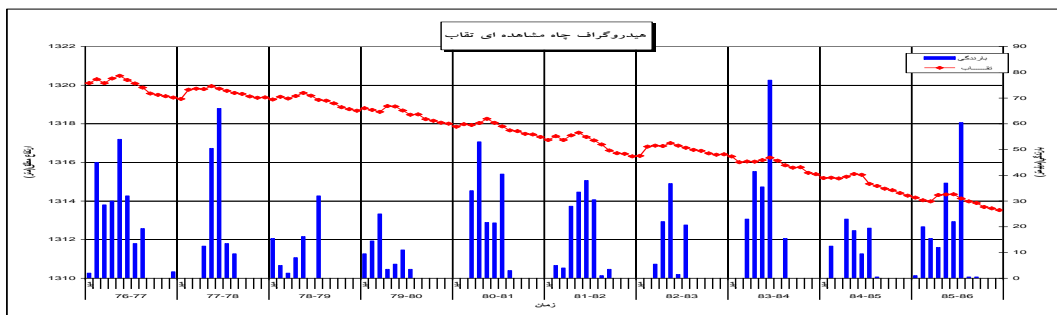
ه



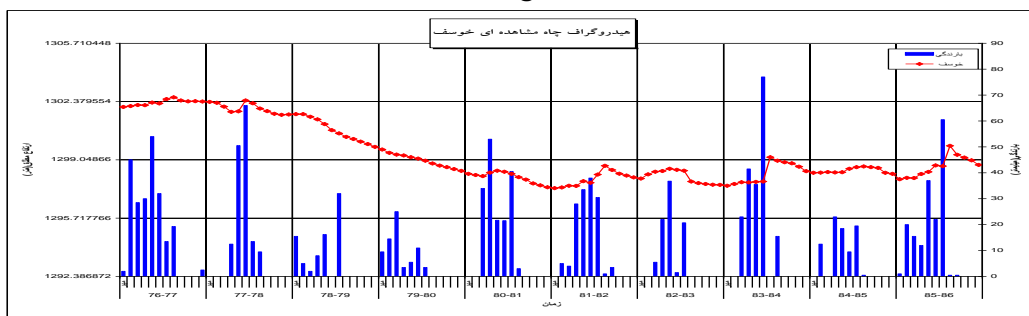
و



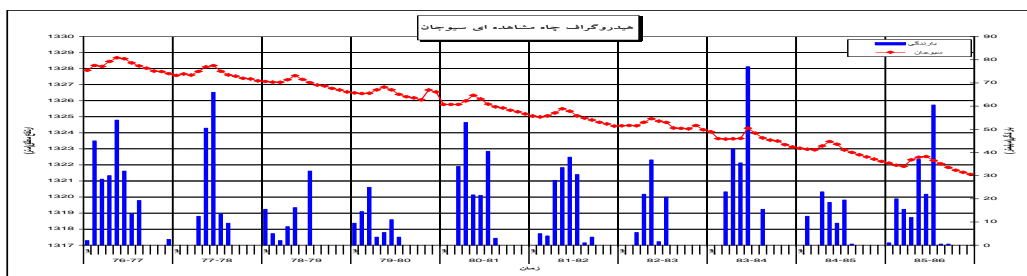
ز



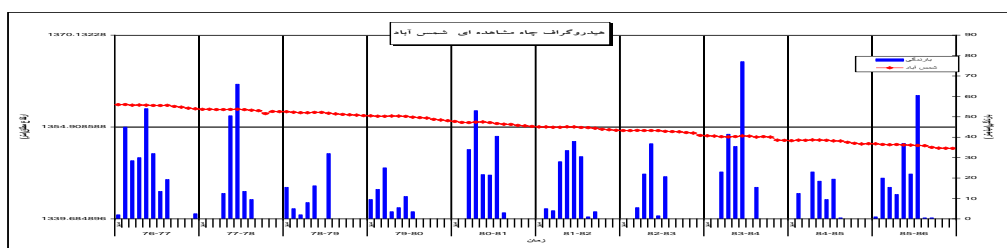
ح



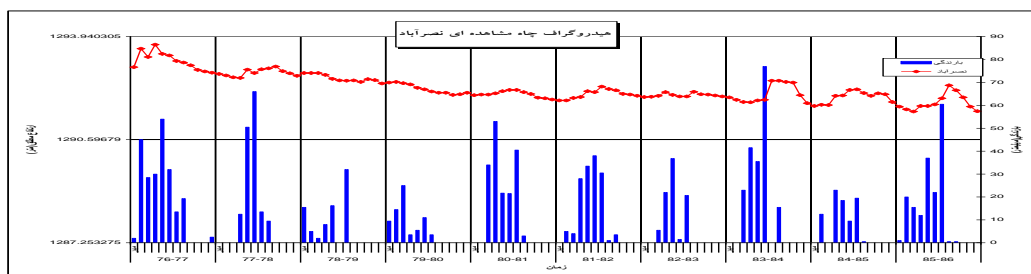
ط



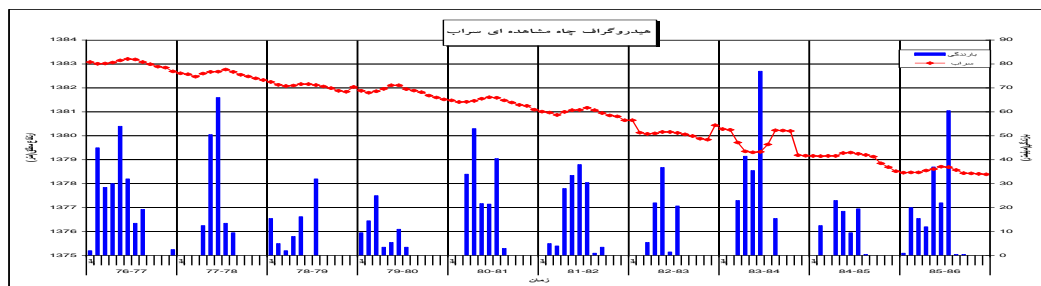
ی



ک



ل



م

شکل (۳) هیدروگراف چاههای مشاهده‌ای منتخب دشت خوزستان در دوره زمانی ۱۰ ساله

پیزومترها منتخب را می‌توان براساس تراز سطح ایستابی و مقدار افت در بازه مورد مطالعه به سه دسته تقسیم بندی کرد:

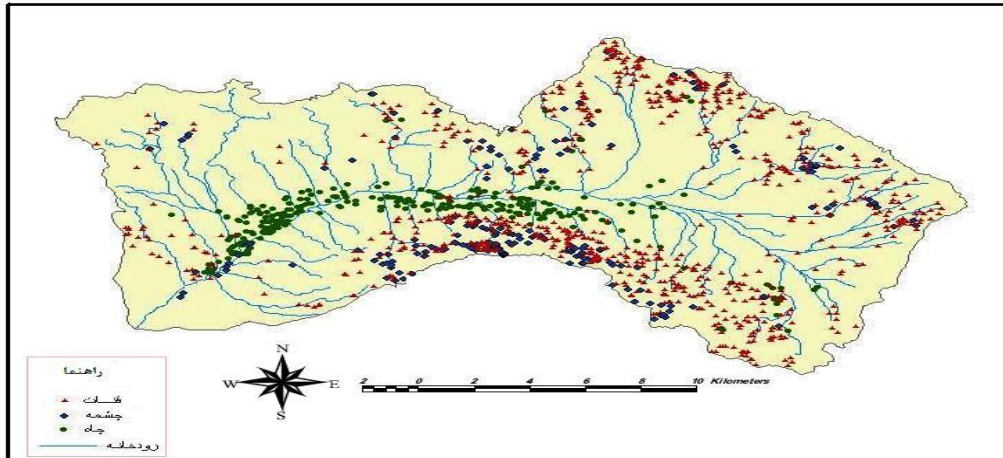
(الف) چاههای مشاهده‌ای با افت زیاد: این چاههای مشاهده‌ای حدوداً در مرکز دشت واقع شده‌اند و مقدار افت آنها در بازه مورد مطالعه بیش از پنج متر می‌باشد.

(ب) چاههای مشاهده‌ای با افت متوسط: این چاههای مشاهده‌ای بیشتر در قسمت شرقی دشت واقع هستند و مقدار افت آنها در بازه مورد مطالعه بین ۵ تا ۲ متر می‌باشند.

(ج) چاههای مشاهده‌ای با افت کم: این چاههای مشاهده‌ای حدوداً در حاشیه و خروجی دشت واقع هستند و مقدار افت آنها در بازه مورد مطالعه کمتر از ۲ متر می‌باشند.

بهره برداری از منابع آب زیرزمینی دشت خوزستان

بطور کلی بهره برداری از منابع آب زیرزمینی عمدتاً از طریق چاه، چشمه و قنات صورت می‌گیرد. شکل (۴) پراکندگی و موقعیت کلی تمامی چاهها، چشمه‌ها و قناتها در حوضه خوزستان را نشان می‌دهد.



شکل (۴) موقعیت و پراکندگی کلی تمامی چاهها، چشمه ها و قناتها در حوضه دشت خوزستان (کاروانیتی، گرنی، وایتلی و بوی، ۱۹۹۴: ۲۲۰-۲۰۱).

بر اساس آخرین آمار برداری (آمار سال ۱۳۹۵) تعداد ۳۰۴ حلقه چاه عمیق و نیمه عمیق با مجموع تخلیه سالیانه ۵۸،۱۹ میلیون مترمکعب در منطقه وجود دارد. از این تعداد ۵۲ حلقه چاه در خارج محدوده شبکه تیسن با تخلیه سالیانه برابر با ۵،۱۲ میلیون مترمکعب و الباقی در آبخوان آبرفتی خوزستان قرار دارند. بطور کلی آبدهی چاه های منطقه دارای دامنه متفاوتی از ۱ تا ۶۲ لیتر بر ثانیه بوده و بر اساس آمار موجود از کل چاه های منطقه ۷۸ حلقه چاه دبی کمتر از ۱۰ لیتر بر ثانیه داشته و تنها ۳۵ حلقه چاه دارای آبدهی بالاتر از ۴۰ لیتر بر ثانیه می باشند. از نظر عمق، بیشتر چاه های منطقه از نوع چاه عمیق بوده (بیش از ۲۴۶ حلقه چاه) و مابقی چاه ها از نوع نیمه عمیق و دستی می باشند (لالاهم، مانیا، هانی و ناجار، ۲۰۰۵: ۹۲-۱۱۱).

پیشینه پژوهش

هوش مصنوعی برای اولین بار در آبهای زیرزمینی جهت تعیین پارامترهای آبخوان استفاده شده است. در این مطالعه که بر اساس توانایی شبکه های عصبی مصنوعی در شناسایی روندها و الگوها صورت گرفت، داده های افت اندازه گیری شده به عنوان ورودی به منظور آموزش شبکه برای به دست آوردن قابلیت انتقال، ضریب ذخیره و نسبت فاصله چاه مشاهده ای از چاه پمپاژ به ضخامت آبخوان به کار برده شد. آنها جهت آموزش مدل خود که شامل الگوریتم BP^۳ بود از آموزش با ناظر استفاده کردند. آنها دو آبخوان تحت فشار و نشتی را مورد بررسی قرار دادند. پارامترهای پیش بینی شده توسط این شبکه عصبی مصنوعی سه لایه با نتایج بدست آمده از روشهای قدیمی و سنتی مثل تاپس و ژاکوب قابل مقایسه بود و نتایج قابل قبولی را حاصل نمود (منهاج، ۱۳۷۷: ۲۱).

یک شبکه عصبی مصنوعی برای مطالعات بهینه سازی در بهبود کیفیت آب زیرزمینی ارائه شد. هدف این مطالعه پائین نگه داشتن میزان غلظت آلوده کننده ها در برخی چاهها بوده و بدین منظور از یک شبکه چند لایه پیشرو با الگوریتم BP استفاده کرد. ورودی ها، نسبت چاههای در حال پمپاژ به تعداد کل چاهها بودند، بطوریکه چاههای در حال پمپاژ را یک و چاههای خاموش را صفر نامیدند. برای بدست آوردن نتایج مناسب، این روش با روش الگوریتم ژنتیک (GA) ترکیب شد. نتایج بدست آمده از این روش بسیار قابل قبول بود به طوری که این روش برای مناطق دیگر به کار برده شد. بر اساس این سه تحقیق که بوسیله ترکیبی جدیدی از GA و ANNs صورت گرفت، این روش ترکیبی بعنوان روشی کارا برای مطالعات بعدی معرفی گردید (اندرسون و مک نیل، ۱۹۹۲: ۴۶۲۷).

¹ Karunanithi, Grenney, Whitley, & Bovee

² Lallahem Mania, Hani, & Najjar

³ Back-Propagation

⁴ Anderson & McNeill

مطالعه ای به تعیین منحی هدایت هیدرولیکی غیر اشباع خاک از روی منحی دانه بندی آن با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی RBFN پرداخت. در این کار تحقیقاتی از پنج نوع شبکه های شبکه عصبی مصنوعی جهت ساخت مدل تعیین هدایت هیدرولیکی بخش غیر اشباع خاک برای ۹۵ نمونه از خاک هایی که داده های مربوط به توزیع اندازه ذرات و ضریب هدایت هیدرولیکی غیر اشباع خاک در بانک اطلاعاتی موجود بود، استفاده شد. بعدا در خلال آموزش اطلاعات مربوط به هدایت هیدرولیکی اشباع نیز به داده ها افزوده شد. از این مدل ها در تلاش های مربوط به کشف داده ها جهت تشخیص حداکثر دقت در پیش بینی هدایت هیدرولیکی غیر اشباع از روی داده های توزیع اندازه ذرات خاک استفاده شد، که برای این شبکه ها ۱۲ متغیر ورودی و ۱۶ متغیر خروجی معرفی شد که به ترتیب معرف منحی تجمعی توزیع اندازه ذرات خاک و منحی هدایت هیدرولیکی غیر اشباع خاک بودند (کوپولا، سزیداروفسکی، پولتون و چارلز، ۲۰۰۳: ۲۴۸-۳۸۰).

شبیه سازی سطح آب زیرزمینی در دشت چمچال در استان کرمانشاه با استفاده از مدل شبکه عصبی انجام شد. در این مطالعه در شبکه های پیشخور شبکه های پرسپترون توانستند سطح آب زیرزمینی را با استفاده از تمام پارامترهای موثر بر چاه و حداقل چهار پارامتر قابل اندازه گیری نرخ آبیاری، بارندگی، برداشت از چاهها و تبخیر برآورد کنند. اما نیاز بود تا برای هر چاه مشاهده ای از یک شبکه استفاده شود. در شبکه های برگشتی هر شبکه به راحتی توانست سطح آب زیرزمینی را با حداقل چهار پارامتر ورودی برآورد کند (کولیالی، آنکتیل و بویی، ۱۹۹۹: ۳۰۴-۲۹۳).

روش پژوهش

این مقاله از نوع کاربردی و شامل اجزاء زیر است:

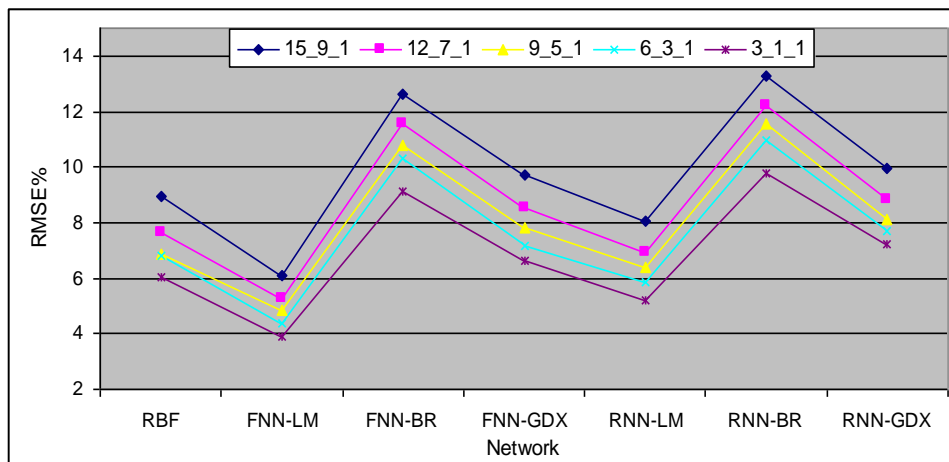
- ۱- انجام آنالیز حساسیت در چاه مشاهده ای محمدیه بعنوان نماینده دشت و تعیین ساختار شبکه عصبی و پارامترهای موثر بر نوسانات سطح آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه
- ۲- مدل سازی سطح آب زیرزمینی در چاه مشاهده ای محمدیه در منطقه مورد مطالعه
- ۳- پیش بینی سطح آب زیرزمینی در مناطق فاقد چاه مشاهده ای در محدوده مورد مطالعه و ترسیم منحی هم تراز شیوه گردآوری اطلاعات کتابخانه ای و میدانی (پرس و جو از مراکز هواشناسی و سازمانهای مربوطه) است. جهت تجزیه و تحلیل اطلاعات از هوش مصنوعی (روش FNN-LM) استفاده می شود.

تجزیه و تحلیل داده ها

انجام آنالیز حساسیت و تعیین ساختار شبکه عصبی (هوش مصنوعی) و پارامترهای موثر بر نوسانات سطح آب منطقه مورد مطالعه با توجه به مرکزیت چاه مشاهده ای محمدیه و افت زیاد آن، این چاه مشاهده ای برای انجام آنالیز حساسیت در منطقه مطالعاتی و به عنوان مرحله اول مطالعات انتخاب شده است با انجام آنالیز حساسیت این چاه مشاهده ای علاوه بر تعیین پارامترهای موثر بر نوسانات سطح آب زیرزمینی می توان بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی برای آبخوان مورد مطالعه را انتخاب و در مراحل بعدی از آن استفاده نمود. این ارزیابی با استفاده از ۷ ساختار موجود شبکه های عصبی مصنوعی که متشکل از ترکیبی از ۳ الگوریتم و ۲ شبکه پیشرو و برگشتی و همچنین یک شبکه شعاعی می باشند، صورت گرفت. در این مطالعه الگوریتمها و شبکه های عصبی مورد استفاده به ترتیب عبارت بودند از (RBF); (RNN, FNN), (GDX, LM, BR) که در جدول (۳) و شکل (۵) نشان داده شده اند.

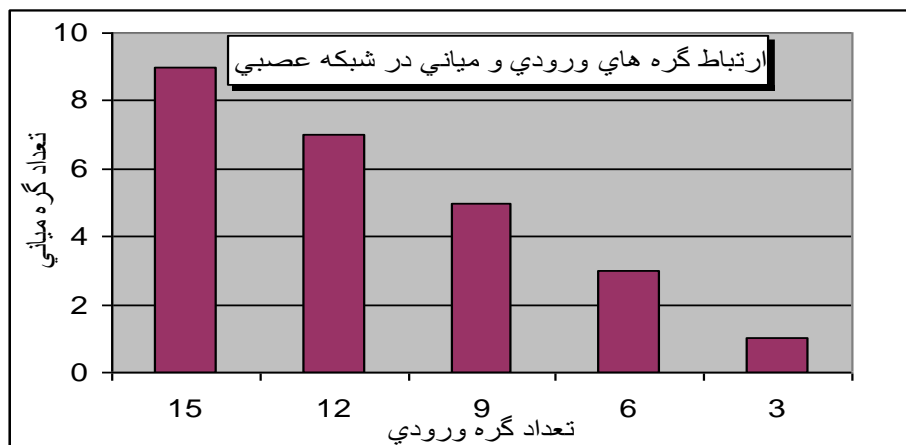
جدول (۳) نتایج معیار ارزیابی خطا در ساختارهای ۷ گانه شبکه عصبی مصنوعی در چاه مشاهده ای منتخب

انگهی ورودی	معیار ارزیابی خطا	Network						
		RBF	FNN-LM	FNN-BR	FNN-GDX	RNN-LM	RNN-BR	RNN-GDX
1	R ²	0.47	0.68	0.82	0.52	0.73	0.43	0.55
	RMSE	8.92	6.12	12.62	9.73	8.04	13.27	9.96
2	R ²	0.66	0.81	0.74	0.97	0.97	0.54	0.61
	RMSE	7.66	5.27	11.58	8.55	6.9	12.21	8.84
3	R ²	0.81	0.73	0.61	0.69	0.61	0.65	0.66
	RMSE	6.85	4.82	10.78	7.83	6.37	11.54	8.11
4	R ²	0.56	0.69	0.79	0.84	0.58	0.61	0.71
	RMSE	6.78	4.36	10.33	7.14	5.86	10.96	7.69
5	R ²	0.87	0.78	0.96	0.53	0.76	0.97	0.69
	RMSE	6.04	3.91	9.15	6.61	5.21	9.79	7.23



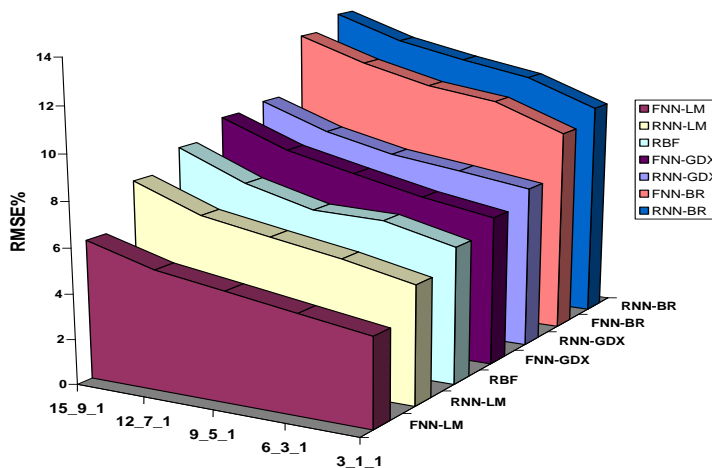
شکل (۵) نمودار RMSE ساختارهای ۷ گانه شبکه عصبی مصنوعی در چاه مشاهده ای منتخب

رابطه بین تعداد گره های ورودی و تعداد گره های میانی یک رابطه خطی و مستقیم می باشد. به طوری که با افزایش تعداد گره های ورودی، بدست آمدن بهترین نتایج از هر دو شبکه پیشرو و برگشتی و همچنین شعاعی (RBF, RNN, FNN) مستلزم افزایش گره های میانی است. در شکل (۶) ارتباط بین تعداد گره های ورودی و تعداد گره های میانی نشان داده شده است.



شکل (۶) ارتباط بین تعداد گره های ورودی و تعداد گره های میانی

تعداد داده‌های ورودی بر نتایج ساختارهای ۷ گانه شبکه عصبی بسیار تأثیرگذار است. به طوری که، افزایش تعداد داده‌های ورودی و به تبع آن افزایش تعداد گره‌های میانی (برای بدست آوردن بهترین نتایج از ساختارهای مذکور) با افزایش RMSE رابطه مستقیمی دارد. علت این امر را می‌توان در ویژگیهای کلی مدل‌های غیر خطی جستجو کرد (ندیری، ۱۳۸۶). در شکل (۷) تأثیر تعداد داده‌های ورودی ۵ الگوی مذکور بر نتایج ساختارهای ۷ گانه شبکه عصبی نشان داده شده است. با توجه به این شکل همبستگی محسوسی بین پارامترهای ارائه شده در آن دیده می‌شود. بطور کلی بازده ساختارهای مختلف با افزایش دوره پیش بینی کاهش می‌یابد و بهترین ساختار مورد قبول ساختاری بود که با افزایش دوره پیش بینی بازده آن با نرخ کمی کاهش می‌یافت.



شکل (۷) تأثیر تعداد الگوهای ورودی بر نتایج ساختارهای ۷ گانه شبکه عصبی در چاه مشاهده‌ای منتخب

بهترین بازده و پیش بینی سطح آبهای زیرزمینی برای چاه مشاهده‌ای محمدیه مربوط به ساختار FNN-LM و پس از آن دومین ساختار RNN_LM می‌باشد. ساختار RBF نیز تا حدودی قابل قبول است ولی با توجه به ساختار درونی و حالت شعاعی آن در بعضی موارد دارای خطای محلی مثل بالا یا پائین آمدن ناگهانی می‌باشد. البته ساختار FNN-GDX نیز می‌تواند پیش بینی خوبی انجام دهد. با توجه به نتایج نهایی بدست آمده از میان ساختارهای مختلف پائین ترین بازده مربوط به ساختار RNN_BR می‌باشد که نشان دهنده این مطلب است که شبکه‌های برگشتی نیاز به الگوریتم آموزش پیچیده تری دارد.

مدلسازی سطح آب زیرزمینی در چاه مشاهده‌ای محمدیه در منطقه مورد مطالعه

با بدست آمدن نتایج فوق حال به بررسی تأثیر فاکتور زمانی بر سه پارامتر مذکور و ایجاد یک مدل دقیق شبکه عصبی جهت پیش بینی سطح آب زیرزمینی می‌پردازیم. برای این منظور الگوهای ورودی متفاوتی از طریق تاخیرات زمانی مختلف برای هر یک از پارامترها ایجاد نموده و به ساختن مدل‌های متعدد با گره‌های متفاوت با ساختار FNN-LM پرداخته و پس از آموزش مدلها، مرحله اعتبارسنجی و آزمون بر روی آنها نیز انجام گردید. برای بدست آوردن معیار ارزیابی خطا (R^2 , RMSE) خروجیهای مدل را دی نرمالیز نموده و مقادیر محاسبه شده با مشاهده شده مقایسه گردید.

الگوهای ورودی از سه پارامتر مذکور در مدل شبکه عصبی با ساختار FNN-LM بشرح ذیل است:

الگوی ۱: باران (t)، تخلیه (t) و سطح آب در چاه مشاهده‌ای مورد مطالعه (t,t-1)

الگوی ۲: باران (t)، تخلیه (t,t-1) و سطح آب در چاه مشاهده‌ای مورد مطالعه (t)

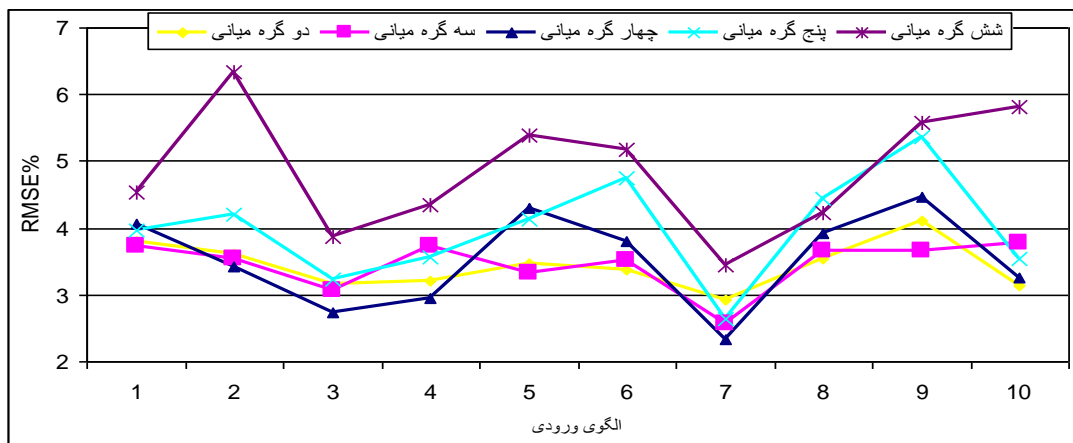
الگوی ۳: باران (t,t-1)، تخلیه (t) و سطح آب در چاه مشاهده‌ای مورد مطالعه (t)

الگوی ۴: باران (t,t-1)، تخلیه (t,t-1) و سطح آب در چاه مشاهده ای مورد مطالعه (t,t-1)
 الگوی ۵: باران (t,t-1)، تخلیه (t,t-1) و سطح آب در چاه مشاهده ای مورد مطالعه (t,t-1,t-2)
 الگوی ۶: باران (t,t-1)، تخلیه (t,t-1,t-2) و سطح آب در چاه مشاهده ای مورد مطالعه (t,t-1)
 الگوی ۷: باران (t,t-1,t-2)، تخلیه (t,t-1) و سطح آب در چاه مشاهده ای مورد مطالعه (t,t-1)
 الگوی ۸: باران (t,t-1,t-2)، تخلیه (t,t-1,t-2) و سطح آب در چاه مشاهده ای مورد مطالعه (t,t-1,t-2,t-3)
 الگوی ۹: باران (t,t-1,t-2)، تخلیه (t,t-1,t-2,t-3) و سطح آب در چاه مشاهده ای مورد مطالعه (t,t-1,t-2)
 الگوی ۱۰: باران (t,t-1,t-2,t-3)، تخلیه (t,t-1,t-2) و سطح آب در چاه مشاهده ای مورد مطالعه (t,t-1,t-2)
 این الگوهای مختلف را با گره های میانی مختلف ۲،۳،۴،۵ و ۶ بررسی شدند که در جدول (۴) نتایج درصد RMSE در مرحله آزمون برای هر الگو با تعداد گره های معین ارائه گردیده است.

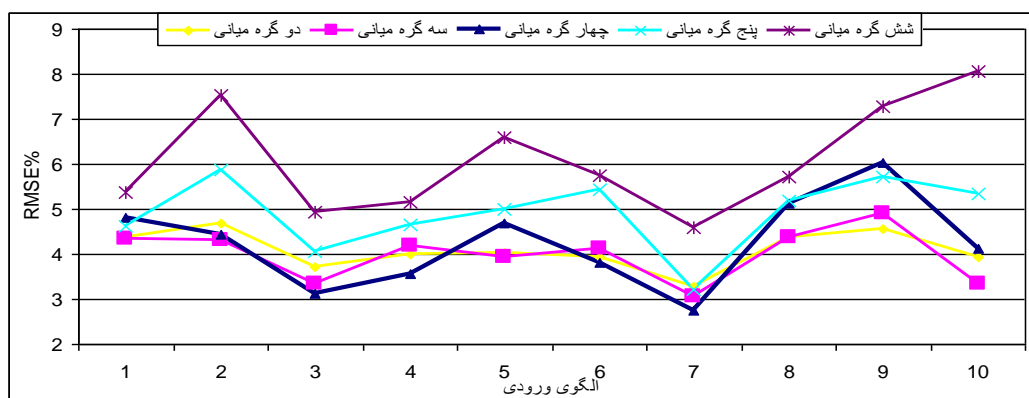
جدول (۴) درصد RMSE برای هر الگوی ورودی با تعداد گره های میانی ذکر شده در مرحله اعتبارسنجی و آزمون

مرحله	نود میانی	الگوی ۱	الگوی ۲	الگوی ۳	الگوی ۴	الگوی ۵	الگوی ۶	الگوی ۷	الگوی ۸	الگوی ۹	الگوی ۱۰
اعتبارسنجی	2	3.81	3.6	3.16	3.21	3.47	3.37	2.92	3.53	4.1	3.13
	3	3.72	3.55	3.06	3.73	3.33	3.52	2.58	3.67	3.66	3.78
	4	4.07	3.42	2.73	2.94	4.29	3.79	2.33	3.91	4.47	3.26
	5	3.96	4.21	3.23	3.56	4.14	4.76	2.64	4.45	5.36	3.54
	6	4.54	6.34	3.87	4.35	5.38	5.17	3.45	4.22	5.58	5.82
آزمون	2	4.38	4.68	3.73	4.01	4.04	3.94	3.29	4.36	4.56	3.93
	3	4.34	4.3	3.33	4.18	3.95	4.14	3.06	4.39	4.92	3.34
	4	4.8	4.44	3.14	3.55	4.68	3.8	2.76	5.12	6.03	4.12
	5	4.63	5.88	4.06	4.66	5	5.43	3.21	5.18	5.72	5.35
	6	5.39	7.54	4.95	5.17	6.6	5.75	4.6	5.72	7.28	8.05

با توجه به نتایج فوق مشخص گردید که بهترین الگوی ورودی جهت پیش بینی ، الگوی هفتم یعنی باران با سه تاخیر و تخلیه و سطح آب زیرزمینی هر کدام با دو تاخیر می باشد. در این بررسی بهترین تعداد گره میانی که کمترین درصد خطا را دارا می باشد تعداد گره میانی ۴ تعیین گردید. بنابراین برای شبیه سازی و پیش بینی ۲۱ ماهه نوسانات سطح آب زیر زمینی چاه مشاهده ای محمدیه از این مدل استفاده می گردد. شکل (۸) نمای شماتیک مدل منتخب بر پیش بینی سطح آب زیرزمینی چاه مشاهده ای محمدیه با الگوی ورودی هفتم را به تفکیک داده های ورودی با تاخیر زمانی آنها و تعداد گره های ورودی، میانی و خروجی نشان می دهد. به علاوه نمای شماتیک مدل منتخب در شکل (۹) نشان داده شده است.

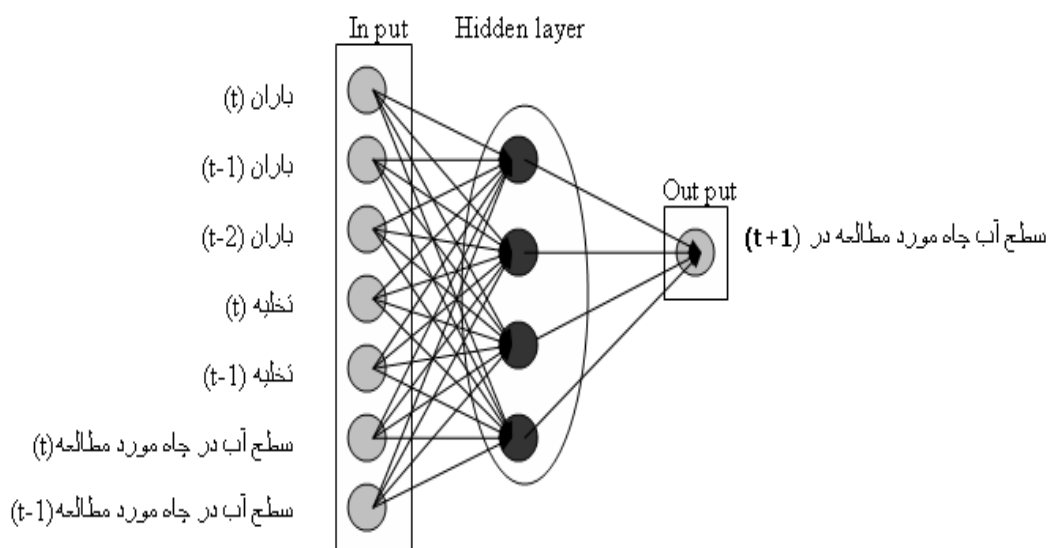


(الف)



(ب)

شکل (۸) ترسیم نتایج الگوهای ورودی مختلف در مدل شبکه عصبی با ساختار **FNN-LM** در مرحله الف) اعتبارسنجی ب) آزمون شکل (۹) نمای شماتیک مدل منتخب بر پیش بینی سطح آب زیرزمینی چاه مشاهده ای محمدیه با الگوی ورودی هفتم



با ترسیم نمودار مقادیر مشاهده ای شده و محاسبه شده در مرحله آزمون می توان به کارا بودن این مدل شبکه عصبی جهت مدل سازی نوسانات سطح آب زیر زمینی در چاه مشاهده ای مورد مطالعه پی برد.

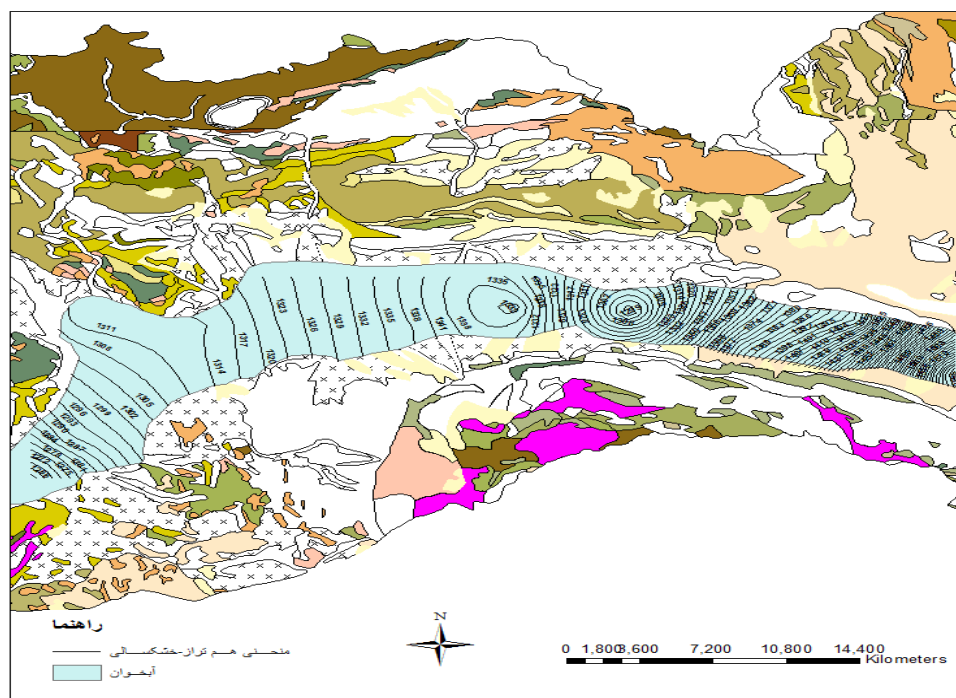
پیش بینی سطح آب در مناطق فاقد چاه مشاهده ای در محدوده مورد مطالعه و ترسیم منحنی هم تراز

در این مرحله از تحقیق جهت پیش بینی سطح آب زیرزمینی در مناطق فاقد چاه مشاهده ای از طریق ترسیم خطوط هم تراز از داده های ماه اول حاصل از شرایط های مختلف ایجاد شده (مطلوب، ترسالی، خشکسالی و بحرانی) که پیش بینی قابل قبولی می باشد، انجام می شود. جدول (۵) پیش بینی مناطق فاقد چاه مشاهده ای در نقاط انتخابی در شرایط های مختلف را نشان می دهند.

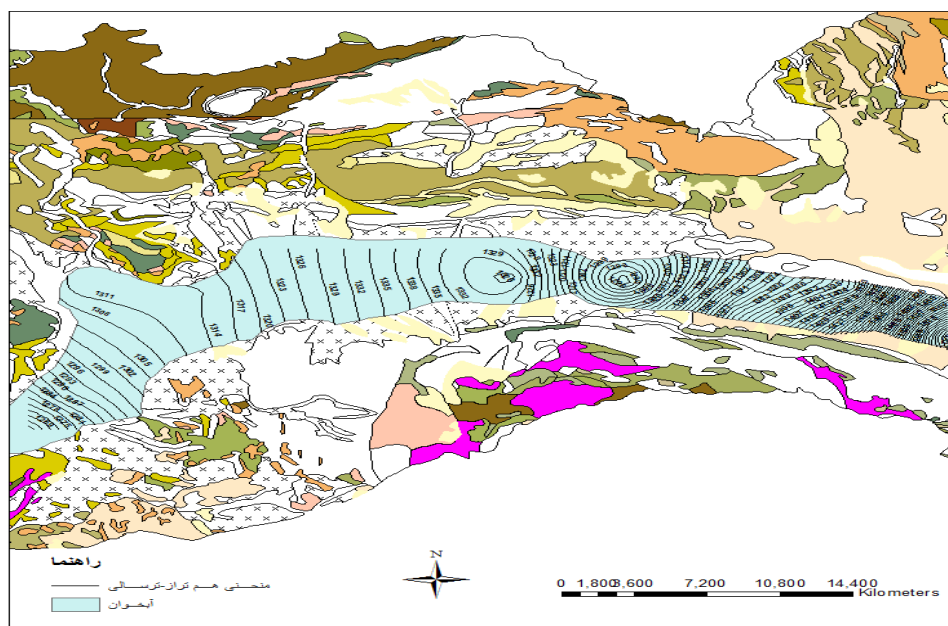
جدول (۵) پیش بینی ماه اول در مناطق فاقد چاه مشاهده ای در شرایط مختلف

ردیف	Y	X	بحرانی	ترسالی	مطلوب	خشکسالی
۱	۶۷۶۱۵۱	۳۶۳۲۴۷۲	۱۳۰۲,۸۹	۱۳۰۳,۹۴	۱۳۰۳,۹۹	۱۳۰۳,۹۲
۲	۶۸۱۰۱۱	۳۶۳۴۷۶۷	۱۳۱۳,۱۸	۱۳۱۳,۳۷	۱۳۱۳,۵۲	۱۳۱۳,۳۳
۳	۶۸۵۴۶۶	۳۶۴۱۵۱۷	۱۳۲۸,۲۶	۱۳۲۸,۳۶	۱۳۲۸,۴۶	۱۳۲۸,۳۳
۴	۷۰۵۰۴۲	۳۶۳۸۸۱۷	۱۳۳۸,۱۲	۱۳۳۸,۲۶	۱۳۳۸,۳۲	۱۳۳۸,۲۲
۵	۷۱۱۶۵۸	۳۶۳۵۸۴۷	۱۴۱۹,۶۴	۱۴۱۹,۷۶	۱۴۱۹,۷۹	۱۴۱۹,۷۴
۶	۷۱۶۱۱۳	۳۶۳۶۵۲۲	۱۴۸۲,۸۴	۱۴۸۲,۸۵	۱۴۸۲,۸۶	۱۴۸۲,۸۵
۷	۶۸۷۶۲۶	۳۶۳۵۸۴۷	۱۳۲۸,۴۵	۱۳۲۸,۵۷	۱۳۲۸,۶۷	۱۳۲۸,۵۳
۸	۶۷۳۵۸۶	۳۶۲۸۲۸۷	۱۲۸۴,۱۸	۱۲۸۴,۲۲	۱۲۸۴,۲۲	۱۲۸۴,۵۳

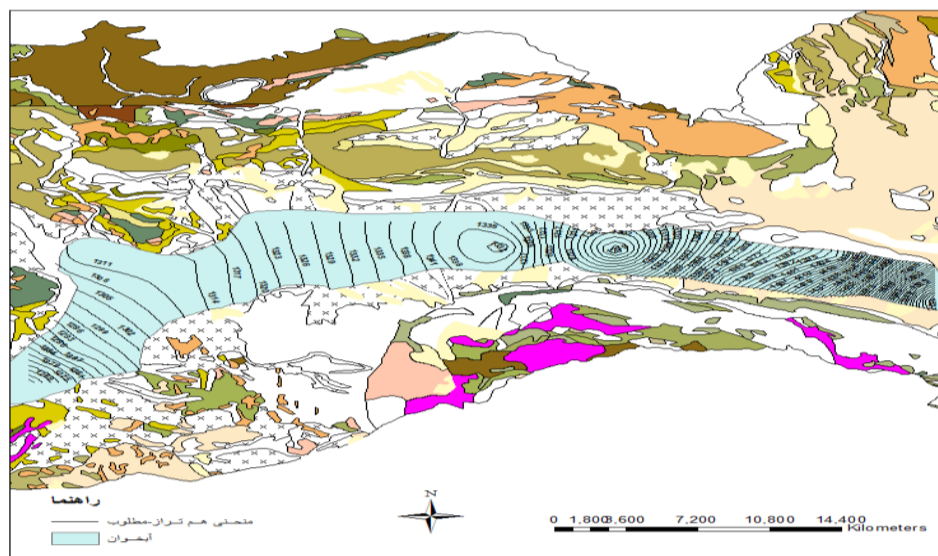
در مرحله بعد اقدام به ترسیم منحنی های هم پتانسیل با استفاده از داده های ماه اول حاصل از پیش بینی گردیده است بطوریکه اشکال زیر منحنی هم پتانسیل دشت بیرجند در ماه اول پیش بینی در شرایط های مختلف (مطلوب، ترسالی، بحرانی و خشکسالی) را نشان می دهند (اشکال ۱۰ تا ۱۲).



شکل (۱۰) منحنی خطوط ایزو پتانسیل دشت در ماه اول پیش بینی در شرایط خشکسالی



شکل (۱۱) منحنی خطوط ایزو پتانسیل دشت در ماه اول پیش بینی در شرایط ترسالی



شکل (۱۲) منحنی خطوط ایزو پتانسیل دشت در ماه اول پیش بینی در شرایط مطلوب

نتیجه گیری

۱- براساس مطالعات ژئوفیزیکی سفره آب زیرزمینی دشت خوزستان به صورت یکپارچه و از نوع آزاد و ناهمگن می باشد. ضخامت آبرفت در بخش شرقی حدود ۱۰۰ متر بوده ولی به علت بالا آمدن سنگ کف و شیب زیاد آن لایه آبدار تشکیل نشده است. در قست مرکزی دشت سنگ کف عمق بیشتری داشته و توسط رسوبات آبرفتی دانه درشت با ضخامت حدود ۱۵۰ متر پوشیده شده است. در این قسمت ضخامت لایه اشباع زیاد بوده و مناسبترین بخش آبخوان دشت از نظر پتانسیل آب زیرزمینی را تشکیل می دهد. ضخامت آبرفت به سمت شمال کاهش یافته و به کمتر از ۵۰ متر رسیده و فاقد لایه اشباع است.

- ۲- پارامترهای مکانی (تاثیر نوسانات سطح آب زیرزمینی چاههای مشاهده ای اطراف بر چاه مشاهده ای مورد مطالعه) تاثیر چندانی در مدلسازی چاه مشاهده ای مورد مطالعه از طریق شبکه های عصبی مصنوعی ندارد.
- ۳- بعد از آنالیز حساسیت برای مدلسازی نوسانات سطح آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه، پارامترهای میزان بارندگی، میزان تخلیه از چاهها و سطح آب در چاه مشاهده ای مورد مطالعه بهترین فاکتورها جهت پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی تشخیص داده شد.
- ۴- بهترین ساختار شبکه های عصبی مصنوعی برای محدوده مورد مطالعه (ساختار FNN-LM) در طی مدلسازی سطح آب زیرزمینی در چاه مشاهده ای محمدیه بدست آمد.
- ۵- پارامترهای مذکور با حداقل ۲ یا ۳ تاخیر زمانی بهترین نتایج در مدلسازی را ارائه دادند.
- ۶- با مدلسازی نوسانات سطح آب زیرزمینی به پیش بینی شرایطهای فرضی ایجاد شده توسط و تغییر درصدی ۱۲ ماه آخر داده های استفاده شده در مدل، اقدام شد.
- ۷- این پیش بینی بنوبه خود منحصر به فرد و با کارایی بالایی تا ماه اول انجام گردید.
- ۸- تاثیر پارامتر تخلیه از چاهها به مراتب بیشتر از تاثیر پارامتر میزان بارندگی می باشد، بطوریکه پیش بینی شرایط ترسالی و خشکسالی که فقط در اثر تغییر میزان بارندگی می باشد به نسبت شرایط مطلوب و بحرانی که متاثر از میزان بارندگی و همپنین میزان تخلیه می باشد دارای تغییرات کمتری دارند.
- ۹- با استفاده از مدل‌های ایجاد شده شبکه عصبی برای هر چاه مشاهده ای و استفاده از مقبولترین روش مدل‌های ژئواستاتیستیکی پیش بینی مکانی و زمانی مناسبی از سطح آبهای زیرزمینی صورت گرفت. بطوریکه حتی در مناطق فاقد چاه مشاهده ای سطح آب زیرزمینی در شرایط ایجاد شده قابل پیش بینی است.

پیشنهادها

- ۱- برای بدست آوردن نتایج بهتر می توان از تلفیق روشهای بهینه سازی با شبکه های عصبی مصنوعی استفاده کرد.
- ۲- استفاده از روشهای منطق فازی جهت تقسیم بندی و دسته بندی محدوده مطالعاتی بر اساس خصوصیات زمین شناسی هیدرولوژیکی برای استفاده در مدل شبکه عصبی (در واقع تلفیق فازی با عصبی (نروفازی)) نتایج بسیار مناسبی ارائه خواهد داد.
- ۳- استفاده از روش نرو فازی برای پیش بینی مکانی و زمانی سطح آبهای زیرزمینی در محدوده مطالعاتی و مقایسه این نتایج با مدل جدید ارائه شده.
- ۴- برای بدست آوردن نتایج قابل قبولتر پیشنهاد می شود که از پیژومترهای بیشتری که در حال حفر در منطقه هستند، استفاده شود و ...

منابع و مأخذ

- اصغری مقدم، الف، ندیری، ع، فیجانی، الف. (۱۳۸۵). مطالعه توانایی مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای ارزیابی سطح آب زیرزمینی در سازند سخت، دهمین همایش انجمن زمین شناسی ایران، دانشگاه تربیت مدرس، ایران.
- درویش زاده، ع. (۱۳۷۵). زمین شناسی ایران. انتشارات امیرکبیر، چاپ دوم، تهران.
- گیلانی مکنونی، س. (۱۳۸۳). تعیین هدایت هیدرولیکی خاک های غیرا شعاع زاهدان به وسیله مدل شبکه عصبی. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه زاهدان.
- محمدی، ک. (۱۳۸۱). برآورد سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل MODFLOW و شبکه عصبی مصنوعی، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده کشاورزی.
- منهاج، م. (۱۳۷۷). مبانی شبکه های عصبی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، صفحه ۲۱.

Anderson, D., McNeill, G. (1992). Artificial Neural Networks Technology. Kaman Sciences Corp., New York, 13502-4627.

Copola, E., Szidarovszky, F., Poulton, M., Charles, E., 2003, Artificial neural network approach for predicting transient water levels in multilayered groundwater system under variable state, pumping, and climate conditions. J. Hydro. Eng., 8(6), 348-380.

Coulibaly, P., Anctil, F., Aravena, R., Bobée, B. (2001). Artificial neural network modeling of water table depth fluctuation. Water Resour. Res., 37, 8

Coulibaly, P., Anctil, F., Bobée, B. (2000). Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. J. Hydrol. 230, 244-257.

Coulibaly, P., Anctil, F., Bobée, B. (2001). Multivariate reservoir inflow forecasting using temporal neural networks. J. Hydrol. Eng. 9-10, 367-376.

Coulibaly, P., F. Anctil, B., Bobée. (1999). Hydrological forecasting using artificial neural networks: The state of the art, Can. J. Civ. Eng., 26 (3), 293-304.

Daliakopoulos, N. I., Coulibaly, P., Tsanis, I. K. (2005). Ground water level forecasting using artificial neural networks. J. Hydro., 309, 229-240.

Garcia, L. A., Shigidi, A. (2006). Using neural networks for parameter estimation in ground water. J. Hydro., 318, 215-231.

Grossberg, M. Hassoun MH. (1980). Fundamentals of artificial neural networks and Adeline network in use. Cambridge: MIT Press.

Haykin, S. (1994). Neural network: A comprehensive foundation, MacMillan College publishing Co., New York.

Hopfield, J. J. (1982). Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities. Proc., Nat. Academy of scientists, 79, 2554-2558.

Karunanithi, N., Grenney, W. J., Whitley, D., and Bovee, K. (1994). Neural networks for river flow prediction. J. Comp. in Civ. Engrg., ASCE, 8 (2), 201- 220.

Lallahem S., Mania, J., Hani, A., Najjar, Y. (2005). On the use of neural networks to evaluate ground water levels in fractured media. J. Hydro., 307, 92-111.