

## مدل سازی تراز آب زیرزمینی با بهره گیری از مدل هیبرید موجک- شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت شریف آباد)

طاهر رجایی<sup>۱\*</sup> و اکرم زینی وند<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> استادیار گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم

<sup>۲</sup> کارشناس ارشد سازه های هیدرولیکی، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم

### چکیده

منابع آب زیرزمینی یکی از مهم ترین منابع تأمین آب می باشند، از این رو مدل سازی آن ها بسیار حائز اهمیت می باشد. ارزیابی و پیش بینی تراز آب زیرزمینی به پیش بینی منابع آب زیرزمینی کمک می کند. هدف این مطالعه ارزیابی عملکرد سه مدل رگرسیون خطی چندمتغیره (MLR)، مدل هیبرید موجک- شبکه عصبی (WNN) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در پیش بینی سطح آب زیرزمینی (GWL)، بر مبنای دو معیار ریشه خطای مربع متوسط (RMSE) و ضریب کارایی نش- ساتکلایف (E) می باشد. داده های استفاده شده در این پژوهش مربوط به دو حلقه چاه مشاهده ای در حوضه آبریز شریف آباد استان قم هستند. مدل سازی تراز آب زیرزمینی چاه ها با استفاده از داده های تراز آب زیرزمینی ۱۵ سال و ۶ ماه، برای پیش بینی تراز ۱۹ ماهه دوره آزمون انجام شده است. نتایج نشان داده اند که مدل موجک- شبکه عصبی تطابق بهتری با مقادیر مشاهده ای تراز آب زیرزمینی دارد. **واژگان کلیدی:** دشت شریف آباد، تراز آب زیرزمینی، شبکه عصبی مصنوعی، تبدیل موجک، رگرسیون خطی چند متغیره.

### ۱- مقدمه

مناطق خشک و نیمه خشک استان جیلین غربی واقع در چین پرداختند. آن ها از داده های ۸ ساله یک حلقه چاه مشاهده ای در منطقه مورد مطالعه استفاده کردند. مقایسه دو روش بر اساس معیارهای E<sup>۲</sup>، RMSE<sup>۳</sup> و MAE<sup>۴</sup> برتری شبکه عصبی پس-انتشار خطا را در پیش بینی سری زمانی تراز آب زیرزمینی نشان داد. Banerjee و همکاران [۲] با پیش بینی شوری آب زیرزمینی در یکی از جزایر، مجمع الجزایر Lakshadweep واقع در سواحل غرب هند، برتری مدل شبکه عصبی را بر مدل های ریاضی نشان دادند. آن ها دو مدل شبکه عصبی پیش خور با الگوریتم انتشار سریع و مدل ریاضی SUTRA<sup>۵</sup>، را برای تخمین نرخ پمپاژ ایمن، جهت حفظ شوری آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه به کار گرفتند. Hwa Cho و همکاران [۳] در تحقیقی به ارزیابی عملکرد چهار مدل ANN<sup>۶</sup>، PCR<sup>۷</sup> و PC-ANN در پیش بینی پتانسیل آلودگی آرسنیک آب زیرزمینی، در کشورهای کامبوج، لائوس و تایلند پرداختند.

بهره برداری بی رویه از منابع آب زیرزمینی در سال های اخیر باعث به هم خوردن تعادل طبیعی آن شده و تراز آب زیرزمینی در آبخوان های بسیاری از نقاط کشور منفی شده است. به منظور آگاهی از وضعیت این منابع و مدیریت بهینه آن ها، لازم است پیش بینی دقیقی از نوسانات تراز آب زیرزمینی صورت گیرد. بیشتر سری های زمانی هیدرولوژیکی نظیر تغییرات سطح آب زیرزمینی همواره شامل فرایندهای نامانا و پیچیده هستند که با استفاده از مدل های خطی متداول و کلاسیک به خوبی قابل توصیف و مدل سازی نیستند. بنابر این به منظور مدل سازی این پدیده های هیدرولوژیکی لازم است از مدل های غیر خطی استفاده نمود.

ارزیابی و پیش بینی تراز آب زیرزمینی از طریق مدل های خاص، به پیش بینی منابع آب زیرزمینی کمک می کند. با اثبات توانایی های مدل های هوشمند در مدل سازی سری های زمانی طی سال های اخیر، کاربرد این مدل ها در زمینه مدل سازی آب های زیرزمینی شدت گرفته است. Yang و همکاران [۱] به مقایسه مدل های سری های زمانی یکپارچه (ITS)<sup>۱</sup> و شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار در پیش بینی سطح آب زیرزمینی

2- Nash-Sutcliffe coefficient of efficiency  
3- Root mean squared error  
4- Mean absolute error  
5- Saturated-unsaturated transport  
6- Multiple linear regression  
7- Multiple linear regression  
8- Principal component regression

1- Integrated time series

نمودند. ورودی‌های مدل، میزان برداشت آب از چاه‌های آب شرب، صنعت و کشاورزی، میزان آب ورودی به هر پلیگون بر حسب متر مکعب (ناشی از بارندگی منطقه) و تراز سطح آب در هر پیژومتر در گام زمانی قبل و خروجی مدل، تراز سطح آب در گام زمانی فعلی بوده است. اخیراً در تحقیقی، Mokhtari و همکاران [۱۰] به پیش‌بینی ماهانه تراز آب زیرزمینی دشت شبستر، یکی از زیرحوضه‌های ارومیه، با کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها از اطلاعات ۹ ساله سری زمانی تراز آب زیرزمینی در ۱۵ حلقه چاه پیژومتری استفاده نمودند.

با ورود تئوری نوین تبدیل موجک به حیطه علم ریاضی و مهندسی، استفاده از موجک‌ها به عنوان ابزاری قدرتمند در تجزیه و پیش‌پردازش سری‌های زمانی به سرعت افزایش یافته و توانایی آن‌ها در بهبود نتایج پیش‌بینی‌ها به اثبات رسیده است. هر چند مدت زیادی از عمر تئوری موجک نمی‌گذرد، اما طی همین چند سال اندک، پژوهش‌های زیادی در زمینه‌های مختلف با استفاده از آن‌ها صورت گرفته است. در این راستا، Rajaei و همکاران [۱۱] مدل تلفیقی شبکه عصبی- فازی- موجکی را برای پیش‌بینی میزان بار رسوب معلق رودخانه پیکوس در غرب تگزاس به کار بردند. دبی و بار رسوبی روزانه این رودخانه در مدت ۷ سال به عنوان ورودی مدل مورد استفاده قرار گرفت. Wang و همکاران [۱۲] به شبیه‌سازی سیل با بهره‌گیری از مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک<sup>۷</sup> در یکی از زیرحوضه‌های Nen River، واقع در شمال شرق چین پرداختند. Nourani و همکاران [۱۳] دو مدل ترکیبی هوش مصنوعی را برای پیش‌بینی بارش- رواناب، در دو حوضه آبریز لیکوان چای و آچی چای، واقع در شمال غرب ایران در استان آذربایجان مورد استفاده قرار دادند. آن‌ها دو مدل هیبرید SARIMAX-ANN<sup>۸</sup> و wavelet-ANFIS<sup>۹</sup>، را بررسی نمودند. در نهایت به این نتیجه رسیدند که مدل wavelet-ANFIS، عملکرد مناسب‌تری را دارا است.

Rajaei [۱۴] با پیش‌بینی روزانه بار رسوب معلق در Yadkin River، واقع در ایالات متحده آمریکا، برتری مدل هیبرید موجک- شبکه عصبی را در پیش‌بینی بار معلق رودخانه- ها نشان داد. Adamowski و Chan [۱۵] از داده‌های ۸ ساله حوضه آبریز شاتوگای در کانادا استفاده کردند و به پیش‌بینی

در این پژوهش، مدل هیبرید PC-ANN توانست ضریب کارایی نش<sup>۱</sup> بالاتری را ارائه نماید. Taormina و همکاران [۴] با استفاده از شبکه عصبی با الگوریتم پس‌انتشار خطا، سطح آب زیرزمینی آبخوان آزاد ساحلی منطقه لاگون را در ونیز ایتالیا برای ساعات آینده پیش‌بینی کردند. آن‌ها یک بار از داده‌های بارش، تبخیر و تعرق و سطح آب زیرزمینی در زمان‌های قبل و بار دیگر تنها از داده‌های بارش و تبخیر و تعرق به عنوان ورودی مدل استفاده کردند. نتایج مدل‌سازی حاکی از برتری روش اول بود. Mohanty و همکاران [۵] به ارزیابی تطبیقی مدل عددی تفاضل محدود MODFLOW و مدل شبکه عصبی، پیرامون شبیه‌سازی تراز هفتگی آب‌های زیرزمینی ۱۸ حلقه چاه مشاهده‌ای درون یک آبخوان آبرفتی واقع در ادیشای هند، پرداختند. آن‌ها برای ورودی‌های شبکه عصبی از داده‌های هفتگی بارش، تبخیر، تراز رودخانه، تراز آب در تخلیه، نرخ پمپاژ حلقه چاه‌ها و تراز آب زیرزمینی، استفاده کردند. نتایج حاکی از برتری مدل ANN، نسبت به مدل عددی بود. Rajaei و همکاران [۶] نیز به پیش‌بینی روزانه غلظت بار معلق با استفاده از داده‌های سری زمانی روزانه دبی جریان و غلظت بار معلق، در دو ایستگاه آب‌سنجی رودخانه ساکرامنتو در ایالت کالیفرنیا، آمریکا با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی پرداختند.

در ایران نیز مطالعاتی در این زمینه طی چند سال گذشته انجام شده است. Fallah-Mehdipour و همکاران [۷] به پیش‌بینی تراز ماهانه آب زیرزمینی دشت کرج، با استفاده از الگوریتم ژنتیک و مدل سیستم استنتاج شبکه عصبی- فازی- تطبیقی پرداختند. آن‌ها از داده‌های تبخیر، بارش و تراز آب زیرزمینی استفاده نمودند. Nikmanesh [۸] به ارزیابی توانایی شبکه‌های عصبی مختلف در پیش‌بینی تراز آب‌های زیرزمینی محدوده ارسنجان در استان فارس پرداخت. ساختارهای مختلف مورد استفاده در این تحقیق شامل سه شبکه عصبی (پیشرو<sup>۲</sup>، برگشتی<sup>۳</sup> و تابع شعاعی<sup>۴</sup>) و دو الگوریتم (لونبرگ- مارکوارت<sup>۵</sup> و پس‌انتشار خطا<sup>۶</sup>) بوده‌است. Mohtasham و همکاران [۹] به پیش‌بینی سطح ایستابی دشت بیرجند با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها برای آموزش مدل، از اطلاعات ۱۶ پیژومتر که اغلب دارای بیش از ۱۵ سال آمار بودند، استفاده

- 1- Nash-sutcliffe coefficient of efficiency
- 2- Feed forward neural network
- 3- Recurrent neural networks
- 4- Radial basis function neural networks
- 5- Levenberg-marquardt algorithm
- 6- Error back-propagation algorithm

- 7- Genetic algorithm-wavelet neural network
- 8- Seasonal auto regressive integrated moving average with exogenous input-artificial neural network
- 9- Adaptive neural-fuzzy inference system

NAM<sup>۱</sup>، نشان دادند. آن‌ها از داده‌های روزانه تبخیر، دبی و بارش ۲۱ ساله استفاده نمودند.

در سال‌های اخیر، ترکیب موجک و شبکه عصبی با توجه به توانایی‌اش در زمینه پیش‌بینی و شبیه‌سازی، در علوم مختلف مورد استفاده قرار گرفته است، اما استفاده از آن در مطالعات آب‌های زیرزمینی محدود بوده و تحقیق زیادی در این زمینه صورت نگرفته است. بنابر این هدف از این تحقیق نشان دادن پتانسیل مدل ترکیبی تحلیل موجک- شبکه عصبی در پیش‌بینی نوسانات تراز آب زیرزمینی در دشت شریف‌آباد قم می‌باشد. در این مقاله یک روش جدید مبتنی بر ترکیب تبدیل موجک گسسته و شبکه‌های عصبی تأخیر زمانی (W-TDNN)، برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی، پیشنهاد شده است. در شبکه تأخیر زمانی، از چندین سری زمانی در ورودی شبکه عصبی می‌توان استفاده کرد. از این‌رو، زیر سری‌های تقریب و جزئیات تراز آب زیرزمینی حاصل از تحلیل موجکی، هم‌زمان به عنوان ورودی به شبکه داده شد. در نتیجه، مقادیر آینده سری زمانی اصلی به صورت تابعی از مقادیر گذشته زیر سری‌ها پیش‌بینی می‌شوند. همچنین نتایج مدل پیشنهادی با نتایج حاصل از دو مدل شبکه عصبی و رگرسیون خطی چند متغیره، به منظور بررسی تأثیر تحلیل موجک بر نتایج مدل شبکه عصبی، مورد مقایسه قرار گرفته است. مدل‌های دقیق می‌توانند نوسانات سری زمانی تراز آب زیرزمینی را شبیه‌سازی نمایند و وضعیت آبخوان دشت را در ماه‌های آتی پیش‌بینی نمایند. بر این اساس، روند کاهش این منبع مهم زیرزمینی، روشن می‌گردد.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- موقعیت جغرافیایی دشت شریف‌آباد

محدوده مطالعاتی شریف‌آباد با وسعتی معادل ۴۴۱ کیلومتر مربع بین مختصات UTM<sup>۲</sup>، Y: ۳۸۵۰۰۰۰، X: ۵۲۵۰۰۰ و Y: ۳۸۳۰۰۰۰، X: ۴۸۵۰۰۰ قرار گرفته و از شمال و شرق به محدوده مطالعاتی مسیله، از جنوب به محدوده مطالعاتی قم و از غرب به محدوده مطالعاتی ساوه محدود می‌گردد. وسعت دشت ۲۸۹ کیلومتر مربع می‌باشد. در محدوده مطالعاتی شریف‌آباد ارتفاعاتی همچون کوه‌های کفتارکوه بزرگ و کفتارکوه کوچک در ناحیه جنوبی منطقه با ارتفاع تقریبی ۹۸۰ متر و کوه سپرستم با ارتفاع تقریبی ۹۲۰ متر در شمال آن واقع هستند. آبخوان دشت شریف‌آباد در قسمت غرب با آبخوان دشت ساوه هم‌مرز

سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل تلفیقی شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک پرداختند. آن‌ها نتایج پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی توسط این مدل تلفیقی را با شبکه عصبی مصنوعی مقایسه کردند. نتایج این مقایسه نشان داد که مدل تلفیقی با دقت بالاتری قادر به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی است.

همچنین، Rajaee و همکاران [۱۶] کاربرد مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی را در پیش‌بینی بار رسوب معلق ایستگاه آب‌سنجی Iowa River واقع در آمریکا، بررسی نمودند. بدین منظور آن‌ها مدل‌های WNN<sup>۱</sup>، SRC<sup>۳</sup>، ANN و MLR را ارزیابی نمودند. سری‌های زمانی دبی رودخانه و بار رسوب معلق روزانه، پارامترهای به کار گرفته شده در مدل‌سازی بودند. نتایج نشان دهنده برتری روش WNN، نسبت به سایر روش‌ها بود. این مدل ترکیبی در ایران نیز مورد توجه قرار گرفت. Nakhaee و همکاران [۱۷] نوسانات سطح آب زیرزمینی در دشت قروه استان اردستان را با استفاده از چند نوع موجک مادر<sup>۲</sup> و سطح تجزیه<sup>۴</sup> بهینه، پیش‌بینی نمودند. آن‌ها از داده‌های سطح آب زیرزمینی که به مدت ۱۰ سال در ۲۶ پیزومتر دشت قروه اندازه‌گیری شده بود، به عنوان ورودی شبکه عصبی موجکی استفاده نمودند؛ سپس نتایج مدل شبکه عصبی موجکی را با نتایج حاصل از مدل MODFLOW مقایسه کردند. نتایج بیانگر آن بودند که روش شبکه عصبی موجکی نسبت به روش عددی کارایی بالاتری را دارا می‌باشد. فتاحی [۱۸] به پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های تلفیقی شبکه عصبی- فازی تطبیقی- موجکی، شبکه عصبی- موجکی و مدل خطی<sup>۵</sup> (ARIMA) در دشت قم پرداخت. وی از داده‌های سری زمانی تراز ماهانه، بارش و متوسط دمای ماهانه استفاده نمود. وی یکبار فقط از تراز آب زیرزمینی و بار دیگر از هر سه پارامتر بارش، تراز و دما با تأخیر سه ماهه، به عنوان ورودی مدل استفاده کرد. در این تحقیق مدل هیبرید شبکه عصبی و موجک با به کارگیری سه پارامتر مذکور به عنوان ورودی، نتایج بهتری را ارائه نمود. نایاک و همکاران [۱۹] برتری عملکرد مدل WNN را در مدل- سازی بارش رواناب حوضه‌ای در هند، نسبت به دو مدل ANN

1- Wavelet neural network

2- Sediment rating curve

3- Mother wavelet

4- Decomposition level

5- Autoregressive moving average model

6- Nedbor-afstromnings-model

7- Universal transverse mercator

مشخصات چاه‌های پیژومتری در جدول (۱) و نمودار سری زمانی سطح آب زیرزمینی در شکل (۲) و (۳) آمده است. بر اساس رابطه (۱) ضریب همبستگی تراز آب زیرزمینی برای تأخیرهای ۱، ۲، ۳ و ۴ ماهه محاسبه شده و نتایج در جدول (۲) آورده شده‌اند. مجموعه اعتبارسنجی در محاسبه ضریب همبستگی دوره آموزش استفاده شده است.

جدول ۱- مشخصات دو حلقه چاه پیژومتری مورد مطالعه

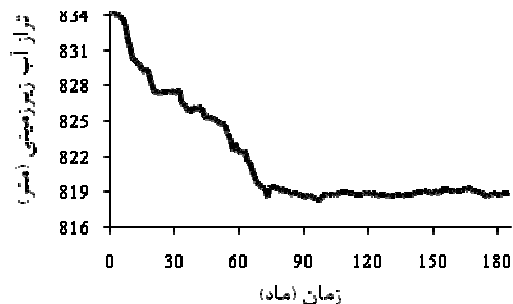
شماره پیژومتر	نام پیژومتر	UTM			نوع آماربرداری
		X	Y	Z	
۱	جنوب غربی عسکرآباد	۴۹۸۳۲۸	۳۸۴۷۳۶۷	۸۵۶/۴۴	ماهانه
۲	سام‌آباد	۵۰۸۷۴۲	۳۸۴۱۵۲۶	۸۳۹/۴۴	ماهانه

$$R = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

جدول ۲- ضریب همبستگی سطح آب زیرزمینی دو حلقه چاه

پیژومتری تا ۴ ماه تأخیر

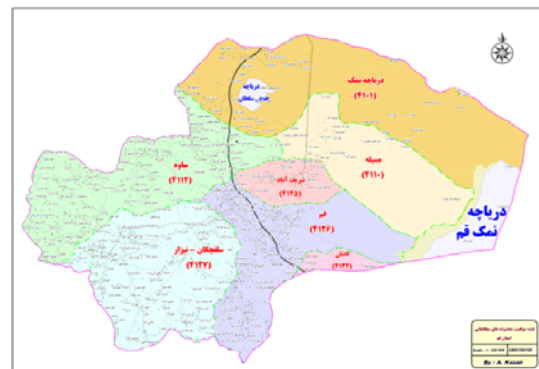
نام پیژومتر	ضریب همبستگی ماهانه	دوره آزمون	دوره آموزش
جنوب غربی عسکر آباد	R1	۰/۸۶	۰/۹۹۸
	R2	۰/۵۸۶	۰/۹۹۷
	R3	۰/۳۲	۰/۹۹۵
	R4	۰/۱۶۱	۰/۹۹۲
سام‌آباد	R1	۰/۷۹۵	۰/۹۹۳
	R2	۰/۷۶۱	۰/۹۹۵
	R3	۰/۶۳۸	۰/۹۷۷
	R4	۰/۵۱۹	۰/۹۶۸



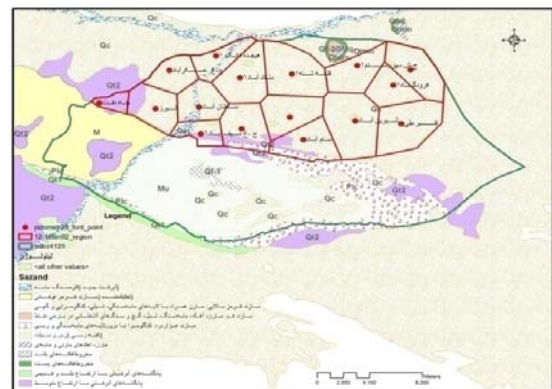
شکل ۲- نمودار تراز آب زیرزمینی پیژومتر ۱

بوده و این محل یک ورودی آب زیرزمینی دشت شریف‌آباد محسوب می‌شود. بیش از ۹۰ درصد آب برداشتی از چاه‌های پمپاژ این دشت به مصرف کشاورزی می‌رسد. شکل (۱) موقعیت دشت و چاه‌ها را نشان می‌دهد.

مکان‌های مورد مطالعه، دو حلقه چاه پیژومتری واقع در دشت شریف‌آباد می‌باشند. پس از بررسی داده‌های سری زمانی تراز آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای، مشاهده گردید که در برخی چاه‌ها شماری از داده‌های تراز موجود نمی‌باشد، از این رو حلقه چاه‌هایی که دارای داده‌های کامل بودند انتخاب گردید. از طرفی مدل‌سازی هر چاه مستقل از چاه دیگر انجام می‌شود و تعداد چاه‌های انتخابی تأثیری در دقت مدل‌سازی ندارد. داده‌ها شامل اندازه‌گیری ماهانه تراز آب زیرزمینی این دو حلقه چاه است که مربوط به ۱۵ سال و ۶ ماه از مهرماه ۱۳۷۶ تا اسفند ۱۳۹۱ می‌باشد، که به سه مجموعه آموزش (از مهر ۱۳۷۶ تا دی ۱۳۸۸)، اعتبارسنجی (از بهمن ۱۳۸۸ تا مرداد ۱۳۹۰) و آزمون (از شهریور ۱۳۹۰ تا اسفند ۱۳۹۱) تقسیم شده‌اند.



(الف)

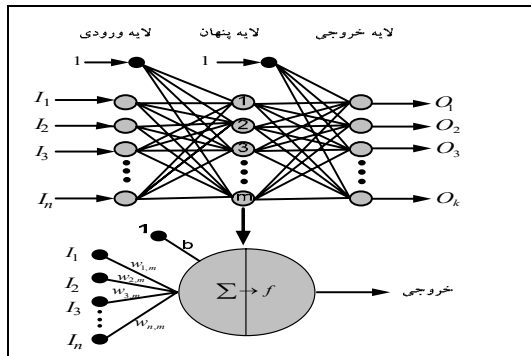


(ب)

شکل ۱- (الف) موقعیت محدوده مطالعاتی شریف‌آباد،

(ب) موقعیت چاه‌های مشاهده‌ای

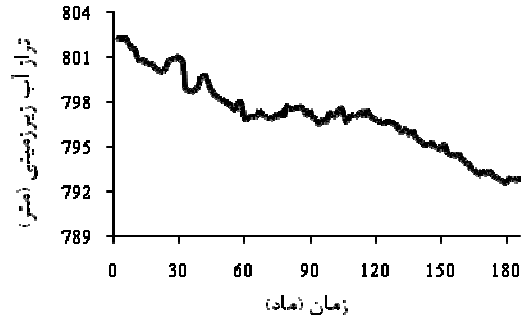
ارتباط هستند. ورودی هر لایه ممکن است از متغیرهای ورودی یا خروجی گره‌های دیگر حاصل شود (شکل (۴)).



شکل ۴- معماری شبکه عصبی مصنوعی

در یک شبکه عصبی مصنوعی، نرون \$m\$ ام اطلاعات ورودی خود را از طریق گره‌های ورودی \$I\_i\$ دریافت می‌کند. هر یک از این گره‌های ورودی، قبل از این که وارد هسته اصلی نرون شود، وزن دار می‌شود. یعنی مقدار هر ورودی در \$W\_{i,m}\$ ضرب می‌شود. سپس این مقادیر در بخش اول پردازشگر با هم جمع شده و مجموع کل ورودی به نرون، تعیین می‌شود.

شبکه استفاده شده برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی، شبکه عصبی پیش‌خور چند لایه است که به آن شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) <sup>۱</sup> هم می‌گویند. معمولاً از قانون یادگیری پس‌انتشار خطا (BPE) برای آموزش این شبکه استفاده می‌شود. به عبارتی، توپولوژی<sup>۲</sup> شبکه‌های پرسپترون چند لایه با قانون پس‌انتشار خطا تکمیل می‌شوند. ساختار شبکه، که می‌توان آن را تحت عنوان معماری شبکه مطرح کرد، بر اساس نوع شبکه، توابع یادگیری و تعداد لایه‌ها همراه با تعداد نرون‌ها مشخص می‌شود. در واقع، این معماری شبکه است که نحوه جریان داده‌های ورودی را برای رسیدن به خروجی مطلوب تعیین می‌کند. بر این اساس از شبکه عصبی پیش‌خور چند لایه برای ساختار مدل و از الگوریتم پس‌انتشار خطا برای به‌هنگام‌سازی استفاده شد. در این شبکه از تابع Train LM به عنوان تابع یادگیری برای پس‌انتشار خطا استفاده شد. در مدل شبکه عصبی، داده‌ها به سه قسمت آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم شده‌اند. روند آموزش شبکه تا زمانی که خطای مربع متوسط (MSE)<sup>۳</sup> در مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون حداقل گردد، ادامه می‌یابد.



شکل ۳- نمودار تراز آب زیرزمینی پیژومتر ۲

با دقت در سری زمانی چاه‌ها مشاهده می‌شود که هر دو پیژومتر دارای سیر نزولی هستند. به گونه‌ای که پیژومتر ۱ در حدود ۱۵ سال، نزدیک به ۱۵ متر افت تراز داشته است. همچنین در پیژومتر ۲ شاهد نوسانات بیشتری نسبت به پیژومتر ۱ هستیم که در حدود ۱۵ سال، نزدیک به ۸ متر افت تراز مشاهده می‌گردد. طبق گزارش کارشناسان دفتر مطالعات پایه منابع آب شرکت آب منطقه‌ای قم، روند افت سطح ایستابی در نیمه شمالی دشت بیشتر از سایر مناطق است که این امر ناشی از برداشت بیش از حد توان آبخوان در قسمت‌هایی که چاه‌های بهره‌برداری وجود دارند می‌باشد. با توجه به قرار گرفتن پیژومتر ۱ در نیمه شمالی دشت، شاید به همین دلیل است که افت بیشتری را در این پیژومتر شاهد هستیم.

## ۲-۲- تحلیل رگرسیون خطی چندمتغیره (MLR)

تحلیل رگرسیون خطی چندمتغیره تکنیکی برای مدل کردن رابطه خطی بین متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل است. شکل معمول معادله به این صورت نشان داده می‌شود:

$$y = a_0 + \sum a_i x_i \quad (2)$$

\$a\_i\$: ضریب متغیرهای مستقل، \$x\_i\$: مقادیر مشاهده‌ای، \$a\_0\$: عرض از مبدا، \$y\$: مقادیر پیش‌بینی شده

## ۲-۳- مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی ترکیبی از بهره‌برداری موازی از المان‌های ساده می‌باشد که از سیستم عصبی الهام گرفته شده است. یک شبکه نمونه از لایه ورودی، لایه میانی (مخفی) و لایه خروجی تشکیل شده است. شمار لایه‌های مخفی و شمار گره‌ها در هر لایه مخفی به طور معمول به وسیله روش آزمون و خطا مشخص می‌شود. گره‌ها در هر لایه با لایه‌های مجاور در یک شبکه به‌طور کامل در

1- Multi-layer perception  
2- Topology  
3- Mean square error

$$CWT(scale, position) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi(t)(scale, position)dt \quad (۳)$$

یا:

$$CWT_s^\psi = \frac{1}{\sqrt{s}} \int S(t)\psi_{s,\tau}^*(t)dt \quad (۴)$$

رابطه فوق تابعی از دو متغیر  $s$  و  $\tau$  است که  $\tau$  نشان دهنده انتقال،  $s$  بیانگر مقیاس (عکس بسامد) و علامت \* نشان دهنده مزدوج مختلط است.  $s$  و  $\tau$  اعداد حقیقی هستند و  $s$  همیشه مثبت است که ممکن است مقادیر پیوسته یا گسسته به خود بگیرد.  $s$  و  $\tau$  در تبدیل موجکی پیوسته دارای مقادیر پیوسته و در تبدیل گسسته دارای مقادیر گسسته هستند.  $\psi(t)$  تابع موجک مادر است. عبارت مادر به این دلیل به کار رفته که توابع متفاوت به وجود آمده براساس پارامترهای مقیاس و انتقال، همگی از توابع پایه (موجک مادر) ناشی می شوند [۲۰]. کلیه توابعی که از تابع مادر ساخته می شوند، موجک های دختر نامیده می شوند که از رابطه (۵) به دست می آیند. ضریب مقیاس با یکی از حروف  $a$  یا  $s$  نشان داده می شود:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (۵)$$

مقیاس به طور ساده به معنای کشیده شدن یا فشرده شدن موجک می باشد و میزان کشش یا مدت زمان موجک را بیان می کند. انتقال موجک به طور ساده به مفهوم به تأخیر انداختن یا جلو انداختن موجک و بیان کننده موقعیت موجک روی محور زمان است. تبدیل گسسته موجکی جهت پردازش و تحلیل سری های زمانی، بهتر از تبدیل پیوسته موجکی می باشد، زیرا داده های تبدیل یافته با DWT اجزای اضافی نداشته و بنابراین تبدیل معکوس را می توان برای هر دسته از داده های زمان- بسامد به کار برد. فرایند تجزیه سیگنال شامل یک یا چند مرحله است که در تجزیه چند مرحله ای موج، پس از اولین مرحله تفکیک با تجزیه مجدد قسمت تقریبی، تجزیه موج ادامه می یابد. از انواع موجک های مادر به Daubechies, Haar, Symlet, Morlet, Mexican, Meyer, Coiflet و Hat می توان اشاره کرد [۲۰]. تحلیل موجک یک روش بسیار جدید در زمینه های هیدرولوژی و پژوهش منابع آب است. با استفاده از تحلیل

بر اساس نوع حافظه، شبکه های عصبی به دو گروه شبکه های عصبی استاتیکی (بدون حافظه) و شبکه های عصبی دینامیکی (با حافظه) تقسیم می شوند:

**الف) شبکه های عصبی استاتیکی:** در ساختار این نوع شبکه ها زمان و پویایی وجود ندارد. خروجی این نوع شبکه ها در هر لحظه، تنها به ورودی آن ها در همان لحظه بستگی دارد.

**ب) شبکه های عصبی دینامیکی:** شبکه های استاتیکی با وجود کارایی فراوان در حل مسائل مختلف نمی توانند فرآیندهای پویا و متغیر با زمان را مدل سازی کنند. در این گونه مسائل می توان از شبکه های دینامیکی یا پویا استفاده کرد. پارامترهای ورودی و خروجی این شبکه ها مشابه شبکه های استاتیکی است، با این تفاوت که در فرآیند آموزش مدل های پویا، مقادیر خروجی به صورت برگشتی و به عنوان ورودی به سیستم برمی گردند. شبکه های عصبی بازگشتی (RNN) <sup>۱</sup> و شبکه های عصبی تأخیر زمانی (TDNN) <sup>۲</sup> از این دسته اند.

## ۲-۴- تبدیل موجک (WT) <sup>۳</sup>

طبق تعریف، موجک یک موج کوچک است که انرژی آن در ناحیه کوچکی متمرکز شده و ابزار مناسبی برای بررسی پدیده های گذرا است. موجک، دارای نوسان حداقلی بوده که به سمت صفر نزول می کند و این نزول بایستی در جهات مثبت و منفی واقع در دامنه اش محدود شود. این مشخصه باعث می شود که موجک انعطاف پذیر بوده و مانند یک تابع رفتار کند. یافته های سال های اخیر نشان داده اند که تبدیل های موجک برای تحلیل و بدون نویز کردن داده ها وسیله مناسبی هستند. موجک ها توابع ریاضی هستند که یک بیان زمان- مقیاس از سری های زمانی و نسبت های آن ارائه می دهند که این بیان برای تحلیل سری های زمانی غیر ایستا مفید است. مزیت تبدیل موجک، توانایی در به دست آوردن اطلاعات زمانی، مکانی و فرکانسی یک سیگنال است. با استفاده از این تبدیل می توان سیگنال اصلی را به سیگنال های پایه سازنده اش تجزیه کرد. دو نوع تبدیل موجکی وجود دارد: ۱- تبدیل موجکی پیوسته (CWT) <sup>۴</sup>، ۲- تبدیل موجکی گسسته (DWT) <sup>۵</sup>. تبدیل موجکی پیوسته با یکی از این روابط بیان می شود:

- 1- Recurrent Neural Networks
- 2- Time Delay Neural Networks
- 3- Wavelet Transform
- 4- Continues Wavelet Transform
- 5- Discrete Wavelet Transform

انجام شده و پس از خاتمه عملیات، مقادیر پیش بینی شده مجدداً به اشل واقعی بازگردانده می شوند.

$$x_{normalize} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \times 2 - 1 \quad (۸)$$

### ۳- نتایج و بحث

در این پژوهش جهت دستیابی به بهترین نتیجه، سه مدل شبکه عصبی مصنوعی، مدل رگرسیون خطی چند متغیره و مدل هیبرید موجک- شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفت. از سری زمانی تراز آب زیرزمینی ۱۵ سال و ۶ ماه دو حلقه چاه پیزومتری به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شد.

#### ۳-۱- نتایج مدل MLR

در مدل خطی، تحلیل رگرسیون خطی بین مقادیر تراز آب زیرزمینی ماه فعلی تا ۱۴ ماه قبل، با نرم افزار IBM SPSS Statistics 20 انجام شد و بهترین رابطه بین متغیر وابسته و متغیرهای مستقل به دست آمد. سپس به پیش بینی ۱۹ ماهه تراز آب زیرزمینی براساس رابطه به دست آمده پرداخته شد. نتایج نشان دادند که مدل خطی قادر است تا دو ماه تأخیر برای هر دو پیزومتر، نتایج بهتری را ارائه نماید و برای تأخیرهای بیشتر نتایج غیر قابل قبول هستند. نتایج مدل خطی در جدول (۳) آمده است.

جدول ۳- نتایج مدل MLR

شماره پیزومتر	بهترین رابطه MLR	RMSE (m)	E
۱	$y_t = -13.131 + 1.194y_{t-1} - 0.178y_{t-2}$	۰/۰۶۴۲	۰/۷۵
۲	$y_t = 3.267 + 1.09y_{t-1} - 0.094y_{t-2}$	۰/۱۹۹	۰/۳۴

مشاهده می شود که مدل خطی نتیجه بهتری را برای پیزومتر ۱ ارائه نموده است. با توجه به این که تعداد داده های مورد استفاده در بخش مدل سازی برای هر دو پیزومتر یکسان است، شاید دلیل این موضوع را بتوان وجود نوسانات کمتر در این پیزومتر دانست.

موجک<sup>۱</sup>، می توان سری زمانی مشاهده ای<sup>۲</sup> تراز آب زیرزمینی را به زیر سری های تقریب<sup>۳</sup> و جزئیات<sup>۴</sup> پایه سازنده اش تجزیه کرد. بر این اساس می توان سری های زمانی جدید حاصل از این تحلیل را به شکل های مختلف به عنوان ورودی های شبکه عصبی مورد استفاده قرار داد.

#### ۲-۵- ارزیابی دقت مدل

به منظور ارزیابی نتایج شبکه عصبی، مدل هیبرید موجک- شبکه عصبی و رگرسیون خطی چند متغیره، از دو معیار ریشه خطای مربع متوسط (RMSE) و ضریب کارایی نش- ساتکلیف یا ضریب تبیین (E) استفاده شده است. بهترین و دقیق ترین مدل، مدلی است که در آن E به ۱ و RMSE به صفر نزدیک تر باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{io} - y_{ip})^2}{n}} \quad (۶)$$

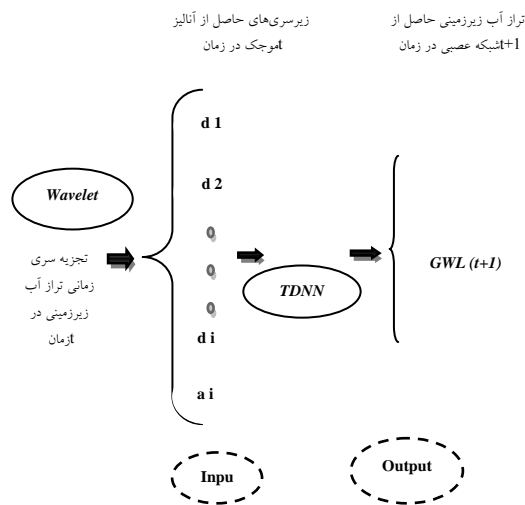
$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{io} - y_{ip})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{io} - \bar{y}_{io})^2} \quad (۷)$$

$y_{io}$ : مقادیر مشاهده ای،  $y_{ip}$ : مقادیر پیش بینی شده،  $n$ : تعداد داده ها،  $\bar{y}$ : میانگین داده های مشاهده ای

#### ۲-۶- آماده سازی داده های ورودی

آماده سازی داده های ورودی به شبکه یکی از نکات مهم در استفاده از شبکه های عصبی می باشد. این پیش پردازش، شامل تبدیل داده ها از دامنه تغییرات واقعی خود به دامنه ای است که شبکه عصبی در آن دامنه کارایی بهتری دارد. بر مبنای نوع تابع فعال سازی مورد استفاده در شبکه، معمولاً دو نوع دامنه عددی  $([1,0],[1,-1])$  بر ورودی ها اعمال می شود. با توجه به استفاده از تابع تانزانت سیگموئید در لایه مخفی و فرم خاص این تابع، بهتر است مقیاس داده های ورودی به شبکه را قبل از استفاده، با رابطه (۸) به بازه  $[-1,1]$  تغییر داد. آموزش شبکه با این اطلاعات

سری زمانی اصلی به صورت تابعی از مقادیر گذشته زیرسری ها پیش بینی می شوند. تعداد تأخیر نیز با سعی و خطا مشخص می گردد. بر این اساس، زیرسری های تقریب و جزئیات تراز آب زیرزمینی حاصل از تحلیل موجکی، همزمان به عنوان ورودی به شبکه داده شد. تعداد نوروں های لایه اول وابسته به درجه تجزیه موجک، و برابر با  $i+1$  است. که  $i$  درجه تجزیه موجک می باشد. در این پژوهش تعداد نوروں لایه خروجی ۱ است که همان سطح آب زیرزمینی در زمان  $t+1$  می باشد. نکته ای که در انتخاب تعداد نوروں های لایه مخفی مورد توجه قرار گرفته است، سادگی شبکه می باشد. به عبارتی از بین دو گزینه نسبتاً مشابه گزینه ای که تعداد نوروں کمتری داشته انتخاب شده است. این امر در راستای اجتناب از پیچیدگی شبکه صورت گرفته است. از زیرسری های تقریب و جزئیات حاصل از تبدیل موجک گسسته به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شده و سیگنال اصلی به عنوان هدف شبکه در نظر گرفته شده است (شکل (۵)).



شکل ۵- معماری مدل ترکیبی W-TDNN

در بخش شبکه عصبی مدل ترکیبی نیز، از یک شبکه سه لایه پیش خور با الگوریتم LM استفاده شده است. سایر جزئیات همانند مدل NAR می باشد. در بحث مدل سازی سطح آب زیرزمینی، پارامترهای مختلفی از جمله بارندگی، پمپاژ، تبخیر و تعرق، تغذیه به آبخوان، تخلیه از آبخوان، وزش باد، درجه حرارت و ... می توانند تأثیرگذار باشند. اما از آن جایی که تمام این عوامل به صورت مستتر در سری زمانی سطح آب زیرزمینی وجود دارند در نتیجه زمانی که سیگنال سطح آب زیرزمینی توسط تبدیل موجک به سیگنال های پایه سازنده اش تجزیه می شود، اثر تمام

### ۳-۲- نتایج مدل شبکه عصبی خود بازگشتی غیر خطی (NAR)

در مدل شبکه عصبی NAR، از داده های یک سری زمانی استفاده می گردد و مقادیر آینده سری زمانی به صورت تابعی از مقادیر گذشته همان سری زمانی پیش بینی می شوند. بر این اساس، سطح آب زیرزمینی با تأخیرهای<sup>۱</sup> مختلف (از ۱ تا ۱۴ ماه تأخیر) به عنوان ورودی و سیگنال تراز در گام زمانی  $t+1$  به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شده است. در نتیجه، تعداد نوروں لایه اول و لایه بیرونی، ۱ می باشد. برای انتخاب تعداد نوروں های بهینه لایه مخفی از روش آزمون و خطا استفاده شده است. در تحقیق حاضر از یک شبکه سه لایه پیش خور با تابع فعال سازی سیگموئید<sup>۲</sup> در لایه مخفی و تابع فعال سازی خطی<sup>۳</sup> در لایه خروجی استفاده شده است. این شبکه ها در یک روش یادگیری بانظر<sup>۵</sup> و به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا<sup>۶</sup> تربیت می شوند و بر این اساس، تصحیح خطا را انجام می دهند. در واقع، این معماری شبکه است که نحوه جریان داده های ورودی را برای رسیدن به خروجی مطلوب تعیین می کند. بر این اساس از شبکه عصبی پیش خور چند لایه برای ساختار مدل و از الگوریتم پس انتشار خطا برای به هنگام سازی استفاده شد. در این شبکه از تابع لوبنرگ - مارکوارت<sup>۷</sup> به عنوان تابع یادگیری برای پس انتشار خطا استفاده شد. نتایج مدل شبکه عصبی در جدول (۴) ارائه شده اند.

جدول ۴- نتایج مدل شبکه عصبی NAR

شماره پیرومتر	ساختار شبکه	E	RMSE (m)
۱	۱-۵-۱	۰/۸۲	۰/۰۵۳۸
۲	۱-۶-۱	۰/۷	۰/۱۳۳۵

### ۳-۳- نتایج مدل پیشنهادی موجک- شبکه عصبی تأخیر زمانی (W-TDNN)<sup>۸</sup>

در مدل TDNN، از چندین سری زمانی در ورودی شبکه عصبی می توان استفاده کرد. به این ترتیب، از زیرسری های حاصل از تجزیه سری زمانی در ورودی شبکه و از داده های سری زمانی اصلی، در خروجی شبکه استفاده می شود، که مقادیر آینده

- 1- Nonlinear auto regressive
- 2- Delay
- 3- Sigmoid function
- 4- Linear function
- 5- Supervised learning
- 6- Error back-propagation algorithm
- 7- Levenberg-marquardt function
- 8- Wavelet-time delay neural networks



طبیعت، به راحتی قابل تشخیص نیستند. شاید عواملی نظیر رواناب‌های دیررس، بارش‌های فصلی و پمپاژ از چاه‌های کشاورزی که اثرشان روی عمق آب زیرزمینی با تأخیر چند ماهه همراه است، مؤثر بوده‌اند. تراز آب زیرزمینی به عوامل گوناگونی بستگی دارد. به نظر می‌رسد که مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار در نوسانات ماهانه سطح آب زیرزمینی دشت شریف‌آباد، پمپاژ از چاه‌های کشاورزی (اثر کاهشی)، بارندگی، درجه حرارت، نفوذ به آبخوان در فصول بارندگی از طریق نزولات جوی‌ای که مستقیماً بر سطح دشت باریده یا در ارتفاعات (ذوب برف) رخ داده است، تغذیه آبخوان از دشت ساوه و حجم آب قابل برگشت ناشی از مصارف کشاورزی (اثر افزایشی) به آبخوان باشند که آمار دقیقی از آن‌ها در دست نیست. از طرفی تراز آب زیرزمینی ماه فعلی فقط با تراز آب زیرزمینی ماه‌های قبلی رابطه ندارد و عوامل بسیاری که دخیل هستند این رابطه را پیچیده می‌کنند. حتی اگر از همه عوامل، آمار موجود باشد، باز هم این رابطه قابل نوشتن به صورت یک رابطه ریاضی دقیق نیست. شاید تأثیر همین عوامل است که نتایج مدل هیبرید در سطح چهارم تجزیه حاصل شده است.

همچنین انتخاب مناسب تابع موجک، مسئله مهمی است و تا حد زیادی به مسئله مورد بررسی یعنی طبیعت رخداد پدیده و نوع سری زمانی آن وابسته است. به طور کلی برای سری‌های زمانی سطح آب زیرزمینی، الگوهایی از توابع موجک مادر، که به لحاظ شکل هندسی به خوبی بر منحنی سری‌های زمانی منطبق شوند، مناسب‌ترین توابع خواهند بود. سری زمانی تراز آب زیرزمینی بر خلاف پدیده‌هایی مثل بارش- رواناب، الزاماً ماهیت تک قله‌ای ندارند، بلکه اغلب دارای ویژگی نوسان پی‌درپی و روند کاهشی هستند. بنابر این الگوهایی از توابع موجک مادر که بتواند از نظر شکل هندسی به خوبی بر منحنی سری زمانی تراز آب زیرزمینی منطبق شوند، بهتر می‌توانند عمل نگاشت را انجام دهند و نتایج بهتری دربر خواهند داشت.

مدل ترکیبی به این دلیل که از سیگنال‌های تجزیه شده به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده می‌کند، توانسته است خصوصیات غیر خطی و پیچیده تراز آب زیرزمینی را دقیق‌تر از مدل شبکه عصبی و خصوصاً مدل خطی MLR شبیه‌سازی کند. همچنین با توجه به نمودار سری زمانی تراز ماهانه پیرومترها می‌توان دریافت که میزان و شدت نوسانات تراز در ماه‌های مختلف، بر دقت مدل‌سازی‌ها تأثیرگذار است. نتایج ارزیابی مدل هیبرید برای چاه‌های پیرومتری دشت در جداول (۵) و (۶) آمده‌اند.

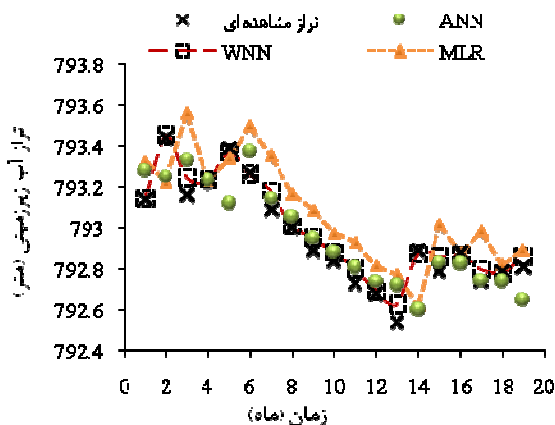
این عوامل در نظر گرفته می‌شود. به عبارت دیگر در تبدیل موجک، با برازش موجک مادر به سیگنال سطح آب زیرزمینی می‌توان تغییرات فصلی، تغییرات بلند مدت، روند و ... را از سیگنال سطح آب زیرزمینی استخراج نمود. به همین دلیل، در این پژوهش تنها از پارامتر سری زمانی سطح آب زیرزمینی استفاده شده است.

باید توجه داشت که تعداد لایه‌های مخفی بیشتر و تعداد نورون بیشتر در لایه مخفی، اگر چه ممکن است دقت محاسبات در آموزش شبکه را بالا ببرند، اما الزاماً دقت مدل را افزایش نخواهند داد. در اجرای شبکه عصبی، برای دو حلقه چاه پیرومتری مشاهده شد که با تأخیر ۱۲ ماهه بهترین مقادیر E و RMSE حاصل گردید. در منطقه مورد مطالعه، پمپاژ از چاه‌های کشاورزی بیشترین تأثیر کاهشی را روی تراز آب زیرزمینی دارد چرا که ۹۰ درصد آب پمپاژ شده از ۱۳۵ حلقه چاه این دشت به مصرف کشاورزی می‌رسد و شاهد روند کاملاً نزولی در سری زمانی چاه‌ها هستیم. این موضوع از نمودار تراز آب زیرزمینی دو پیرومتر مطالعاتی (شکل‌های (۲) و (۳)) نیز تا حدودی مشهود است.

برای ساخت مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی ابتدا در بخش تحلیل موجک گسسته<sup>۱</sup>، کدنویسی به زبان نرم‌افزار MATLAB R2011b، با درجات مختلف تجزیه (از ۱ تا ۵ سطح) و موجک‌های Haar, Meyer, db2, db3, db4, db5 و db5 برای تجزیه سری زمانی سطح آب زیرزمینی به زیرسری‌های تقریب<sup>۲</sup> و جزئیات<sup>۳</sup> انجام شد. همچنین در ادامه، کدنویسی برای برای شبکه عصبی با تعداد نورون متغیر در لایه مخفی و تأخیر- های ماهانه متغیر (از ۱ تا ۱۴ ماه تأخیر)، اضافه شد که زیرسری‌های حاصل از هر موجک در سطوح مختلف به عنوان ورودی شبکه عصبی به طور همزمان به شبکه داده شد. خروجی مدل هیبرید، تراز آب زیرزمینی در زمان  $t+1$  بوده است.

با ارزیابی نتایج، مشخص شد که تابع موجک Meyer با تأخیر ۴ ماه و در سطح چهارم تجزیه، برای هر دو پیرومتر نتایج بهتری را ارائه نموده است. با توجه به این که تأخیر ۴ ماهه بهترین نتیجه را برای پیرومترها داشته است، به نظر می‌رسد مدل هیبرید، ارتباط‌هایی را بین عمق آب زیرزمینی ماه فعلی با عمق آب زیرزمینی یک تا ۴ ماه قبلی آن‌ها یافته است. ارتباط‌هایی که به دلیل پیچیدگی این پدیده و به طور کلی

- 1- Discrete wavelet
- 2- Approximation
- 3- Detail



شکل ۷- مقایسه نتایج مدل‌ها در دوره آزمون برای پیژومتر ۲

طبق گزارش کارشناسان دفتر مطالعات پایه منابع آب شرکت آب منطقه‌ای استان قم، از آن‌جا که محدوده مطالعاتی شریف‌آباد تقریباً در انتهای حوضه دریاچه نمک قرار دارد، لذا طبیعتاً انتظار می‌رود سطح آب در آن پایین نباشد. ولی به علت برداشت بی‌رویه و تعدد چاه‌های بهره‌برداری که غالباً با دبی‌های زیاد و ساعات کارکرد طولانی فعال هستند، افت شدید تراز آب زیرزمینی را در منطقه شاهد هستیم. از طرفی با توجه به سری زمانی سه پیژومتر می‌توان مؤثرتر بودن اثر پمپاژ بی‌رویه را در این کاهش نسبت به سایر عوامل، محتمل دانست. پمپاژهای بیش از حد در منطقه مطالعاتی روی کیفیت آب نیز اثرگذار بوده و افزایش شوری آب منطقه را در پی داشته است.

مدل خطی MLR، رگرسیون خطی بین متغیرها را در نظر می‌گیرد. بنابر این روش برای شبیه‌سازی خصوصیات غیر خطی و پیچیده تراز آب زیرزمینی مناسب نبوده و همان گونه که ملاحظه می‌شود، سری زمانی آب زیرزمینی چاه‌های پیژومتری انتخابی دارای افت و خیز بسیار شدید نبودند اما مدل MLR نتوانست در مقایسه با دو مدل دیگر نتایج دقیق‌تری ارائه نماید. بدین ترتیب می‌توان دریافت امکان کارایی بهتر این مدل در سری‌هایی با نوسانات شدید سطح آب زیرزمینی یا تعداد داده‌های کمتر، احتمالاً ضعیف و غیر قابل قبول خواهد بود. در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی، مدل‌های هوشمند دارای مزیت قابلیت تنظیم چندین پارامتر هستند و ترکیبات مختلفی را می‌توان به کار برد. هر چند به دلیل همین ویژگی، این مدل‌ها مستعد پدیده بیش‌برازش نیز هستند.

در مقایسه با پژوهش حاضر، Adamowski و همکاران [۱۵] به پیش‌بینی تراز ماهانه آب زیرزمینی در حوضه آبریز شاتوگای در کانادا با استفاده از داده‌های ۸۴ ماهه تراز آب زیرزمینی، دما و

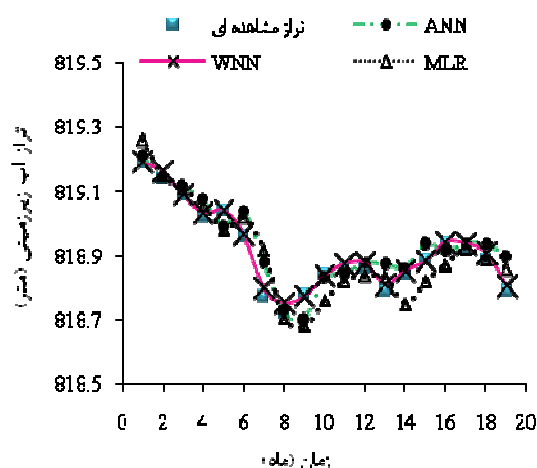
جدول ۵- بهترین نتایج مدل ترکیبی W-TDNN در پیژومتر ۱

E	RMSE (m)	ساختار ANN	i	موجک مادر
۰/۹۵	۰/۰۲۷۸	۳-۳-۱	۲	db2
۰/۹۱	۰/۰۳۶۴	۳-۷-۱	۲	db3
۰/۹۳	۰/۰۳۳۶	۳-۴-۱	۲	db4
۰/۹۳	۰/۰۳۳۴	۳-۴-۱	۲	db5
۰/۹۱	۰/۰۳۶۸	۳-۳-۱	۲	haar
۰/۹۸	۰/۰۱۵۷	۵-۳-۱	۴	Meyer

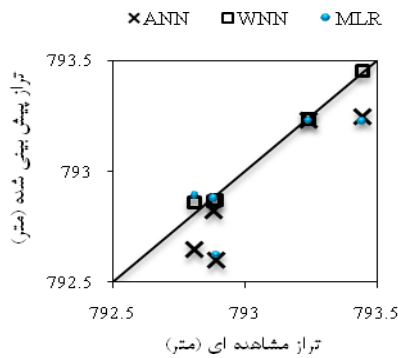
جدول ۶- بهترین نتایج مدل ترکیبی W-TDNN در پیژومتر ۲

E	RMSE (m)	ساختار ANN	i	موجک مادر
۰/۸۷	۰/۰۸۸۶	۴-۳-۱	۳	db2
۰/۸۵	۰/۰۹۳	۵-۷-۱	۴	db3
۰/۸۷	۰/۰۸۶۵	۳-۳-۱	۲	db4
۰/۹	۰/۰۷۵۵	۲-۴-۱	۱	db5
۰/۸۳	۰/۱۲۷۲	۳-۵-۱	۲	haar
۰/۹۴	۰/۰۴۸۳	۵-۶-۱	۴	Meyer

مقادیر تراز مشاهده‌ای برای دوره آزمون، با ترازهای پیش-بینی شده سه مدل، در پیژومتر ۱ و ۲، مورد مقایسه قرار داده شد (شکل‌های (۶) و (۷)). همانگونه که در شکل مشاهده می‌شود، نتایج مدل هیبرید در هر دو پیژومتر، با مقادیر مشاهده‌ای تطابق بیشتری دارد.



شکل ۶- مقایسه نتایج مدل‌ها در دوره آزمون برای پیژومتر ۱



شکل ۹- پیش بینی نقاط بیشینه در پیزومتر ۲

جدول ۸- نتایج مدل ها در پیش بینی نقاط بیشینه در پیزومتر ۲

ردیف	تراز مشاهده ای (m)	ANN (m)	MLR (m)	WNN (m)
۱	۷۹۳/۴۴	۷۹۳/۲۴۵	۷۹۳/۲۴۵	۷۹۳/۴۵
۲	۷۹۳/۲۴	۷۹۳/۲۳	۷۹۳/۲۲۸	۷۹۳/۲۳
۳	۷۹۲/۸۹	۷۹۲/۵۹۸	۷۹۲/۶۲۴	۷۹۲/۸۷
۴	۷۹۲/۸۸	۷۹۲/۸۲۳	۷۹۲/۸۷	۷۹۲/۸۶
	RMSE (m)	۰/۱۷۵	۰/۱۵۷	۰/۰۲۶
	E	۰/۵	۰/۵۸	۰/۹۸۸

#### ۴- نتیجه گیری

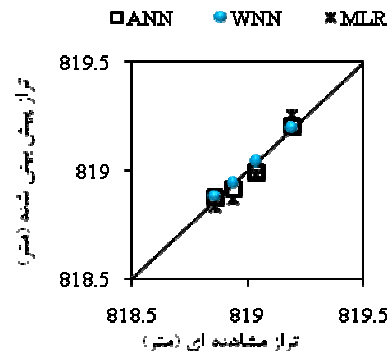
در این پژوهش یک روش جدید مبتنی بر ترکیب تحلیل موجک و شبکه عصبی در پیش بینی تراز آب زیرزمینی پیشنهاد گردید. توانایی مدل هیبرید شبکه عصبی و موجک، به عنوان یک ابزار سودمند و البته نسبتاً جدید در مدیریت منابع آب برای پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در دشت شریف آباد در مقایسه با دو مدل شبکه عصبی و مدل خطی خودبازگشتی چند متغیره، مورد ارزیابی قرار گرفت.

داده های ورودی به مدل شبکه عصبی خود بازگشتی غیر خطی، شامل سری زمانی سطح آب زیرزمینی و در مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی تأخیر زمانی، شامل زیرسری های تراز آب زیرزمینی حاصل از تبدیل موجک بوده است. بر اساس محاسبه دو معیار E و RMSE، مشخص شد که مدل ترکیبی WNN، با موجک Meyer در سطح چهارم تجزیه، با دقت بالاتری نسبت به دو مدل دیگر قادر به پیش بینی ۱۹ ماهه تراز آب زیرزمینی دوره آزمون و نقاط بیشینه در هر دو پیزومتر می باشد. ارزیابی نتایج نشان داده است که تحلیل موجکی توانسته است نتایج مدل شبکه عصبی را تا حد قابل ملاحظه ای بهبود بخشد؛ به گونه ای

بارش پرداختند. آن ها از مدل ترکیبی WNN استفاده نمودند. به گونه ای که از مجموع زیرسری های تقریب حاصل از تجزیه سه سری زمانی تا دو سطح تجزیه، در ورودی شبکه و از سری زمانی تراز در لایه خروجی استفاده کردند. همچنین مدت تأخیر را بین ۱ تا ۴ ماه مورد آزمون و خطا قرار دادند که برای تأخیر ۲ ماهه و تعداد ۲ نورون در لایه مخفی به عدد ۰/۹۷ برای ضریب کارایی نش در پیش بینی ۸ ماهه دوره آزمون دست یافتند.

#### ۳-۴- ارزیابی نتایج مدل ها در پیش بینی نقاط بیشینه

از ویژگی های یک مدل هیدرولوژیکی خوب، توانایی آن در برآورد و شبیه سازی نقاط بیشینه و کمینه می باشد. زیرا طراحی-ها معمولاً بر اساس این نقاط انجام می شود. در جداول (۷) و (۸)، مقادیر مشاهده ای و محاسباتی نقاط بیشینه دوره آزمون، در هر دو پیزومتر نشان داده شده اند. نتایج ارزیابی سه مدل در پیش بینی نقاط بیشینه برای هر دو پیزومتر در جدول (۹) قابل مشاهده است. بدین ترتیب مدل هیبرید توانسته است با دقت بالایی نقاط اوج سری زمانی را پیش بینی نماید (شکل های (۸) و (۹)).



شکل ۸- پیش بینی نقاط بیشینه در پیزومتر ۱

جدول ۷- نتایج مدل ها در پیش بینی نقاط بیشینه در پیزومتر ۱

ردیف	تراز مشاهده ای (m)	ANN (m)	MLR (m)	WNN (m)
۱	۸۱۹/۱۹	۸۱۹/۲۰۵	۸۱۹/۲۶	۸۱۹/۱۹۴
۲	۸۱۹/۰۴	۸۱۸/۹۹	۸۱۸/۹۸	۸۱۹/۰۴
۳	۸۱۸/۸۶	۸۱۸/۸۷۶	۸۱۸/۸۳۴	۸۱۸/۸۷۸
۴	۸۱۸/۹۴	۸۱۸/۹۱۵	۸۱۸/۸۷	۸۱۸/۹۴
	RMSE (m)	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۰۹
	E	۰/۹۴	۰/۸۵	۰/۹۹۴

- که ضریب کارایی نش در پیژومترهای ۱ و ۲ به ترتیب ۰/۹۸ و ۰/۹۴ بوده است.
- در بررسی نتایج مدل MLR، اگرچه مدل خطی نتایج نسبتاً قابل قبولی در مورد پیش بینی نقاط بیشینه هر دو پیژومتر انتخابی ارائه نموده است، اما با توجه به این که تعداد داده های آماری این دو پیژومتر ۱۸۶ ماه بوده است و نوسانات ناگهانی و شدید نداشته اند نمی توان برای سری های زمانی با داده های کمتر و نوسانات شدیدتر، نتایج قابل قبولی را از این مدل انتظار داشت.
- با توجه به جدید بودن کاربرد مدل هیبرید مذکور در مدیریت منابع آب، توصیه می شود که این مدل، مورد آزمون های مختلف قرار گرفته و کاربرد آن در سایر شاخه های مدیریت منابع آب، برای مثال در پیش بینی روند شوری دشت ها، دبی پیک، برآورد رسوب مخازن و غیره نیز بررسی گردد. همچنین با توجه به اهمیت نوع تابع موجک در پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در پژوهش های آتی می توان از توابع موجک دیگر نیز در پیش بینی استفاده کرد. استفاده از منطق فازی برای بررسی تأثیر آن بر نتایج مدل هیبرید موجک- شبکه عصبی در پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی و استفاده از ترکیب های بهینه زیرسری های تقریب و جزئیات سری زمانی تراز آب زیرزمینی در ورودی شبکه عصبی نیز توصیه می گردد.
- ۵- مراجع**
- [1] Yang, Z. P., Lu, W. X., Long, Y. Q., Li, P. "Application and Comparison of Two Prediction Models for Groundwater Levels: A Case Study in Western Jilin Province, China", Journal of Arid Environments, 2009, 73, 487-492.
- [2] Banerjee, P., Singh, V. S., Chattopadhyay, K., Chandra, P. C., Singh, B., "Artificial Neural Network Model as a Potential Alternative for Groundwater Salinity Forecasting", Journal of Hydrology, 2011, 398, 212-220.
- [3] Hwa Cho, K., Sthiannopkao, S., A. Pachepsky, Y., Kim, K. W., Ha Kim, J., "Prediction of Contamination Potential of Groundwater Arsenic in Cambodia, Laos, and Thailand using artificial neural network", Water Research, 2011, 45, 5535-5544.
- [4] Taormina, R., Chau, K. W., Sethi, R., "Artificial Neural Network Simulation of Hourly Groundwater Levels in a Coastal Aquifer System of the Venice Lagoon", Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25, 1670-1676.
- [5] Mohanty, S., Jha, M., Kumar, A., Panda, D. K., "Comparative Evaluation of Numerical Model and Artificial Neural Network for Simulating Groundwater Flow in Kathajodi-Suru Inter-basin of Odisha, India", Journal of Hydrology, 2013, 495, 38-51.
- [6] Rajaei, T., Mirbagheri, S. A., "Suspended Sediment Modeling in Rivers Using Artificial Neural Networks", Journal of Civil Engineering, 2009, 21 (1), 23-47.
- [7] Fallah-Mehdipour, E., Bozorg Haddad, O., Marin, M. A., "Prediction and Simulation of Monthly Groundwater Levels by Genetic Programming", Journal of Hydro-Environment Research, 2013, 1-8.
- [8] Nikmanesh, M., Rakhshanderoo, Gh., "Forecasting Groundwater Level In Saadat-Shahr Plain, Iran, Using Artificial Neural Networks", Journal of Iran-Water Resources Research, 2011, 7 (1), 82-86.
- [9] Mohtasham, M., Deghani, A. A., Akbarpur, A., Meftah, M., Etebari, B., "Groundwater Level Determination by Using Artificial Neural Network (Case study: Birjand Aquifer)", Iranian Journal of Irrigation and Drainage, 2010, 4 (1), 1-10.
- [10] Mokhtari, Z., Nazemi, A. H., Nadiri, A. A., "Predicting Groundwater Level using Artificial Neural Network Model (Case Study: SHABESTAR Aquifer)", Quarterly of Applied Geology, 2012, 4, 345-353.
- [11] Rajaei, T., Nourani, V., Zounemat-Kermani, M., Kisi, O., "River Suspended Sediment Load Prediction: Application of ANN and Wavelet Conjunction Model" Journal of Hydrologic Engineering, 2011, 16 (8), 613-627.
- [12] Wang, Y., XiaohuiLei, H., XinshanSong, Y., "Flood Simulation using Parallel Genetic Algorithm Integrated Wavelet Neural Networks", Neurocomputing, 2011, 74, 2734-2744.
- [13] Nourani, V., Kisi, O., Komasi, M., "Two Hybrid Artificial Intelligence Approaches for Modeling Rainfall-Runoff Process", Journal of Hydrology, 2011, 402, 41-59.
- [14] Rajaei, T., "Wavelet and ANN Combination Model for Prediction of Daily Suspended Sediment Load in Rivers", Science of The Total Environment, 2011, 409, 2917-2928.
- [15] Adamowski, J., Chan, H. F., "A Wavelet Neural Network Conjunction Model for Groundwater Level Forecasting", Journal of Hydrology, 2011, 407, 28-40.

- [19] Nayak, P. C., Venkatesh, B., Krishna, B., Jain, S. K., "Rainfall-Runoff Modeling using Conceptual, Data Driven, and Wavelet Based Computing Approach", *Journal of Hydrology*, 2013, 493, 57-67.
- [20] Polikar, R., "Fundamental Concepts and Overview of the Wavelet Theory", 2<sup>nd</sup> Edition, 1996.
- [16] Rajae, T., Mirbagheri, S. A., Nourani, V., Alikhani, A., "Prediction of Daily Suspended Sediment Load Using Wavelet and Neuro-Fuzzy Combined Model", *International Journal of Environmental Science and Technology*, 2010, 7 (1), 93-110.
- [17] Nakhaee, M., Saberi Nasr, A., "Predicting Groundwater Level Fluctuations of GHARVE Aquifer using Wavelet-Neural Network and comparing with MODFLOW Numerical Model", *Journal of Developed Applied Geology*, 2012, 1 (4), 47-58,
- [18] Fathi, B., "Prediction of Groundwater Level Fluctuations using combined models Wavelet-Adaptive Fuzzy-Neural Network and Wavelet-Neural Network and Linear Model", MSc Thesis Sharif University of Technology 2012.

**EXTENDED ABSTRACT**

## **Modeling of Groundwater Level using ANN–Wavelet Hybrid Model (Case Study: Sharif Abad Plain)**

Taher Rajaei\*, Akram Zeynivand

*Department of Civil Engineering, University of Qom, Qom, Iran*

**Received:** 09 April 2014; **Accepted:** 20 October 2014

---

**Keywords:**

Sharif Abad plain, Groundwater level, Artificial neural network, Wavelet transform, Multiple linear regression

---

### **1. Introduction**

Groundwater resources are one of the main sources of water supply. In recent years, the natural balance between fresh and saline water due to over-exploitation has been deteriorated and groundwater levels GLs in many parts of the country aquifers have turned negative. Evaluation and prediction of groundwater levels through specific models helps in forecasting of groundwater resources. In recent years, artificial neural networks (ANNs) have been used for GL prediction, aquifer parameter determination and groundwater quality monitoring. An important feature of ANN models is their ability to detect patterns in a complex system. Yang et al. [1] evaluated the potential of a BPANN and an Integrated Time Series (ITS) model based on the modern statistical models and techniques for the purpose of predicting the GL in an arid and semi-arid region of China. However, ANNs and other linear and non-linear methods frequently used have limitations with non-stationary data. ANN models cannot handle non-stationary data without input data pre-processing. The methods for dealing with non-stationary data are not as advanced as those for stationary data and additional research is needed to investigate methods that are better able to handle non-stationary data effectively. An example of such a method is wavelet analysis. Wavelet analysis can be used to decompose an observed time series (such as GL) into various components so that the new time series can be used as inputs for an ANN model. In this research, WA–ANN models were developed and compared with ANN and MLR models for forecasting GL at two tubes observed wells in the Sharif Abad watershed in Qom, Iran. In this paper, a new method based on coupling discrete wavelet transforms (WA) and ANN for GL forecasting is proposed. The relative performance of the proposed coupled wavelet-ANN models was compared to regular ANN models and Multiple Linear Regression (MLR) models for monthly GL forecasting. The comparison of the prediction accuracies of the WA-ANN and other models indicated that the proposed WA-ANN model could predict GL time series because of using multi-scale time series data as the ANN input layer.

### **2. Methodology**

#### *2.1. Case study and data*

The Sharif Abad watershed is located in the Province of Qom, between the UTM coordinates, Y: 3850000 and X: 525000, Y: 3830000 and X: 485000, which is limited from the North and East to the Masile Plain, from the south to the Qom Plain and from the West to the Save Plain. The variable used to develop and validate the models was monthly groundwater level data recorded at two sites in the Sharif Abad watershed in Qom, Iran.

#### *2.2. Multiple linear regression analysis*

Multiple linear regression is a technique to model a linear relationship between a dependent variable and one or more independent variables, which is defined as:

---

\* Corresponding Author

E-mail addresses: trajaei@qom.ac.ir (Taher Rajaei), a\_zeynivand@yahoo.com (Akram Zeynivand).

$$y = a_0 + \sum a_i x_i \quad (1)$$

### 2.3. Artificial neural networks

ANN is a computing tool constructed through many simple interconnected elements called neurons with unique capability of recognizing underlying relationship with input and output events (Fig. 1). An ANN is arranged into discrete layers, consisting of input, hidden, and output. The ANN employed in this paper, namely the multilayer perceptron, usually referred to as the feed-forward neural network (FFNN) with back-propagation (BP) algorithm. This ANN type can map input real valued vectors into an output of real valued vectors. The process of calibrating the ANN inputs and outputs was carried out with the BP algorithm. The Levenberg-Marquardt algorithm was employed to train the ANN models.

### 2.4. Wavelet transform

Wavelet transforms have recently begun to be explored as a tool for the analysis, de-noising and compression of signals and images. Wavelets are mathematical functions that give a time-scale representation of a time series and their relationships to analyze time series that contain non-stationary. The main advantage of wavelet transforms are their ability to simultaneously obtain information on the time, location and frequency of a signal. The discrete wavelet transform (DWT) was used to decompose the time series data for the WA-ANN models developed in this study [2].

### 2.5. Hybrid model of wavelet-ANN (WA-ANN)

WA-ANN models are ANN models that use, as inputs, sub-series components (DWs), which are derived from the DWTs of the original time series data. One of the advantages of the WA-ANN method compared to the ANN method is its ability to identify data components in a time series such as irregular components with multi-level wavelet decomposition. The A three-layer FFNN-LM, which contains one input layer, one hidden layer with sigmoid activation function, and one output layer linear activation function, was applied in this study.

### 2.6. Evaluation of model accuracy

The performance of different forecasting models can be assessed in terms of goodness of fit once each of the model structures is calibrated using the testing data set. The Nash-Sutcliffe Coefficient Efficiency (CE) and root-mean-squared error (RMSE) were used in this research.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{io} - y_{ip})^2}{n}} \quad (2)$$

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{io} - y_{ip})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{io} - \bar{y}_{io})^2} \quad (3)$$

## 3. Results and discussion

The ANN models for groundwater level forecasting were developed using the MATLAB R2011b software program. The regular ANN models with regular input data (i.e., those not using wavelet decomposed input data) consisted of an input layer, one single hidden layer, and one output layer consisting of one node denoting the targeted monthly groundwater level. The ANN models were trained and tested based on different numbers of neurons in the hidden layer and Delays. The number of neurons in the hidden layer and delays were optimized using the available data through the use of a trial-and-error procedure. For the three models, the data series were divided into a training set, validation set, and a testing set. In this study we used of different of wavelets and decomposition levels In order to select of the optimum WA-ANN model. In hybrid model, the original data (monthly groundwater level) was decomposed into a series of approximation and details. In the linear model, linear regression analysis was

computed between the values of the current month to 14 months before of the groundwater levels. Results of the three models are presented in Tables 1 and 2.

**Table 1.** Evaluation of the best WA-ANN models at Peiezometer 1

Mother wavelet type	ANN structure	RMSE (m)	Decomposition level	E
Db2	3-3-1	0.0278	2	0.95
Db3	3-7-1	0.0364	2	0.91
Db4	3-4-1	0.0336	2	0.93
Db5	3-4-1	0.0324	2	0.93
Haar	3-3-1	0.0368	4	0.91
Meyer	5-3-1	0.0157	2	0.98

**Table 2.** Evaluation of the best WA-ANN models at Peiezometer 2

Mother wavelet type	ANN structure	RMSE (m)	Decomposition level	E
Db2	4-3-1	0.0886	3	0.87
Db3	5-7-1	0.093	4	0.85
Db4	3-3-1	0.0865	2	0.87
Db5	2-4-1	0.0755	1	0.9
Haar	3-5-1	0.1272	2	0.83
Meyer	5-6-1	0.0483	4	0.94

#### 4. Conclusions

Wavelet analysis is a very new method in the areas of hydrology and water resources research. However, over the course of the last 5–6 years, it has begun to be investigated in a variety of hydrological applications. In this paper we evaluated the potential of a WA-ANN, ANN and MLR models for the purpose of predicting the GL in Sharif Abad Plain. In this research, a new method based on combining discrete wavelet transforms (WA) and ANN for GL forecasting applications was proposed. The WA-ANN models were compared to regular ANN models and MLR models for GL forecasting. This study found that the best WA-ANN model was substantially more accurate than the best ANN model and the best MLR model. It is hypothesized that the WA-ANN models are more accurate because wavelet transforms provide useful decompositions of the original time series, and the wavelet-transformed data improves the performance of the ANN forecasting model by analyzing useful information on various decomposition levels. The accurate forecasting results for the Sharif Abad watershed indicate that the WA-ANN model is a potentially very useful new method for GL forecasting. Highly accurate GL forecasting models such as the WA-ANN model that was developed in this study are a useful tool in sustainable groundwater extraction and optimized management in a watershed. It is recommended that future studies should explore the use of the WA-ANN method in GL forecasting for: other watersheds in different geographical regions; other lead times (such as daily, weekly, or yearly forecasting); comparing the wave neural network model with other new methods such as Adaptive Neural-Fuzzy Inference System.

#### 5. References

- [1] Yang, Z. P., Lu, W. X., Long, Y. Q., Li, P, "Application and Comparison of Two Prediction Models for Groundwater Levels: A Case Study in Western Jilin Province, China", *Journal of Arid Environments*, 2009, 73, 487-492.
- [2] Polikar, R., "Fundamental Concepts and Overview of the Wavelet Theory", 2<sup>nd</sup> Edition, 1996.