

پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت قروه با استفاده از شبکه عصبی - موجکی و مقایسه آن با مدل عددی MODFLOW

محمد نخعی

عضو هیئت علمی گروه زمین شناسی دانشگاه خوارزمی

امیر صابری نصر

دانشجوی دکتری هیدروژئولوژی، دانشگاه خوارزمی

تاریخ دریافت: ۲۷/۱۲/۹۰ تاریخ پذیرش: ۹۱/۹/۱۹

Amir.saberi85@gmail.com

چکیده

آبهای زیرزمینی یکی از منابع مهم تامین آب در تمام دنیا به شمار می‌روند. در سال‌های اخیر با توجه به مشکل کمبود منابع آبی، مسأله استفاده و مدیریت بهینه از این منابع اهمیت خاصی پیدا کرده است. به منظور آگاهی از وضعیت این منابع و مدیریت بهینه آنها، لازم است پیش‌بینی دقیقی از نوسانات سطح آب زیرزمینی صورت گیرد. این نوسانات ناشی از عوامل مختلفی است که از جمله آنها، عوامل آب و هوایی (حرارت، میزان بارندگی، تبخیر)، میزان تخلیه و تغذیه از سفره و... می‌باشند. امروزه مدل‌های مختلفی در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی ارائه شده است اما روشی که در چند سال اخیر مورد توجه مهندسين هیدروژئولوژی قرار گرفته است، استفاده از روشی ترکیبی به نام شبکه‌های عصبی موجکی می‌باشد. در این تحقیق نخست مبانی این شبکه‌ها بیان شده، سپس با بهره‌گیری از آن به مطالعه موردی دشت قروه پرداخته شده است. در نهایت نتایج این مدل با نتایج حاصل از مدل عددی MODFLOW مقایسه گردید. نتایج بیانگر آن است که روش شبکه عصبی-موجکی نسبت به روش عددی کارایی بالاتری را دارا می‌باشد.

کلمات کلیدی: دشت قروه، سطح آب زیرزمینی، شبکه عصبی-موجکی، MODFLOW

مقدمه

نظر می‌رسد. به طور معمول پیش‌بینی‌های هیدروژئولوژی با استفاده از روش‌های تحلیل رگرسیون (Pulido-Calvo et al., 2007; Bowden et al., 2006)، مدل‌های تصادفی مانند ARMA، ITS، TAR و نظایر آن صورت می‌گیرد (Bidwell, 2005; Zhou et al., 2008; Wang et al., 2009; Gemtzi and Stefanopoulos, 2011). اما در سال‌های اخیر از شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان یک رویکرد جدید در این زمینه استقبال قابل توجهی به عمل آمده است (Garcia and Shigidi, 2006; Triana et al., 2010; Banerjee et al., 2011). برای مثال، لالاهم و همکاران (Lallahem et al., 2005) اولین بار از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای ارزیابی سطح ایستابی در سازند سخت استفاده کردند. دالیاکوپولوس و همکاران (Daliakopoulos et al., 2005) نیز ساختارهای متعدد شبکه عصبی مصنوعی را همراه با الگوریتم‌های آموزش مختلف در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در منطقه مسارای یونان به کار بردند. یانگ و همکاران (Yang et al., 2009) توانایی این شبکه‌ها را در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با مدل‌های ITS مقایسه کردند. محمدی (Mohammadi, 2008) نیز ANN را با مدل عددی MODFLOW مقایسه کرد و نشان داد که ANN در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی، علاوه بر داده‌های ورودی کمتر و زمان کمتر برای آموزش، دقیق‌تر از مدل

کشور ایران با میانگین سالانه ۲۵۰ میلی‌متر بارش یکی از کشورهای خشک دنیا محسوب می‌شود و بنابراین لزوم توجه به منابع آب زیرزمینی امری حیاتی می‌باشد. بهره‌برداری بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی در سال‌های اخیر باعث به هم خوردن تعادل طبیعی آن شده و تراز آب زیرزمینی در آبخوان‌های بسیاری از نقاط کشور منفی شده است. همچنین عدم اعمال مدیریت و یا اعمال مدیریت‌های غیرصحیح در این دشت‌ها باعث بروز مشکلات ناشی از افت آب و یا اثرات ناشی از استفاده‌های غیربهینه از این منابع گردیده است. با اعمال روش‌های مدیریتی مناسب در استفاده از منابع آب موجود، علاوه بر اینکه می‌توان مخارج سنگین توسعه و بهره‌برداری از این منابع را کاست، میزان استفاده از این منابع را نیز می‌توان بهینه کرد. مدل‌سازی و پیش‌بینی صحیح سطح آب زیرزمینی و منابع آبی کمک شایانی به پروژه‌های شهری و عمرانی و همچنین مدیریت منابع آبی می‌کند. اصولاً مدل ابزاری طراحی شده برای ارائه نسخه‌ای ساده شده از واقعیت یک پدیده یا سیستم است (Anderson and woessener, 1992) و مدل هیدروژئولوژیکی مدلی است که تقریباً نشان‌دهنده کلیه فرآیندهایی است که در یک آبخوان رخ می‌دهد. لذا انتخاب مدلی که بتواند نوسانات آب زیرزمینی را به طور قابل قبولی پیش‌بینی کند، ضروری به

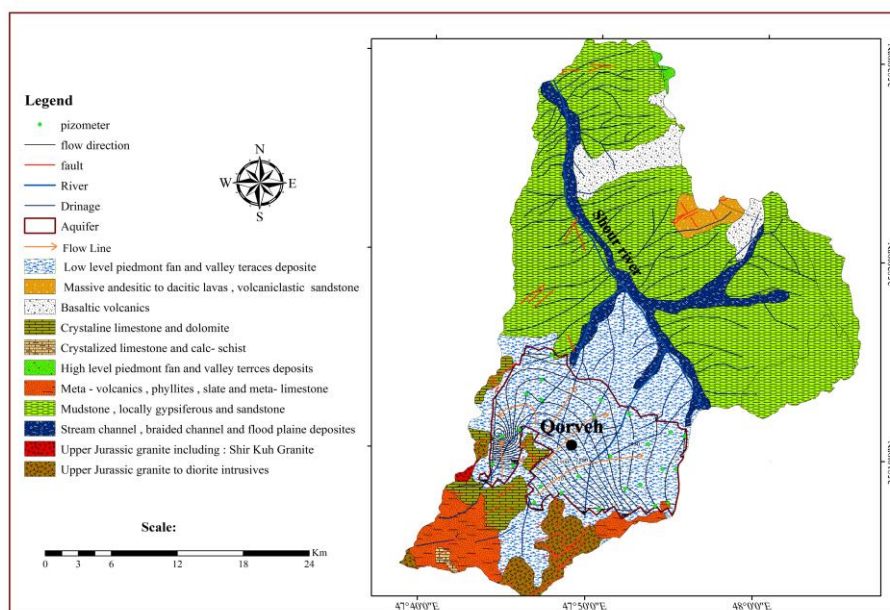
عددی MODFLOW عمل می‌کند. با وجود انعطاف‌پذیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدروژئولوژیکی، گاهی این شبکه‌ها در پیش‌بینی سری‌های زمانی به شدت ناپایستا و ناپایدار با مشکل مواجه می‌شوند. در این حالت اگر هیچ‌گونه پیش‌پردازشی بر روی داده‌ها صورت نگیرد، شبکه قادر به پیش‌بینی و حل مسئله نخواهد بود (Cannas et al., 2006). روش‌های متفاوتی برای رفع مشکل ذکر شده پیشنهاد شده‌اند، که از این بین می‌توان به تبدیل موجک اشاره کرد. تبدیل موجک ابزار مناسبی برای تحلیل سری‌های زمانی ناپایستا و گذرا می‌باشد. با استفاده از این تبدیل می‌توان یک سری زمانی ناپایستا را به چندین سری زمانی ایستا تجزیه کرد و با وارد کردن آن‌ها به شبکه عصبی، قدرت این شبکه را در امر پیش‌بینی بالا برد. این مدل ترکیبی جدید موسوم به WNN، از مزیت‌های شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک با هم استفاده می‌کند و بنابراین از کارایی قابل قبولی در شبیه‌سازی و پیش‌بینی برخوردار است. رجایی (Rajaei, 2011) و پارتال و سیگیزاوغلو (Partal and Cigizoglu, 2008) از این مدل در پیش‌بینی بار رسوب رودخانه استفاده کردند و کارایی بالای این شبکه‌ها را در زمینه پیش‌بینی نشان دادند. نورانی و همکاران (Nourani et al., 2009a, 2009b) و همکاران، (۱۳۸۷) نیز از این روش برای پیش‌بینی بارش و رواناب در حوضه آبریز ليقوانچی استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که WNN نسبت به ANN دقیق‌تر و بهتر عمل می‌کند. در سال‌های اخیر، ترکیب تبدیل موجک و شبکه عصبی مصنوعی با توجه به توانایی‌اش در زمینه پیش‌بینی و شبیه‌سازی، در علوم مختلف محیطی به وسیله محققین و تصمیم‌گیرندگان مورد استفاده قرار گرفته است، اما استفاده از آن در مطالعات آبهای زیرزمینی محدود بوده و تحقیق زیادی در این زمینه صورت نگرفته است. با توجه به بررسی‌های انجام شده، وانگ و دینگ (Wang and Ding, 2003) و آداموسکی و چان (Adamowski and Chan, 2011) از نخستین افرادی بودند که از این روش برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی استفاده کردند و نشان دادند WNN از روش‌های کلاسیک مانند

مدل ANN و ARIMA دقیق‌تر است. بنابراین هدف از این تحقیق نشان دادن پتانسیل کاربرد مدل فوق در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در دشت قره می‌باشد. همچنین دقت این روش ترکیبی با مدل‌های عددی نظیر MODFLOW مقایسه نشده است. لذا در این مطالعه، با استفاده از چند نوع موجک مادر و سطح تجزیه بهینه، نوسانات سطح آب زیرزمینی به روش WNN پیش‌بینی شده و نتایج این روش با مدل عددی MODFLOW مقایسه می‌گردد.

مواد و روش‌ها

موقعیت جغرافیایی دشت قره

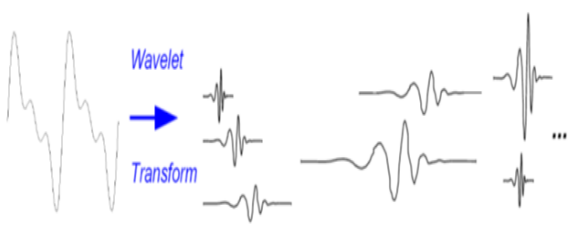
حوضه آبریز قره واقع بین حوضه‌های آبریز دهگلان و چهاردولی در استان کردستان و ۹۵ کیلومتری شرق سنندج و شمال غربی همدان واقع شده است. این محدوده بخشی از حوضه آبریز رودخانه تلوار بوده و از نظر مختصات جغرافیایی بین طول‌های $38^{\circ} 52'$ تا $38^{\circ} 06'$ شرقی و $35^{\circ} 22'$ تا $35^{\circ} 04'$ عرض شمالی قرار دارد (شکل ۱). حداکثر ارتفاع این منطقه در ارتفاعات جنوبی حوضه واقع است که برابر با ۳۱۴۵ متر از سطح دریا (کوه بگر) است و حداقل ارتفاع محدوده در (محل خروجی دشت در حوالی ایستگاه شادی‌آباد بر روی رودخانه شور) ۱۶۸۴ متر از سطح دریا است. این محدوده از غرب به کوه بی‌خیر، کوه شانه‌وره، کوه ابراهیم‌عطار و تپه ماهورهای حد واسط با دشت دهگلان، از جنوب به کوه‌های سنگ‌سیاه، تق‌تق، بگر و دروازه و از شرق به تپه‌ماهورهای حاجی‌آباد، حدواسط با دشت چهاردولی، کوه قیلان‌داشی و چیچک‌تپه و از شمال به محل تلاقی دو رودخانه چم شور و تلوار و کوه پیروسیف منتهی می‌شود. مساحت حوضه آبریز قره ۱۰۶۳/۵ کیلومتر مربع و مساحت دشت قره ۲۴۵ کیلومتر مربع است. آبخوان دشت قره در جنوب حوضه آبریز فوق واقع شده است. در شکل (۱) موقعیت حوضه آبریز، موقعیت آبخوان و زمین‌شناسی منطقه قره ارائه شده است.



شکل ۱. نقشه زمین‌شناسی محدوده مورد مطالعه

تبدیل موجک

موجک به عنوان موج کوچکی تعریف شده که انرژی آن در محدوده کوتاهی از زمان تمرکز یافته و ابزار مناسبی برای تحلیل سیگنال‌های ناپیوسته و گذرا می‌باشد (باجگیرانی و همکاران، ۱۳۸۹) و تبدیل موجک یک تکنیک پنجره‌ای با پنجره‌های متغیر می‌باشد که به ما اجازه می‌دهد از پنجره‌های با طول بلند در جایی که اطلاعات فرکانس پایین را با تفکیک پذیری بالا می‌خواهیم و از پنجره‌های با طول کوتاه در جایی که اطلاعات فرکانس بالا را با تفکیک پذیری پایین می‌خواهیم، استفاده نماییم (Quiroz et al., 2011). همچنین با استفاده از این تبدیل می‌توان سیگنال اصلی را به سیگنال‌های پایه سازنده‌اش تجزیه کرد. شکل ۲ شماتیک تبدیل موجک را نشان می‌دهد و شکل ۳ تجزیه سیگنال اصلی به سیگنال‌های پایه سازنده‌اش نشان می‌دهد.



شکل ۳. تجزیه سیگنال اصلی به سیگنال‌های پایه سازنده آن

تبدیل موجک به دو صورت گسسته و پیوسته انجام می‌شود. تبدیل موجک پیوسته، سیگنال $x(t)$ را به ضرایب موجک CWT_x^ψ تبدیل می‌کند (Partal and Kisi, 2007; Shan and Burl, 2011):

$$CWT_x^\psi(\tau, s) = \Psi_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3)$$

که در آن s و τ به ترتیب پارامترهای انتقال و مقیاس می‌باشند. پارامتر انتقال میزان جابجایی پنجره را معلوم می‌کند و پارامتر مقیاس که به طور معکوس با فرکانس ارتباط دارد ($s=1/f$)، به عنوان یک اپراتور ریاضی، سیگنال را منقبض یا منبسط می‌کند. در رابطه (۳)، ψ تابع پنجره است که اصطلاحاً موجک مادر نامیده می‌شود. تبدیل موجک در حقیقت شباهت‌سنجی بین محتوای فرکانسی سیگنال و توابع پایه (موجک‌ها) است. بدین ترتیب، اگر سیگنال مورد نظر یک مولفه برجسته در فرکانس متناظر با مقیاس مورد تحلیل داشته باشد، در این صورت موجک مقیاس شده، شبیه سیگنال مورد نظر خواهد بود. بنابراین ضریبی از تبدیل موجک پیوسته که در این مقیاس محاسبه می‌شود مقداری نسبتاً بزرگ خواهد داشت. در تبدیل موجک پیوسته باید مقیاس‌های متفاوتی را در نظر گرفت و برای هر مقیاس انتگرال معادله (۳) را به روش عددی حل نمود. این عمل حجم محاسبات را افزایش داده و باعث تولید ضرایب اضافی و غیر ضروری می‌گردد.

تبدیل موجک گسسته نقاط ضعف تبدیل پیوسته را مرتفع ساخته، ضمن این‌که گزینه مناسبی برای داده‌های گسسته محسوب می‌گردد. در حالت گسسته، تبدیل موجک فقط برای زیرمجموعه‌ای از مقیاس‌ها و موقعیتها^۲ انجام

برای پردازش سیگنال به طور معمول از روش‌هایی مانند آنالیز فوریه و آنالیز فوریه زمان کوتاه استفاده می‌شود. آنالیز فوریه نشان می‌دهد که هر تابع متناوب را می‌توان بر حسب مجموع نامتناهی از توابع پایه سینوسی و کسینوسی (و یا تابع نامی متناوب مختلط) نوشت (Quiroz et al., 2011). این تبدیل یکی از معروف‌ترین تبدیلات ریاضی برای بیرون کشیدن اطلاعات مفید، در یک سیگنال سری زمانی می‌باشد. این تبدیل توسط معادله زیر محاسبه می‌شود (Leaver and Unsworth, 2007):

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

که در آن t زمان، f فرکانس و $x(t)$ سیگنال پیوسته در زمان می‌باشد. تبدیل فوریه دارای یک ایراد جدی است بدین صورت که، در تبدیل از حیثه زمان به حیثه فرکانس اطلاعات زمانی از دست می‌رود و در هنگام نگاه کردن به تبدیل فوریه یک سیگنال غیرممکن است که بتوان گفت چه فرکانسی در چه زمانی اتفاق افتاده است. در مورد سیگنال‌های ناپیوسته (سیگنال‌هایی که با زمان تغییر می‌کنند) این ایراد جدی است.

برای رفع این مشکل آنالیز فوریه زمان کوتاه^۱ معرفی شد. در این تبدیل می‌توان یک سیگنال ناپیوسته را به بخش‌های کوچکی تقسیم کرد، به طوری که هر یک از این بخشها را می‌توان ایستا فرض کرد (Kaiser, 1994). STFT سیگنال چیزی جز حاصل ضرب FT یک سیگنال در یک تابع پنجره نیست. بدین ترتیب، تبدیل فوریه زمان کوتاه سیگنال $x(t)$ با استفاده از پنجره زمانی $w(t)$ به صورت زیر تعریف می‌شود (Mallat, 1998):

$$STFT_x^w(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) w^*(t-\tau) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2)$$

که در آن f متغیر فرکانسی و τ متغیر زمانی است. ایراد این روش نیز این است که هنگامی که یک پنجره‌ای با طول مشخص انتخاب می‌کنیم این پنجره برای تمام فرکانسها یکسان می‌باشد به عبارت دیگر تفکیک فرکانسی برای تمام فرکانسها ثابت می‌باشد. در مورد بعضی از سیگنال‌ها نیاز داریم که این روش قابل انعطاف‌تر باشد یعنی نیاز داریم که طول پنجره را به منظور بدست آوردن اطلاعات دقیق زمانی و مکانی تغییر دهیم (Holschneider, 1995). بدین منظور از تبدیل موجک استفاده می‌کنیم.



شکل ۲. طرح شماتیک تبدیل موجک.

وابسته است. محمل یک تابع، مجموعه نقاطی از دامنه تابع است که تابع در آن نقاط مخالف صفر است. ناحیه محمل به محدوده طولی موجک داده شده اشاره دارد که این محدوده طولی به نوبه خود روی توانایی موضعی سازی ویژگی یا عارضه^۱ اثر می گذارد. از طرف دیگر، گشتاور صفر، توانایی موجک را در نشان دادن رفتار چند جمله ای یا اطلاعات موجود در سیگنال محدود می کند. برای مثال، موجک هار، با یک گشتاور، چند جمله ای با یک ضریب و یا مولفه های سیگنال ثابت را کدگذاری می کند. به طور مشابه، موجک db2 چند جمله ای با دو ضریب، یعنی چند جمله ای دارای یک ثابت و یک مولفه سیگنال خطی را کدگذاری می کند و موجک db3، چند جمله ای دارای یک ثابت و مولفه های سیگنال خطی و کوادراتیک (درجه دوم) را کدگذاری می کند. به طور کلی برای سری های زمانی سطح آب زیرزمینی، الگوهایی از توابع موجک مادر، که به لحاظ شکل هندسی به خوبی بر منحنی های زمانی منطبق شوند و بتوانند تغییرات فصلی، تغییرات بلند مدت و روند و ... را از این سری های زمانی بیرون بکشند، مناسب ترین توابع خواهند بود. ماهسواران و خوسا (Maheswaran and Khosa, 2012) مطالعه ای را در مورد کاربرد انواع توابع موجک در پیش بینی های هیدرولوژیکی انجام دادند و به طور کلی نشان دادند، سری های زمانی ای که دارای مولفه های فرکانس بالا هستند با موجک های Haar و سری های زمانی ای که دارای روندهای غیرخطی طولانی مدت و مولفه های فصلی هستند با موجک های db2 بهتر مدلسازی می شوند. آنها همچنین نشان دادند که سری های زمانی ترکیبی همراه با مولفه های فصلی، توسط موجک های db2 با تجزیه تا سطح ۴ بهترین نتایج را نسبت به دیگر توابع موجک دارند.

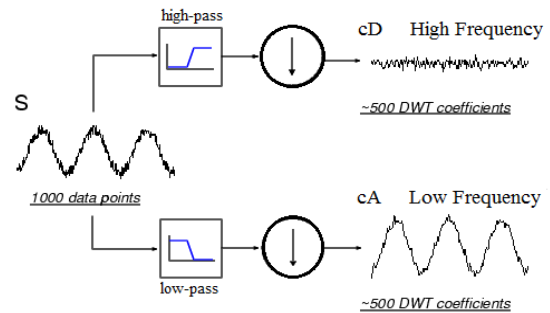
نتایج و بحث

آماده سازی پارامترهای 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 $[-1, 1]$ و $[0, 1]$ بر ورودی ها اعمال می شود. با توجه به استفاده از تابع تانژانت سیگموئید در لایه مخفی و فرم خاص این تابع، بهتر است مقیاس داده های ورودی به شبکه را قبل از استفاده، توسط فرمول (۴) به بازه $[-1, 1]$ تغییر داد. آموزش شبکه با این اطلاعات انجام شده و پس از خاتمه عملیات، مقادیر پیش بینی شده مجدداً به اشل واقعی بازگردانده می شوند.

$$x_{normalize} = \frac{(x - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \times 2 - 1 \quad (4)$$

می شود. چنانچه مقیاس و موقعیت بر پایه توان دو انتخاب شوند (مقیاس و موقعیت دوگانه)، تحلیل سیگنال بسیار سریع تر و با دقت کافی انجام می شود (Partial and Kisi, 2007). با اعمال تبدیل مذکور، داده های اولیه موجکی شده و به دو دسته تقریب^۲ و جزئیات^۳ تقسیم می شوند (شکل ۴).



شکل ۴. تجزیه موج اولیه به امواج ثانویه تقریب و جزئیات

پارامترهای ورودی

از آنجایی که نوسانات سطح آب زیرزمینی به عوامل مختلفی مثل بارندگی، پمپاژ، تبخیر و تعرق، تغذیه به آبخوان، تخلیه از آن، فشار اتمسفر، جزر و مد، زلزله، وزش باد و ... وابسته است، بنابراین تمام این عوامل به صورت مستتر در سری زمانی سطح آب زیرزمینی وجود دارند و مجموع این سری های زمانی (سیگنالها) سبب ایجاد سری زمانی سطح آب زیرزمینی می شود. در نتیجه زمانی که سیگنال سطح آب زیرزمینی توسط تبدیل موجک به سیگنال های پایه سازنده اش تجزیه می شود (به شکل ۳ رجوع شود)، اثر تمام این عوامل در نظر گرفته می شود. به عبارت دیگر در تبدیل موجک، با برآزش موجک مادر به سیگنال سطح آب زیرزمینی می توان تغییرات فصلی^۵ یا دوره ای، تغییرات بلند مدت^۶، روند^۷ و ... را از سیگنال سطح آب زیرزمینی بیرون کشید. سپس این سیگنال ها به عنوان ورودی های شبکه عصبی در نظر گرفته می شوند. دشت قروه شامل ۲۸ پیزومتر می باشد. پیزومترهای شماره ۶ و ۷ به دلیل نقص در داده ها از فرآیند مدلسازی حذف شدند. در نتیجه از داده های سطح آب زیرزمینی که به مدت ۱۰ سال (مهر ۷۶ تا مهر ۸۶) در ۲۶ پیزومتر دشت قروه اندازه گیری شده، به عنوان ورودی به شبکه عصبی موجکی استفاده شده است.

انتخاب موجک

انتخاب مناسب تابع موجک، مسئله مهمی است و تا حد زیادی به مسئله مورد بررسی، یعنی طبیعت رخداد پدیده و نوع سری زمانی آن، و برخی از ویژگی های تابع موجک مثل ناحیه محمل^۸ و تعداد گشتاورهای صفر آن^۹ وابسته

3- Approximation

4 -Details

5- Seasonal variations

6 -Secular variations

7 -Trend

8 -Region of support

9 -The number of vanishing moments

موجک مادر

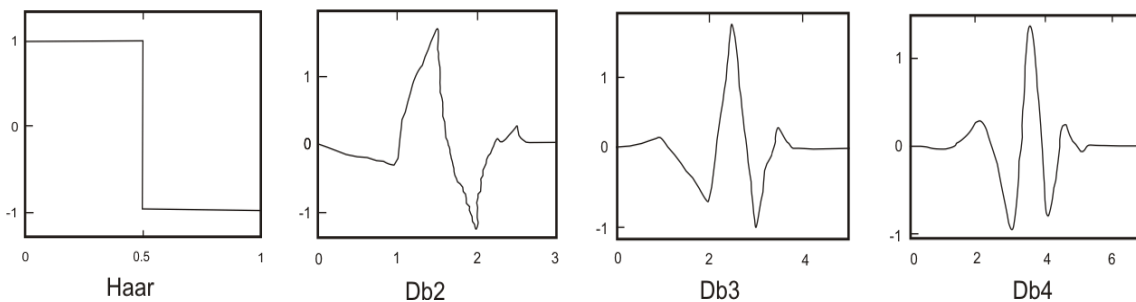
طراحی شبکه عصبی

مرحله بعدی، ساخت شبکه عصبی است. در شبکه عصبی از یک شبکه سه لایه Feed Forward-LM با تابع فعال‌سازی سیگموئید در لایه مخفی و تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی استفاده شده است. تعداد نرون‌های لایه اول وابسته به درجه تجزیه موجک، و برابر با $i+1$ است. که i درجه تجزیه موجک می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه خروجی را نیز بردار خروجی مسئله تعیین خواهد کرد. در این تحقیق تعداد نرون‌های لایه خروجی ۱ است که همان ارتفاع سطح آب در زمان $t+6$ می‌باشد. در ضمن برای تعیین تعداد نرون‌های لایه مخفی از روش سعی و خطا استفاده شده و با مقایسه خطای گزینه‌های مختلف، بهترین گزینه انتخاب گردیده است (شکل ۶). نکته دیگری که در انتخاب تعداد نرون‌های لایه مخفی مورد توجه قرار گرفته است، سادگی شبکه می‌باشد، به عبارتی از بین دو گزینه نسبتاً مشابه گزینه‌ای که تعداد نرون‌های کم‌تری داشته انتخاب شده است. این امر در راستای اجتناب از پیچیدگی شبکه صورت گرفته است. همچنین بهترین دسته آموزشی شامل ۷۰٪ از کل داده‌ها برای آموزش (داده‌های ماهیانه مهر ۷۶ تا شهریور ۸۳)، ۱۵٪ برای اعتبارسنجی (داده‌های ماهیانه مهر ۸۳ تا اسفند ۸۴) و ۱۵٪ نیز برای آزمون (داده‌های ماهیانه فروردین ۸۵ تا مهر ۸۶) انتخاب گردید. برای دستیابی به نتایج حاصله از روش شبکه عصبی-موجکی در مورد مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی، برنامه‌ای به زبان MATLAB با درجات مختلف تجزیه موجک و برای تعداد نرون‌های میانی مختلف در دو بخش موجک و شبکه عصبی نوشته شد. جدول (۱) بهینه‌ترین جواب‌ها را با توجه به نوع موجک و سطح تجزیه، برای هر کدام از پیرومترها با تعداد سه نرون در لایه مخفی نشان می‌دهد (به استثنای پیرومتر شماره ۲۸ که در لایه مخفی آن ۷ نرون استفاده شده است). شکل (۷) نیز شماتیکی از مدل شبکه عصبی-موجکی منتخب برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت قروه را نشان می‌دهد.

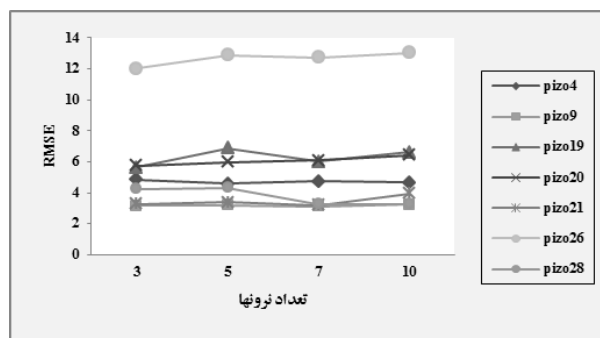
بعد از نرمالیز کردن، داده‌ها با تبدیل موجک گسسته تجزیه شدند. در این تبدیل، تعیین نوع موجک و سطح بهینه تجزیه بسیار مهم است. ساده‌ترین موجک مطرح از پایه Haar در سال ۱۹۱۰ به دست آمد. بزرگترین عیب موجک Haar نامنظم بودن آن است. موجک‌ها یا نامنظم و با یک محمل متناهی (نظیر موجک Haar) یا هموار و با یک محمل نامتناهی بودند. بعد از کار Daubechies روشی برای ایجاد موجک‌هایی هموار و با یک محمل متناهی به وجود آمد که این موجک‌ها در بیشتر کاربردها نقش مهمی دارند (صفری و شریفی، ۱۳۸۸). در این تحقیق از موجک‌های Haar, db2, db3, db4 برای تجزیه سیگنال سطح آب زیرزمینی استفاده شده است. شکل (۵) نمودار تابع این موجک‌ها را نشان می‌دهد.

سطح تجزیه بهینه

بعد از تعیین نوع موجک، مهم‌ترین اقدام تعیین سطح مناسب تجزیه است. از آنجایی که فرآیند تجزیه یک فرآیند تکراری است، از نظر تئوری می‌تواند تا بی‌نهایت انجام شود. اما در حقیقت، فرآیند تجزیه فقط تا هنگامی می‌تواند انجام شود که جزئیات سیگنال، شامل یک پیکسل باشد. در تجزیه یک سیگنال، استفاده از حداکثر سطح تجزیه کار عاقلانه‌ای به نظر نمی‌رسد. زیرا تعداد تجزیه مرتبه بالا اگرچه دقت محاسبات در آموزش شبکه را بالا می‌برد ولی نتیجه معکوس روی داده‌های شبیه‌سازی شده دارد. دلیل این امر ناشی از منطبق شدن الگوی شبکه به داده‌های آموزش^{۱۱} می‌باشد (نورانی و همکاران، ۱۳۸۷). همچنین تعداد تجزیه مرتبه بالا علاوه بر تولید داده‌های زیاد، حجم محاسبات را نیز بالا می‌برد. در عمل، ما بایستی مبتنی بر ماهیت سیگنال یا بر اساس یک معیار مناسب مثل آنتروپی، بهینه‌ترین سطح تجزیه را تعیین کنیم. برای تعیین سطح تجزیه بهینه ابتدا از فرمول تجربی $INT(\log n)$ استفاده شد که n اندازه سری زمانی، INT تابع گرد کننده و \log علامت لگاریتم می‌باشد (Wang and Ding, 2003). اما بعد از ورود داده‌های تجزیه شده به شبکه عصبی و پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی نتایج قابل قبولی از مدل حاصل نشد. در نتیجه تجزیه داده‌ها تا ۳ سطح و ۴ سطح نیز انجام شد تا کارایی مدل در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی بررسی شود.



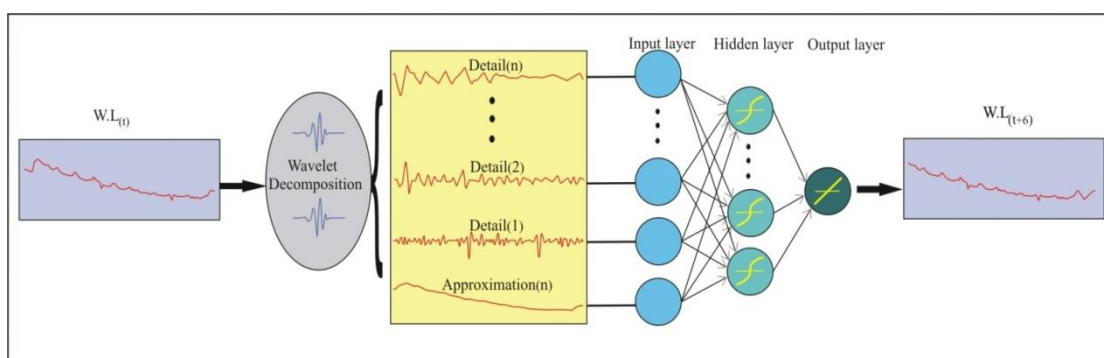
شکل ۵. نمودار توابع موجک‌های دابیشز و هار.



شکل ۶. نمودار مقدار RMSE بر حسب تعداد نرون‌های مختلف در چند پیژومتر منتخب در منطقه

جدول ۱. بهترین مدل انتخابی بر اساس نوع موجک و سطح تجزیه بهینه و پارامترهای کارایی مدل برای هر پیژومتر در مرحله صحت‌سنجی

محل	شماره پیژومتر	نوع موجک	سطح تجزیه بهینه	تعداد بهینه نرون لایه مخفی	صحت سنجی	
					RMSE%	R ² %
روستای مظفر آباد	P1	Haar	۳	۳	۲/۹۹	۸۵/۸۱
جنوب مظفر آباد	P2	db2	۴	۳	۳/۳۳	۹۵/۰۵
کیلومتر ۸۵ سنندج - قروه	P3	db3	۳	۲	۵/۳۵	۸۲/۹
روستای ویج	P4	db2	۴	۳	۴/۲۷	۸۳/۶۲
روستای قلعه	P5	db4	۴	۳	۲/۳۶	۹۶/۸۳
روستای امین آباد	P8	db4	۴	۳	۴/۴۴	۹۳/۸
روستای دیوزند	P9	db4	۴	۳	۲/۸۹	۹۱/۸
روستای سنگین آباد	P10	db4	۴	۳	۸/۵۱	۷۸/۵۳
کیلومتر ۶ قروه - همدان	P11	db4	۴	۳	۲/۳۶	۹۶/۴۵
دیوزند - جاده خریله	P12	db2	۴	۲	۱/۵۹	۹۸/۷۸
روستای خریله	P13	db2	۴	۳	۲/۰۸	۹۸/۱۱
روستای قاسم آباد	P14	db2	۴	۳	۲/۹۲	۹۶/۵۸
کیلومتر ۱۲ قروه - همدان	P15	db3	۴	۳	۴/۲۱	۹۱/۸۲
دشت جنبان شماره ۱	P16	Haar	۴	۳	۱/۳۶	۹۶
دشت جنبان شماره ۲	P17	db2	۴	۳	۲/۸	۸۹/۶۳
دشت جنبان شماره ۳	P18	db4	۴	۳	۲/۲۳	۹۲/۶۶
قروه جنب قنات خالصه	P19	db2	۳	۲	۵/۶۲	۹۲/۹۶
سریش آباد-جاده قصلان	P20	db2	۳	۳	۵/۷۶	۷۲/۱۴
روستای مظفرآباد	P21	db4	۴	۳	۲/۹۸	۹۳/۵۱
روستای شیخ جعفر	P22	db3	۳	۳	۱/۳۳	۹۸/۶۱
روستای خریله	P23	db2	۳	۲	۲/۳۹	۹۴/۸۹
روستای قاسم آباد	P24	db2	۴	۳	۳/۱۲	۹۴/۲۵
روستای شکوه آباد	P25	db4	۳	۳	۱/۳۹	۹۷/۹۸
سنگین آباد جنب فدک	P26	db2	۳	۳	۶/۸۹	۸۱/۸۷
قلعه روبروی بوتان گاز	P27	db3	۳	۳	۲/۴۷	۹۳/۷۲
امین آباد-جاده قروه	P28	db2	۳	۷	۳/۲۵	۹۴/۷۹



شکل ۷. شماتیک کلی از شبکه عصبی - موجکی مورد استفاده.

بالای این روش‌ها، نیاز به حداقل داده‌ها برای پیش‌بینی و سرعت بالای این روش‌ها در محاسبات، استفاده از این روش‌ها در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی بسیار کارآمدتر و ارزان‌تر نسبت به مدل‌های عددی خواهد بود.

پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه

پس از مرحله ارزیابی یا صحت‌سنجی، نوبت به اجرای مدل برای پیش‌بینی شرایط آبی آبخوار می‌رسد. پیش‌بینی مهم‌ترین هدف شبیه‌سازی است. با توجه به دقت شبکه عصبی-موجکی در پیش‌بینی، که در مرحله صحت‌سنجی هم نشان داده شد و نیز با استفاده از بهترین مدل ساخته شده برای هر پیژومتر، اکنون به پیش‌بینی شش ماهه سطح آب زیرزمینی در پیژومترها پرداخته می‌شود. در این قسمت، سطح آب برای ماه‌های مهر ۸۶ تا فروردین ۸۷ پیش‌بینی شده است. جدول ۳ نتایج پیش‌بینی شده سطح آب را برای ماه‌های ذکر شده با استفاده از WNN نشان می‌دهد. شکل شماره ۹ نیز نمودار این پیش‌بینی‌ها را برای برخی از پیژومترها نشان می‌دهد. در نهایت با استفاده از نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل برای ۲۶ پیژومتر موجود در منطقه مورد مطالعه، نقشه نهایی تراز سطح آب زیرزمینی برای ششمین ماه پیش‌بینی (فروردین ۸۷) رسم شد. این نقشه در شکل ۱۰ نشان داده شده است.

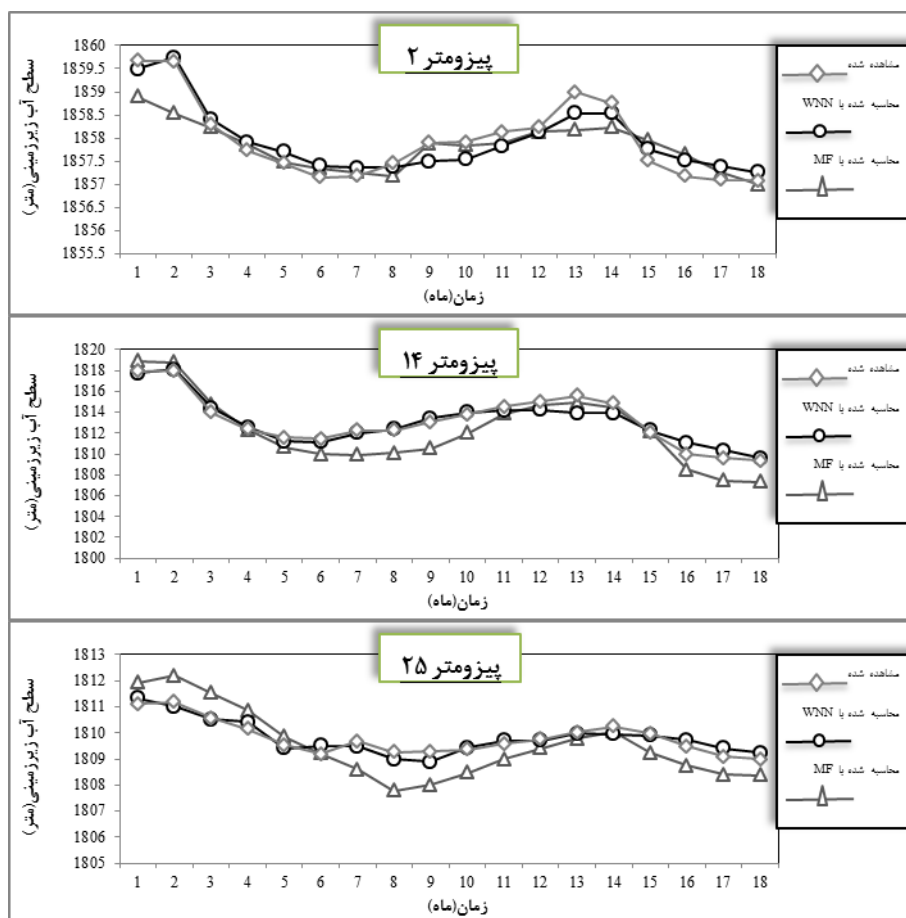
جدول ۲. مقایسه RMSE روش WNN با مدل عددی MODFLOW در مرحله

شماره پیژومتر	صحت‌سنجی	
	RMSE WNN%	RMSE MODFLOW%
P1	۰/۱۴۹۷۹	۰/۲۹۴۷۷۶
P2	۰/۲۶۰۸۲۵	۰/۴۴۰۲۸۴
P3	۰/۱۹۵۲۵۱	۰/۳۱۹۲۰۷
P4	۰/۳۶۷۴۲	۰/۴۵۶۱۹۸
P5	۰/۲۲۷۱۷۳	۰/۴۵۶۸۳۲
P8	۰/۰۹۹۹۲۹	۰/۲۵۴۵۸۲
P9	۰/۶۱۹۲۳	۰/۹۰۶۳۶
P10	۰/۹۱۸۴۳۵	۱/۵۶۰۳۳۲
P11	۰/۴۹۵۷۴۱	۰/۸۷۳۷۴۳
P12	۰/۲۹۹۶۴۱	۱/۰۳۶۸۰۲
P13	۰/۲۶۴۴۶۱	۱/۰۷۴۱۳
P14	۰/۶۲۹۵۵۴	۱/۴۴۴۴۱۴
P15	۰/۷۰۶۴۷۵	۰/۸۸۹۹۹۷
P16	۰/۱۶۹۹۸۳	۰/۳۵۰۲۳۶
P17	۰/۲۷۸۴۸۵	۰/۴۷۸۸۹۱
P18	۰/۶۸۶۲۱۳	۰/۳۳۴۲۱۷
P19	۰/۲۷۲۲۱۸	۰/۶۲۰۲۳۷
P20	۰/۲۳۳۶۸۲	۰/۳۷۷۷۸۴
P21	۰/۲۴۷۷۷	۰/۵۹۵۱۰۱
P22	۰/۰۶۳۳۹۷	۰/۲۲۸۳۳۹
P23	۰/۲۴۹۱۰۵	۰/۵۷۲۲۰۹
P24	۰/۵۵۹۳۹۵	۱/۰۲۵۰۵۳
P25	۰/۲۲۰۴۹۶	۰/۸۰۲۴۹۱
P26	۱/۶۸۰۳۸۱	۳/۱۴۱۰۴۸
P27	۰/۳۳۸۲۴	۱/۰۷۵۰۰۳
P28	۰/۳۲۰۹۵۸	۰/۴۸۶۰۳۸

مقایسه نتایج حاصل از WNN با مدل عددی MODFLOW

استفاده از مدل‌های عددی در بهره‌برداری از آبخوارهای آب زیرزمینی با توجه به پیشرفت قابلیت‌های کامپیوتر، گسترش چشمگیری یافته است. از مزایای این روش‌ها می‌توان به تعیین هم‌زمان چند پارامتر مثل بار هیدرولیکی، بیلان آب، مسیر جریان آب و غیره اشاره کرد. همچنین با این مدل‌ها می‌توان عکس‌العمل حوضه را در مقابل تغییر متغیرها از قبیل تغذیه طبیعی یا مصنوعی، میزان پمپاژ و غیره نشان داد. از همین طریق می‌توان با اعمال راهکارهای مناسب، بهترین عملکرد سیستم را تعیین و در جهت مدیریت یک حوضه از آن استفاده کرد. اما عمده مشکلی که هم‌اکنون کاربران و تهیه‌کنندگان این مدل‌ها با آن مواجه می‌باشند، نیاز به اطلاعات دقیق و ورودی‌های فراوان می‌باشد. همچنین حجم زیاد محاسبات در این مدل‌ها و نیاز به زمان زیاد در هر بار اجرای مدل سبب می‌شود تا اجرای مدل برای بررسی سناریوهای مختلف دشوار، زمان‌بر و گاهی اوقات غیرممکن باشد. از طرفی دیگر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های ترکیبی با این روش با توجه به عدم نیاز به همه اطلاعات ورودی و سرعت بسیار بالا در پردازش اطلاعات، می‌توانند جایگزین مناسبی برای مدل‌های عددی اولیه باشند. در این قسمت از تحقیق، امکان جایگزینی شبکه عصبی-موجکی به جای مدل عددی آب زیرزمینی در مورد پیش‌بینی نوسانات سطح آب مورد بررسی قرار می‌گیرد. مدل MODFLOW در این دشت قبلاً توسط رستمی (۱۳۸۹) ساخته و داده‌های حاضر، از این مدل کالیبره شده، استخراج شده است. همان‌طوری که در جدول (۲) ملاحظه می‌شود برای ارزیابی کارایی دو مدل شبکه عصبی-موجکی و مدل عددی MODFLOW در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت قروه از پارامتر RMSE استفاده شده است. برای مقایسه این پارامتر در دو روش، داده‌های حاصل از شبکه عصبی-موجکی به مقیاس مشابه با مدل MODFLOW آورده می‌شوند. شکل ۸ نیز نمودار مقادیر مشاهده شده نوسانات سطح آب زیرزمینی در برخی از پیژومترها و مقایسه آن با مقادیر محاسبه شده توسط مدل شبکه عصبی-موجکی و مدل MODFLOW را در مرحله صحت‌سنجی نشان می‌دهد.

با توجه به جدول (۲) و نمودارهای سطح آب مشاهده شده در پیژومترها و مقایسه آن با سطح آب محاسبه شده توسط دو مدل شبکه عصبی-موجکی و MODFLOW در مرحله صحت‌سنجی مشخص می‌شود که مدل شبکه عصبی-موجکی با وجود پارامترهای ورودی کم، در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی بسیار توانمندتر از مدل عددی MODFLOW عمل می‌کند. همان‌طوری که مشاهده می‌شود در مدل شبکه عصبی-موجکی فقط از سیگنال سری زمانی سطح آب که توسط موجک به چندین زیرسیگنال تجزیه می‌شود استفاده شده است. در صورتی که در مدل عددی داده‌های ورودی متنوع اعم از سطح آب، بارندگی، پمپاژ، تغذیه طبیعی و مصنوعی، زهکشی، تبخیر و غیره نیاز است و در این مدل‌ها تعیین شرایط مرزی نیز از ضروریات می‌باشد. بنابراین با توجه به توضیحات گفته شده در مورد شبکه‌های عصبی-موجکی، دقت بسیار

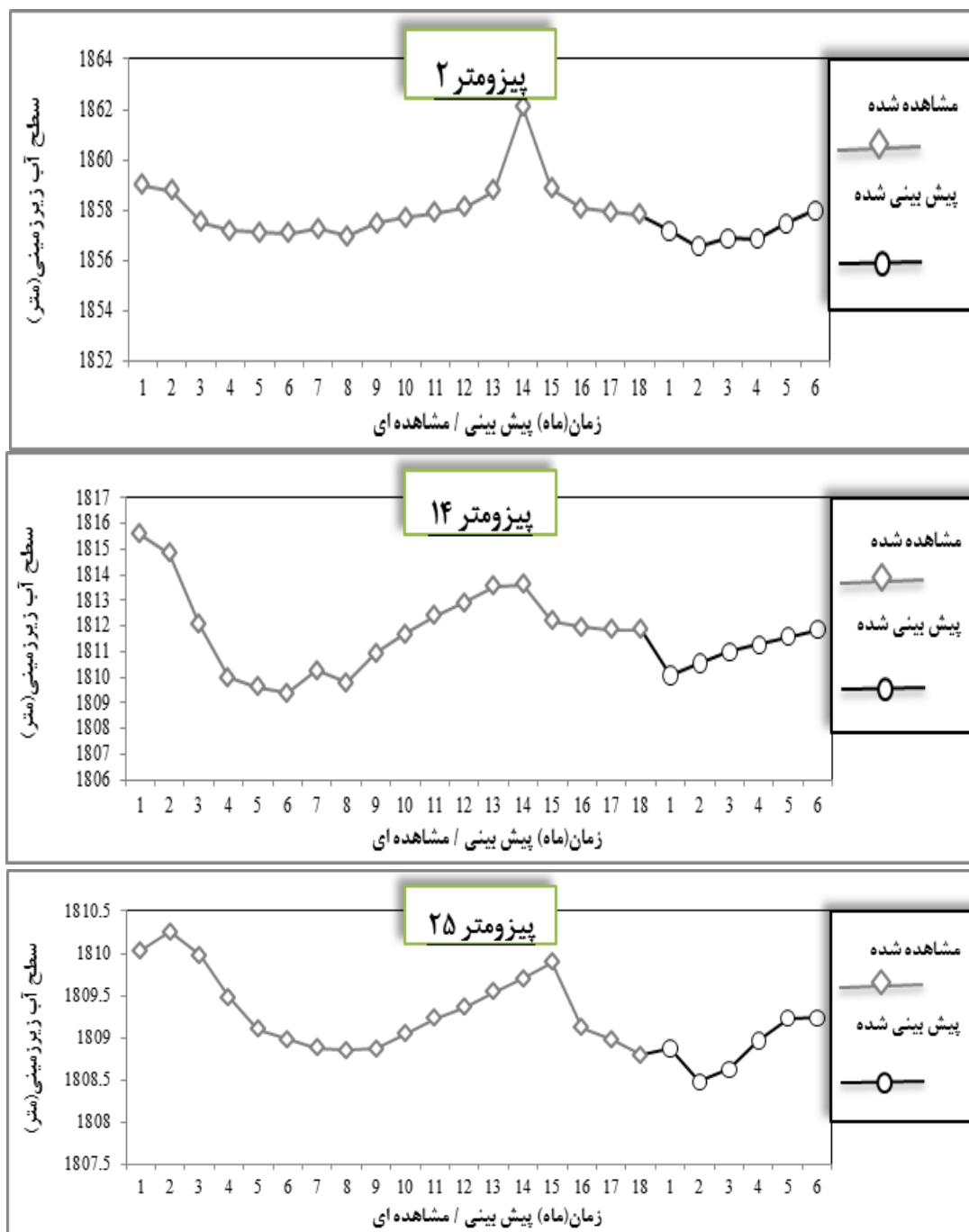


شکل ۸. مقادیر مشاهده‌ای و مقایسه آن با مقادیر محاسبه شده توسط WNN و MODFLOW در مرحله صحت‌سنجی برای پیزومترهای ۲، ۱۴ و ۲۵

نتیجه‌گیری

هیدرولوژیکی و هیدروژئولوژیکی مختلفی دارد و در این مدل شناسایی شرایط مرزی، تعیین داده‌های ورودی، کالیبراسیون و صحت‌سنجی، دشوار، زمان‌بر و پرهزینه می‌باشد. به‌علاوه ترکیب این مدل با مدل‌های بهینه‌سازی برای یافتن سناریوی مدیریت آب زیرزمینی بهینه، نیاز به صدها بار اجرای برنامه دارد. در صورتی که مدل شبکه عصبی-موجکی با داده‌های ورودی کم‌تر و بدون آگاهی از معادلات حاکم، می‌تواند جایگزین مناسبی برای این مدل عددی در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی باشد. البته با توجه به جدید بودن کاربرد مدل مذکور در مدیریت منابع آب توصیه می‌شود که این مدل فوق، مورد آزمون‌های بیشتری قرار گرفته و کاربرد آن در سایر شاخه‌های مدیریت منابع آب، برای مثال در پیش‌بینی روند شوری دشت‌ها، دبی پیک، برآورد رسوب مخازن و غیره نیز بررسی گردد. در ضمن با توجه به اهمیت نوع تابع موجک در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در پژوهش‌های آتی می‌توان از توابع موجک دیگر نیز در پیش‌بینی استفاده کرد. همچنین می‌توان از ترکیب آنالیز موجک با روش فازی و شبکه عصبی با روش فازی نیز استفاده کرد و توانایی هر یک از این روش‌ها را در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی سنجید.

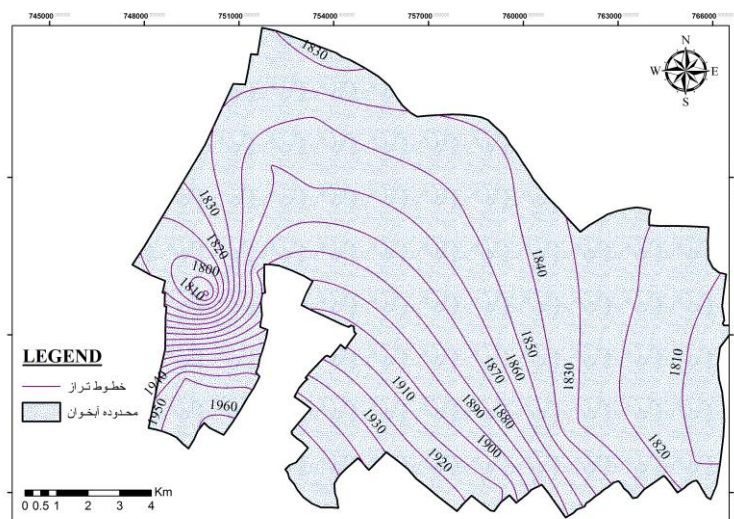
در این تحقیق توانایی مدل شبکه عصبی موجکی به عنوان یک ابزار سودمند و البته نسبتاً جدید در مدیریت منابع آب برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در دشت قروه مورد ارزیابی قرار گرفت. همانگونه که در جدول ۱ نشان داده شده است در مدل شبکه عصبی موجکی R^2 نسبتاً بالا و RMSE نسبتاً پایین است. این مدل دارای عملکرد خیلی خوبی هم در دوره آموزش و هم در دوره صحت‌سنجی بوده به طوری که در دوره صحت‌سنجی پیزومتر روستای شیخ جعفر (P22) با $R^2=98/61$ و $RMSE=1/23$ بهترین و پیزومتر روستای سنگین آباد (P10) با $R^2=78/53$ و $RMSE=8/51$ بدترین عملکرد را به خود اختصاص دادند و بقیه پیزومترها نیز در محدوده قابل قبولی قرار داشتند. در مطالعه حاضر، مقایسه مدل شبکه عصبی موجکی با مدل عددی MODFLOW نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی موجکی با وجود داده‌های ورودی کمتر و زمان کوتاه‌تر برای ساخت و آموزش مدل، دارای توانایی بالایی در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی می‌باشد. شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل عددی MODFLOW نیاز به پارامترهای



شکل ۹. مقادیر پیش‌بینی شده توسط WNN در پیزومترهای ۲، ۱۴ و ۲۵ برای مهر ۸۶ تا فروردین ۸۷.

جدول ۳. نتایج پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از WNN در ماه‌های اول تا ششم پیش‌بینی

شماره پیزومتر	utm _x	utm _y	T=۱	T=۲	T=۳	T=۴	T=۵	T=۶
P1	۷۵۳۳۳۶	۳۹۰۱۷۶۵	۱۸۵۱/۷۳۷	۱۸۵۱/۸۳۵	۱۸۵۱/۹۵۲	۱۸۵۲/۰۶۷	۱۸۵۲/۰۷۳	۱۸۵۲/۰۲۵
P2	۷۵۳۴۴۳	۳۸۹۹۸۵۶	۱۸۵۷/۱۵۹	۱۸۵۶/۵۴۸	۱۸۵۶/۸۷۳	۱۸۵۶/۸۵۵	۱۸۵۷/۴۵۲	۱۸۵۷/۹۷۱
P3	۷۵۱۵۹۰	۳۸۹۶۹۷۱	۱۸۸۳/۸۰۱	۱۸۸۳/۴۱۹	۱۸۸۳/۳۳۱	۱۸۸۳/۴۹۱	۱۸۸۳/۴۷۱	۱۸۸۳/۲۸۸
P4	۷۵۳۳۶۳	۳۸۹۰۳۱۱	۱۹۵۸/۸۰۳	۱۹۶۵/۰۵۶	۱۹۵۷/۹۶۴	۱۹۵۶/۹	۱۹۵۸/۱۲۶	۱۹۵۸/۵۰۶
P5	۷۵۵۷۴۰	۳۸۹۱۳۴۷	۱۹۲۹/۰۳۲	۱۹۲۸/۳۷۲	۱۹۲۹/۲۱	۱۹۲۷/۹۶۲	۱۹۲۷/۳۰۸	۱۹۲۸/۱۸۴
P8	۷۵۸۸۲۴	۳۹۰۰۲۰۰	۱۸۴۴/۲۵	۱۸۴۴/۴	۱۸۴۴/۴۶۷	۱۸۴۴/۶۶۶	۱۸۴۴/۷۹۲	۱۸۴۴/۸۳۷
P9	۷۶۰۰۰۲	۳۸۹۵۰۰۷	۱۸۴۶/۹۲۴	۱۸۴۶/۹۵۴	۱۸۴۶/۸۱۴	۱۸۴۷/۱۶۸	۱۸۴۷/۰۶۷	۱۸۴۷/۱۴۶
P10	۷۵۹۲۷۳	۳۸۹۰۰۷۹	۱۹۱۶/۷۱۸	۱۹۱۶/۶۹۲	۱۹۱۶/۵۰۳	۱۹۱۴/۹۶۴	۱۹۱۱/۶۰۲	۱۹۱۲/۳۵۱
P11	۷۶۱۵۰۸	۳۸۹۲۰۷۷	۱۸۳۰/۰۹۸	۱۸۲۹/۷۱۳	۱۸۲۹/۶۰۴	۱۸۳۰/۳۸۱	۱۸۳۰/۹۱	۱۸۳۱/۳۷۲
P12	۷۶۳۳۵۱	۳۸۹۶۳۴۹	۱۸۲۱/۰۷۳	۱۸۲۰/۸۰۷	۱۸۲۰/۷۷	۱۸۲۱/۱۰۳	۱۸۲۱/۶۶۴	۱۸۲۱/۶۸۴
P13	۷۶۵۳۱۹	۳۸۹۷۵۸۸	۱۸۱۴/۴۳۷	۱۸۱۴/۵۷۶	۱۸۱۴/۵۹۸	۱۸۱۴/۶۵۶	۱۸۱۴/۶۷۱	۱۸۱۴/۶۹۸
P14	۷۶۴۸۳۲	۳۸۹۴۱۲۰	۱۸۱۰/۰۶۹	۱۸۱۰/۵۶۴	۱۸۱۱/۰۰۷	۱۸۱۱/۲۸۶	۱۸۱۱/۵۹۴	۱۸۱۱/۸۶۶
P15	۷۶۴۳۴۳	۳۸۹۰۶۳۸	۱۸۱۸/۹۲۳	۱۸۱۹/۳۷۶	۱۸۱۹/۷۲۴	۱۸۲۱/۳۳۱	۱۸۲۱/۹۹۶	۱۸۲۱/۹۲۹
P16	۷۴۹۹۸۲	۳۸۹۶۲۸۷	۱۷۸۱/۹۴۱	۱۷۸۱/۸۳۸	۱۷۸۲/۰۷۲	۱۷۸۱/۸۸۸	۱۸۷۱/۹۸۲	۱۷۸۲
P17	۷۵۱۲۳۲	۳۸۹۳۶۱۹	۱۹۴۶/۰۰۷	۱۹۴۶/۸۶۵	۱۹۴۶/۴۹۲	۱۹۴۶/۵۲۹	۱۹۴۶/۵۵۵	۱۹۴۶/۵۷۲
P18	۷۴۹۳۰۱	۳۸۹۳۶۵۰	۱۹۵۵/۴۶۲	۱۹۵۰/۲۸۱	۱۹۵۱/۸۱۹	۱۹۵۰/۵۲۴	۱۹۵۰/۶۸۴	۱۹۵۲/۰۴۷
P19	۷۵۳۸۴۶	۳۸۹۱۸۳۲	۱۹۴۳/۲۸۷	۱۹۴۳/۲۰۳	۱۹۴۴/۰۸۷	۱۹۴۴/۱۰۶	۱۹۴۴/۲۶۱	۱۹۴۴/۴۰۴
P20	۷۵۴۱۳۳	۳۹۰۴۰۹۹	۱۸۲۱/۲۰۵	۱۸۲۰/۵۵۵	۱۸۲۱/۸۲۶	۱۸۲۱/۹۳۳	۱۸۲۱/۲۱۵	۱۸۲۱/۷۲۹
P21	۷۵۲۰۲۱	۳۹۰۰۳۶۵	۱۸۶۰/۳۰۷	۱۸۶۰/۱۶۶	۱۸۶۰/۱۴	۱۸۶۰/۴۰۲	۱۸۶۰/۵۷۷	۱۸۶۰/۶۹۴
P22	۷۶۱۴۴۴	۳۸۹۹۰۵۳	۱۸۲۹/۱۴۵	۱۸۲۹/۱۰۵	۱۸۲۹/۰۷۹	۱۸۲۹/۰۴۷	۱۸۲۹/۰۲۱	۱۸۲۸/۹۹۷
P23	۷۶۶۶۲۸	۳۸۹۷۲۶۷	۱۸۰۹/۶۰۸	۱۸۰۹/۵۹۵	۱۸۰۹/۵۷۴	۱۸۰۹/۶	۱۸۰۹/۵۰۲	۱۸۰۹/۴۲۸
P24	۷۶۶۰۱۲	۳۸۹۴۱۵۸	۱۸۰۴/۷۰۳	۱۸۰۵/۲۲	۱۸۰۴/۷۳۱	۱۸۰۵/۳۹	۱۸۰۶	۱۸۰۶/۳۱۹
P25	۷۶۵۴۸۵	۳۸۹۰۹۹۴	۱۸۰۸/۸۷۲	۱۸۰۸/۴۷۷	۱۸۰۸/۶۲۲	۱۸۰۸/۹۶۲	۱۸۰۹/۳۳۲	۱۸۰۹/۲۳۶
P26	۷۶۲۹۰۱	۳۸۹۲۵۵۱۱	۱۸۲۰/۶۹۶	۱۸۲۰/۸۵۱	۱۸۲۰/۳۳۱	۱۸۲۰/۸۴۶	۱۸۲۱/۰۶۴	۱۸۲۱/۸۴۳
P27	۷۵۷۲۵۳	۳۸۹۲۹۷۷	۱۸۹۵/۰۵۴	۱۸۹۵/۱۲۱	۱۸۹۵/۳۶۸	۱۸۹۵/۶۲۹	۱۸۹۵/۷۰۷	۱۸۹۵/۵۲۸
P28	۷۵۸۳۳۷	۳۸۹۸۵۹۶	۱۸۴۹/۰۴۸	۱۸۴۹/۰۶۳	۱۸۴۸/۸۶۶	۱۸۴۹/۱۳۹	۱۸۴۹/۳۹۵	۱۸۴۹/۶۰۲



شکل ۱۰. نقشه نهایی تراز سطح آب زیرزمینی برای ماه ششم پیش‌بینی (فروردین ۸۷)

- باجگیرانی، ع.، شریفی، م.، فغفور مغربی، م.، عارفی جمال، ع.، ۱۳۸۹، استفاده از تبدیلات فوریه و موجک برای استخراج هیدروگراف واحد لحظه‌ای، تحقیقات منابع آب ایران، شماره ۶(۲)، ص ۲۷-۳۵.
- رستمی، ص.، ۱۳۸۹، بررسی تاثیر طرح تغذیه مصنوعی رودخانه ویهچ بر روی پتانسیل آبهای زیرزمینی دشت قروه، پایان‌نامه کارشناسی ارشد رشته زمین‌شناسی گرایش آب‌شناسی، دانشکده علوم، دانشگاه تربیت معلم تهران.
- کلو، و.، ۲۰۰۴، ترجمه صغری، ع.، و شریفی، م.، ۱۳۸۸، موجک‌ها با کاربرد در ژئودزی و ژئودینامیک، انتشارات دانشگاه تهران.
- نورانی، و.، حسن‌زاده، ی.، کماسی، م.، شرقی، ا.، ۱۳۸۷، مدل‌سازی بارش-رواناب با مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی مصنوعی، چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه تهران.
- Adamowski, J., Chan, H.F., 2011, A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting, *Journal of Hydrology*, Vol: 407, p: 28–40.
- Anderson, M.P. & Woessner, W.W. 1992. *Applied Groundwater Modeling*. Academic Press. San Diego.
- Banerjee, P., Singh, V.S., Chattopadhyay, K., Chandra, P.C., Singh, B., 2011, Artificial neural network model as a potential alternative for groundwater salinity forecasting, *Journal of Hydrology*, Vol: 398, p: 212–220.
- Bidwell, V.J., 2005, Realistic forecasting of groundwater level, based on the eigenstructure of aquifer dynamics, *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol: 69, p: 12–20.
- Bowden, G.J., Nixon, J.B., Dandy, G.C., Maier, H.R., Holmes, M., 2006, Forecasting chlorine residuals in a water distribution system using a general regression neural network, *Mathematical and Computer Modelling*, Vol: 44, p: 469-484.
- Cannas, B., Fanni, A., See, L., Sias, G., 2006, Data preprocessing for river flow forecasting using neural networks: wavelet transforms and partitioning, *Physics and Chemistry of the Earth*, Vol: 31 (18), p: 1164-1171.
- Daliakopoulos, I.N., Coulibaly, P., Tsanis, I.K., 2005, Groundwater level forecasting using artificial neural networks, *Journal of Hydrology*, Vol: 309, p: 229–240.
- Garcia, L.A., Shigidi, A., 2006, Using neural networks for parameter estimation in ground water, *Journal of Hydrology*, Vol: 318, p: 215-231.
- Gemitzi, A., Stefanopoulos, K., 2011, Evaluation of the effects of climate and man intervention on ground waters and their dependent ecosystems using time series analysis, *Journal of Hydrology*, Vol: 403, p: 130–140.
- Holschneider, M., 1995, *Wavelets; an Analysis Tool*, Clarendon Press, Oxford.
- Kaiser, G., 1994, *A friendly guide to wavelets*. Published by Birkhäuser, Department of mathematics, university of Massachusetts at Lowell, p: 300.
- Lallahem, S., Mania, J., Hani, A., Najjar, Y., 2005, On the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media, *Journal of Hydrology*, Vol: 307, p: 92–111.
- Leaver, J.D., Unsworth, C.P., 2007, Fourier analysis of short-period water level variations in the Rotorua geothermal field, New Zealand, *Geothermics*, Vol: 37, p: 539-557.
- Maheswaran, R., & Khosa, R. 2012, Comparative study of different wavelets for hydrologic forecasting, *Computers & Geosciences*, Vol: 46, p: 284-295.
- Mallat, S., 1998, *A Wavelet Tour of Signal Processing*. San Diego, CA: Academic Press.
- Mohammadi, K., 2008, Groundwater table estimation using MODFLOW and Artificial Neural Networks, *Water Science and Technology Library*, Vol: 68, No: 2, p: 127-138.
- Nourani, V., Alami, M.T., Aminfar, M.H., 2009, A combined neural-wavelet model for prediction of lighvanchai watershed precipitation, *Journal of Artificial Intelligence*, Vol: 22, p: 466-472.
- Nourani, V., Komasi, M., Mano, A., 2009, A Multivariate ANN-Wavelet Approach for Rainfall–Runoff Modeling, *Water Resources Management*, Vol: 23, p: 2877–2894.
- Partal, T., Cigizoglu, H.K., 2008, Estimation and forecasting of daily suspended sediment data using wavelet-neural networks, *Journal of Hydrology*, Vol: 358(3–4), p: 317–331.
- Partal, T., Kisi, O., 2007, Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting, *Journal of Hydrology*, Vol: 342, p: 199-212.

- Pulido-Calvo. I., Montesinos. P., Roldan. J., Ruiz-Navarro. F., 2007, Linear regression and neural approaches to water demand forecasting in irrigation districts with telemetry systems, *Biosystems Engineering*, Vol: 67, p: 283-293.
- Quiroz. R., Yarleque. C., Posadas. A., Mares. V., Immerzeel. W.W., 2011, Improving daily rainfall estimation from NDVI using a wavelet transform, *Environmental Modelling and Software*, Vol: 26, p: 201-209.
- Rajaei, T., 2011, Wavelet and ANN combination model for prediction of daily suspended sediment load in rivers, *Science of the Total Environment*, Vol: 409, p: 2917-2928.
- Shan. X., Burl. J., 2011, Continuous wavelet based linear time-varying system identification, *Signal Processing*, Vol: 91, p: 1476-1488.
- Triana. E., Labadie. J.W., Gates. T.K., Anderson. C.W., 2010, Neural network approach to stream-aquifer modeling for improved river basin management, *Journal of Hydrology*, Vol: 391, p: 235-247.
- Wang. W., Jin. J., Li. Y., 2009, Prediction of Inflow at Three Gorges Dam in Yangtze River with Wavelet Network Model, *Water Resources Management*, Vol: 23, p: 2791-2083.
- Wang. W. Ding. S., 2003, Wavelet network model and its application to the predication of hydrology, *Nature and Science*, Vol: 1, No: 1, p: 67-71.
- Yang. Z.P., Lu. W.X., Long. Y.Q., Li. P., 2009, Application and comparison of two prediction models for groundwater levels: A case study in Western Jilin Province, China, *Journal of Arid Environments*, Vol: 73, p: 487-492.
- Zhou. H.C., Peng. Y., Liang. G.H., 2008, The Research of Monthly Discharge Predictor-corrector Model Based on Wavelet Decomposition, *Water Resources management*, Vol: 22, p: 217-227.