علوم و مهندسی آبیاری
جلد ٤١، شماره‌ی٤، زمستان ٩٧، ص. ١٦-١

پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل ترکیبی سری زمانی-موجک (مطالعه موردی: دشت فیروزآباد)

سیده مرضیه صالحی[1]، فریدون رادمنش[2*]، حیدر زارعی[3]، بهزاد منصوری[4] و اباذر سلگی[5]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب دانشگاه شهید چمران اهواز.
۲*- نویسنده مسئول، دانشیار گروه هیدرولوژی و منابع آب دانشگاه شهید چمران اهواز. feridon_radmanesh@yahoo.com
۳- دانشیار گروه هیدرولوژی و منابع آب دانشگاه شهید چمران اهواز.
۴- استادیار گروه آمار دانشگاه شهید چمران اهواز.
۵- دانشجوی دکترای مهندسی منابع آب دانشگاه شهید چمران اهواز.

دریافت: ۹۴/۷/۲۸ بازنگری: ۹۵/۹/۱۰ پذیرش: ۹۵/۹/۱۳

چکیده

در سال‌های اخیر، پدیده تغییراقلیم، خشک‌سالی، برداشت بی‌رویه آب‌های زیرزمینی،... باعث افت شدید سطح آب‌های زیرزمینی شده است؛ که خطراتی هم‌چون نشست زمین و افزایش کویری شدن را در پی داشته است. لذا پیش‌بینی قابل اطمینان سطح آب‌های زیرزمینی برای مدیریت این منابع، حائز اهمیت است. امروزه تبدیل موجک از طریق تجزیه سیگنال‌ها به زمان و فرکانس شیوه نوینی را برای پردازش سیگنال ارائه می‌دهد. در پژوهش حاضر، به بررسی کاربرد استفاده از مدل‌های سری زمانی و مدل ترکیبی سری زمانی-موجک برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت فیروزآباد اقدام گردید. برای این منظور سری زمانی با استفاده از تبدیل موجک، توابع مختلف موجک (هار، سیملت، کویفلت، دی بی و دی بی٤)، در سطوح متفاوت تجزیه، به زیرسری‌هایی تبدیل شد. سپس به‌عنوان ورودی مدل سری زمانی آریما درنظرگرفته شد. سپس نتایج آن با نتایج مدل سری زمانی مقایسه شد. نتایج نشان‌دهنده کارایی بهتر و خطای کمتر مدل ترکیبی سری زمانی-موجک بود.

کلید واژه‌ها: موجک، سری زمانی، آریما، آب زیرزمینی، فیروزآباد.

مقدمه

منابع آب‌های زیرزمینی یکی از مهم‌ترین و باارزش‌ترین منابع آب به‌شمار می‌روند. شناخت صحیح و بهره‌برداری اصولی از آن‌ها به‌خصوص در مناطق خشک و نیمه‌خشک می‌تواند در مدیریت حوضه‌های آبریز، ایجاد تعادل در عرضه و تقاضای آب و هم‌چنین در توسعه پایدار بسیاری از فعالیت‌های کشاورزی، اجتماعی و اقتصادی آن منطقه تأثیر به‌سزایی داشته‌باشد. عوامل مختلف طبیعی و انسانی در چند دهه اخیر باعث ایجاد شرایط بحرانی و افت سطح آب‌های زیرزمینی در بسیاری از نقاط جهان شده است. برای آگاهی از وضعیت منابع آب زیرزمینی لازم است پیش‌بینی مناسبی از نوسانات سطح آب زیرزمینی انجام شود. برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی به‌علت پیچیده بودن ماهیت آن و عدم قطعیت در مولفه‌های مربوطه، نیاز به مدل‌های پیچیده‌ای است. بنابراین یکی از مهم‌ترین رویکردها در برنامه‌ریزی مدیریت منابع آب به‌دست‌آوردن مدل مناسبی برای پیش‌بینی رفتار این منابع تحت متغیرهای مؤثر بر این پدیده است. آب‌های زیرزمینی تاکنون با روش‌های مختلفی مدل‌سازی شده‌اند. اگرچه مدل‌های ریاضی و فیزیکی، ابزار اصلی بررسی و شناخت فرایندهای فیزیکی حاکم بر یک سیستم هستند، اما به دلیل نبود اطلاعات و داده‌های مورد نیاز این مدل‌ها، آن‌ها را با محدودیت کاربرد روبه‌رو کرده‌است. این مسئله سبب روی‌آوردن به مدل‌های آماری یا هوشمند به‌عنوان جایگزین مدل‌های ریاضی و فیزیکی شده‌است. امروزه شبکه‌های غیرخطی به‌عنوان یکی از سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی یک‌چنین پدیده‌های پیچیده بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرند. یکی از روش‌هایی که در سال‌های اخیر درزمینه هیدرولوژی مورد توجه قرارگرفته است، استفاده از موجک به‌عنوان یکی از تبدیل‌های ریاضی نوین و کارآمد در زمینه پردازش سیگنال و تحلیل سری‌های زمانی است. به کمک تبدیل موجک که قابلیت تجزیه سری زمانی به چند زیرسری زمانی با مقیاس‌های متفاوت را دارد، می‌توان رفتار کوچک مقیاس و بزرگ مقیاس یک فرآیند هیدرولوژیکی را مورد تحلیل قرار داد که باعث افزایش دقت تحلیل مورد نظر خواهد شد.

در زمینه مدل‌سازی با سری‌های زمانی، روند پایه‌ای مدل‌های ARIMA توسط Box و Jenkins (1994) بیان

شـده اسـت. Choobin et al (2014) با استفاده از مدل‌های سری زمانی و مدل سیستم استنباط فازی عصبی، اقدام به بررسی عملکرد آن‌ها در پیش‌بینی سطح ایستابی دشت شیراز نمودند. مقایسهٔ عملکرد مدل‌ها حاکی از کارایی بسیار مناسب مدل خطی ARIMA(2 ,1,2)، نسبت به مدل انفیس، با توابع عضویت مختلف، است. Nakken (1999) از نخستین کسانی بود که از تحلیل موجک در هیدرولوژی برای مشخص کردن تغییرات زمانی بارش و رواناب و روابط آنها بهره جست. Jayawardena و Tsang (2004) از تجزیه کردن موجک به همراه مدل مارکف برای شبیه سازی بارش روزانه استفاده کردند. Adamowski و Sun (2010) بـرای پـیش‌بینـی عمـق آب زیرزمینـی، دو سایت تحقیقی در ایالت کِبک کانادا از مـدل شـبکهٔ عصبی- موجکی، استفاده کردند و با مدل‌های ARIMA و شبکهٔ عصبی مقایسه کردند. مقایسه همه مدل‌ها نشان داد توانایی مدل شـبکهٔ عصـبی-موجکی، در پیش‌بینی عمق آب زیرزمینی از دو مـدل دیگـر بیشتر است. Solgi et al. (2014) به پیش‌بینی بارش روزانه با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی موجک و مقایسه آن با روش استنباط فازی- عصبی تطبیقی در ایستگاه وراینه نهاوند، پرداختند. آن‌ها نشان دادند که مدل ترکیبی شبکه عصبی- موجکی، عملکرد بهتری را نسبت به هر یک از دو مدل شبکه عصبی و سیستم فازی، برای پیش‌بینی بلندمدت و کوتاه مدت بارش روزانه، دارد. Rajai و Ebrahimi (2013) به مدل‌سازی ماهانه آب زیرزمینی، به وسیله تبدیل موجک و شبکه عصبی پویا پرداختند. توانایی مدل ترکیبی موجک- شبکهٔ عصبی پویا را با مدل‌های شـبکهٔ عصـبی و رگرسـیون خطـی چنـدمتغیره مقایسـه کردند. Kisi (2008) به منظور پیش‌بینی جریان کوتاه مدت یک روزه از مدل رگرسیون موجکی استفاده نمود. او نشان داد که روش رگرسیون موجکی از دو روش شبکه عصبی و مدل ARMA دقیق‌تر است. Mireh و Amin Ghafari (2009) به ارائه روش‌هایی جدید برای پیش‌بینی سری‌های زمانی با استفاده از موجک‌ها پرداختند. Toofani et al. (2011) با استفاده از روش موجک اقدام به پیش‌بینی بارندگی ماهانه در ایستگاه زرینگل استان گلستان کرده و نتایج حاصل از آن را با سری زمانی ساریما مقایسه کردند. آن‌ها نشان دادند که با استفاده از تجزیه سیگنال، پیش‌بینی بارندگی با دقت بیشتری صورت می‌گیرد. Nikmanesh و TalebBidakhti (2013) به مقایسه تئوری موجک و مدل سری زمانی در شبیه‌سازی بارندگی ماهانه پرداختند. آن‌ها نشان دادند که مدل‌سازی بارندگی ماهانه با استفاده از تئوری موجک میر، دقیق‌تر از نتیجه حاصل از مدل سری زمانی ساریما می‌باشد. Rostami et al. (2012) به پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از تحلیل موجک و مقایسه آن با مدل سری‌های زمانی پرداخت. او از موجک گسسته میر و سطوح تجزیه متفاوت برای پیش‌بینی جریان متوسط ماهانه رودخانه لیقوان چای استفاده نمود. ۹۷ درصد داده‌ها برای آموزش و مدل بندی و سه درصد برای صحت سنجی به‌کار برد. در مدل سری زمانی نیز با توجه به معیارهای موجود، مدل SARIMA(1,0,1)(1,1,1) بهترین نتایج را دربر داشت. در نهایت با در نظر گرفتن ضریب همبستگی، تبدیل موجک مناسب‌تر تشخیص داده شد.

در اکثر کارهائی که تاکنون در زمینه هیدرولوژی با استفاده از آنالیز موجک صورت گرفته از ترکیب آن بر روی مدل‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی و مدل‌های سیستم استنباط فازی مطالعات گسترده‌تری انجام شده است. از طرفی دراکثر مطالعات مربوط به مقایسه موجک و مدل سری زمانی، از هریک جداگانه استفاده شده، سپس باهم مقایسه شده‌اند. لذا، استفاده از مدل ترکیبی سری زمانی- موجک برای پیش‌بینی سطح اطمینان، روش جدیدی به‌شمار می‌آید. لذا در این پژوهش با استفاده از روش ترکیبی مدل سری زمانی- موجک، اقدام به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت فیروزآباد و مقایسه آن با مدل سری زمانی آریما شده است تا اثر استفاده از تبدیلات موجک بر روی مدل سری زمانی و افزایش دقت پیش بینی مشخص شود.

مواد و روش‌ها

سری زمانی

سری‌های زمانی در زمره مدل‌های ریاضی تحلیل داده‌ها همچنین یکی از ابزارهای اصلی در هیدرولوژی است. با شروع دهه شصت، هم‌زمان با توسعه مدل‌های استوکاستیک سری زمانی در هیدرولوژی، کاربرد مدل‌های اتورگرسیو آغاز شد. از آن زمان تا کنون تحقیقات زیادی در خصوص مدل‌های سری زمانی انجام شده است.

مدل‌سازی سری زمانی با دو هدف اساسی در هیدرولوژی و منابع آب صورت می‌گیرد:

۱- تولید سری‌های زمانی مصنوعی
۲- پیش بینی سری‌های هیدرولوژیک در آینده

مدل‌های سری زمانی عبارتند از:

مدل تصادفی خود همبسته AR (p) : اساس این مدل بر پایهٔ زنجیرهٔ مارکف در زنجیره زمانی بنا شده است.

$$X_t = C + \sum_{i=1}^{P} \varphi_i X_{t_i} + \varepsilon_t \qquad (۱)$$

که در آن φ پارامتر مدل، C عدد ثابت و ε_t جملات خطا.

مدل میانگین متحرک MA (q): در این مـدل متغیـر در زمـان t از روی مقـدار تصادفی همان لحظه به علاوهٔ q برابر مقدار تصادفی مربوط به زمان‌های قبل از t برآورد می‌شود.

$$X_t=\mu+\varepsilon_t+ \theta_1\ \varepsilon_{t_1}+\ldots+ \theta_q\varepsilon_{t_q} \qquad (۲)$$

که در آن μ میانگین سری، θ پارامتر مدل، q مرتبه مدل و ε_t جملات خطا.

مدل خود همبسته-میانگین متحرک (ARMA(q,p:
هرگاه دو مدل قبلی در یکدیگر ادغام شوند، مدل ARMA با مرتبه‌های p و q تصادفی مر بوط به زمان‌های قبل از t برآورد می‌شود:

$$Z_t = \mu + \sum_{i=1}^{P}(Z_{t-i} - \mu) - \sum_{i=1}^{q}\theta_i a_{t-i} + a_t \qquad (۳)$$

که در آن Z_t مقدار پیش‌بینی شده، Z_{t-i} مقدار متغیر در گام زمانی با تاخیر i ام، مربوط به گذشته سری، μ میانگین سری زمانی، θ پارامتر مدل، z وp مرتبه مدل، a_t و a_{t-i}به ترتیب درجه تصادفی زمان i و i-1.

مدل خود همبسته یکپارچه میانگین متحرک Autoregressive Integrated Moving Average(ARIMA): در حالتی که سری زمانی دارای میانگین ثابت نبوده اما تغییرات یا تفاضل‌های متوالی آن ثابت باشد، ممکن است زمانی بتوان مدل‌های ARMA را برای سری‌های ناایستا و بر روی سری شامل تفاضل‌های آنها بکار برد. متناسب با اولین، دومین و یا، در حالت کلی d امین تفاضل، از مدل‌های ساده غیر فصلی، تحت عنوان ARIMA(p,d,q) استفاده می‌گردد. مدل‌های ARIMA برای پیش‌بینی مقادیر آتی یک سری مفیدند. تفاضل‌گیری از یک سری زمانی جهت حذف ناایستایی سری بکار می‌رود. تفاضل مرتبه اول و دوم به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$u_t = x_t - x_{t-1} \qquad (۴)$$

$$w_t = u_t - u_{t-1} \qquad (۵)$$

در صورت نیاز برای رسیدن به ایستایی، می‌توان تفاضل‌گیری پریودیک را d بار انجام داد. بدین ترتیب، رفتار سری تفاضلی u_t را می‌توان با یک فرآیند ARIMA(p,d,q) با پارامترهای p، q، و تعداد تفاضل d، مدل نمود.

مدل خودهمبسته- میانگین متحرک تلفیق شدهٔ فصلی SARIMA(Q,D,P) (q,d,p): هر گاه در یک سری بعد از هر فاصله زمانی مشخص (s) شباهت‌هایی پیدا شود، سری دارای رفتار فصلی یا تناوبی با دورهٔ تناوب s میشود.
در پایان تمامی مدل‌ها آزمون می‌شوند تا بهترین مدل جهت پیش‌بینی انتخاب و نتیجه دقیق‌تری ارائه شود.

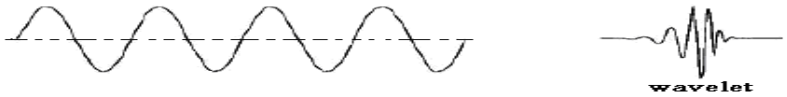
نظریه موجک

پیشینه پیدایش نظریه موجک

انگیزه ظهور موجک ریشه در بسیاری از علوم خصوصاً پردازش سیگنال دارد. Morlet و Grossmann (1984) اولین بار نظریه موجک را معرفی کردند و در مدت زمان کوتاهی توجه پژوهشگران سراسر دنیا را به خود جلب کرد. موفقیت موجک ها دلایل متعددی داشت. از یک طرف مفهوم موجک، ترکیبی از نظریه‌های موجود در علوم مهندسی، ریاضی و فیزیک به‌شمار می‌آید و از طرف دیگر این توابع، ابزارهای ساده‌ای در ریاضیات بودند.(Young, 1993). اصول اولیه تحلیل سیگنال توسط فوریه درقرن ۱۹ مطرح شد. کارهای فوریه پایه‌ای برای ابداع تئوری موجک بود. سال‌ها محققان با استفاده از تحلیل فوریه اقدام به تجزیه و تحلیل داده‌های نامنظم و متناوب می‌نمودند. در بسیاری از موارد نتایج خوبی از این روش به‌دست نمی‌آوردند. مورلت پس از سال‌ها تحقیق در سال ۱۹۸۰با کمک گراسمن و یک تیم تحقیقاتی، موفق به پایه‌گذاری تئوری موجک شد. واژه موجک همان‌گونه که از نام آن پیداست به معنی یک موج کوچک می‌باشد. این موج کوچک باید دارای تعداد نوسان‌های محدود، بازگشت سریع به صفر در هر دو جهت مثبت ومنفی از دامنه خود و میانگین صفر باشد. این ویژگی‌ها، شرط پذیرفتگی (Admissibility)، نام دارند. یک تابع برای اینکه بتواند به‌عنوان تابع موجک عمل کند باید دارای این ویژگی‌ها باشد. این ویژگی‌ها در شکل (۱)، به صورت شماتیک تابع موجک را با یک موج سینوسی مقایسه می‌کند.

اهمیت موجک

تبدیل موجک یکی از تبدیل‌های ریاضی کارآمد در زمینه پردازش سیگنال می‌باشد. تبدیل‌های ریاضی برای به‌دست آوردن اطلاعات اضافی از سیگنال، که از خود سیگنال، قابل دست‌یابی نیستند، استفاده می‌شوند. برای پردازش سیگنال، شمار زیادی از تبدیلات ریاضی می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. در میان آن‌ها تبدیل فوریه مشهورترین به‌شمار می‌آید. تبدیل فوریه برای تبدیل یک سیگنال از قلمرو زمانی به قلمرو فرکانسی به‌کار می رود. به عبارت دیگر، پس از اعمال تبدیل فوریه، در صورت رسم تابع تبدیل شده، یک محور، نشانگر فرکانس و محور دیگر نشانگر شدت یا دامنه (Amplitude)خواهد بود. این گراف می‌تواند نشان دهد که از هر فرکانس، چه مقدار در سیگنال اولیه وجود دارد



موجک موج سینوسی

شکل ۱- مقایسه تابع موجک با یک موج سینوسی

انواع توابع موجک

توابع موجک دارای انواع بسیاری هستند که بسته به موارد کاربرد آنها دارای دقت‌های متفاوتی می‌باشند. مهمترین و پر کاربردترین آنها شامل موارد زیر است:

تابع موجک هار (Haar)- تابع موجک مورلت (Morlet)- تابع موجک دابچیز (Daubechies) - تابع موجک سیملت (Symlet)

تجزیه موجکی و به‌دست آوردن ضرائب موجکی

یکی از مشخصات مفید تبدیلات موجکی، الگوریتم فیلتر کردن است که با عبور دادن از فیلتر موجک، داده‌ها به دو دسته تقریب و جزئیات تقسیم می‌شوند. تقریب‌ها شامل اجزایی با مقیاس بزرگ (فرکانس پائین) و جزئیات شامل اجزایی با مقیاس کوچک (فرکانس بالا) می‌باشند. تقریب با A و جزئیات با D نشان داده می‌شود.(Wang and Ding, 2003). فرآیند تجزیه امواج شامل یک یا چند مرحله می‌باشد (Miner, 1998). A0، A1، A2 و... ضرایب بالاترین سطوح تقریب یا ضرایب موج ورودی تابع f(x)و Dj ضریب جزئیات است. در تجزیه چند مرحله‌ای، روند تجزیه کردن می‌تواند با تجزیه مداوم تقریب‌ها تکرار شود. بدین ترتیب یک موج به زیر مجموعه‌هائی تقسیم می‌شود که آن را درخت تجزیه موجک می‌نامند.(Polikar, 1996).

منطقه مورد مطالعه

محدوده مطالعاتی فیروزآباد در ناحیه شمال غربی حوضه آبریز رودخانه مند قرار دارد. حوضه آبریز رودخانه مند و کفه‌های بسته با مساحت ۴۷۶۵۴ کیلومتر مربع بخشی از حوزه آبریز خلیج فارس و دریای عمان می باشد. مختصات محدوده مطالعاتی فیروزآباد بین طول جغرافیایی۵۲ درجه و ۴۶ دقیقه تا ۵۲ درجه و ۱۷ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی۲۸ درجه و ۵۸ دقیقه تا ۲۸ درجه و ۴۰ دقیقه شمالی می‌باشد و در استان فارس قرار گرفته است. در این محدوده ۶۲ درصد را ارتفاعات (۴۴۷ کیلومتر مربع) و ۳۸ درصد را دشت (۲۷۶ کیلومتر مربع) فرا گرفته است.این محدوده از شمال به محدوده‌های مطالعاتی خورموج و چاه‌گاه و از نواحی غربی به خلیج فارس منتهی می‌شود. رودخانه اصلی این محدوده رودخانه شور فیروزآباد می‌باشد که از محل تنگ عرب تا ورودی دشت فیروزآباد امتداد دارد. در دشت فیروزآباد ۳۲ حلقه چاه مشاهده ای حفر شده است که در شکل (۲) نشان داده شده است.

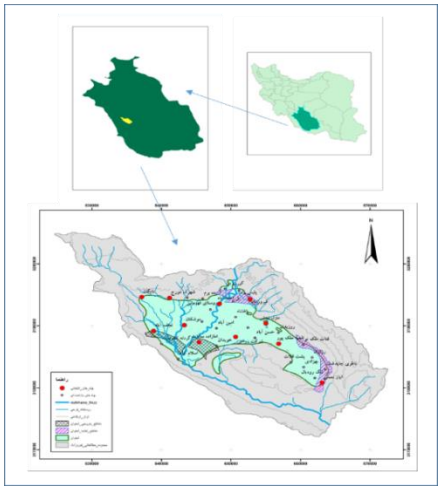
در این پژوهش از داده‌های سطح آب زیرزمینی و بارش و دما به‌صورت ماهانه استفاده شد. طول دوره آماری استفاده شده ۲۲ سال از مهرماه ۷۱ تا شهریورماه۹۳ می باشد. از آنجا که اولین شرط سری‌های زمانی ایستایی و نرمال بودن داده‌هاست؛ ابتدا ایستایی داده‌ها با استفاده از نرم افزار تحلیل آماری R بررسی شد و ایستایی در کوواریانس و ناایستایی در میانگین مشخص شد که با انجام یک مرحله تفاضل‌گیری در میانگین نیز ایستا شد. سپس از آزمون تعیین نقاط پرت با استفاده از روش لاگ پیرسون نوع ۳ برای تشخیص داده‌های پرت استفاده و نتیجه آن نشان‌دهنده عدم وجود داده پرت بود؛ سپس به‌منظور بررسی وضعیت سطح اب زیرزمینی منطقه، هیدروگراف تمامی چاه‌ها رسم شد که نشان‌دهنده افت سطح آب زیرزمینی دشت فیروزآباد است.

نرمال سازی داده‌ها

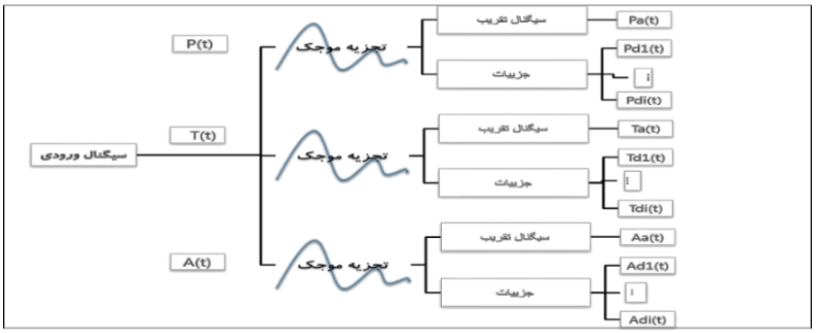
از آنجا که وارد کردن داده‌ها به صورت خام، باعث کاهش سرعت و دقت در مدلسازی می‌شود و نتایج مناسبی دربر نخواهد داشت؛ بنابراین از روش نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شده است. با روش نرمال‌سازی هر عدد تبدیل به عددی بین ۰ تا ۱ می‌شود. (Riad et al., 2004). بنابراین داده‌ها توسط رابطه(۶) نرمال گردید. (Fathi et al., 2006).

$$y=0.5+(0.5\times\left(\frac{x-\bar{x}}{x_{max}-x_{min}}\right)) \qquad (۶)$$

در فرمول فوق y: مقدار نرمال شده، x: داده مورد نظر، x_{max}: حداکثر داده‌ها، x_{min}: حداقل داده‌ها، $\bar{x}$: میانگین داده‌ها است.



شکل۲ - موقعیت دشت فیروزآباد در استان فارس



شکل ۳- شماتیک ورودی و خروجی داده‌های ترکیب سری زمانی و موجک الگوریتمی

ساختار سری زمانی – موجک

الگوریتم ترکیب سری زمانی و موجک با نمایش داده‌های ورودی و خروجی در شکل (۳) نشان داده شده است.

مدل‌سازی سری زمانی – موجک

در این پژوهش با استفاده از کد برنامه نوشته شده در نرم‌افزار متلب اقدام به تجزیه داده‌های سری زمانی هر سه پارامتر دما، بارش و سطح آب زیرزمینی گردید. مقادیر پارامترها به‌عنوان ورودی انتخاب شد و در تابع موجک قرار داده شد. از طریق تابع موجک مادر انتخابی و سطح تجزیه مورد نظر، تمامی داده‌های هر پارامتر، به دو زیرسری تقریب و جزییات تجزیه شد که قسمت جزییات با توجه به سطح تجزیه انتخاب شده به ۱ تا ۴ مقدار تجزیه شده است.

سپس مقادیر حاصل از تجزیه، به عنوان ورودی مدل سری زمانی قرار گرفته و مدل‌سازی انجام شد. پس از اجرای متعدد این برنامه در حالت‌های خاص و سپس مقایسه آن‌ها با یکدیگر، نتایج به‌دست آمد. یکی از نکات اساسی و قابل توجه در مورد انتخاب موجک‌های مادر، طبیعت رخداد پدیده و نوع سری زمانی آن می‌باشد. لذا الگوهایی از توابع موجک مادر که بتواند به لحاظ شکل هندسی به خوبی بر منحنی سری زمانی منطبق شوند، بهتر می‌توانند عمل نگاشت را انجام دهند و نتایج حاصل نیز بهتر خواهد بود. در این تحقیق برای تجزیه تمامی پارامترها، با توجه به آزمایش موجک‌های مادر مختلف و توجه به نکته گفته شده در بالا، ۵ موجک مادر (Haar، Coif، Symlet، Db، Db4) انتخاب شد. بدین منظور ابتدا برای هر یک از موجک‌های زیر با ۴ سطح تجزیه مختلف، برنامه اجرا شد.

ارزیابی مدل

در این پژوهش از پارامترهای زیر (رابطه ۷ الی ۹) در ارزیابی کارایی مدل استفاده شده است:

- ضریب تعیین همبستگی خطی(R^2)
- میزان ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)
- معیار آکاییک (AIC)

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{N}(Q_i-Q_o)^2}{\sum_{i=1}^{N}(Q_o-\bar{Q})^2} \qquad (۷)$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(Q_i-Q_o)^2}{N}} \qquad (۸)$$

$$AIC=M^{*}\ln(RMSE)+2(Npar) \quad (۹)$$

Q_i : مقدار محاسباتی، Q_o : مقدار مشاهداتی، $\bar{Q}$: مقدار میانگین داده‌های مشاهداتی، M : تعداد پارامترها، Npar : تعداد داده‌های آموزش دیده است.

ضریب تعیین میزان انطباق داده‌های برآوردی مدل و داده‌های واقعی را نشان می‌دهد. هرچقدر این ضریب به عدد یک نزدیک‌تر باشد بیانگر این است که این انطباق بهتر صورت گرفته و میزان خطای حاصله کمتر می‌باشد. هم‌چنین پارامتر ریشه میانگین مربعات خطا، میزان خطای میان داده‌های محاسباتی و مشاهداتی را بیان می‌کند. واضح است که هر چقدر مقدار این عدد کمتر باشد، به آموزش و شبیه‌سازی داده‌ها بهتر صورت گرفته است. در مورد ضریب آکائیک نیز می‌توان گفت که هرچه ضریب آکائیک مربوط به مدل کمتر باشد آن مدل عملکرد بهتری دارد. ضریب آکائیک تحت تاثیر دو عامل خطای مدل و تعداد پارامترهاست که نشان‌دهنده مناسب بودن این پارامترها برای بررسی مدل‌هاست. هر چه میزان ضریب آکائیک کمتر باشد، مدل مناسب‌تر است.

مدل بندی سری زمانی موجکی

پس از تجزیه‌سازی سری‌های زمانی و مرتب کردن آن‌ها، در این مرحله به‌منظور بررسی اثر تبدیل موجک بر روی سری زمانی، از مدل‌بندی سری زمانی موجکی استفاده شد. برای مدل‌بندی این سری زمانی، داده‌ها به دو دسته تقسیم شد که دسته اول شامل داده‌های آموزشی و دسته دوم شامل داده‌های شبیه‌سازی شده است. از داده‌های تجزیه شده به عنوان ورودی مدل سری زمانی استفاده شده است، از این رو در این پژوهش از ۹۰ درصد داده‌ها در مرحله آموزش و ۱۰ درصد در مرحله شبیه‌سازی (تست) استفاده شد و پس از آن اقدام به پیش‌بینی داده‌های سطح آب زیرزمینی توسط مدل سری زمانی آریما شد.

نتایج و بحث

وضعیت سطح آب زیرزمینی منطقه دردوره آماری

به منظور بررسی وضعیت سطح آب زیرزمینی این منطقه، هیدروگراف تمامی چاه‌ها رسم شد که نمونه‌ای از آن‌ها در شکل (۴) نشان داده شده است؛ سپس براساس میزان شدت افت و نوسانات، کلیه چاه‌ها در ۵ گروه طبقه‌بندی شدند که این طبقه‌بندی در جدول (۱) ارائه شده است.

پس از آن، با توجه به نقشه منطقه که رسم شده و در آن، موقعیت و پراکندگی چاه‌ها نسبت به یکدیگر نشان داده شده است (شکل۵)، از هر گروه با توجه به فراوانی آن، تعدادی چاه انتخاب شد، سپس به بررسی دقیق منطقه از نظر ویژگی‌ها و شرایط هیدرولوژیکی پرداخته شد؛ تا بتوان برخی از ویژگی‌های گروه‌ها و دلایل تشابه چاه‌های قرار گرفته در هر گروه را یافت. برخی از این مشخصات در زیر ذکر شده است:

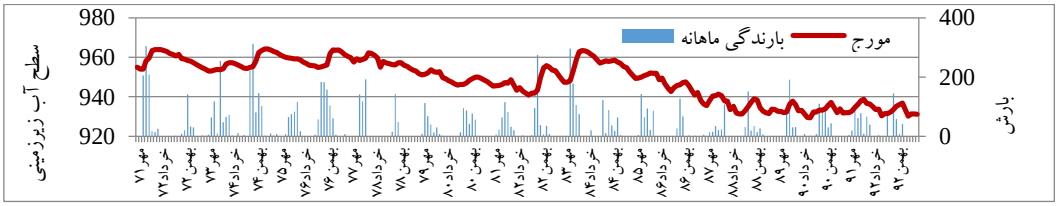
گروه A: سطح آب زیرزمینی چاه‌های این گروه به علت نزدیکی به محل خروجی دارای افت شدیدی است؛ البته تمرکز بالای چاه‌های بهره‌برداری در اطراف آن‌ها، شدت افت را مضاعف ساخته و علاوه بر افت بسیار شدید، نوسانات شدیدی نیز در این چاه‌ها ایجاد کرده است.

گروه B: سطح آب زیرزمینی چاه‌های این گروه، به دلیل تراکم بالای چاه‌های بهره‌برداری دچار افت و نوسانات شدید است.

گروه C: سطح آب زیرزمینی چاه‌های این گروه به دلیل نزدیکی به محل خروجی دارای افت شدید و به علت تراکم پایین چاه‌های بهره‌برداری در اطراف آن‌ها دارای نوسان ضعیفی است.

گروه D: تراکم بالای چاه‌های بهره‌برداری در اطراف چاه‌های این گروه، باعث نوسانات شدید و نزدیکی به محل تغذیه و رودخانه‌های فرعی باعث جلوگیری از افت شدید آن‌ها شده است.

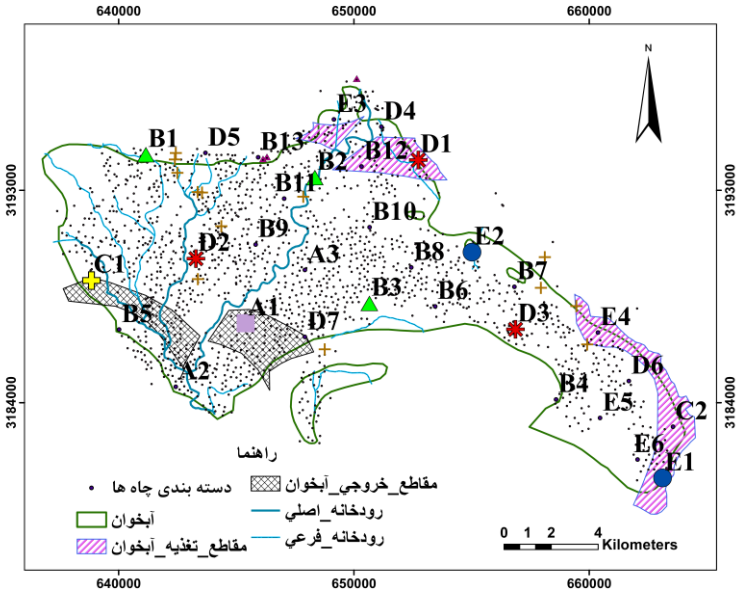
گروه E: تراکم پایین چاه‌های بهره‌برداری در اطراف چاه‌های این گروه، باعث نوسانات ضعیف و نزدیکی به محل تغذیه و رودخانه‌های فرعی باعث جلوگیری از افت شدید آن‌ها شده است.



شکل٤- هیدروگراف چاه مشاهده‌ای B1

جدول۱- طبقه بندی چاه‌ها بر اساس میزان افت و نوسانات

شدت نوسانات / شدت افت	نوسانات شدید	نوسانات ضعیف
افت بسیار شدید(۶۰-۴۰متر)	A	-
افت شدید(۴۰-۲۰متر)	B	C
افت متوسط(۲۰-۰متر)	D	E



شکل ۵ - چاه‌های انتخاب شده با توجه به موقعیت و پراکندگی چاه‌ها

نتایج مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل سری زمانی ARIMA و مدل سری زمانی موجکی

همان‌طور که قبلا گفته شد با استفاده از داده‌های بارش، درجه حرارت و سطح آب زیرزمینی اقدام به مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش سری زمانی ARIMA شد. پس از انجام مدل‌سازی در مرحله آموزش، اقدام به ارزیابی مدل شد.

ساختار و نتایج به‌دست آمده از مدل‌سازی مدل‌های مختلف سری زمانی ARIMA برای تمامی چاه‌ها در مراحل آموزش و تست، در جدول (۲) ارائه شده است؛ همانطور که مشاهده می‌شود، در مرحله آموزش برای تمامی چاه‌ها مقدار ضریب تعیین بیش از ۹۶ درصد و مقدار ریشه میانگین مربعات خطا کمتر از ۰،۰۳ است که نشان‌دهنده قابل قبول بودن مدل ساخته شده است؛ نتایج بررسی نشان می‌دهد که بهترین مدل انتخاب شده در اکثر چاه‌ها، مدل ARIMA(0-1-12) است.

نتایج به‌دست آمده در مرحله تست نشان می‌دهد که هرچند برای شبیه‌سازی با استفاده از مدل سری زمانی، از روش تخصصی Expert Modeler استفاده شده و بهترین مدل از میان تمامی مدل‌های ARIMA و SARIMA انتخاب شده است، اما همچنان در برخی از چاه‌ها از جمله چاه‌های B3، E1، D1، D2 و D3 مدل مناسبی نبوده است؛ برخی از دلایل عمده بروز این مشکل در مورد تعدادی از چاهای این دشت، قرارگیری آن‌ها در مسیر رودخانه اصلی و فرعی، قرارگیری در منابع ورودی و تغذیه‌ای دشت، توزیع غیریکنواخت چاه‌های بهره‌برداری در محدوده این چاه‌ها و... هستند که همگی باعث ایجاد تغییراتی در میزان افت و شدت جریان شده است.

در مرحله بعد با استفاده از توابع موجک خانواده دابچیز (d و d4)، تابع موجک کویفلت (c)، تابع موجک هار (h)، تابع موجک سیملت (s) از طریق اجرای توابع فوق در کد برنامه نوشته شده در نرم‌افزار متلب، تجزیه سازی داده‌ها انجام شد. سپس با استفاده از داده‌های تجزیه شده، اقدام به مدل‌سازی سری زمانی آریما (در مرحله آموزش) شد. در جدول (۲) نتایج کلیه چاه‌ها ارائه شده است. پس از انجام مدل‌سازی برای هر یک از چاه‌ها، اقدام به محاسبه معیارهای R^2 ، RMSE و AIC گردید و سپس به مقایسه آن‌ها پرداخته شد تا در صورت قابل قبول بودن ضرایب، بتوان بر اساس آن‌ها بهترین مدل و تابع موجک را انتخاب کرد. در ادامه، برای هر یک از چاه‌ها با استفاده از تمامی حالات تجزیه در نظر گرفته شده، اقدام به شبیه‌سازی (در مرحله تست) گردید؛ در نهایت با محاسبه و مقایسه معیارهای ذکر شده، میزان توانایی و قابل قبول بودن مدل‌های به‌دست آمده بررسی شد. سپس با استفاده از بررسی معیارها، با توجه به کمترین میزان خطا، بهترین روش برای هر چاه انتخاب شد که در جدول (۳) ذکر شده است.

از مقایسه جداول (۲) و (۳) چنین می‌توان نتیجه گرفت که برخلاف مدل سری زمانی که در شبیه‌سازی برخی از چاه‌ها ناموفق بود، مدل سری زمانی موجکی شبیه‌سازی مناسبی ارائه کرده است؛ برای مثال در چاه مشاهده‌ای E1 میزان R^2 در مدل سری زمانی ARIMA(0-1-18) برابر است با ۱۳ درصد درحالی که این ضریب در مدل سری زمانی موجکی d42-ARIMA (3-1-1) برابر با ۸۰ درصد است. این میزان تفاوت نشان می‌دهد که روی داده‌های یک سری زمانی یکسان، مدل سری زمانی همیشه قادر نیست عملکرد مناسبی داشته باشد در صورتی که مدل سری زمانی موجکی می‌تواند شبیه‌سازی قابل قبولی داشته باشد. هم چنین با توجه به نتایج مدل‌سازی در مرحله آموزش و شبیه‌سازی در مرحله تست (جدول ۳) دریافت شد که برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، تابع db4 از خانواده دابچیز مناسب‌ترین تابع موجک و سطح تجزیه دوم مناسب‌ترین سطح تجزیه می‌باشد.

نتایج تحقیقات زیر نیز این مطلب را تأیید می‌کنند.

Solgi (2014) به پیش‌بینی جریان رودخانه با مدل ترکیبی شبکه عصبی موجک و مقایسه آن با روش‌های سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی روی رودخانه گاماسیاب نهاوند پرداخته است. با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی موجک، توسط ۵ تابع Haar، coif، sym، db2 و db4 و در سطوح تجزیه مختلف به پیش‌بینی جریان پرداخت و نتایج نشان داد که از بین ساختارها و معماری‌های مختلف مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی، موجک مادر db4 در سطح تجزیه ۲ دارای بهترین عملکرد بوده است. Komasi (2008) به بررسی مدل‌سازی بارش- رواناب با استفاده از مدل ترکیبی موجک– شبکه عصبی مصنوعی در رودخانه لیقوان چای پرداخت. نتایج نشان داد که پیش‌بینی مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی با استفاده از تابع db بهترین نتیجه را دارد. Nourani et al. (2009) نیز همین مطلب را تأیید کرده است.

در ادامه برای بررسی واضح‌تر نتایج مقایسه هر دو روش، اقدام به رسم گرافیکی تمامی چاه‌های مشاهده‌ای گردید. با توجه به نتایج حاصل از نمودارها و هم‌چنین مدل سری زمانی موجکی (جدول ۳)، چاه‌ها به سه گروه تقسیم شدند که در جدول (۴) مشخص شده است؛ سپس در شکل (۶) برای هر گروه، نموداری به عنوان نمونه ارائه شد.

جدول۲- ساختار و نتایج به‌دست آمده از مدلسازی سری‌های زمانی آریمای چاه‌های مشاهده‌ای

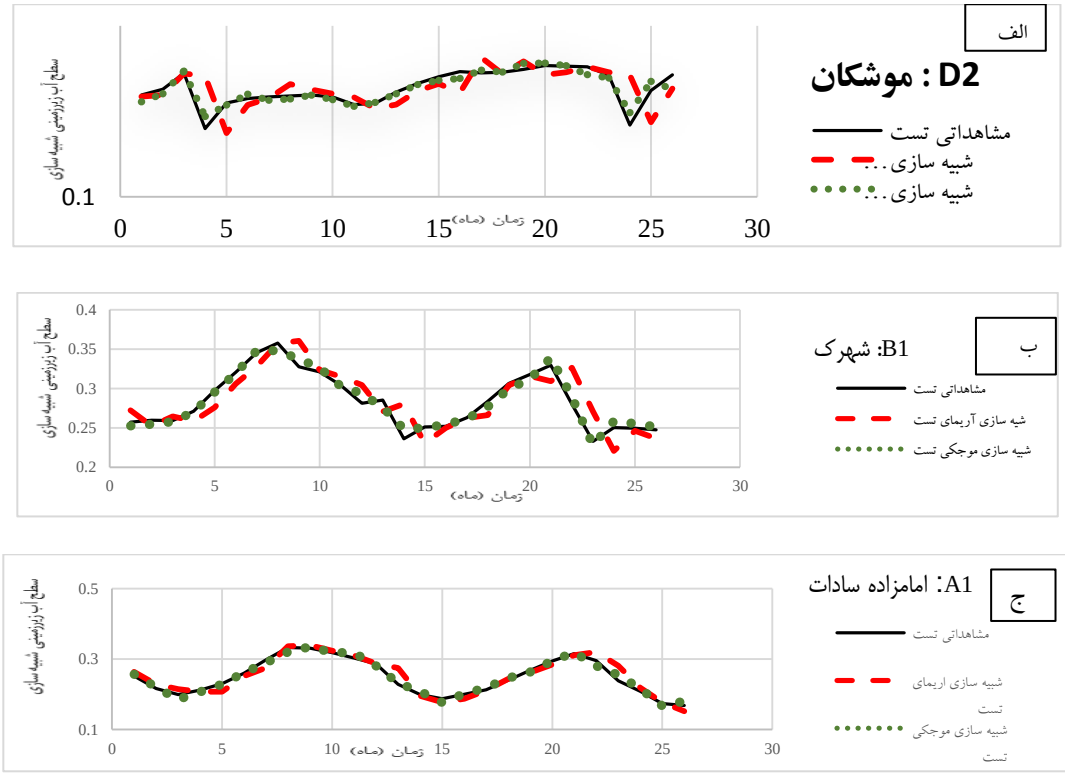
مدل سری زمانی آریما									
		مرحله آموزش				مرحله تست			
گروه	نام چاه	مدل ARIMA	R^2	RMSE	AIC	مدل ARIMA	R^2	RMSE	AIC
A	A1	(۰،۱،۱۵)	۰/۹۷	۰/۰۹۷	۴۴۴/۸۵	(۰،۱،۹)	۰/۹	۰/۰۱۷	۳۹/۷۰
	B1	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۸	۰/۰۲۰	۴۴۴/۱۹	(۰،۱،۱۲)	۰/۷	۰/۰۲۱	۴۰/۳۶
B	B2	(۰،۱،۹)	۰/۹۶	۰/۰۲۸	۴۴۵/۳۱	(۳،۱،۱۲)	۰/۷	۰/۰۲۵	۴۳/۱۳
	B3	(۳،۱،۳)	۰/۹۸	۰/۰۱۸	۴۴۴/۰۲	(۰،۱،۷)	۰/۱۷	۰/۰۲۶	۴۳/۰۱
C	C1	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۹	۰/۰۰۹	۴۴۲/۰۳	(۰،۱،۱۲)	۰/۸۴	۰/۰۰۶	۳۶/۵۴
D	D1	(۱،۱،۱۲)	۰/۹۶	۰/۰۲۵	۴۴۴/۸۹	(۰،۱،۱۲)	۰/۴۱	۰/۰۳۶	۴۲/۰۳
	D2	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۶	۰/۰۲۷	۴۴۵/۱۵	(۰،۱،۱۲)	۰/۱۹	۰/۰۴۳	۴۲/۵۷
	D3	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۹	۰/۰۱۸	۴۴۴	(۰،۱،۱۲)	۰/۱۵	۰/۰۱۱	۳۸/۳۷
E	E1	(۰،۱،۱۸)	۰/۹۸	۰/۰۲۱	۴۴۴/۳۵	(۰،۱،۱۸)	۰/۱۳	۰/۰۱۶	۳۹/۶۰
	E2	(۲،۱،۲)	۰/۹۹	۰/۰۱۳	۴۴۳/۰۲	(۲،۱،۲)	۰/۸۹	۰/۰۰۸	۳۷/۵۰

جدول۳- ساختار و نتایج به‌دست آمده از مدل‌سازی سری‌های زمانی موجکی آریمای چاه‌های مشاهده‌ای

مدل سری زمانی موجکی آریما										
		مرحله آموزش					مرحله تست			
گروه	نام چاه	موجک برتر	ARIMA	R^2	RMSE	AIC	موجک برتر	ARIMA	R^2	RMSE	AIC
A	A1	S2	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۹	۰/۰۰۹	۴۱۴/۶۴	S2	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۷	۰/۰۰۸	۹/۰۰
	B1	db42	(۰،۱،۲)	۰/۹۹	۰/۰۰۱	۴۱۱/۰۸	d42	(۰،۱،۲)	۰/۹۶	۰/۰۰۷	۶/۸۹
B	B2	db42	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۹	۰/۰۱	۴۱۴/۸۹	d42	(۰،۱،۵)	۰/۹۷	۰/۰۱۵	۱۴/۸۱
	B3	C3	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۹	۰/۰۰۹	۴۰۴/۴۰	C3	(۰،۱،۱۲)	۰/۸۵	۰/۰۰۹	−۴/۱۴
C	C1	db44	(۰،۱،۱۶)	۰/۹۹	۰/۰۰۶	۳۷۲/۰۱	d44	(۰،۱،۱۶)	۰/۹۹	۰/۰۰۵	−۴۱/۶۷
D	D1	h4	(۰،۱،۰)	۰/۹۸	۰/۰۲	۳۹۴/۳۵	h4	(۰،۱،۰)	۰/۸۰	۰/۰۲	−۶/۱۹
	D2	db42	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۹	۰/۰۱	۴۱۴/۸۱	d42	(۰،۱،۱۲)	۰/۸۸	۰/۰۱۴	۱۳/۳۷
	D3	db41	(۰،۱،۱۲)	۰/۹۹	۰/۰۰۷	۴۲۷/۲۱	d41	(۰،۱،۱۲)	۰/۸۲	۰/۰۰۴	۱۹/۳۶
E	E1	db42	(۲،۱،۱)	۰/۹۹	۰/۰۰۸	۴۱۲/۹۵	d42	(۲،۱،۱)	۰/۸۰	۰/۰۰۶	۵/۴۶
	E2	db44	(۰،۱،۴)	۰/۹۹	۰/۰۰۶	۳۷۸/۰۹	d44	(۱،۱،۱)	۰/۹۷	۰/۰۰۴	−۳۲/۰۷

جدول ٤- تقسیم‌بندی چاه‌ها بر اساس نتایج حاصل از مقایسه دو مدل سری زمانی و سری زمانی موجکی

گروه	چاه‌ها
الف	E1 –D3 – D2 –D1 – B3
ب	B2 – B1
ج	E2 –C1 – A1



شکل ٦- نمودارهای مقادیر شبیه‌سازی شده سطح آب زیرزمینی در مرحله تست (الف: B3 – ب: B1 – ج: A1)

گروه الف: در چاه‌های انتخاب شده در این گروه، عملکرد مدل سری زمانی با توجه به R^2 بسیار کم و RMSE زیاد و هم‌چنین اختلاف زیاد میان نمودارهای محاسباتی و مشاهداتی نامناسب بوده در حالی‌که در مدل سری زمانی موجکی، با توجه به R^2 زیاد و RMSE بسیار کم و هم‌چنین اختلاف ناچیز میان نمودارهای محاسباتی و مشاهداتی نشان‌دهنده عملکرد بالای مدل سری زمانی موجکی و مناسب بودن این روش است.

گروه ب: در چاه‌های انتخاب شده در این گروه، R^2 زیاد و RMSE ناچیز و همچنین مطابقت نمودارهای هر دو روش با مشاهدات نشان‌دهنده قابل قبول بودن هر دو روش و برتری مدل سری زمانی موجکی است.

گروه ج: در چاه‌های انتخاب شده در این گروه، R^2 زیاد و RMSE ناچیز هر دو روش و همچنین هم‌پوشانی هر دو روش بر داده‌های مشاهداتی نشان‌دهنده نزدیکی تطابق هر دو روش با مشاهدات است. هر چند مقایسه دقیق‌تر نتایج، برتری جزیی مدل سری زمانی موجکی را نشان می‌دهد.

نمودار (D2) نشان می‌دهد مقادیر شبیه‌سازی شده سری زمانی موجکی با مقادیر مشاهداتی مطابقت بالایی دارد در حالی که مقادیر شبیه سازی شده سری زمانی بیانگر اختلاف زیاد آن با مقادیر مشاهداتی است؛ به عبارت دیگر، میزان ضریب تعیین همبستگی خطی در مدل سری زمانی موجکی ۸۸ درصد است ولی این میزان در مدل سری زمانی تنها ۱۹ درصد است؛که نشان می‌دهد مدل سری زمانی نمی‌تواند با استفاده از داده‌های این چاه مدل مناسبی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی ارائه دهد.

نمودار (B1) نشان می‌دهد مقادیر شبیه‌سازی شده سری زمانی موجکی با مقادیر مشاهداتی، در مقایسه با مقادیر شبیه‌سازی شده سری زمانی مطابقت بیشتری دارد؛ میزان درصد ضریب تعیین همبستگی خطی(R^2) ۹۶ درصدیِ سری زمانی موجکی به ۷۰ درصدیِ سری زمانی گواه این امر است.

نمودار (A1) نشان‌دهنده مناسب بودن و نزدیکی تاثیر هر دو روش در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی است؛ هر چند از مقایسه میزان ضریب تعیین همبستگی خطی دو مدل، عملکرد دقیق‌تر

مدل سری زمانی موجکی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی نمایان شد.

در نهایت با بررسی نتایج حاصل از مدل‌سازی دو مدل، برتری روش سری زمانی موجکی نشان داده شده است.

پیش‌بینی مقادیر آینده سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش سری زمانی- موجک

در نهایت با استفاده از مدل سری زمانی موجکی به پیش‌بینی کوتاه‌مدت ۳ ماه آینده سطح آب زیرزمینی در تمامی چاه‌های دشت اقدام گردید و مقادیر آن‌ها در جداول (۵) تا (۹) ذکر شد. سپس با استفاده از داده‌های سطح آب زیرزمینی دشت در طول دوره آماری (مهر ماه ۷۱ تا شهریور ماه۹۳) و داده‌های پیش‌بینی شده سه ماه آینده (مهر ماه تا آذر ماه ۹۳) اقدام به رسم هیدروگراف سطح آب زیرزمینی دشت گردید که در شکل (۷) نشان داده شده است.

جدول۵- پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی سه ماه آینده با استفاده از مدل سری زمانی موجکی برای چاه‌های انتخاب شده در گروه A

پیش بینی سطح آب زیرزمینی چاه های گروه A			
چاه ها	مهر۹۳	آبان۹۳	آذر۹۳
امامزاده سادات	۸۷۰/۱۷	۸۶۹/۷۹	۸۶۵/۳۵
امین اباد	۹۰۱/۰۸	۹۰۰/۸۳	۹۰۰/۵۸
اسلام آباد	۸۴۴/۹۰	۸۴۴/۷۷	۸۴۴/۲۹

جدول٦- پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی سه ماه آینده با استفاده از مدل سری زمانی موجکی برای چاه‌های انتخاب شده در گروه B

پیش بینی سطح آب زیرزمینی چاه های گروه B			
چاه ها	مهر۹۳	آبان۹۳	آذر۹۳
پل احمدآباد	۹۲۱/۳۵	۹۲۲/۳۸	۹۲۳/۶۶
شهرک مورج	۹۳۱/۱۷	۹۳۱/۷۸	۹۳۲/۴
زراعی	۹۱۲/۱۵	۹۱۲/۳	۹۱۱/۸۴
باغشاه	۹۲۲/۷۵	۹۲۲/۳۵	۹۲۲/۲۳
اکتشافی خوید	۹۴۵/۲۲	۹۴۵/۰۹	۹۴۴/۷۸
حسن اباد	۹۱۲/۴۰	۹۱۲/۴۷	۹۱۲/۴۷
حسینیه محمدآباد	۹۱۶/۴۱	۹۱۶/۲۳	۹۱۵/۶۶
روز بدان	۹۲۳/۵۸	۹۲۳/۸۵	۹۲۴/۰۰
پشت قلات	۹۲۸/۱۸	۹۲۸/۱۴	۹۲۸/۱۴
گردنه کنار سیاه	۸۶۷/۰۰	۸۶۶/۸۳	۸۶۶/۵۱
ده برم	۹۴۱/۲۱	۹۴۱/۳۰	۹۴۱/۳۰
حسینیه احمدآباد	۹۲۷/۹۲	۹۲۷/۴۹	۹۲۷/۱۵
سهل اباد	۹۰۳/۷۹	۹۰۳/۷۶	۹۰۳/۳۷

جدول ۷- پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی سه ماه آینده با استفاده از مدل سری زمانی موجکی برای چاه‌های انتخاب شده در گروه C

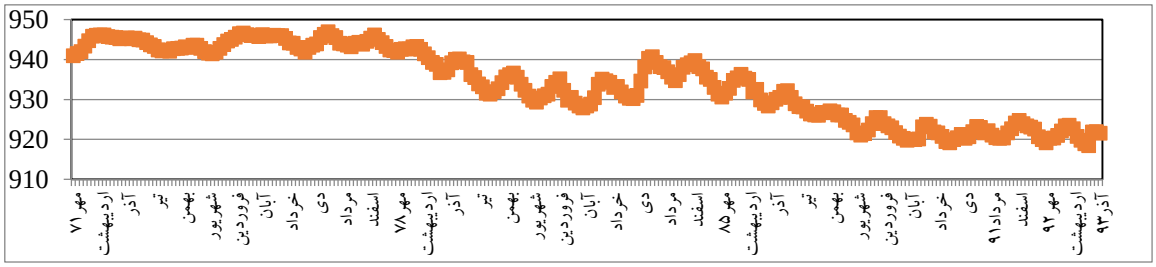
پیش بینی سطح آب زیرزمینی چاه های گروه C			
چاه ها	مهر۹۳	آبان۹۳	آذر۹۳
نجف آباد	۸۸۲/۵۶	۸۸۲/۳۸	۸۸۲/۲۹
ناظری	۹۴۱/۴۸	۹۴۱/۴۸	۹۴۱/۴۶

جدول ۸- پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی سه ماه آینده با استفاده از مدل سری زمانی موجکی برای چاه‌های انتخاب شده در گروه D

پیش بینی سطح آب زیرزمینی چاه های گروه D			
چاه ها	مهر۹۳	آبان۹۳	آذر۹۳
فیروزآباد	۹۴۹/۷۳	۹۴۹/۹۲	۹۴۹/۲۵
موشکان	۹۱۶/۳	۹۱۷/۰۸	۹۱۵/۲۲
ملک پور	۹۲۳/۹۲	۹۲۳/۹	۹۲۳/۲۶
پلیس راه	۹۵۳/۴۱	۹۵۳/۴۳	۹۵۳/۳۰
جنوب خویدان	۹۰۳/۰۷	۹۰۳/۰۴	۹۰۲/۹۴
رزازان	۹۴۳/۴۵	۹۴۳/۴۲	۹۴۳/۳۹
قهرمانی	۹۴۵/۷۲	۹۴۵/۹۰	۹۴۶/۰۱

جدول۹- پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی سه ماه آینده با استفاده از مدل سری زمانی موجکی برای چاه‌های انتخاب شده در گروه E

پیش بینی سطح آب زیرزمینی سایر چاه های گروه E			
چاه ها	مهر۹۳	آبان۹۳	آذر۹۳
منزل نجفی	۹۲۷/۵۵	۹۲۷/۳۶	۹۲۷/۳۴
ایاز نعمتی	۹۴۷/۱	۹۴۷/۲۱	۹۴۶/۶۵
ملک نو	۹۴۸/۷۱	۹۴۸/۶۷	۹۴۸/۶۷
بهزادی	۹۴۴/۰۵	۹۴۴/۰۶	۹۴۴/۰۸
تنگ رودبال	۹۵۱/۱۴	۹۵۱/۱۲	۹۵۱/۳۷
کی زرین	۹۷۱/۱۰	۹۷۱/۱۲	۹۷۱/۱۹



شکل ۷ - هیدروگراف سطح آب زیرزمینی دشت فیروزآباد در دوره آماری و سه ماه آینده پیش‌بینی شده

نتیجه گیری

با توجه به کاهش شدید منابع آب‌های زیرزمینی، پیش‌بینی صحیح سطح آب‌های زیرزمینی امری ضروری است. از این‌رو در پژوهش حاضر اقدام به پیش‌بینی سطح آب‌زیرزمینی دشت فیروزآباد با استفاده از مدل ترکیبی سری زمانی- موجک گردید. ابتدا هیدروگراف تمامی چاه‌ها رسم شد که مشخص شد تمامی چاه‌ها دچار افت سطح آب زیرزمینی شده‌اند؛ سپس بر اساس شدت افت و میزان نوسانات سطح آب زیرزمینی، در ۵ گروه تقسیم شدند و برای جلوگیری از تکرار محاسبات، از هر گروه با توجه به موقعیت چاه‌ها در منطقه، تعدادی چاه انتخاب شد. هر گروه با استفاده از ۵ تابع موجک و در ۴ سطح تجزیه شدند و به‌عنوان ورودی مدل سری زمانی منظور گردید. مدل‌سازی در مرحله آموزش با استفاده از ۹۰ درصد داده‌ها و شبیه‌سازی در مرحله تست با استفاده از ۱۰ درصد داده‌ها انجام شد. نتایج حاصل با نتایج حاصل از مدل سری زمانی آریما مقایسه شد و چاه‌های مشاهده‌ای به سه گروه تقسیم شد. نتایج نشان‌دهنده برتری و دقت بیشتر مدل ترکیبی سری زمانی- موجک است و در میان حالات و توابع مختلف بررسی شده Db4 از خانواده دابچیز و سطح تجزیه دوم بهترین تابع و سطح تجزیه در مطالعات سطح آب زیرزمینی است.

سپس اقدام به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در سه ماه آینده تمامی چاه‌ها گردید و در انتها هیدروگراف دشت در طول دوره آماری و مقادیر پیش‌بینی سه ماه آینده، رسم شد که نشان‌دهنده افت شدید سطح آب زیرزمینی در دشت بود. هیدروگراف دشت در شکل (۷) نشان داده شده است.

منابع

1- Adamowski, J. and Sun, K., 2010. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds. *Journal of Hydrology*, 390, pp. 85-91.

2- Box, G.E.P., and Jenkins, G.M., 1994. time series analysis. *forecasting and control third edition, Holden-day.*

3- Choobin, B., Malekian, A., Sajedi, H. and Rahmati, A., 2014. Predicting the phreatic zone level using time series and Fuzzy Inference - Adaptive Neural System. *Journal of Soil and Water Research*, 45(1), pp. 19-28. (In Persian).

4- Fathi, P., Mohammadi, Y. and Homaee, M., 2010. Smart modeling of time series of monthly inflow to the Vahdat dam, Sanandaj. *Journal of Soil and Water (Agricultural sciences and industry*), 23(1), pp. 220-209. (In Persian).

5- Grossmann, A. and Morlet, J., 1984. Decomposition of hardy function into square integrable wavelets of constant shape. *SIMA J Math Anal*, 5, pp. 723-736.

6- Jayawardena, A.w. and Tsang, F.L.L., 2004. Rainfall predication by wavelet decomposition. *In 2nd Asia Pacific Association of Hydrology and Water Resources Conference, Singapore*, volume II, pp. 11-19.

7- Kisi, O., 2008. Stream flow forecasting using neuro-wavelet technique. *Hydrological Processes*, 22, pp. 4142–4152.

8- Komasi, M., 2008. Modeling of rainfall - runoff using the hybrid wavelet - neural network model, *Master's thesis; University of Tabriz*. (In Persian).

9- Miner, N. E., 1998. An introduction to wavelet theory and analysis. *Intelligent Systems and Robotics Division Sandia International Laboratories. P. O. Box 5800 Albuquerque*, pp. 87185-1008.

10-Mireh, S. and Amin Ghafari, M., 2009. Presenting new methods to predict time series by using wavelets. *Journal of Iran Statistical Research, 6(1), pp. 73-91.* (In Persian).

11-Nakken, M., 1999. Wavelet analysis of rainfall–runoff variability isolating climatic from anthropogenic patterns. *Environmental Modelling & Software*, 14(4), pp. 283-295.

12-Nikmanesh, M.R. and Taleb Bidakhti, N., 2013. Comparison the ability of wavelet theory and time series in modeling of monthly rainfall in SaadatShahr and Arsanjan regions in Fars province. *Natural Geography Quarterly, Issue 16*. (In Persian).

13-Nourani, V., Alami, M.T. and Aminfar, M.H., 2009. A combined neural-wavelet model for prediction of Ligvanchai watershed precipitation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(3), pp. 466-472.

14-Polikar, R., 1996. Fundamental concepts and an overview of the wavelet theory. Second Edition, Rowan University, College of Engineering Web Servers, *Glassboro. NJ. 08028*.

15-Rajai, T. and Ebrahimi, H., 2013. "Modeling the monthly fluctuations in groundwater by wavelet transform and dynamic neural network"; *Journal of water and irrigation, Volume 4, No. 1, 2015, pp. 73-87*(In Persian).

16-Riad, S., Mania, J., Bouchaou, L. and Najjar, Y. 2004. "Rainfall-runoff model usingan artificial neural network approach." *Mathematical and Computer Modelling 40(7–8): 839-846.*

17-Rostami, M., Fakherifard, A., Ghorbani, M.A., Darbandi, S. and DinPajooh, Y., 2012. "Study the application of wavelet analysis to predict river flow rate", *Journal of Irrigation Engineering and Science, Volume 35, Issue 2, 2013, pp. 73-81*(In Persian).

18-Solgi, A., Nourani, V. and Pourhaghi, A., 2014. Forecasting Daily Precipitation Using Hybrid Model of Wavelet-Artificial Neural Network and Comparison with Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Case Study: Verayneh Station, Nahavand). *Advances in Civil Engineering*.

19-Toofani, P., Mosaedi, A. and Fakherifard, A., 2011. Forecasting the rainfall using wavelet theory. *Journal of Soil and Water (Agricultural sciences and industry)*, 25(5), pp. 1226-1217.(In Persian).

20-Wang, W and Ding, S., 2003. Wavelet network model and its application to the predication of hydrology. *Nature and Science*, 1, pp. 67-71

21-Young, R.K., 1993. Wavelet Theory and Its Applications. *Kluwer Academic Publishers, Boston*.

Irrigation Sciences and Engineering (JISE) Vol. 41, No. 4, Winter 2019, p. 1-16

EXTENDED ABSTRACT

A combined Time Series – Wavelet Model For Prediction of Ground Water Level (Case Study: Firuzabad Plain)

S. M. Salehi[1], F. Radmanesh[2*], H. Zarei[3], B. Mansouri[4] and A. Solgi[5]

1- MSc of Water resource Engineering Department of Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.
2*- Corresponding Author, Associate Professor, Water Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.*(radmanesh@scu.ac.ir).*
3- Associate Professor, Water Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.
4-Assistant Professor, Faculty of Mathematics and Computer Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.
5-PhD Candidate, Faculty of Water Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.

Received:20 October 2015 Revised:30 November 2016 Accepted:3 December 2016

Keywords: Wavelet, Time Series, ARIMA, Ground water, Firuzabad.

Introduction:

Recently, the phenomenon of climate change, drought, the exploitation of the ground water has caused a sharp decline in groundwater levels, which has also led to groundwater related subsidence and desertification. Therefore, reliable prediction of groundwater level for managing these resources is of prime importance. Nowadays wavelet transforms through signal decomposition to time and frequency has created an exceptional method for signal processing, with the help of the transformation of the wavelet that has the ability to split the time series into a multi-dimensional substrate with different scales.

One of the useful characteristics of wavelet transforms is the filtering algorithm, which divids the data into two groups of approximation and details by passing them through the wavelet filter. In this study, monthly groundwater surface, rainfall, and temperature data were used. Using the program code written in MATLAB software, it is necessary to analyze the time series data of all three parameters of temperature, precipitation, and water level. The values of the parameters were selected as inputs and placed in the wavelet function. For analyzing all the parameters, according to various mother-wavelet experiments, and considering the above mentioned point, five mother-wavelets (Haar, Coif, Symlet, Db, Db4) were selected. For this purpose, the program was first implemented for each of the following wavelets with 4 different decomposition levels. After several software runs under specific conditions and scenarios and then comparing them with each other, results were obtained.

Results and Discussion

In order to study and investigate the status of the groundwater level in this area, the hydrograph of all wells was drawn. Then, based on the rate of decline and fluctuation, all wells were classified into five groups, which are presented in Table (1).

Table 1- Classification of wells based on the level's decline and fluctuations

Weak fluctuations	Intense fluctuations	fluctuations intensity / Decline intensity
-	A	Intense fluctuations(40 to 60 m)
C	B	Intense Decline(20 to 40 m)
E	D	Moderate Decline (0 to 20 m)

Subsequently, from each group, according to its frequency, a series of wells were selected, then an accurate investigation of the area was performed in terms of hydrological characteristics and conditions, so that some of the characteristics of the groups and the similarities of the wells were obtained and found in each group.

Groundwater level modeling results using ARIMA and Wavelet time series models

The structure and results obtained from the modeling of ARIMA time series models for all wells at the training and testing stages are presented in Table (2).

In the next step, using the functions of the Daubechies wavelets (d and d4), the Coiflet wavelet function (c), the Haar wavelet function (h), the Symlet wavelet function (s) through the implementation of the above functions in the program code written via the MATLAB software, data analysis was carried out. Then, using the decomposed data, Arima Time series was modeled (in the training stage).

Therefore, for each well, using all the decomposition states, the simulation (at the testing stage) was considered; finally, by computing and comparing the above criteria, the ability and acceptability of the models were investigated. Then, using the criteria, according to the lowest error rate, the best method for each well was selected, which is listed in Table (3).

Comparing tables (2) and (3), it can be concluded that, unlike the serial model, when the simulation of some wells failed, the wavelet time series model has been simulated appropriately.

In order to predict the groundwater level, the db4 function of the Daubechies family is the most appropriate wavelet function, and the second decomposition level is the most appropriate decomposition level.

Table 2- Structure and results obtained from time series modeling of observation wells

Arima Time Series Model									
Test Stage				Training stage				Well name	Group
AIC	RMSE	R^2	ARIMA Model	AIC	RMSE	R^2	ARIMA Model		
39.70	0.017	0.90	(0,1,9)	444.85	0.024	0.97	(0,1,5)	A1	A
40.36	0.021	0.70	(0,1,12)	444.19	0.020	0.98	(0,1,12)	B1	
43.13	0.052	0.70	(3,1,12)	445.31	0.028	0.96	(0,1,9)	B2	B
41.01	0.026	0.17	(0,1,7)	444.02	0.018	0.98	(3,1,3)	B3	
36.54	0.006	0.84	(0,1,12)	442.03	0.009	0.99	(0,1,12)	C1	C
42.03	0.036	0.41	(0,1,12)	444.89	0.025	0.96	(1,1,12)	D1	
42.57	0.043	0.19	(0,1,12)	445.15	0.027	0.96	(0,1,12)	D2	D
38.37	0.011	0.15	(0,1,12)	444.00	0.018	0.99	(0,1,12)	D3	
39.60	0.016	0.13	(0,1,18)	444.35	0.021	0.98	(0,1,18)	E1	E
37.50	0.008	0.89	(2,1,2)	443.02	0.013	0.99	(2,1,2)	E2	

Table 3- Structure and results obtained from wavelet time series modeling of observation wells

Wavelet Arima Time Series Model											
Test Stage					Training stage					Well Name	Group
AIC	RMSE	R^2	ARIMA	Superior Wavelet	AIC	RMSE	R^2	ARIMA	Superior Wavelet		
9.00	0.008	0.97	(0–1–12)	Σ2	414.64	0.009	0.99	(0–1–12)	S2	A1	A
6.89	0.007	0.96	(0–1–2)	δ42	411.08	0.007	0.99	(0–1–2)	db42	B1	
14.81	0.015	0.97	(0–1–5)	δ42	414.89	0.010	0.99	(0–1–12)	db42	B2	B
–4.14	0.009	0.85	(0–1–12)	X3	404.40	0.009	0.99	(0–1–12)	C3	B3	
–41.67	0.005	0.99	(0–1–16)	δ44	372.01	0.006	0.99	(0–1–16)	db44	C1	C
–6.19	0.02	0.80	(0–1–0)	η4	394.35	0.02	0.98	(0–1–0)	h4	D1	
13.37	0.014	0.88	(0–1–12)	δ42	414.81	0.010	0.99	(0–1–12)	db42	D2	D
19.36	0.004	0.82	(0–1–12)	δ41	427.21	0.007	0.99	(0–1–12)	db41	D3	
5.46	0.006	0.80	(2–1–1)	δ42	412.95	0.008	0.99	(2–1–1)	db42	E1	E
–32.07	0.004	0.97	(1–1–1)	δ44	378.09	0.006	0.99	(0–1–4)	db44	E2	

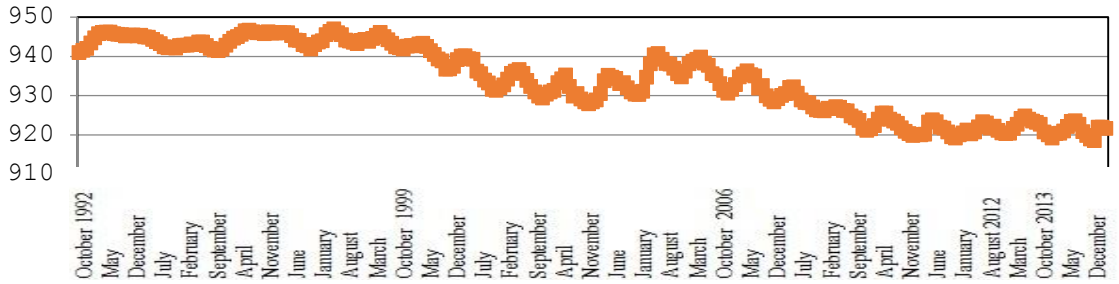


Figure 1 - Firozabad plain Groundwater Level Hydrograph for the statistical period and the next three months is predicted.

Conclusion

Due to the sharp decrease in groundwater resources, an accurate prediction of groundwater level is necessary. Therefore, in this study, the prediction of the surface water level of Firozabad plain was carried out using a time-wavelength-series combination model. At first, the hydrograph of all wells was drawn, and as a result a decline of groundwater level for all of the wells was obvious. Then, based on the severity of the declining and groundwater level fluctuations, they were divided into five groups, and to avoid repetition of calculations, each due to the location of wells in the area, a group of wells was selected. Each group was decomposed using 5 wavelet and 4-level functions and was considered as input for the time series model. The modeling at the training stage was performed using 90% of the data and simulation at the test stage using 10% of the data. The results were compared with the results of the Arima time series model and the observation wells were divided into three groups. The results showed the superiority and precision of the wavelet-time series combination model. Among the different modes and functions of Db4, the Daubechies family and the second decomposition level have the best function and level of analysis in groundwater studies. Then, predicting the groundwater level of all of the wells during the next three months was performed. At the end, the hydrograph of the plain was plotted during the statistical period and the predicted values of the next three months, and it indicates a sharp decrease in groundwater level in the plain. The plain hydrograph is shown in Fig. (1).