

بررسی کارایی مدل هیبریدی هالت-وینترز موجکی (WHW) در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی آبخوان ساحلی ارومیه

علی میرعربی^۱، حمیدرضا ناصری^{۲ و ۳}، محمد نخعی^۳ و فرشاد علیجانی^۴

۱. دانشجوی دکتری هیدروژئولوژی گروه زمین‌شناسی معدنی و آب، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران

۲. استاد گروه زمین‌شناسی معدنی و آب، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران

۳. استاد گروه زمین‌شناسی کاربردی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه خوارزمی، کرج

۴. استادیار گروه زمین‌شناسی معدنی و آب، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۷/۱۴

تاریخ پذیرش: ۹۷/۱۲/۰۷

چکیده

پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی به‌منظور درک صحیح در مورد روند تغییرات آبخوان و مدیریت و برنامه‌ریزی این منابع آبی ارزشمند، بسیار مهم است. این مقاله از مدل هیبریدی هالت‌وینترز موجکی (WHW) برای اولین بار در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی بهره گرفته است. بدین منظور از سری زمانی ۱۶ ساله نوسانات ماهانه تراز سطح آب زیرزمینی در دو چاه مشاهده‌ای آبخوان ساحلی ارومیه استفاده شد. در WHW سری زمانی مادر به چندین زیر سری با مقیاس‌های زمانی مختلف تبدیل شد، سپس زیر سری‌های زمانی به‌صورت تک‌تک به‌عنوان ورودی مدل HW قرار گرفته و با جمع‌کردن خروجی‌ها تراز محاسباتی سطح ایستابی به دست آمد. پس از آن عملکرد مدل WHW با مدل‌های خطی HW، ARIMA و SARIMA و نیز مدل‌های هوشمند غیرخطی شبکه عصبی (ANN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که در مدل WHW در مقایسه با مدل‌های خطی، معیار خطای NSE و RMSE در مرحله آزمون به ترتیب تا ۳۰ و ۶۰ درصد ارتقا یافته و در مقایسه با مدل‌های غیرخطی ANN و SVR عملکرد برابر و مشابه داشته است. همچنین نتایج نشان داد که هرچه تراز سطح آب زیرزمینی از تناوب‌های چندگانه و غیرفصلی بیشتری برخوردار باشد، دقت مدل WHW در قیاس با مدل‌های خطی بیشتر می‌شود.

واژه‌های کلیدی: هالت وینترز، تبدیل موجک، شبکه عصبی، رگرسیون بردار پشتیبان، آب زیرزمینی.

مقدمه

زیرزمینی علاوه بر مدل‌های دانش مبنا (عددی، فیزیکی و تحلیلی)، مدل‌های داده‌مبنای (سری زمانی) زیادی تکامل یافته است. سری زمانی تراز سطح آب زیرزمینی همانند سایر فرآیندهای هیدرولوژیک و اقلیمی دارای سه جزء اساسی خودهمبسته، تناوب (به‌صورت فصلی) و تصادفی (گوس) می‌باشند (نورانی و همکاران، ۱۳۹۷). تفاوت مدل‌های داده

شبیه‌سازی دقیق و واقعی نوسانات تراز سطح ایستابی می‌تواند نقش مهمی در حل بسیاری از مشکلات هیدروژئولوژیکی و محیط زیستی داشته باشد و اطلاعات موثری در ارتباط با برنامه‌ریزی و مدیریت کمی و کیفی منابع آبی ارائه کند. جهت شبیه‌سازی نوسانات سطح آب

* نویسنده مرتبط: H-nassery@sbu.ac.ir

دریاچه ارومیه) و مقایسه عملکرد آن با مدل‌های خطی SARIMA، ARIMA، HW و مدل‌های غیرخطی شبکه عصبی (ANN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) مورد ارزیابی قرار دهد. اصولاً تغییرات منظم و فصلی آب و هوایی بر نوسانات سطح دریاچه به‌طور مستقیم مؤثر است و نوسانات دریاچه نیز بر تراز آب زیرزمینی ساحلی تأثیر دارد. بنابراین در آبخوان‌های ساحلی علاوه بر فرآیندهای هیدروکلیماتولوژی و هیدروژئولوژی، نوسانات دریاچه نیز بر تراز آب زیرزمینی ساحلی اثرگذار می‌باشد که هرچه از دریاچه فاصله گرفته شود از شدت تأثیر آن کاسته می‌شود. از این‌رو بررسی تأثیر نوسانات سطح دریاچه بر روی عملکرد مدل‌های مذکور از دیگر اهداف این پژوهش است. این نکته قابل ذکر است که تاکنون از این مدل هیبریدی در مدل‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی استفاده نشده است؛ اما در سایر زمینه‌ها همچون پدیده‌های هیدروکلیماتولوژیکی از قبیل پیش‌بینی رواناب و تغییرات درجه حرارت (نورانی و همکاران، ۱۳۹۷) و پیش‌بینی بار الکتریسیته کوتاه‌مدت از مدل هیبریدی WHW استفاده شده است (Sudheer and Suseelatha, 2015).

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه آبخوان ارومیه با طول جغرافیایی ۳۹° ۱۳' ۴۶" و عرض جغرافیایی ۳۶° ۲۱' ۱۷" در شمال غرب ایران با متوسط بارندگی ۳۰۴ میلی‌متر در سال دارای اقلیم سرد و خشک می‌باشد. ارتفاعات مشرف به این محدوده از نظر تغذیه دشت توسط آورد رودخانه‌های واقع در (شهرچای، باراندوز چای و نازلو چای) دارای اهمیت می‌باشند که قسمتی از نزولاتی که در سطح کوهستان‌های مرتفع ریزش می‌کنند از طریق آبراهه‌ها و همچنین وجود سیستم‌های درز و شکاف به زمین نفوذ نموده و در اعماق زمین به سطح آب‌های زیرزمینی رسیده و آن را تغذیه می‌نماید. آبخوان ارومیه در اراضی ساحلی و کم‌شیب ضلع غربی دریاچه ارومیه واقع شده است و به‌عنوان آبخوان ساحلی محسوب می‌شود. آبخوان ارومیه با مساحت ۷۶۴ کیلومترمربع دارای ۱۸۸۰۳ حلقه چاه عمیق و نیمه‌عمیق و ۴۶ دهنه چشمه و ۴۹ رشته قنات می‌باشد (شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان غربی،

مبنا متأثر از توانایی آن‌ها در کنترل این اجزاء می‌باشد. از مدل‌های داده‌مبنای کلاسیک که در دهه‌های اخیر در مدل‌سازی نوسانات تراز آب زیرزمینی استفاده شدند می‌توان به مدل‌های خطی ARIMA و SARIMA اشاره کرد. مدل حالت وینترز (Holt-Winters) نیز از جمله مدل‌های کلاسیک، خطی و تک متغیره می‌باشد که در اوایل دهه ۶۰ میلادی ارائه شد و یکی از ایده‌های اصلی آن، پیش‌بینی آینده بر اساس میانگین وزنی به مشاهدات گذشته است، به‌طوری‌که مشاهدات نزدیک‌تر دارای وزن بیشتر و مشاهدات دورتر دارای وزن کمتری هستند. اخیراً از این مدل به‌منظور تجزیه، تحلیل و شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی کم‌عمق و ساحلی استفاده شده است (Yang et al., 2017). جهت شبیه‌سازی نوسانات کوتاه‌مدت میزان تغییرات کلرید در آب زهکشی شده از معادن اوسترون از مدل حالت وینترز استفاده شده است (Dabrowska et al., 2015).

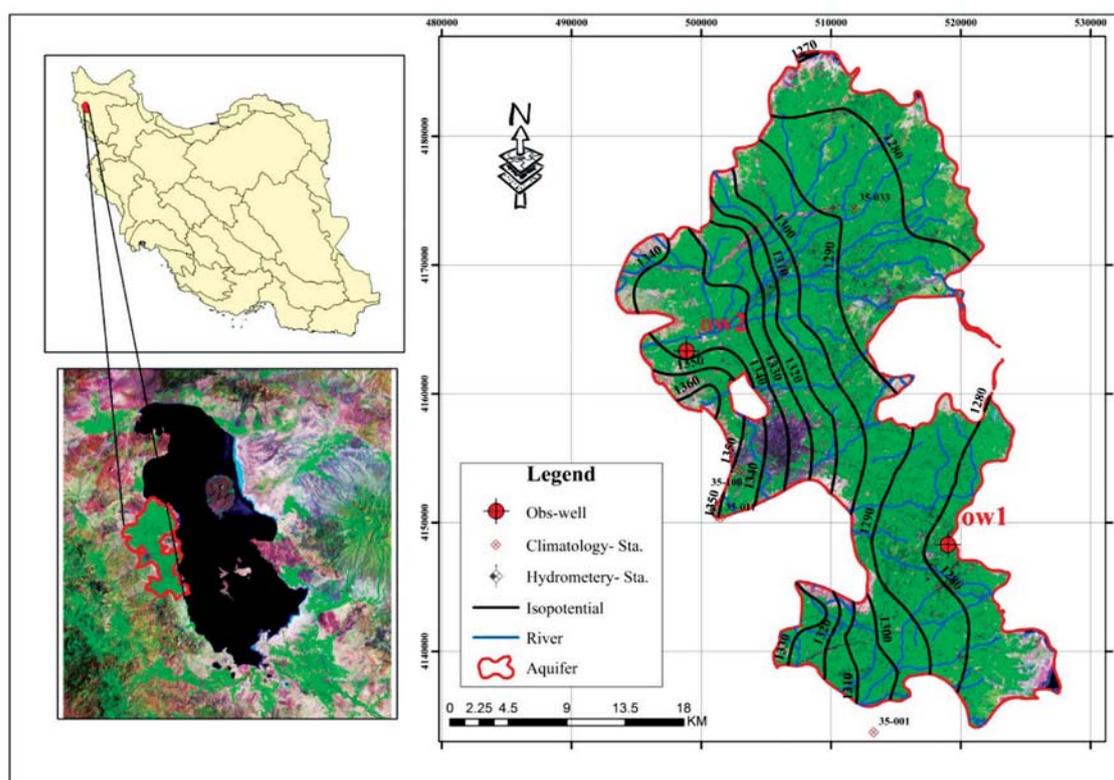
از طرف دیگر با ورود تئوری نوین تبدیل موجک به حیطه علم ریاضی و مهندسی، استفاده از موجک‌ها به‌عنوان ابزاری مناسب در پیش‌پردازش و تبیین اجزای اساسی سری زمانی به‌سرعت افزایش یافته است. تبدیل موجک که توانایی بیان اطلاعات فرکانسی و زمانی را به‌صورت همزمان برای یک سیگنال دارا می‌باشد قادر است یک سری زمانی را به زیرسری‌هایی در حوزه فرکانس و زمان تجزیه کند. تجزیه در حوزه فرکانس و زمان منجر به افزایش کنترل اجزای سری زمانی به‌ویژه حالت فصلی در رفتار یک سری زمانی و بهبود نتایج پیش‌بینی‌ها می‌شود (نورانی و همکاران، ۱۳۹۷). هرچند مدت زیادی از عمر تئوری موجک نمی‌گذرد، اما در سال‌های اخیر به‌طور گسترده در مدل‌سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیک استفاده شده و با ارائه اطلاعات در سطوح مختلف فرکانسی کمک شایانی را در مدل‌سازی کرده است.

در این پژوهش سعی بر این است که با استفاده همزمان از توانایی‌های تبدیل موجک و قابلیت مدل حالت وینترز و ارائه مدل هیبریدی حالت وینترز موجک (WHW)، برای اولین بار شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی در دو چاه مشاهده‌ای آبخوان ساحلی (نزدیک‌ترین و دورترین چاه مشاهده‌ای به

OW2 (شکل ۱) از سال آبی ۸۰-۱۳۷۹ لغایت ۹۵-۱۳۹۴ به مدت ۱۶ سال استفاده شد. چاه مشاهده‌ای OW1 که در منطقه شرق دشت و در مجاورت دریاچه ارومیه قرار دارد بیانگر تأثیرپذیری زیاد از نوسانات سطح آب دریاچه و چاه مشاهده‌ای OW2 در منطقه غرب دشت و دور از دریاچه نشان‌دهنده تأثیرپذیری کم از نوسانات سطح آب دریاچه می‌باشند. مشخصات آماری آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای مورد مطالعه در جدول ۱ نشان داده شده است.

۱۳۹۳). حداکثر سطح برخورد به آب در مجاورت ارتفاعات حاشیه غربی دشت در قسمت‌های جنوبی در محدود ۱۰ متر و در محدوده‌های شمالی حدوداً ۴۰ متر مشاهده گردید. بر اساس تراز سطح آب زیرزمینی (شکل ۱)، جهت جریان آب زیرزمینی از غرب به شرق می‌باشد.

به‌منظور شبیه‌سازی ماهانه نوسانات تراز سطح آب زیرزمینی آبخوان ساحلی ارومیه و بررسی میزان تأثیرپذیری مدل از نوسانات سطح آب دریاچه از داده‌های ماهانه سطح آب زیرزمینی در دو چاه مشاهده‌ای به نام‌های OW1 و



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه همراه با موقعیت چاه‌ها و خطوط هم پتانسیل

جدول ۱. پارامترهای آماری تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای مورد مطالعه

چاه‌های مشاهده‌ای	پارامترهای آماری			
	میانگین	بیشینه	کمینه	انحراف معیار
OW1	۱۲۷۷/۰۱	۱۲۷۹/۳۷	۱۲۷۴/۹۱	۷/۱۱
OW2	۱۳۴۳/۲۲	۱۳۶۲/۴۱	۱۳۲۳/۲۹	۷/۱۸

مدل های خطی سری زمانی

اصولاً مدل های تحلیل سری زمانی (داده مبنا) به مدل خطی و غیرخطی یا تک متغیره و چندمتغیره تقسیم بندی می شوند. از انواع مدل های خطی می توان به SARIMA, ARIMA, AR, MA و HW اشاره کرد.

الف) مدل ARIMA و SARIMA: از جمله روش های پیش بینی، روش یک متغیره مدل باکس-جنکینز است (Box et al., 2015). در این روش برازش داده ها پس از تعیین مرتبه تفاضلی کردن و تعیین مرتبه هر یک از فرآیندهای اتو رگرسیون (AR) و میانگین متحرک (MA) انجام می شود. مدل ARIMA به صورت (p,d,q) نمایش داده می شود که p نشانگر مرتبه خودهمبستگی، d مرتبه تفاضلی غیر فصلی و q مرتبه تأخیر زمانی برای خطای پیش بینی می باشد. هرگاه در یک سری بعد از هر فاصله زمانی مشخص (S) شباهت هایی پیدا شود، سری دارای رفتار فصلی یا تناوبی با دوره تناوب S می شود. برای مدل سازی این نوع سری زمانی معمولاً مدل SARIMA (q,d,p)(Q,D,P) که حالت کلی ARIMA می باشد، استفاده می شود. در این مدل ضرایب (q,d,p) مربوط به بخش غیر فصلی و (Q,D,P) مربوط به بخش فصلی سری زمانی می باشد (Box et al., 2015). مدل های ARIMA و SARIMA به طور کلی دارای چهار مرحله شناسایی مدل، برازش الگو، تشخیص درستی الگو و پیش بینی می باشند. بررسی مناسب مدل با تجزیه و تحلیل خطای باقیمانده مدل برازش داده شده صورت می گیرد. چنانچه مدل درست تشخیص داده شده باشد، باقی مانده ها باید دارای خواص متغیرهای تصادفی مستقل با میانگین صفر و واریانس ثابت باشند.

ب) مدل هالت وینترز (HW): معمولاً برای پیش بینی سری های زمانی که علاوه بر روند، دارای تغییرات فصلی یا سیکلی هستند از مدل هالت وینترز استفاده می شود. اساس این مدل ها بر میانگین موزون استوار است که در این میانگین، بیشترین وزن به جدیدترین مشاهده، وزن کمتر به مشاهده قبل از آن و الی آخر داده می شود. برای به کارگیری این مدل نیاز به برآورد سه مؤلفه سطح یا (میانگین)، روند (T) و تناوب یا فصلی (S) می باشند (Winters, 1960).

منظور از تناوب در این مدل تغییراتی است که دوره تکرار آن ها حداکثر یک سال باشند. مدل هالت وینترز شامل سه معادله هموارسازی S_t ، F_t و T_t به ترتیب برای درجه، روند و جزء فصلی می باشد. سه عامل ذکر شده مطابق روابط زیر محاسبه می شوند (Winters, 1960):

$$F_t = \alpha(F_{t-1} - T_{t-1}) + (1 - \alpha) \frac{Y_{t-1}}{S_{t-K}} \quad (1)$$

$$S_t = \Delta S_{t-K} + (1 - \Delta) \frac{Y_t}{F_t} \quad (2)$$

$$T_t = \gamma T_{t-1} + (1 - \gamma)(F_t - F_{t-1}) \quad (3)$$

در این روابط F_t مقدار هموارسازی عامل سطح برای زمان t ، F_{t-1} مقدار هموارسازی عامل سطح برای زمان $t-1$ ، Y_{t-1} برابر مقدار واقعی داده برای زمان $t-1$ ، T_t مقدار روند تخمین زده شده، S_t مقدار عامل فصلی تخمین زده شده و α ، Δ و γ همگی ضرایب هموارسازی هالت وینترز هستند که مقدار آن ها همواره بین صفر و یک خواهد بود.

تبدیل موجک

تابع تبدیل موجک قابلیت تجزیه سری زمانی به چندین زیرسری زمانی با مقیاس های مختلف را دارد و با بررسی زیر سری های زمانی به دست آمده از سری زمانی کلی، رفتار کوچک مقیاس و بزرگ مقیاس یک فرآیند هیدرولوژیک را آنالیز می کند (Sang, 2012). تابع موجک، تابعی است که دو ویژگی مهم نوسانی بودن و کوتاه مدت بودن را دارد. $\varphi(x)$ ، تابعی موجک است اگر و فقط اگر تبدیل فوریه آن $\varphi(\omega)$ ، شرط زیر را به انجام برساند (Mallet, 1998).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\varphi(\omega)|}{|\omega|^2} d\omega < +\infty \quad (4)$$

این شرط با عنوان شرط پذیرفتگی برای موجک $\varphi(x)$ شناخته می شود. $\varphi(x)$ تابع موجک مادر است (رابطه 5) که ضرایب a و b در آن نقش انتقال و مقیاس سیگنال مورد نظر را دارند (Mallet, 1998).

$$\varphi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (5)$$

در نهایت ضرایب موجک در هر نقطه از سیگنال (b) و برای هر مقدار از مقیاس (a) با رابطه (6) قابل محاسبه است:

روش اجرا شود (نورانی و همکاران، ۱۳۹۷). در روش اول تک تک فرکانس‌های تقریب (A) و جزئیات (D_1, D_2, \dots, D_i) به صورت جداگانه وارد مدل HW می‌شوند. در این روش به ازای تعداد هر یک از زیرسری‌های تقریب و جزئیات، مدل HW وجود خواهد داشت. در ادامه مقادیر شبیه‌سازی هر یک از زیرسری تقریب و جزئیات سری زمانی با یکدیگر جمع و سری زمانی شبیه‌سازی شده به دست می‌آید. در روش دوم به منظور جلوگیری از ازدیاد مدل‌ها و تسریع در مدل‌سازی، مراحل مدل HW طی دو مرتبه صورت می‌گیرد. به طوری که یک بار تقریب (a) و بار دیگر مجموعه فرکانس‌های جزئیات شامل ($D_1 + D_2 + \dots + D_i$) با مدل HW مدل می‌شوند. در انتها طبق اصل جمع آثار، نتایج خروجی از هر دو مدل HW با یکدیگر جمع می‌شوند تا سری زمانی محاسباتی به دست آید. مطالعات قبلی در شبیه‌سازی فرآیندهای هیدروکلیماتولوژیک نشان می‌دهد که استفاده از روش اول از دقت و کارایی بالاتری در مقایسه با روش دوم برخوردار است (نورانی و همکاران، ۱۳۹۷)؛ بنابراین در این پژوهش از روش اول جهت استفاده مدل هیبریدی WHW استفاده شده است. با توجه به مقیاس تجزیه تبدیل موجک استفاده شده ($i=3$) بنابراین به تعداد فرکانس حاصل از تبدیل موجک یعنی چهار ریزفرکانس ($i+1$)، مدل WHW وجود خواهد داشت. در این پژوهش برای انجام تبدیل موجک از زبان برنامه‌نویسی MATLAB و برای مدل HW از نرم‌افزار Minitab استفاده شده است.

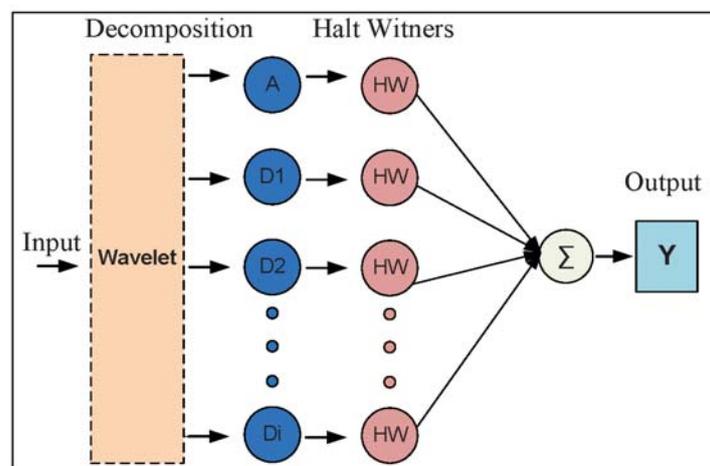
$$CWT(a,b) = Wf(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\varphi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\varphi_{a,b}(x) dx \quad (6)$$

توابع موجک دارای انواع بسیاری هستند که مهم‌ترین و پرکاربردترین آن‌ها شامل تابع موجک db4 می‌باشند که با توجه به کارهای گذشته صورت گرفت (Moosavi et al., 2013). در این مقاله نیز برای مدل‌سازی سری‌های زمانی ماهانه از این موجک مادر با سه سطح تجزیه استفاده شده است.

مدل هیبریدی حالت وینترز موجکی (WHW)

ساختار مدل هیبریدی WHW از دو بخش تبدیل موجک و HW تشکیل شده است که تبدیل موجک نقش پیش‌پردازش داده‌های ورودی و مدل HW نقش مدل‌سازی را دارد (شکل ۲). در روش پیشنهاد شده ابتدا سری زمانی تراز ماهانه سطح آب زیرزمینی (H) به فرکانس‌های با درجه تجزیه مختلف تجزیه می‌شوند. اگر i درجه تجزیه سری زمانی H در نظر گرفته شوند، H به $i+1$ فرکانس شامل فرکانس تقریب (D) و فرکانس‌های جزئیات (D_1, D_2, \dots, D_i) تجزیه می‌شود. بنابراین تعداد داده‌های ورودی برابر با $i+1$ خواهد بود که در مرحله بعد داده‌های تجزیه‌شده برای مدل‌سازی به عنوان ورودی مدل HW به کار گرفته می‌شوند.

مدل HW یک مدل تک متغیره است و فقط یک متغیر به عنوان ورودی به آن وارد می‌شود. بنابراین بعد از استفاده از اعمال تبدیل موجک بر روی سری زمانی و استخراج فرکانس‌ها، مدل ترکیبی WHW می‌تواند به دو



شکل ۲. ساختار شماتیکی مدل حالت وینترز موجکی

معیار ارزیابی خطا

در این پژوهش از ویژگی‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب همبستگی (R) و نش-سانتکلیف (NSE) مطابق با روابط زیر به منظور ارزیابی کارایی و خطای هر شبکه و توانایی آن برای پیشگویی دقیق استفاده شد.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |H_{Pi} - H_{Oi}| \quad (7)$$

$$R = \frac{(\sum_{i=1}^N (H_{Oi} - \bar{H}_O)(H_{Pi} - \bar{H}_P))^2}{\sum_{i=1}^N (H_{Oi} - \bar{H}_O)^2 \sum_{i=1}^N (H_{Pi} - \bar{H}_P)^2} \quad (8)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (H_{Oi} - H_{Pi})^2}{\sum_{i=1}^N (H_{Oi} - \bar{H}_O)^2} \quad (9)$$

در روابط فوق H_{Oi} نتایج مشاهداتی، H_{Pi} نتایج محاسباتی و N تعداد کل مشاهدات است. بهینه‌ترین جواب برای مدل هنگامی ایجاد خواهد شد که RMSE و MAE به سمت صفر و R و NSE به سمت یک میل کند.

نتایج مدل‌سازی و بحث

در این پژوهش با بهره‌گیری از مدل هیبریدی هالت وینترز موجکی (WHW) به شبیه‌سازی و پیش‌بینی ماهانه تراز آب زیرزمینی در افق زمانی پیش‌رو ($t+1$) در دو چاه مشاهده‌ای آبخوان ساحلی و مقایسه عملکرد با مدل خطی مشاهده‌ای آبخوان ساحلی و مدل‌های غیرخطی شبکه عصبی (ANN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و تأثیر نوسانات دریاچه بر میزان عملکرد مدل‌ها پرداخته شده است. در مدل ترکیبی WHW برای سنجش اثر آنالیز موجک بر فرآیند مدل‌سازی، داده‌ها پیش‌پردازش و چند مقایسه شده و به‌عنوان ورودی مدل HW استفاده می‌شوند. تبدیل موجک، داده‌ها را در مقیاس‌های زمانی مختلف (درجه تجزیه) ارزیابی می‌کند. بنابراین سری‌های زمانی کوتاه و بلند مقیاس در این فرآیند از هم جدا می‌شوند. به بیان کامل‌تر هنگامی که از تبدیل موجک در ورودی مدل استفاده می‌شود به دلیل ماهیت چند مقایسه بودن آن، موجب افزایش دقت مدل در تشخیص و دریافت ویژگی‌های غیرخطی و بلندمدت سری زمانی می‌شوند. در این پژوهش سری‌های زمانی با سطح تجزیه ۳ با تابع موجک db4 استفاده شده است

(Nakhaei and Saberi, 2012).

در مدل ترکیبی WHW تمام فرکانس‌های حاصل از تبدیل موجک در مدل‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی در نظر گرفته می‌شود. برای اعمال تبدیل موجک در مدل HW، ابتدا سری زمانی مورد نظر در نرم‌افزار MATLAB و تبدیل موجک با موجک مادر db4 با سطح ۳ تجزیه شد و به یک فرکانس تقریب (A) و سه فرکانس جزئیات (D_3 و D_1 ، D_2) تبدیل گردید. سپس تک‌تک فرکانس‌ها در نرم‌افزار Minitab توسط ماژول HW مدل شده است. جهت انجام مدل HW ابتدا مقادیر α ، γ و Δ که ضرایب هموارسازی نمایی هالت وینترز هستند برای تک‌تک فرکانس‌ها برآورد شدند. در مرحله بعد به منظور صحت سنجی مدل انتخابی، مقدار هر یک از فرکانس‌ها طی دوره ۹۱-۱۳۹۰ تا ۹۵-۱۳۹۴ با استفاده از ضرایب مذکور محاسبه شده است. در انتها و طبق اصل جمع آثار، خروجی مدل‌ها با یکدیگر جمع و سری زمانی محاسباتی به دست آمد. مراحل شبیه‌سازی مدل هیبریدی WHW و مقایسه مقادیر فرکانس‌ها واقعی و شبیه‌سازی شده در OW1 و OW2 به همراه ضرایب هموارسازی و معیار سنجش خطا (مرحله صحت سنجی) در شکل‌های ۳ و ۴ آورده شده است.

جهت بررسی و اثبات سازگاری و کارایی مدل ترکیبی WHW با مدل‌های خطی و غیرخطی از مقایسه نتایج مدل WHW با مدل‌های ARIMA، HW، SARIM و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) استفاده شد. در مدل‌های ARIMA، HW و SARIMA از تغییرات تراز سطح آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای مورد مطالعه و در مدل‌های ANN و SVR از داده‌های سطح آب دریاچه، بارش، میزان آبدی نزدیک‌ترین ایستگاه هیدرومتری به‌عنوان ورودی مدل استفاده شد. شایان ذکر است عواملی همچون میزان برداشت از چاه‌های بهره‌برداری و میزان آب برگشتی به آبخوان نیز از عوامل موثر در نوسانات سطح آب زیرزمینی منطقه است. اما این اطلاعات یا به‌صورت مستقیم قابل اندازه‌گیری نبوده و یا به‌صورت منظم و با بازه زمانی ماهانه مورد اندازه‌گیری قرار نگرفته و در دسترس نمی‌باشند. لذا به‌منظور جلوگیری

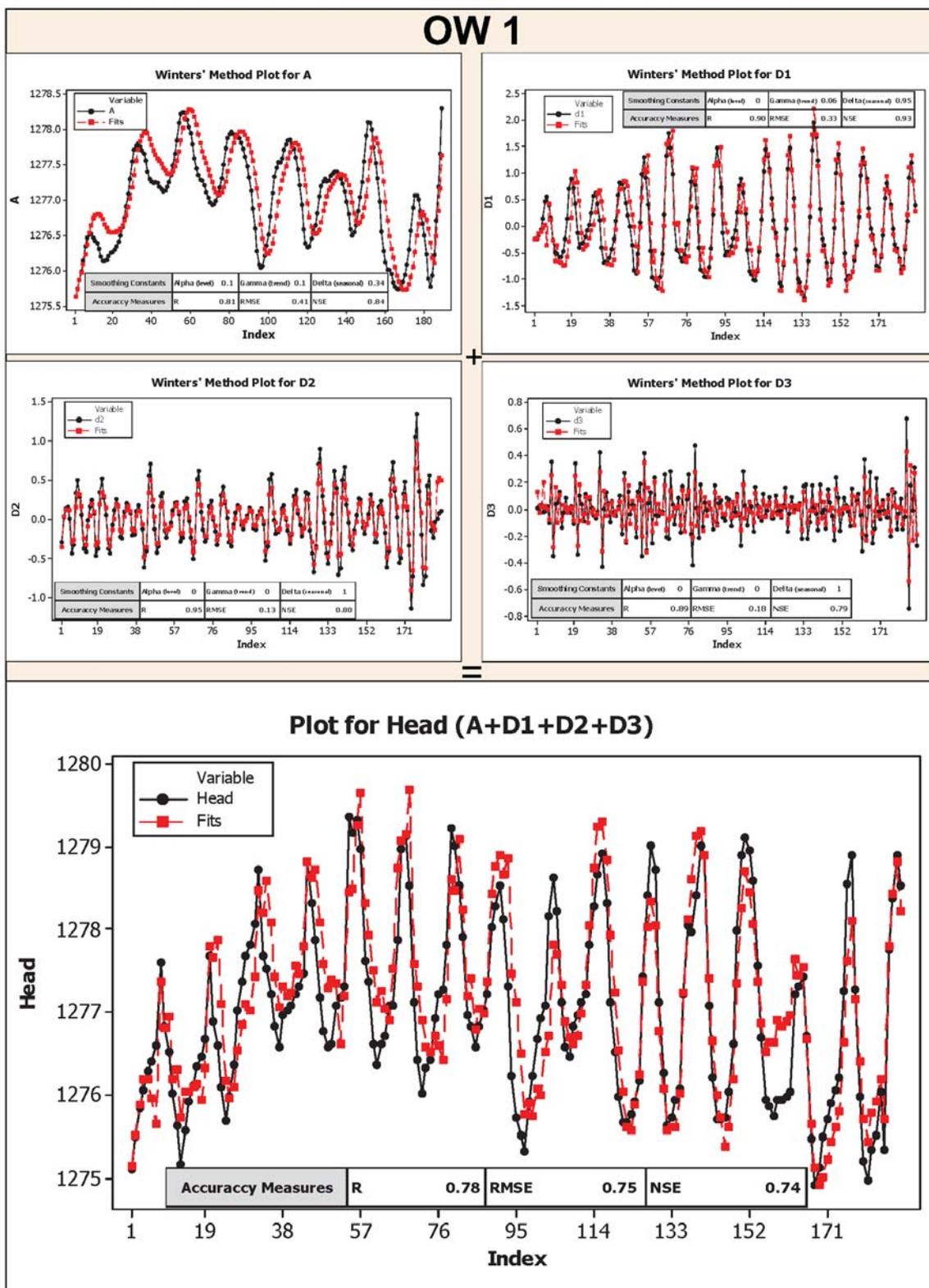
را در مدل‌سازی به دست آورد، اما در چاه OW2 ویژگی خود همبسته و فصلی تک تناوبه کمتر از چاه OW1 است و دارای تناوب‌های چندگانه است که اعمال تبدیل موجک در بهبود مدل بسیار مؤثر بوده است. در نتیجه می‌توان مدل ترکیبی WHW را به‌عنوان مدلی مطلوب برای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با تناوب چندگانه و غیرخطی معرفی کرد. در مقایسه نتایج مدل‌های ARIMA و SARIMA همچنین می‌توان قوی بودن ویژگی خودهمبستگی و تناوب‌های فصلی منظم چاه OW1 نسبت به OW2 استنباط نمود، چرا که نتایج به‌دست‌آمده در مدل SARIMA برای چاه مشاهده‌ای OW1 بهتر از OW2 می‌باشد.

نتایج حاکی از عملکرد و دقت مناسب مدل‌های غیرخطی ANN و SVR نسبت به مدل‌های خطی و هیبریدی است. به علت ساختار بالقوه، الگوریتم آموزش و وجود هسته پردازش در مدل‌های غیرخطی ANN و SVR، امکان فراگیری کامل اطلاعات آب زیرزمینی اعم از فرآیندهای پیچیده و غیرخطی و ارتباط زمانی آن‌ها مهیا و در نتیجه دقت شبیه‌سازی فراهم می‌شود. به‌طور کلی عملکرد مدل هیبریدی WHW از مدل‌های ARIMA, HW و SARIMA بهتر است و در قیاس با مدل‌های غیرخطی ANN و SVR، عملکرد مشابهی دارد. مدل ترکیبی WHW را می‌توان یک مدل شبه غیرخطی در نظر گرفت که از طریق مدل خطی HW تک‌تک فرکانس‌های سری زمانی که باعث ایجاد رفتار خطی شده را شبیه‌سازی و با تجمیع آثار هر یک از فرکانس‌های شبیه‌سازی شده به مدل‌سازی فرآیندهای نسبتاً پیچیده اقدام می‌کند. گفتنی است هرچه احصای ریز فرکانس (با به‌کارگیری موجک مادر و سطح تجزیه مناسب) با دقت بیشتر صورت گیرد به‌مراتب دقت مدل هیبریدی در مدل‌سازی فرآیندهای غیرخطی افزایش می‌یابد.

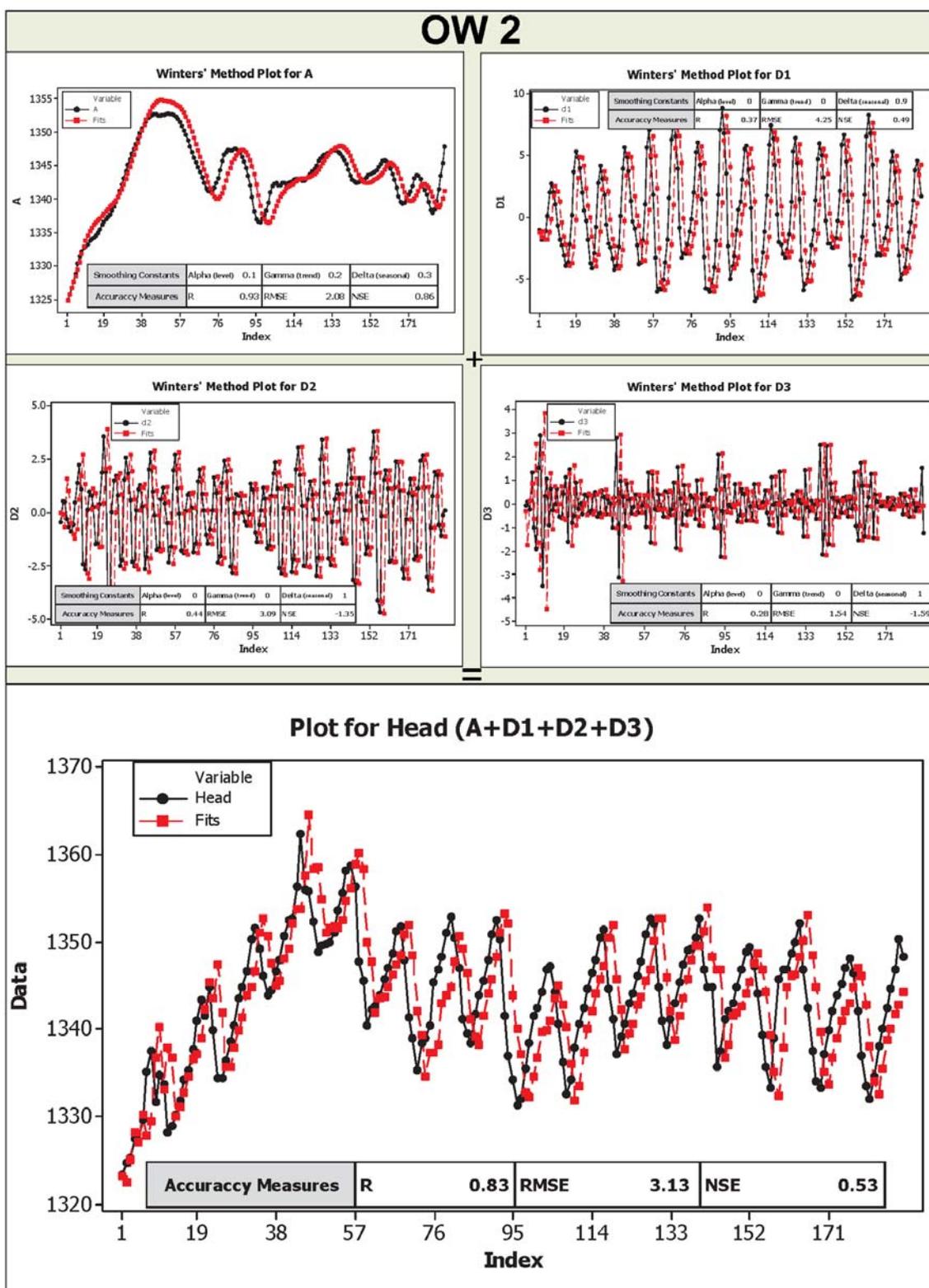
در مقایسه دو چاه مورد مطالعه، دقت تمامی مدل‌ها در چاه OW1 نسبت به چاه OW2 بیشتر است. دلیل این موضوع در ماهیت سری زمانی آن‌ها نهفته است. به‌طوری‌که چاه OW1 که در مجاورت دریاچه و متأثر از نوسانات منظم فصلی آن است، دارای رفتار فصلی و خودهمبستگی قوی‌تر است و به‌راحتی با مدل‌های خطی و

از افزایش ابعاد ورودی و خطای مدل امکان استفاده این قبیل اطلاعات وجود نداشت. در مدل‌های ARIMA و SARIMA ابتدا تغییرات تراز سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های فصلی ایستا شد و سپس با بهره‌گیری از قابلیت‌های تحلیل خودهمبستگی (ACF) و خودهمبستگی جزئی (PACF) ضرایب مربوطه شامل (p, d, q, P, D, Q) شناسایی شد. در مدل شبکه عصبی از شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) و جهت آموزش از الگوریتم لونیگ-مارکوت و تعیین تعداد بهینه گره میانی از روش سعی و خطا استفاده شد. در طراحی ساختار مدل SVR از تابع RBF و انتخاب پارامترهای بهینه γ, ϵ, C از روش سعی و خطا استفاده شد (Kecman, 2005). با کدنویسی در نرم‌افزار MATLAB تراز سطح آب زیرزمینی آبخوان ساحلی ارومیه در مدل‌های ANN و SVR شبیه‌سازی شد. ساختار و نتایج مدل‌های HW, SARIM, ARIMA, ANN و SVR در جدول ۲ ارائه شده است.

مطابق جدول، مدل ترکیبی WHW نتایج بهتری را نسبت به مدل HW ارائه داده است که توانایی تبدیل موجک در آنالیز و چند مقایسه کردن سری زمانی و قابلیت مدل HW در شبیه‌سازی هر یک از فرکانس‌ها را نشان می‌دهد. در واقع مدل HW به دلیل ماهیت خودهمبستگی و تک تناوبی قادر نیست به‌تنهایی تراز آب زیرزمینی آبخوان ساحلی که از مشخصات چند تناوبه برخوردار است را مدل‌سازی کند. استفاده از قابلیت چند مقایسه شدن سری زمانی و استخراج تناوب‌های چندگانه، غیرخطی و بلندمدت تراز آب زیرزمینی در تبدیل موجک، منجر به افزایش دقت مدل HW در شبیه‌سازی می‌شود. با مقایسه نتایج مدل‌های WHW و HW در دو چاه مشاهده‌ای مورد مطالعه، آشکار می‌شود که در چاه OW2 تبدیل موجک تأثیر بسیار بیشتری در افزایش دقت مدل فصلی HW داشته است، به‌طوری‌که در OW2 مقدار RMSE را ۶۶ درصد و مقدار NSE را ۳۰ درصد بهبود داده درحالی‌که در OW1 مقادیر RMSE و NSE به ترتیب به میزان ۱۴ و ۸ درصد افزایش یافته است. این بیانگر آن است که چاه OW1 دارای تناوب‌های فصلی منظم است و می‌توان با مدل‌های فصلی تک تناوبه نیز نتایج مناسبی



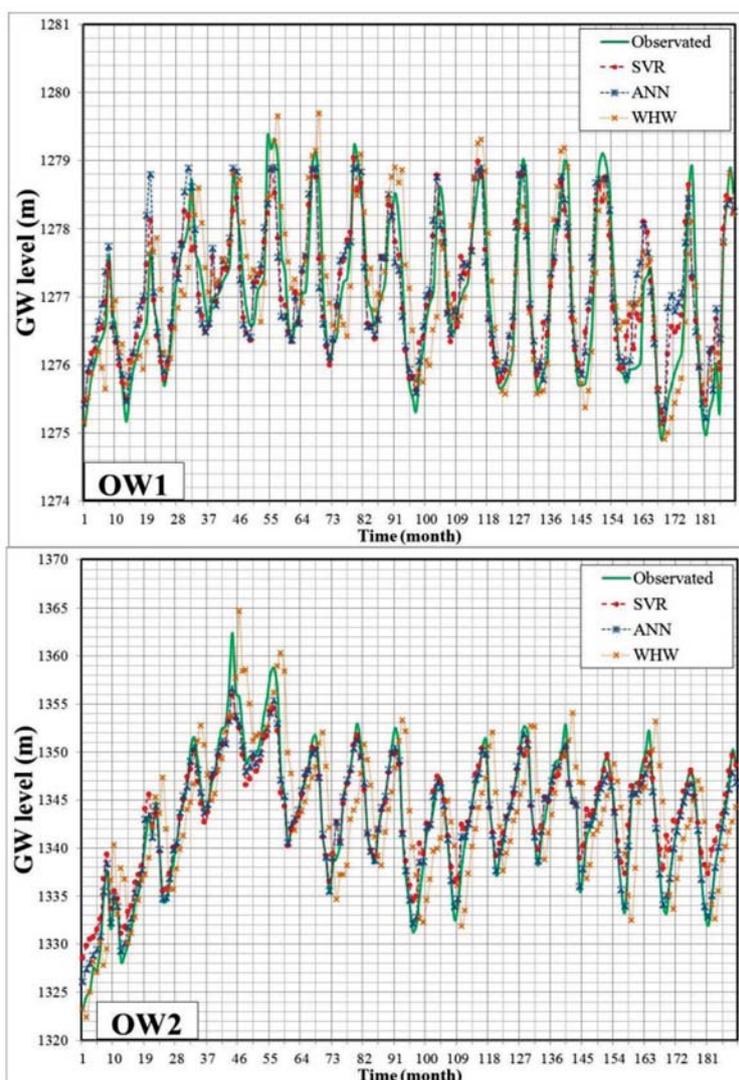
شکل ۳. مراحل شبیه‌سازی فرکانس‌های سری زمانی OW1 در مدل WHW به همراه ضرایب هموارسازی و معیار سنجش خطا در چاه OW1



شکل ۴. مراحل شبیه‌سازی فرکانس‌های سری زمانی OW2 در مدل WHW به همراه ضرایب هموارسازی و معیار سنجش خطا در چاه OW2

جدول ۲. ساختار و نتایج مدل های HW, SARIM, ARIMA, ANN و SVR در چاه های مورد مطالعه

Obs. well	Data-Driven models	Structure	Trianing Step			Testing Step		
			R	RMSE	NSE	R	RMSE	NSE
OW1	WHW	db4 , i=3	0.87	0.67	0.67	0.78	0.75	0.74
	HW(α, γ, Δ)	(0.2,0.1,0.3)	0.81	0.64	0.79	0.69	0.86	0.68
	ARIMA(p,d,q)	(1,1,1)	0.67	1.28	0.61	0.72	1.60	0.55
	SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)	(1,1,1)(2,1,1)I2	0.73	0.82	0.66	0.80	1.20	0.63
	ANN	(4,3,1)	0.85	0.54	0.72	0.86	0.67	0.73
	SVR(γ, ε, C)	(10,0.1,15)	0.90	0.43	0.82	0.90	0.59	0.78
OW2	WHW	db4 , i=3	0.88	1.12	0.73	0.83	3.13	0.53
	HW(α, γ, Δ)	(0.2,0.1,0.3)	0.94	1.44	0.89	0.78	5.20	0.45
	ARIMA(p,d,q)	(1,0,1)	0.84	2.77	0.77	0.75	6.20	0.34
	SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)	(1,0,1)(2,1,1)I2	0.96	1.89	0.94	0.69	5.77	0.63
	ANN	(4,2,1)	0.93	2.81	0.86	0.88	2.71	0.77
	SVR(γ, ε, C)	(1,0.1,20)	0.92	3.01	0.84	0.85	3.28	0.63



شکل ۵. تراز سطح ایستایی مشاهداتی و محاسباتی حاصل از مدل های WHW, ANN و SVR در چاه های OW1 و OW2

SARIMA مورد مقایسه و تحلیل قرار گرفت. در مدل‌های SARIMA، ARIMA، HW و WHW از سری زمانی تراز سطح آب زیرزمینی به‌عنوان ورودی مدل برای پیش‌بینی سطح ایستابی استفاده شد. نتایج حاصله گویای این واقعیت است که مدل ترکیبی WHW دقت و کارایی بهتری نسبت به مدل‌های خطی SARIMA، ARIMA، HW داشته و هرچه سری زمانی مورد مطالعه از تناوب‌های چندگانه و مولفه‌های غیرفصلی بیشتری برخوردار باشد، دقت مدل هیبریدی WHW بیشتر می‌شود. لذا می‌توان استنباط کرد که در آبخوان ساحلی، مدل WHW برای شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی در بخش‌های دورتر از دریاچه به دلیل وجود رفتار خودهمبستگی ضعیف و لزوم اعمال تبدیل موجک در جهت تجزیه و احصای تناوب نامنظم سری زمانی عملکرد مطلوبی دارد. همچنین کارایی مدل هیبریدی WHW با مدل‌های هوشمند غیرخطی شبکه‌عصبی (ANN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) به صورتی که سری زمانی تراز سطح آب دریاچه، سطح آب زیرزمینی، بارش، آبدهی ایستگاه هیدرومتری و به‌عنوان ورودی به مدل غیرخطی استفاده گردید مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به اختلاف ناچیز مقادیر معیار خطای R، RMSE و NSE در مدل WHW و مدل‌های ANN و SVR، تشابه و برابری عملکرد و کارایی مدل هیبریدی WHW با عملکرد مدل‌های غیرخطی ANN و SVR در پیش‌بینی تراز سطح ایستابی آب زیرزمینی در افق زمانی پیش رو $(t+1)$ به اثبات رسید.

منابع

- شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان غربی، ۱۳۹۳. گزارش توجیهی ممنوعیت دشت ارومیه، دفتر مطالعات پایه.
- نورانی، و.، شرقی، الف. و نجفی، ح.، ۱۳۹۷. مدل‌سازی پدیده‌های هیدروکلیماتولوژیکی با استفاده از مدل ترکیبی موجک-هالت وینترز، ۱۴، شماره ۱، ۵۹-۷۰.
- Box, G.E., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C. and Ljung, G.M., 2015. Time series analysis: Forecasting and control (5th ED). John Wiley and Sons, 680.

حتی غیرخطی شبیه‌سازی می‌شود. چاه OW2 در دورترین نقطه آبخوان نسبت به دریاچه قرار دارد و نوسانات آن کمتر تحت تأثیر دریاچه و بیشتر متأثر از فرآیندهای تصادفی، ناشناخته و نامنظم هیدروکلیماتولوژی و هیدروژئولوژیک و عوامل غیرطبیعی از قبیل تغییر رژیم تخلیه و تغذیه ناشی از ایجاد دایک و سدها در ارتفاعات و بر روی رودخانه‌ها و همچنین چاه‌های بهره‌برداری می‌باشد. این فرآیندها منجر به ایجاد نویز، تناوب غیرفصلی و پیچیدگی فراوان در سری زمانی چاه مذکور می‌شود. از این‌رو مدل‌سازی آن حتی در مدل‌های ANN و SVR با نتیجه مطلوبی صورت نمی‌گیرد (RMSE_{ANN}=2.17, RMSESVR=3.28). در شکل ۵ داده‌های مشاهداتی در مقایسه با داده‌های محاسباتی حاصل از مدل‌های WHW، ANN و SVR در دو چاه مشاهده‌ای مورد مطالعه نشان داده شده است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، برای اولین بار از توابع تبدیل موجک برای رفع مشکل ماهیت خودهمبستگی، تک تناوبی بودن و افزایش ارتقای عملکرد مدل خطی هالت وینترز (HW) و در نتیجه ایجاد مدل هیبریدی WHW در پیش‌بینی ماهانه تراز سطح آب زیرزمینی در افق زمانی پیش رو $(t+1)$ استفاده شده است. آبخوان ساحلی ارومیه به‌عنوان یک آبخوان مناسب جهت بررسی میزان تأثیر نوسانات سطح دریاچه ارومیه بر دقت پیش‌بینی مدل هیبریدی HWH مورد استفاده گرفت. در این راستا ابتدا با تبدیل موجک مادر db4 با مقیاس تجزیه سه سطحی سری زمانی ماهانه تراز سطح آب زیرزمینی دو چاه مشاهده‌ای یکی در منطقه شرق آبخوان و در مجاورت دریاچه ارومیه دیگری در منطقه غرب و دور از دریاچه به ریز فرکانس‌ها (یک فرکانس تقریب و سه فرکانس جزئیات) تجزیه شد. سپس تک‌تک فرکانس‌های تجزیه‌شده به‌عنوان داده‌های ورودی در مدل HW استفاده و در انتها نتایج خروجی از هر یک از چهار مدل HW با یکدیگر جمع شد تا سری زمانی محاسباتی در مدل هیبریدی WHW به دست آید. به‌منظور ارزیابی کارایی و عملکرد مدل هیبریدی، نتایج آن با مدل‌های خطی ARIMA، HW و

- Dąbrowska, D., Sołtysiak, M. and Wąligóra, J., 2015. Short term forecasting of the chloride content in the mineral waters of the Ustroń Health Resort using SARIMA and Holt-Winters models. *Environmental and Socio-economic Studies*, 3, 57-65.
- Kecman, V., 2005. *Support Vector Machines: An Introduction, Theory and Applications*. Springer-Verlag, New York, 4, 1-48.
- Mallat, S.G., 1998. *A Wavelet Tour of Signal Processing*. Second ed. Academic Press. SanDiego , 637.
- Moosavi, V., Vafakhah, M., Shirmohammadi B. and Behnia, N., 2013. A wavelet-ANFIS hybrid model for groundwater level forecasting for different prediction periods. *Water Resources Management*, 27, 1301-1321.
- Nakhaei, M. and Saberi, A., 2012. A combined Wavelet-Artificial Neural Network model and its application to the prediction of groundwater level fluctuations. *Journal Geopersia*, 2, 77-91.
- Sang, Y.F., 2012. A practical guide to discrete wavelet decomposition of hydrologic time series. *Water Resources Management*, 26, 3345-3365.
- Sudheer, G. and Suseelatha, A., 2015. Short term load forecasting using wavelet transform combined with Holt-Winters and weighted nearest neighbor models. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 64, 340-346.
- Winters, P.R., 1960. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, 6, 324-342.
- Yang, Q., Wang, Y., Zhang, J. and Delgado, J., 2017. A comparative study of shallow groundwater level simulation with three time series models in a coastal aquifer of south china. *Applied Water Science*, 7, 689-698.