



Hydroclimatic Phenomena Modeling Using Wavelet-Holtwinters Model

V. Nourani^{1*}, E. Sharghi² and H. Najafi³

Abstract

Doubtlessly hydroclimatic models play important role in the management of water resources. The hydroclimatic time series have three principle components (autoregressive, seasonality and stochastic) and the performance of the models are related to these components. In the current research, the wavelet transform was linked to the Holt-Winters (HW) model for prediction of monthly runoff in Lighvanchai (Iran), Trinity, and West Nishnabotna (US) watersheds and minimum temperature of Tabriz. The obtained results were compared with autoregressive and seasonal models such as ARIMA, seasonal ARIMA (SARIMA) and HW. For this purpose, the main time series were decomposed to some multi-frequency time series by wavelet transform. Then due to the univariate nature of the HW model, these subseries were imposed as input data to the HW models for two scenarios. In the first scenario only approximation subseries and one detail subseries (resulting from the accumulation of all details subseries) and in the second scenario all subseries were used as input to HW models. Results showed that the second scenario of hybrid wavelet-holtwinters model (WHW2) could lead to considerably increased accuracy of both runoff and temperature monthly modeling because of the multiscale analysis and considering all multi-frequency subseries.

Keywords: Monthly Minimum Temperature, Monthly Runoff, Multiscale Analysis, Wavelet and Holt-Winters Hybrid Model.

Received: May 8, 2017

Accepted: July 21, 2017

مدل سازی پدیده های هیدروکلیماتولوژیکی با استفاده از مدل ترکیبی موجک-هالت وینترز

وحید نورانی^{۱*}، الناز شرقی^۲ و حسام نجفی^۳

چکیده

بدون شک مدل های هیدروکلیماتولوژیکی نقش مهمی را در مدیریت منابع آب ایفا می کنند. با توجه به اینکه سری های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی دارای سه جزء اصلی خودهمبسته، فصلانه و تصادفی می باشند و رفتار مدل هایی که تاکنون ارائه شده اند، نسبت به این اجزاء متفاوت بوده است، در این مقاله از ترکیب تبدیل موجک با مدل هالت-وینترز (HW) جهت مدل سازی سری های زمانی ماهانه رواناب حوضه لیقوان چای، حوضه Trinity، حوضه West Nishnabotna و کمینه دمای ماهانه شهر تبریز استفاده شده است و با مدل های خودهمبسته و فصلانه دیگری چون مدل های آریما (ARIMA)، فصلانه آریما (SARIMA) و HW مقایسه شده است. بدین منظور سری های زمانی مورد نظر توسط تبدیل موجک به چندین زیرسری تجزیه شده و با توجه به تک متغیره بودن مدل HW، طبق دو سناریو در نظر گرفته شده، به عنوان ورودی به مدل های HW وارد می شوند. در سناریو اول فقط زیرسری تقریب و مجموع زیرسری های جزئیات و در سناریو دوم تک تک زیرسری های حاصل از تبدیل موجک به عنوان ورودی به مدل های HW وارد می شوند. نتایج مدل سازی بیانگر این است که دومین سناریو در نظر گرفته شده برای مدل ترکیبی موجک-هالت وینترز (WHW) یعنی WHW2، بدلیل آنالیز چندمقیاسه و در نظر گرفتن اثر تمام فرکانس های ممکن، باعث افزایش دقت مدل سازی در هر دو سری زمانی رواناب و دمای ماهانه مورد مطالعه شده است.

کلمات کلیدی: آنالیز چندمقیاسه، رواناب ماهانه، کمینه دمای ماهانه، مدل ترکیبی موجک و هالت-وینترز.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۶/۲/۱۸

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۶/۴/۳۰

1-Prof., Department of Water Resources Eng., Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Iran. Email: nourani@tabrizu.ac.ir

2- Assistant Prof., Department of Water Resources Eng., Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Iran.

3- M.Sc. Graduate, Department of Water Resources Eng., Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Iran.

*- Corresponding Author

۱- استاد دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز.

۲- استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز.

۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز.

*- نویسنده مسئول

بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان تابستان ۱۳۹۷ امکانپذیر است.

بنابراین (Hassanzadeh et al., 2013; Ghorbani et al., 2015). با تبدیل موجک می‌توان یک سری زمانی را به زیرسری‌هایی در حوزه فرکانس و حوزه زمانی تجزیه نمود که این عملکرد، توانایی کنترل حالت فصلانه چندگانه در رفتار یک سری زمانی را دارا می‌باشد و با ارائه اطلاعات در سطوح مختلف فرکانسی کمک شایانی را در مدل‌سازی می‌نماید. لذا در این تحقیق برای استفاده همزمان از توانایی‌های تبدیل موجک و مدل HW، از مدل ترکیبی موجک- حالت وینترز (WHW)⁴ برای مدل‌سازی سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی استفاده شده است. عملاً در مدل‌سازی پدیده‌های هیدروکلیماتولوژیکی از این مدل استفاده نشده است؛ اما در سایر زمینه‌ها همچون پیش‌بینی بار الکترسیته کوتاه مدت از مدل WHW استفاده شده است (Sudheer and Suseelatha, 2015).

سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی در مقیاس زمانی روزانه دارای ویژگی خودهمبستگی قابل توجه و در مقیاس زمانی ماهانه دارای ویژگی فصلانه قابل توجه می‌باشند به همین دلیل با توجه به اینکه هدف اصلی این مقاله، ارزیابی توانایی مدل‌های استفاده شده در تبیین جزء فصلانه سری‌های زمانی می‌باشد، در این تحقیق فقط برای مقیاس زمانی ماهانه رواناب و دما با بهره‌گیری از مدل‌های ARIMA، SARIMA، HW و WHW مدل‌سازی صورت گرفته است. لذا ابتدا از مدل‌های ARIMA، SARIMA و HW استفاده شده و سپس از مدل ترکیبی WHW با دو سناریو در نظر گرفته شده یعنی WHW1 و WHW2 که از تبدیل موجک به‌عنوان پیش‌پردازش زمانی داده‌ها بهره می‌برند، استفاده شده است. به این صورت که در مدل WHW1 فقط زیرسری تقریب و یک زیرسری جزئیات (ناشی از تجمع تمام زیر سری‌های جزئیات حاصل از تبدیل موجک) به عنوان ورودی به مدل‌های HW وارد می‌شوند و عملاً در ادامه فقط دو مدل HW1 و HW2 صورت می‌گیرد؛ اما در مدل WHW2 تک زیرسری‌های حاصل از تبدیل موجک (زیر سری تقریب و تمام زیرسری‌های جزئیات) به عنوان ورودی به مدل‌های HW وارد می‌شوند و عملاً به تعداد زیر سری‌های حاصل از تبدیل موجک، مدل HW وجود خواهد داشت و می‌تواند اثر تمام فرکانس‌های حاصل را در نظر بگیرد. در انتها نیز همه‌ی مدل‌ها براساس معیارهای رایج نیکویی برازش با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- مدل WHW

مدل ترکیبی WHW برای ترکیب همزمان توانایی‌های مدل HW با تبدیل موجک در یک ساختار واحد، طراحی گردیده است. در این نوع

با توجه به این که امروزه جوامع بشری با مشکل کم آبی مواجه هستند، نیاز به مدیریت صحیح منابع آب بیش از پیش احساس می‌شود و لازمه مدیریت صحیح منابع آب، پیش‌بینی و مدل‌سازی صحیح و دقیق سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی می‌باشد. سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی دارای سه جزء اساسی خودهمبسته، فصلانه و تصادفی می‌باشند و توانایی انواع مدل‌هایی که تاکنون ارائه شده، در کنترل این اجزاء متفاوت بوده است. فرآیند بارش- رواناب از مهم‌ترین و پیچیده‌ترین فرآیندهای هیدروکلیماتولوژیکی است. این فرآیند شامل حرکت قطرات باران در حالت‌های مختلف و در نهایت تشکیل رواناب در کانال‌های طبیعی یا مصنوعی می‌باشد. از طرف دیگر دما از عمده‌ترین عناصری است که در تعیین نقش و پراکندگی دیگر عناصر اقلیم تأثیر اساسی داشته و یکی از شاخص‌های اصلی در پهنه‌بندی و طبقه‌بندی اقلیمی بشمار می‌رود. برنامه‌ریزی‌های مبتنی بر روند دما می‌تواند راهگشای بسیاری از مسائل زیست محیطی از جمله شهرسازی، روستایی و کشاورزی باشد. لذا با توجه به اجزاء اصلی سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی، در سال‌های اولیه، مدل‌هایی خطی از جمله مدل خودهمبسته $ARIMA^1$ برای کنترل جزء خودهمبسته و همچنین مدل فصلانه $ARIMA$ یعنی $SARIMA^2$ برای کنترل جزء فصلانه و همچنین جزء خودهمبسته ارائه شدند. این مدل‌های متداول جعبه سیاه بصورت گسترده‌ای در پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی استفاده می‌شوند (Bashari and Vafakhah, 2010; Moeeni et al., 2016; Thomas and Fiering, 1962; McKerchar and Delleur, 1974; Tankersley et al., 1993). همچنین مدل HW^3 نیز از جمله مدل‌های کلاسیک و خطی می‌باشد که در اواخر سال ۱۹۵۰ ارائه شد و یکی از ایده‌های اصلی آن، پیش‌بینی آینده براساس وزن‌دهی میانگینی به مشاهدات گذشته است، بطوریکه مشاهدات نزدیکتر دارای وزن بیشتر و مشاهدات دورتر دارای وزن کمتری هستند (Winters, 1960). Gardner (1985, 2066) در دو کار پژوهشی مرور جامعی بر روش‌های هموارسازی نمائی کرده است و همچنین اخیراً (Puah et al., 2016) از مدل HW برای تجزیه و تحلیل سری زمانی بارش استفاده کرده‌اند.

از طرف دیگر یکی از راه‌های مناسب برای تبیین جزء فصلانه سری‌های زمانی، استفاده از تبدیل موجک می‌باشد چرا که این تبدیل توانایی بیان اطلاعات فرکانسی و زمانی را به صورت همزمان برای یک سیگنال دارا می‌باشد و در سال‌های اخیر به طور گسترده در مدل‌سازی سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی استفاده شده است

تفاوت اصلی مدل WHW1 و WHW2 در تعداد مدل‌های HW استفاده شده است. به اینگونه که در مدل WHW1 فقط دو ورودی به مدل‌های HW وارد می‌شود که عبارتند از زیر سری تقریب و یک زیر سری جزئیات که ناشی از تجمیع تمام زیرسری‌های جزئیات حاصل از تبدیل موجک می‌باشد اما در مدل WHW2 تک تک زیرسری‌های حاصل از تبدیل موجک (زیر سری تقریب و تمام زیرسری‌های جزئیات) به عنوان ورودی به مدل‌های HW وارد می‌شوند که با توجه به مقیاس تجزیه تبدیل موجک استفاده شده (مقیاس تجزیه چهار) عملاً به تعداد زیر سری‌های حاصل از تبدیل موجک یعنی پنج زیرسری، مدل HW وجود خواهد داشت.

۲-۲- تبدیل موجک

موجک برای اولین بار توسط Grossmann and Morlet (1984) معرفی گردید و در مدت زمان کوتاهی توجه پژوهشگران سراسر دنیا را به خود جلب کرد. این موفقیت دلایل متعددی دارد: از یک طرف مفهوم موجک ترکیبی از نظریه‌های موجود در علوم مهندسی، ریاضی و فیزیک می‌باشد و از طرف دیگر این توابع ابزارهای ساده‌ای در ریاضیات هستند. در اکثر کاربردهای عملی فرآیندهای هیدرولوژیکی سری زمانی دارای حالت گسسته می‌باشد که در این حالت موجک گسسته به صورت رابطه ۱ بیان می‌شود (Addison et al., 2001):

$$g_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} g\left(\frac{t-nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (1)$$

در رابطه فوق m و n اعداد صحیحی هستند که به ترتیب میزان مقیاس و انتقال موجک را کنترل می‌نمایند. همچنین a_0 گام مقیاس کوچک ویژه برای پارامتر انتقال ($a_0 > 1$) و b_0 پارامتر انتقال موقعیت ($b_0 > 0$) می‌باشند.

مدل‌سازی، تبدیل موجک گسسته این امکان را فراهم می‌آورد که مقیاس‌های مختلف زمانی به صورت جداگانه مورد ارزیابی و بررسی قرار گیرند. در این مدل، پیش‌پردازش داده‌ها توسط تبدیل موجک صورت گرفته و سپس نتایج این پردازش به عنوان ورودی در مدل HW استفاده می‌گردد. با توجه به این که مدل HW تک‌متغیره بوده و تبدیل موجک سری زمانی را به چندین زیرسری تبدیل می‌کند، برای مدل‌سازی دو سناریو در نظر گرفته شده است.

در سناریو اول (WHW1) مراحل زیر طی می‌شود (شکل ۱):
 الف- ابتدا توسط تبدیل موجک، پیش‌پردازش زمانی داده‌ها صورت گرفته و سری زمانی مورد نظر X_t به زیرسری تقریب X_a و زیرسری‌های جزئیات X_{d1}, X_{d2} و غیره تجزیه می‌شود.
 ب- مدل‌سازی با HW دو مرتبه صورت می‌گیرد، یکبار توسط ورودی X_a و بار دیگر توسط ورودی X_f که عبارت است از، $(X_f = X_t - X_a)$ یا $(X_f = X_{d1} + X_{d2} + \dots + X_{di})$
 ج- در انتها نتایج خروجی از هر دو مدل HW با یکدیگر جمع می‌شوند $(\hat{X}_t = \hat{X}_a + \hat{X}_f)$ تا سری زمانی محاسباتی بدست آید.

در سناریو دوم (WHW2) مراحل زیر طی می‌شود (شکل ۱):
 الف- ابتدا توسط تبدیل موجک، پیش‌پردازش زمانی داده‌ها صورت گرفته و سری زمانی مورد نظر X_t به زیرسری تقریب X_a و زیرسری‌های جزئیات X_{d1}, X_{d2} و غیره تجزیه می‌شود.
 ب- در این مرحله، تک تک زیر سری‌های تقریب و جزئیات بصورت جداگانه با HW مدل می‌شوند.
 ج- در انتها نتایج خروجی تمام مدل‌های HW با یکدیگر جمع می‌شوند $(\hat{X}_t = \hat{X}_a + \hat{X}_{d1} + \hat{X}_{d2} + \dots + \hat{X}_{di})$ تا سری زمانی محاسباتی بدست آید (که i عبارت است از مقیاس تجزیه تبدیل موجک).

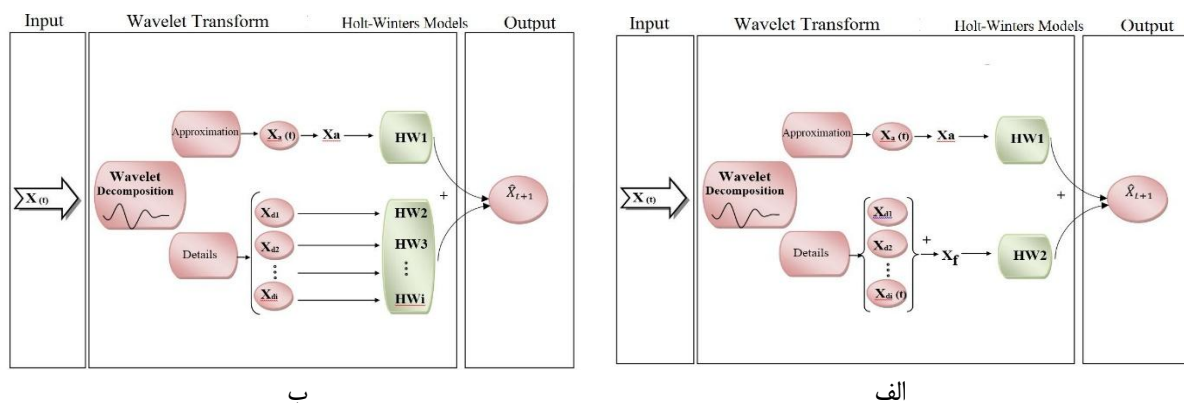


Fig. 1- The schematic design of a) first scenario (WHW1) and b) second scenario (WHW2)
 شکل ۱- الف) طرح شماتیک سناریو اول (WHW1) و ب) طرح شماتیک سناریو دوم (WHW2)

نیز از مدل‌های کلاسیک جعبه سیاه بوده و حالت کلی مدل ARIMA می‌باشد. مدل SARIMA بر خلاف ARIMA، فصلی بودن داده‌ها را نیز در مدل‌سازی دخالت می‌دهد. به طور کلی سری زمانی اصلی $y(t)$ از یک اپراتور تاخیر B برای مدل $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)$ استفاده می‌کند. (p,d,q) مربوط به قسمت غیرفصلی مدل و (P,D,Q) مربوط به قسمت فصلی مدل می‌باشد. فرمول مدل SARIMA می‌تواند به صورت زیر تعریف شود (Box et al., 2015):

$$\Phi_p(B) \Phi_P(B^S)^d (1-B^S)^D Y_t = \theta_q(B) \Theta_Q(B^S) \varepsilon_t \quad (5)$$

در فرمول 5، B اپراتور تأخیر است ($B^k Y_t = Y_{t-k}$).

$$\Phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (6)$$

$$\Phi_P(B^S) = 1 - \Phi_S B^S - \Phi_{2S} B^{2S} - \dots - \Phi_{PS} B^{PS} \quad (7)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^p \quad (8)$$

$$\Theta_Q(B^S) = 1 - \Theta_S B^S - \Theta_{2S} B^{2S} - \dots - \Theta_{QS} B^{QS} \quad (9)$$

در فرمول‌های پنج تا نه، $\theta(B)$ و $\phi(B)$ چندجمله‌ای‌هایی از مرتبه p و q هستند. $\Theta(B^S)$ و $\Phi(B^S)$ چندجمله‌ای‌هایی شامل B با مراتب P و Q هستند. p مرتبه اتورگسیون، d مرتبه تفاضلی، q مرتبه میانگین متحرک برای قسمت غیرفصلی می‌باشد. P مرتبه اتورگسیون، D مرتبه تفاضلی، Q مرتبه میانگین متحرک برای قسمت فصلی بوده و S طول (مدت) فصل دوره تناوب می‌باشد. برای مدل ARIMA نیز کافی است، در فرمول‌های بالا P و D و Q که مربوط به حالت فصلانه هستند برابر صفر در نظر گرفته شوند.

۲-۴- مدل HW

فرم‌های متعددی برای هموارسازی نمایی وجود دارد که خانواده مدل‌های حالت-وینترز از رایج‌ترین آن‌ها می‌باشد. یکی از ایده‌های اصلی این مدل، پیش‌بینی آینده براساس وزن‌دهی میانگینی به مشاهدات گذشته است، به طوری که مشاهدات نزدیکتر دارای وزن بیشتر و مشاهدات دورتر دارای وزن کمتری هستند. مدل فصلانه حالت-وینترز شامل یک معادله پیش‌بینی و سه معادله هموارسازی L_t برای درجه، b_t برای روند و S_t جزء فصلانه می‌باشد که به ترتیب شامل پارامترهای هموارسازی α و β و γ می‌باشد که مقدار هر سه پارامتر بین صفر و یک می‌باشد. در کل مدل تک‌متغیره هموارسازی نمایی سه‌گانه (HW) امکان کنترل همزمان حالت روند و فصلانه را دارد. در این مقاله نیز از مدل جمعی HW استفاده شده است که روابط آن به صورت زیر می‌باشد (Hyndman and Khandakar, 2008; Winters, 1960):

$$L_t = \alpha(x_t - S_{t-c}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (10)$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (11)$$

معمولی‌ترین حالت برای پارامترهای رابطه ۲ مقادیر $a_0 = 2$ و $b_0 = 1$ هستند که این مقیاس لگاریتمی با توان دو برای انتقال و مقیاس تحت عنوان آرایش شبکه دوتایی^۵ نامیده می‌شود. تبدیل موجک دوتایی به صورت رابطه زیر قابل ساده‌سازی است:

$$g_{m,n}(t) = 2^{-m/2} g(2^{-m}t - n) \quad (2)$$

گسسته‌سازی به روش فوق موجب بازیابی کامل سری اولیه در قالب یک ترکیب خطی از موجک‌های متعامدی که در قالب ضرایب انتقال و مقیاس می‌گردد. برای سری‌های گسسته x_i تبدیل موجک دوتایی به صورت زیر انجام می‌پذیرد:

$$T_{m,n} = 2^{-m/2} \sum_{i=0}^{N-1} g(2^{-m}i - n)x_i \quad (3)$$

در رابطه فوق $T_{m,n}$ ضریب موجک برای موجک تجزیه شده با پارامترهای مقیاس $a = 2^m$ و انتقال $b = 2^m n$ می‌باشد. این رابطه در حقیقت یک سری زمانی کراندار را شامل می‌شود که x_i داده‌های آن، $i = 0, 1, 2, \dots, N-1$ و N یک عدد صحیح با پایه دو است ($N = 2^m$). در این حالت دامنه‌های m و n به ترتیب $0 < n < 2^{M-m} - 1$ و $1 < m < M$ می‌باشند. تبدیل معکوس گسسته موجک را نیز می‌توان با رابطه زیر بیان کرد:

$$x_i = \bar{T} + \sum_{m=1}^M \sum_{n=0}^{2^{M-m}-1} T_{m,n} 2^{-m/2} g(2^{-m}i - n) = \quad (4)$$

$\bar{T}(t) + \sum_{m=1}^M W_m(t)$ در رابطه فوق $\bar{T}(t)$ زیرسری تقریب در مرتبه M و $W_m(t)$ زیرسری‌های جزئی در مرتبه‌های $M, \dots, 2, 1, m$ هستند. با توجه به کارهای گذشته صورت گرفته همچون (Nourani et al., 2008, 2011, 2014)، در این مقاله نیز برای مدل‌سازی سری‌های زمانی ماهانه از موجک مادر db4 با مقیاس تجزیه چهار استفاده شده است.

۲-۳- مدل ARIMA و SARIMA

مدل کلاسیک جعبه سیاه همچون ARIMA به صورت گسترده برای پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی استفاده می‌شود. ذات این مدل خطی بوده و بر فرض ایستا بودن داده‌ها استوار است. مدل ARIMA توانایی شناسایی الگوهای پیچیده در داده‌ها را دارا بوده و امکان پیش‌بینی برای آینده را مطابق با داده‌های ورودی در زمان گذشته فراهم می‌آورد (Box et al., 2015). سه گام لازم برای استفاده از مدل‌های ARIMA شامل شناسایی، تخمین و پیش‌بینی می‌باشد. تابع مدل ARIMA به صورت (p,d,q) نمایش داده می‌شوند. p بیانگر مرتبه‌ی عبارت خودهمبستگی، d مرتبه‌ی تفاضل غیرفصلی و q مرتبه‌ی تأخیر زمانی برای خطای پیش‌بینی می‌باشد. مدل SARIMA

مشاهداتی، N تعداد کل داده‌های موجود و N_p تعداد کل داده‌های حداکثر نسبی است.

۲-۶- داده‌های مورد استفاده

در این مقاله برای مدل‌سازی، از داده‌های رواناب ماهانه سه حوضه با ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی متفاوت (حوضه لیقوان چای ایران و حوضه‌های رودخانه‌های Trinity و West Nishnabotna آمریکا) و نیز برای مقایسه‌ای جامع‌تر، از داده‌هایی با ماهیت متفاوت یعنی داده‌های کمینه دمای ماهانه تبریز استفاده شده است.

داده‌های ماهانه رواناب حوضه لیقوان چای با میانگین رواناب ۲۴ متر مکعب بر ثانیه برای محدوده زمانی ۱۹۷۶ تا ۲۰۰۵ استفاده شده (جدول ۱) که یکی از زیر حوضه‌های فرعی حوضه آبریز دریاچه ارومیه بوده و با وسعتی معادل ۷۶ کیلومتر مربع در دامنه شمالی سه‌سهند بین طول‌های شرقی ۴۶/۴۲ و عرض‌های شمالی ۳۷/۷۵ گسترده شده است (شکل ۲). به طور کلی حوضه آبریز لیقوان به علت وجود پوشش‌های برفی دائمی در ارتفاعات مختلف آن دارای رژیم برفی بوده و ذوب برف در جریان دائمی آن مؤثر و قابل ملاحظه است. ریزش باران‌ها در فصل بهار شدید است و این اثر قابل توجهی در بالا بردن مقدار دبی سالانه رودخانه دارد.

حوضه رواناب دوم، حوضه رود Trinity از زیر شاخه‌های اصلی رود Klamath می‌باشد که از رشته کوه‌های Klamath (در شمال غربی کالیفرنیا آمریکا) جریان می‌یابد (شکل ۳) و با میانگین داده‌های رواناب ۴۱۷۲ متر مکعب بر ثانیه برای محدوده زمانی ۱۹۸۰ تا ۲۰۱۴ استفاده شده است (جدول ۱). رودخانه بین طول‌های غربی ۱۲۳/۴۲ و عرض‌های شمالی ۴۱/۱۱ گسترده شده است و طولانی‌ترین طول آن حدود ۲۶۶ کیلومتر با حوضه آبریز نزدیک به ۷۸۰۰ کیلومتر مربع است. حدود ۹۲ درصد از حوضه، تحت پوشش جنگل‌های بلوط و کاج قرار دارد و منطقه اطراف رودخانه نیز دارای جمعیت بسیار کوچکی است که جمعیت آن ۱/۷ نفر در کیلومتر مربع است. آب و هوای کلی حوضه مدیترانه‌ای و دارای تابستان گرم و خشک اما زمستان سرد و مرطوب است.

سومین حوضه رواناب مورد مطالعه، حوضه رود West Nishnabotna آمریکا می‌باشد (شکل ۴) که با میانگین داده‌های رواناب ۶۹۵ متر مکعب بر ثانیه برای محدوده زمانی ۱۹۸۰ تا ۲۰۱۵ استفاده شده است (جدول ۱). این حوضه از مهمترین زیرشاخه‌های حوضه رود Missouri می‌باشد که در جنوب ایالت Iowa قرار گرفته و پوشش

$$S_t = \gamma(x_t - L_t) + (1 - \gamma)S(t - c) \quad (12)$$

که در روابط ۱۰ تا ۱۲، L_t ، b_t ، S_t سه معادله هموارساز می‌باشند که به ترتیب برای درجه، روند و جزء فصلانه می‌باشند که شامل پارامترهای هموارساز α و β و γ می‌باشند. برای محاسبه‌ی این روابط نیاز به مقادیر اولیه‌ای می‌باشد که روابط آن‌ها به صورت زیر می‌باشد:

$$L_0 = x_0 \quad (13)$$

$$b_0 = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \left(\frac{x_{c+i} - x_i}{c} \right) \quad (14)$$

$$S_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{x_{c(j-1)+i}}{A_j} \quad \forall i=1, 2, \dots, c \quad (15)$$

که در روابط ۱۳ تا ۱۵، L_0 مقدار اولیه درجه، b_0 مقدار اولیه روند و S_i مقادیر اولیه جزء فصلانه به ازاء هر تناوب می‌باشد و c عبارت است از تناوب داده‌ها (طول هر چرخه فصلانه) و N نیز تعداد چرخه‌های کامل تناوب می‌باشد و A_j نیز میانگین داده‌ها در هر تناوب می‌باشد که:

$$A_j = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c x_{c(j-1)+i} \quad \forall j=1, 2, \dots, N \quad (16)$$

۲-۵- معیارهای ارزیابی

صحت‌سنجی مدل‌های پیش‌بینی به منظور سنجش دقت مدل‌ها در انجام پیش‌بینی صورت می‌گیرد. برای این منظور آماره‌های مختلفی تدوین شده و مورد استفاده قرار می‌گیرند. از پرکاربردترین آنها در مدل‌سازی هیدروکلیماتولوژیکی، معیار Nash-Sutcliffe (E) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) می‌باشند که با توجه به روابط ۱۷ و ۱۸ باید مقادیر آنها در هر دو مرحله آموزش و صحت‌سنجی در محدوده مطلوب قرار گیرند. همچنین از معادله E_{peak} برای مقایسه توانایی مدل‌های مختلف در پیش‌بینی مقادیر حداکثر استفاده شده است (رابطه ۱۹).

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - C_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (17)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - C_i)^2}{N}} \quad (18)$$

$$E_{peak} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_p} (O_{pi} - C_{pi})^2}{\sum_{i=1}^{N_p} (O_{pi} - \bar{O}_p)^2} \quad (19)$$

که در این روابط O_i بیانگر داده‌های مشاهداتی، \bar{O} میانگین داده‌های مشاهداتی، C_i داده‌های محاسباتی و O_{pi} حداکثر مشاهداتی، C_{pi} داده‌های حداکثر محاسباتی، \bar{O}_p میانگین داده‌های حداکثر

۳- نتایج و بحث

در این تحقیق برای مدل‌سازی ماهانه سری‌های زمانی رواناب و دمای ماهانه ابتدا مدل‌های تک‌متغیره ARIMA، SARIMA و HW و سپس از مدل ترکیبی WHW با دو سناریو طراحی شده که از تبدیل موجک به‌عنوان پیش‌پردازش زمانی داده‌ها بهره می‌برد، استفاده شده است. برای پیش‌پردازش سری‌های زمانی توسط تبدیل موجک، با توجه به کارهای گذشته صورت گرفته از موجک مادر db4 با مقیاس تجزیه چهار استفاده شده است.

مدل‌های ARIMA و SARIMA از مدل‌های جعبه سیاه کلاسیک خطی و تک‌متغیره و همچنین تک‌تناوبه می‌باشند که در این تحقیق مدل‌سازی آنها با استفاده از نرم‌افزار R صورت گرفته است که بهترین مقدار این پارامترها توسط معیار AIC^۶ انتخاب شده‌اند. برای مدل‌سازی رواناب و دما، بهترین ساختار مدل‌های ARIMA و SARIMA در جدول ۳ آورده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود در هر دو سری زمانی مطالعاتی، مدل فصلانه SARIMA نتایج مناسب‌تری را شامل شده است که بیانگر وجود خاصیت فصلی در سری‌های زمانی مورد مطالعه می‌باشد و با توجه به قوی‌تر بودن ویژگی خودهمبستگی و فصلانه سری زمانی دما نسبت به سری زمانی رواناب بر اساس ACF آنها، نتایج به‌دست آمده برای دما بهتر از رواناب می‌باشد (شکل ۵).

زمین آن به عنوان مزرعه طبقه‌بندی شده است. رودخانه بین طول‌های غربی ۹۵/۶۷ و عرض‌های شمالی ۴۰/۵۱ گسترده شده است و طولانی‌ترین طول آن حدود ۱۹۰ کیلومتر با حوضه آبریز نزدیک به ۷۶۰۰ کیلومتر مربع است.

برای مدل‌سازی دما نیز از داده‌های کمینه دمای ماهانه شهر تبریز برای محدوده‌ی زمانی سال‌های ۱۹۷۴ تا ۲۰۱۳ که از سازمان هواشناسی کشور تهیه شده استفاده شده است (جدول ۲). تبریز در غرب استان آذربایجان شرقی و در منتهی‌الیه مشرق و جنوب‌شرق جلگه تبریز و بین طول شرق ۴۶/۰۳ و عرض شمالی ۳۸/۰۳ قرار گرفته است (شکل ۲). ارتفاع این شهر از سطح دریا از ۱۳۴۸ متر تا ۱۵۶۱ متر متغیر می‌باشد. آب و هوای تبریز با تابستان‌های گرم و خشک و زمستان‌های سرد است. سرمای زمستانی، تأثیرپذیرفته از ارتفاع بالا و توپوگرافی کوهستانی منطقه است. آب و هوای این شهر در تابستان‌ها خشک و گرم است، اگرچه حرارت به دلیل نزدیکی به کوه سهند و وجود باغ‌های زیادی در پیرامون شهر تعدیل می‌گردد.

در کل با توجه به اینکه هدف این مقاله بررسی توانایی مدل WHW در مدل‌سازی سری‌های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی می‌باشد از سه حوضه رواناب ماهانه به همراه سری زمانی دما با نسبت تقسیم ۷۵ درصد آموزش و ۲۵ درصد صحت‌سنجی استفاده شده است، که در شکل ۵ ACF^۶ سری‌های زمانی مربوطه قابل مشاهده است.

Table 1- Statistics of the observed monthly runoff time series

جدول ۱- مشخصات آماری سری‌های زمانی ماهانه رواناب

Time series	Statistical parameter	Watershed					
		Lighvanchai		Trinity River		West Nishnabotna River	
		calibration	verification	calibration	verification	calibration	verification
Runoff (m ³ /s)	Mean	23.53	25.07	4454.33	3326.40	641.53	859.65
	Maximum	161.46	113.00	28299.86	12895.78	5580.12	5105.81
	Minimum	3.90	3.51	377.94	232.76	56.86	123.07
	Standard deviation	23.62	23.93	5079.00	2932.42	657.64	829.08
	Coefficient of Variation (dimensionless)	1.01	0.95	1.14	0.88	1.03	0.96

Table 2- Statistics of Tabriz minimum temperature

جدول ۲- مشخصات آماری داده‌های کمینه دمای ماهانه شهر تبریز

Time series	Statistical parameter	Tabriz minimum temperature	
		Calibration	Verification
Temperature (°C)	Mean	1.50	2.02
	Maximum	18.8	18.8
	Minimum	-21.6	-18
	Standard deviation	9.9	10
	Coefficient of Variation (dimensionless)	6.6	4.95

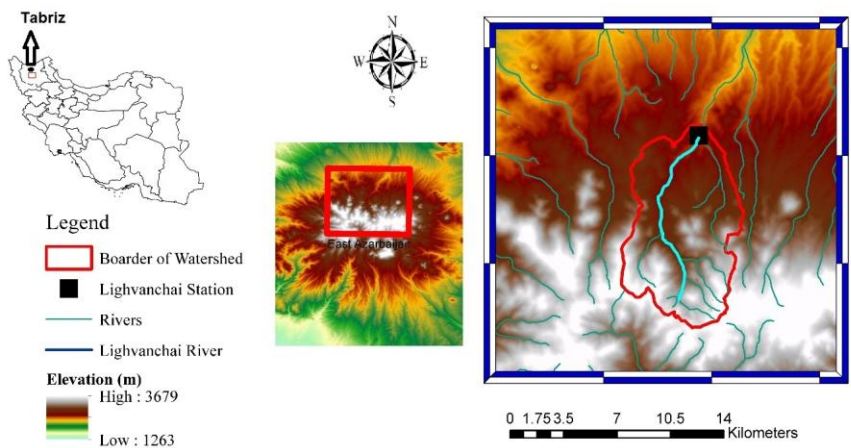


Fig. 2- Lighvanchai watershed and Tabriz city

شکل ۲- حوضه‌ی آبریز لیقوان چای و شهر تبریز

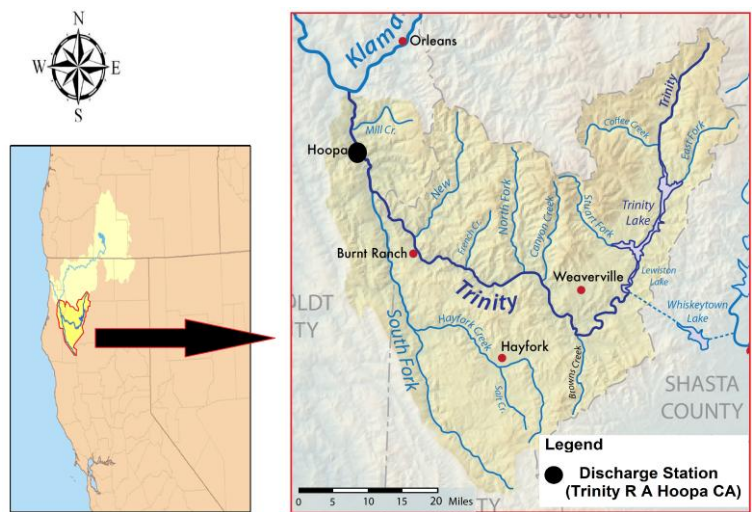


Fig. 3- Map of Trinity River watershed

شکل ۳- نقشه حوضه آبریز رود Trinity

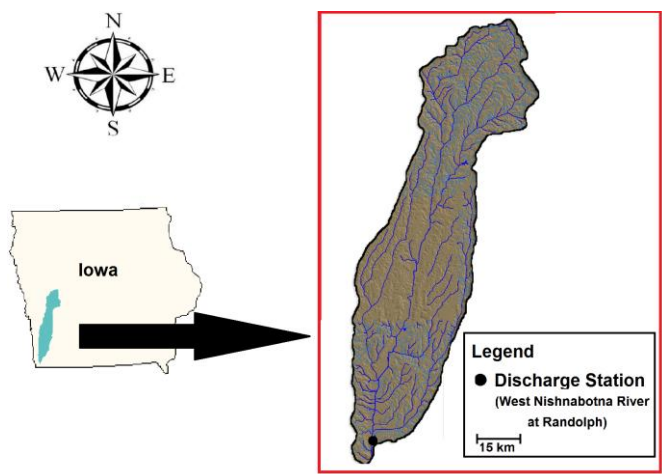


Fig. 4- Map of West Nishnabotna River watershed

شکل ۴- نقشه حوضه آبریز رود West Nishnabotna

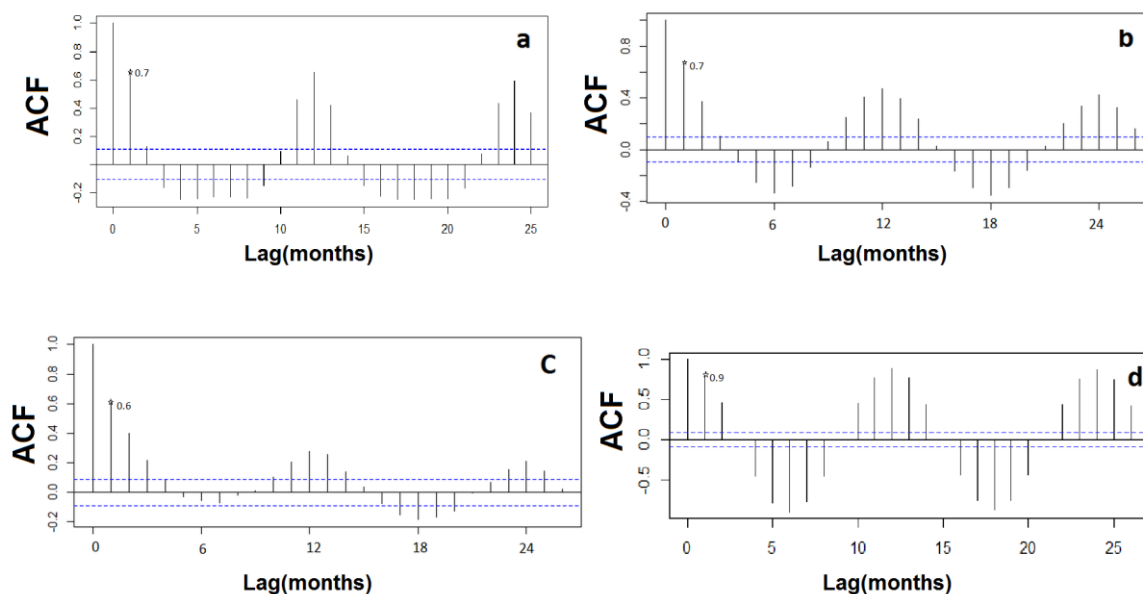


Fig. 5- Monthly ACF of a) Lighvanchai, b) Trinity, c) West Nishnabotna and d) Tabriz temperature
 شکل ۵- ACF ماهانه الف) لیقوانچای، ب) Trinity ج) West Nishnabotna و د) دمای تبریز

Table 3- Results of ARIMA and SARIMA models

جدول ۳- نتایج حاصل از مدل سازی توسط مدل های ARIMA و SARIMA.

Time series	Model	Structure	Nash-Sutcliffe (E)		RMSE*		E _{peak}
			Training	Verification	Training	Verification	
Lighvanchai River runoff	SARIMA	SARIMA(2,0,0)(2, 0, 0)[12]	0.63	0.62	13.53	14.12	0.71
	ARIMA	ARIMA(2,0,2)	0.61	0.6	14.44	14.49	0.71
Trinity River runoff	SARIMA	SARIMA(1,0,0)(2, 0, 1)[12]	0.55	0.53	3500.24	3550.54	0.56
	ARIMA	ARIMA(2,0,3)	0.51	0.50	3631.57	3702.21	0.53
West Nishnabotna River runoff	SARIMA	SARIMA(1,0,0)(1, 0, 0)[12]	0.45	.043	750.49	780.69	0.46
	ARIMA	ARIMA(1,0,0)	0.43	0.41	780.69	807.74	0.44
Tabriz minimum temperature	SARIMA	SARIMA(4,0,1)(1,0,1)[12]	0.91	0.9	3.07	3.09	0.92
	ARIMA	ARIMA(4,0,1)	0.9	0.89	3.02	3.25	0.88

*در تمامی جداول RMSE رواناب دارای واحد (m³/s) و RMSE دما دارای واحد (°C) می باشد.

مدل ترکیبی موجکی WHW به منظور استفاده همزمان از ویژگی های تبدیل موجک و مدل ایجاد شده است. در این تحقیق بدین منظور، پیش پردازش داده ها توسط تبدیل موجک با مادر db4 و مقیاس تجزیه چهار انجام گرفته است. اگرچه مدل های ARIMA، SARIMA و HW توانایی دریافت الگوی پدیده را دارا می باشند؛

مدل HW از مدل های جعبه سیاه کلاسیک نمایی می باشد که در این تحقیق مدل سازی آن با استفاده از نرم افزار R صورت گرفته است. ساختار مدل HW برای مدل سازی رواناب و دما در جدول ۴ آورده شده است. همانطور که مشاهده می شود با توجه به ویژگی فصلانه و خودهمبستگی بالای سری زمانی دما نسبت به رواناب که از ACF آن نیز مشخص است، برای سری زمانی دما نتایج مناسب تری به دست آمده است (شکل ۳ و ۴).

Table 4- Results of HW model

جدول ۴- نتایج حاصل از مدل سازی نمایی (HW)

Time series	Model	Structure			Nash-Sutcliffe(E)		RMSE		E _{peak}
		Alph	beta	gamma	Training	Verification	Training	Verification	Verification
Lighvanchai River runoff	Holt-Winters	0.91	0.0	1.00	0.64	0.63	13.48	14.05	0.71
Trinity River runoff	Holt-Winters	0.23	0.0	0.21	0.56	0.55	3440.24	3500.54	0.57
West Nishnabotna River runoff	Holt-Winters	0.32	0.0	0.16	0.47	0.46	730.79	748.69	0.47
Tabriz minimum temperature	Holt-Winters	0.11	0.0	0.15	0.92	0.91	2.90	2.96	0.95

اما به دلیل ماهیت خودهمبستگی این مدل‌ها و تک‌تناوبه بودنشان، نمی‌توانند پدیده‌های پیچیده و غیرخطی هیدروکلیماتولوژیکی را به صورت جامع و بلندمدت مدل‌سازی نمایند اما هنگامی که از تبدیل موجک در ورودی شبکه استفاده می‌شود ماهیت چند مقیاسه بودن، موجب افزایش دقت مدل در تشخیص و دریافت ویژگی‌های غیرخطی و بلندمدت سری زمانی می‌شوند. در کل برای مدل‌سازی توسط مدل WHW، ابتدا سری زمانی مورد نظر در نرم‌افزار MATLAB و توسط تبدیل موجک با موجک مادر db4 و مقیاس تجزیه چهار به یک زیرسری سری تقریب و چهار زیرسری جزئیات تبدیل می‌شود و سپس طبق دو سناریو در نظر گرفته شده در نرم‌افزار R توسط مدل HW مدل شده و در انتها طبق اصل جمع آثار، خروجی دو مدل با یکدیگر جمع می‌شود تا سری زمانی محاسباتی به دست آید. ساختار نتایج مدل WHW1 در جدول ۵ و مدل WHW2 در جدول ۶ آورده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود نتایج هر دو سناریو برای سری زمانی دما رضایت‌بخش می‌باشد ولی کلاً در هر چهار سری زمانی، نتایج WHW2 بهتر می‌باشد اما در سری‌های زمانی رواناب مدل WHW2 باعث افزایش بیشتر دقت مدل‌سازی نسبت به سری زمانی دما شده است چراکه ACF سری‌های زمانی رواناب و دما بیانگر این است که سری زمانی دما دارای تناوب‌های منظم ۱۲ ماهه و قابل توجه می‌باشد و عملاً مدل‌سازی با مدل‌های فصلانه تک‌تناوبه هم نتایج مناسبی را شامل می‌شود؛ اما در سری‌های زمانی رواناب ویژگی خودهمبسته و فصلانه تک‌تناوبه کمتر از سری زمانی دما می‌باشد و عملاً با توجه به ماهیت سری زمانی رواناب، تناوب‌های دیگری نیز وجود دارد که از ACF مشخص نیست، به همین دلیل نیاز است تا تمام زیرسری‌های حاصل از تبدیل موجک در مدل‌سازی رواناب در نظر گرفته شود.

دلیل این موضوع در ماهیت و ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی حوضه‌ها نهفته است، به اینگونه که حوضه ليقوان چای در مقایسه با دو حوضه دیگر از مساحت و دبی بسیار کمتری برخوردار است و با توجه به اقلیم نیمه خشک و پوشش گیاهی آن عملاً رفتار حوضه به خطی نزدیکتر است و استفاده از مدل‌های خطی و مدل ترکیبی WHW (که هسته آن مدل خطی HW می‌باشد) نتایج مناسب‌تری را شامل شده است. حوضه Trinity هم به دلیل پوشش گیاهی بالا در مقایسه با حوضه West Nishnabotna که مملو از زمین‌های کشاورزی است با کنترل کردن اثر بارندگی، رفتار خطی‌تری از خود نشان داده و نتایج بهتری را شامل شده است.

در سری‌های زمانی رواناب ماهانه ویژگی فصلانه (مخصوصاً فصلانه چندتناوبه) از اجزاء اصلی سری زمانی مربوطه می‌باشد. در نتیجه انتظار می‌رود، مدل‌هایی که علاوه بر جزء خودهمبسته، توانایی کنترل جزء فصلانه، مخصوصاً فصلانه چندتناوبه سری زمانی را دارند، شامل نتایج بهتری شوند. همانطور که در جداول ۳، ۴، ۵ و ۶ مشخص است در مدل‌سازی سری زمانی رواناب، مدل WHW2 نتایج بهتری را نسبت به سایر مدل‌ها شامل شده است و تا ۲۵ درصد معیار E و تا ۱۳ درصد معیار E_{peak} را در مرحله صحت‌سنجی (حوضه ليقوان چای) بهبود بخشیده است. چراکه اولاً استفاده از تبدیل موجک به دلیل آنالیز چندمقیاسه سری زمانی رواناب و همچنین در نظر گرفتن تمام زیرسری‌های حاصل، باعث بهبود قابل توجه دقت مدل نسبت به سایر مدل‌ها شده است و ثانیاً بدلیل رفتار خطی‌تر حوضه ليقوان چای بیشترین افزایش دقت مدل‌سازی در این حوضه رخ داده است. اما مدل WHW1 تأثیر زیادی در افزایش دقت مدل سری زمانی رواناب نسبت به سایر مدل‌ها نداشته است؛ چراکه به دلیل ویژگی چندتناوبه سری زمانی رواناب با جمع کردن زیرسری‌های جزئیات اثر چند تناوبه بودن از بین رفته و عملاً پیش‌پردازش داده‌ها توسط تبدیل موجک اثر خود را تا حد زیادی از دست داده است.

در مقایسه نتایج مدل‌سازی‌های رواناب با یکدیگر، همانطور که در جداول ۵ و ۶ و نیز شکل ۶ مشخص است، بهترین نتایج و همچنین بیشترین افزایش دقت مدل‌ها (مدل WHW2 نسبت به سایر مدل‌ها) به ترتیب شامل حوضه‌های ليقوان چای، Trinity و West

مرحله صحت‌سنجی بهبود بخشیده است. اما مدل WHW1 نیز نسبت به حالت رواناب نتایج بهتری را شامل شده است، چراکه به دلیل ویژگی فصلانه تک تناوبه سری زمانی دما (بر خلاف ویژگی فصلانه چندتناوبه رواناب) با جمع کردن زیر سری‌های جزئیات و تبدیل آن به یک زیر سری جزئیات اطلاعات زیادی از بین نمی‌رود.

اما سری زمانی دمای ماهانه، دارای ویژگی خودهمبستگی قوی و حالت فصلانه تک تناوبه قابل توجه می‌باشد، و به دلیل رفتار خطی قوی، تمامی مدل‌های مورد مطالعه در این تحقیق نتایج مناسب‌تری را نسبت به سری زمانی رواناب شامل شده‌اند؛ اما در کل مدل WHW2 (مانند سری‌های زمانی رواناب)، نتایج بهتری را نسبت به سایر مدل‌ها شامل شده است و تا شش درصد معیار E و تا ۱۰ درصد معیار E_{peak} را در

Table 5- Results of WHW1 with mother wavelet db4 and decomposition level 4

جدول ۵- نتایج حاصل از مدل‌سازی WHW1 با موجک مادر db4 و مقیاس تجزیه ۴

Time series	Input	Structure		The results of aggregation the computed approximation and details subseries					
				Nash-Sutcliffe(E)		RMSE		E_{peak}	
				alpha	beta	gamma	Training	Verification	Training
Lighvanchai River runoff	Approximation subseries	0.95	1	1	0.65	0.64	13.04	14.02	0.71
	Details subseries	0.91	0	1					
Trinity River runoff	Approximation subseries	0.98	0.99	1	0.58	0.57	3242.28	3300.14	0.60
	Details subseries	0.01	0.60	0.23					
West Nishnabotna River runoff	Approximation subseries	0.96	0.99	1	0.48	0.47	720.90	730.69	0.49
	Details subseries	0.02	0.40	0.33					
Tabriz minimum temperature	Approximation subseries	0.97	1	1	0.93	0.92	2.89	3.19	0.97
	Details subseries	0.01	0.07	0.19					

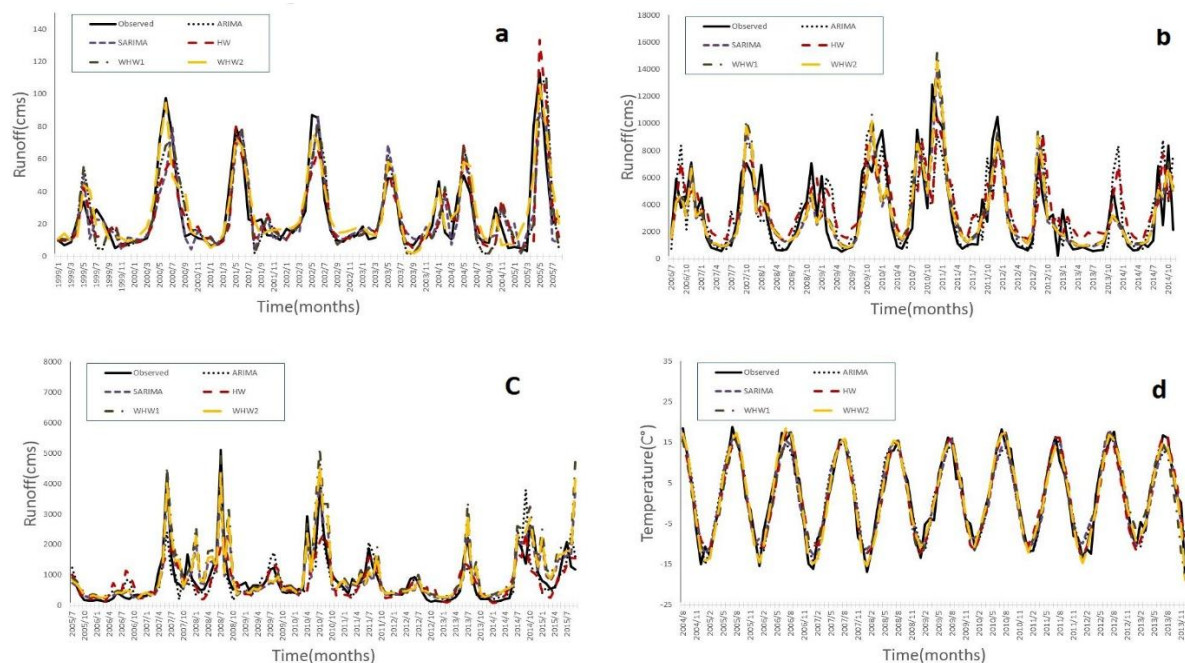


Fig. 6- Observed versus computed series at verification phase, a) Lighvanchai, b) Trinity, c) West Nishnabotna and d) Tabriz temperature

شکل ۶- سری مشاهداتی در مقایسه با سری‌های زمانی محاسباتی در مرحله صحت‌سنجی الف) لیقوان‌چای، ب) Trinity (ج) West Nishnabotna و د) دمای تبریز

Table 6- Results of WHW2 with mother wavelet db4 and decomposition level 4

جدول ۶- نتایج حاصل از مدل سازی توسط مدل WHW2 با موجک مادر db4 و مقیاس تجزیه ۴

Time series	Input	The results of aggregation the computed approximation and details subseries							
		Structure			Nash-Sutcliffe(E)		RMSE		E _{peak}
		alpha	beta	gamma	Training	Verification	Training	Verification	
Lighvanchai River runoff	Approximation subseries	0.95	1	1	0.77	0.76	11.64	11.7	0.8
	Detail subserie 1	0	0	0.16					
	Detail subserie 2	0	0	0.17					
	Detail subserie 3	0.87	0	1					
	Detail subserie 4	0.89	0.01	1					
Trinity River runoff	Approximation subseries	0.98	0.99	1	0.65	0.63	2428.54	2513.23	0.66
	Detail 69subseries 1	0.00	0.01	0.15					
	Detail 69subseries 2	0.00	0.00	0.18					
	Detail 69subseries 3	0.85	0.00	1					
	Detail 69subseries 4	0.98	0.92	1					
West Nishnabotna River runoff	Approximation subseries	0.96	0.99	1	0.53	0.52	620.93	638.34	0.54
	Detail subserie 1	0.02	0.03	0.25					
	Detail subserie 2	0.00	0.01	0.23					
	Detail subserie 3	0.77	0.00	1					
	Detail subserie 4	0.95	0.94	1					
Tabriz minimum temperature	Approximation subseries	0.97	1	1	0.95	0.94	2.4	2.86	0.97
	Detail subserie 1	0	0.66	0.23					
	Detail subserie 2	0	0.79	0.16					
	Detail subserie 3	0.91	0	1					
	Detail subserie 4	1	0	0.04					

۴- نتیجه گیری

به دلیل بررسی تک تک زیر سری های تجزیه شده توسط تبدیل موجک و در نظر گرفتن انواع تناوب های ممکن، نتایج مناسب تری نسبت به سایر مدل های مورد مطالعه داشته است، به نحوی که هم در سری زمانی رواناب و هم در سری زمانی دما، مدل WHW2 نتایج بهتری را شامل شده است؛ اما با توجه به هسته اصلی مدل WHW2 که مدل HW می باشد نتایج مدل سازی حوضه های مختلف نشان داد که هر چقدر رفتار حوضه خطی تر باشد مدل WHW2 توانایی بیشتری در ارائه نتایج مناسب خواهد داشت.

در این تحقیق از مدل خودهمبسته ARIMA و همچنین دو مدل فصلانه تک تناوبه SARIMA، HW و همچنین مدل فصلانه چندتناوبه WHW با دو سناریو آموزشی جهت پیش بینی سری های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی رواناب و دما در مقیاس زمانی ماهانه استفاده شده است که توانایی هر کدام از مدل ها بنا به خودهمبسته، تک تناوبه یا چندتناوبه بودن متفاوت بوده است.

برای زمینه های پژوهشی آینده نیز می توان اولاً از مدل های چندمتغیره نظیر ANN و ANFIS برای ارزیابی جامع تر توانایی مدل WHW2 استفاده کرد و ثانیاً از معیارهایی همچون تابع اطلاعات مشترک برای انتخاب ورودی مناسب از بین زیرسری های تجزیه شده در مدل های ترکیبی موجکی (بمنظور جلوگیری از افزایش ورودی ها) استفاده نمود. همچنین با توجه به تنوع و اهمیت فرآیندهای هیدروکلیماتولوژیکی، در کارهای آتی می توان فرآیندهایی دیگری همچون رسوب و آب زیرزمینی را نیز مورد بررسی قرار داد و نیز بررسی مدل سازی با

سری های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی عموماً دارای سه جزء اصلی خودهمبستگی، فصلانه و تصادفی می باشند، که توجه به این ویژگی ها و رفتار خطی یا غیرخطی بودن آنها کلید اصلی مدل سازی می باشد. سری های زمانی هیدروکلیماتولوژیکی مورد مطالعه در این تحقیق در مقیاس زمانی ماهانه بوده و سری های زمانی ماهانه اغلب دارای ویژگی فصلانه قابل توجه می باشند و با توجه به اینکه مدل های فصلانه، مخصوصاً مدل های فصلانه چندتناوبه (ترکیبی با تبدیل موجک) بدیل آنالیز چندمقیاسه، توانایی قابل ملاحظه ای در مدل سازی این سری های زمانی دارا می باشند، مدل ترکیبی WHW2 ارائه شده در این تحقیق

Hyndman RJ, Khandakar Y (2008) Automatic time series forecasting: the forecast package for R. *Statistical Software* 27

McKerchar AI, Delleur JW (1974) Application of seasonal parametric linear stochastic models to monthly flow data. *Water Resources Research* 10:246-255

Moeeni H, Bonakdari H, Abdolahi, S (2016) Performance evaluation of some statistical and soft computing models to predict river flow. *Iran Water Resources Research*, 12:201-206 (In Persian)

Nourani V, Hassanzadeh Y, Komasi M and Sharghi E (2008) Rainfall-runoff modeling using hybrid wavelet-artificial neural network model. 4th National Civil Engineering Conference, Tehran University, Tehran (In Persian)

Nourani V, Kisi Ö and Komasi M (2011) Two hybrid Artificial Intelligence approaches for modelling rainfall-runoff process. *Journal of Hydrology* 402:41-59

Nourani V, Hosseini Baghanam A, Adamowski J and Kisi O (2014) Applications of hybrid wavelet-Artificial Intelligence models in hydrology: A review. *Journal of Hydrology* 514:358-377

Puah YJ, Huang YF, Chua KC, Lee TS (2016) River catchment rainfall series analysis using additive Holt-Winters method. *Journal of Earth System Science* 125:269-283

Sudheer G, Suseelatha A (2015) Short term load forecasting using wavelet transform combined with Holt-Winters and weighted nearest neighbor models. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 64:340-346

Tankersley C, Graham W and Hatfield K (1993) Comparison of univariate and transfer function models of groundwater fluctuations. *Water Resources Research* 29:3517-3533

Thomas HA, Fiering MB (1962) Mathematical synthesis of streamflow sequences for the analysis of river basins by simulation. *Design of water resource systems* 459-93

Winters PR (1960) Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science* 6:324-342

مقیاس‌های زمانی متفاوت (ساعتی، روزانه، فصلی، سالانه و...)، می‌توانند از دیگر زمینه‌های پژوهشی آینده باشند.

پی‌نوشت‌ها

- 1- Autoregressive Integrated Moving Average
- 2- Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average
- 3- Holt-Winters
- 4- Wavelet-Based Holt-Winters
- 5- Dyadic
- 6- Autocorrelation Function
- 7- Akaike's Information Criterion

۵- مراجع

Addison PS, Murrery KB and Watson JN (2001) Wavelet transform analysis of open channel wake flows. *Journal of Engineering Mechanics* 127:58-70

Box GE, Jenkins GM, Reinsel GC and Ljung GM (2015) *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ED). John Wiley and Sons, 680p

Bashari M, Vafakhah M (2010) Comparison of different time series analysis methods for forecasting monthly discharge in Karkheh watershed. *Journal of Irrigation and Water Engineering* 2:75-86 (In Persian)

Gardner ES (1985) Exponential smoothing: The state of the art. *Journal of forecasting* 4:1-28

Gardner ES (2006) Exponential smoothing: The state of the art-Part II. *International journal of forecasting* 22:637-666

Grossmann A, Morlet J (1984) Decomposition of hardy function into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM Journal on Mathematical Analysis* 15:723-736

Ghorbani M, Azani A, Mahmoudi Vanolya S (2015) Rainfall-runoff modeling using hybrid intelligent models. *Iran Water Resources Research*, 11:146-150 (In Persian)

Hassanzadeh Y, Lotfollahi-Yaghin M, Shahverdi S, Farzin S, Farzin N (2013) De-noising and prediction of time series based on the Wavelet algorithm and Chaos theory (Case study: spi drought monitoring index of Tabriz city). *Iran Water Resources Research*, 8:1-13 (In Persian)