

Evaluation of Classical, Conceptual IHACRES and Hybrid ARMA-ANN Models in Simulation and Prediction of Daily Discharge of Maroun River

ABBAS AHMADPOUR¹, SEYYED HASSAN MIRHASHEMI¹, PARVIZ HAGHIGHAT JOU^{1*}

1. Water Science Engineering, Faculty of Soil and Water, University of Zabol, Zabol, Iran.

(Received: Oct. 23, 2019- Revised: Dec. 8, 2019- Accepted: Dec. 17, 2019)

ABSTRACT

The objective of this research is to compare the performance of linear time series models of Box-Jenkins and IHACRES, multilayer perceptron ANN and hybrid ARMA-ANN in order to simulate and predict the daily discharge of Maroun River. For this purpose, daily discharge data of (1991-2006) were used for calibration and data of (2007-2017) were used for verification of the models. Schwartz (SBC) and Akaike information criterion (AIC) were used to select the best model. Different scenarios, learning algorithms and transfer functions with various neuron structures were used to develop the ANN model. The first scenario with less parameters and delay time was selected as the best ANN model in prediction of daily flow rate. Evaluation indices showed that the conceptual model performance in verification stage was better than that in calibration stage. Also, the 4th order moving average model with $R^2=0.61$ had the weakest performance as compared to the other Box-Jenkins models. Evaluation indices indicating a relative promotion for ARMA-ANN hybrid model as compared to the other proposed models. As, ARMA-ANN hybrid model obtained the highest $R^2=0.86$ and Nash-Sutcliffe coefficient equal to 0.81. The results prove the ability of ARMA-ANN hybrid model for simulation and prediction of daily discharge, as compared with other models.

Keywords: Artificial Neural Networks, Box-Jenkins Models, Transfer Function, Nash-Sutcliffe Coefficient, Akaike Information Criterion

* Corresponding Author's Email: parvizhjou@uoz.ac.ir

ارزیابی مدل‌های کلاسیک و مدل مفهومی IHACRES و مدل هیبریدی ARMA-ANN در شبیه‌سازی و پیش‌بینی جریان روزانه مارون

عباس احمدپور^۱، سید حسن میرهاشمی^۱، پرویز حقیقت‌جو^{۱*}

۱. گروه مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل.

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۸/۱ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۸/۹/۱۷ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۸/۹/۲۶)

چکیده

هدف از این پژوهش مقایسه عملکرد مدل‌های سری زمانی خطی باکس-جنکنیز و مدل مفهومی IHACRES، مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و مدل هیبریدی ARMA-ANN به منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی جریان روزانه حوضه مارون می‌باشد. بدین منظور از داده‌های ۱۳۷۰-۱۳۸۵ برای واسنجی و از داده‌های ۱۳۸۶-۱۳۹۶ برای صحت‌سنجی مدل‌ها استفاده گردید. برای انتخاب مدل‌های برتر باکس-جنکنز از آماره‌های شوارتز (SBC) و معیار اطلاعات اکائیک (AIC) بهره گرفته شد. در مدل‌سازی دبی جریان روزانه حوضه مارون با شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی شد از سناریوها و الگوریتم‌های آموزشی و توابع انتقال متفاوت با ساختار نرونی گوناگون استفاده گردید. برای مدل‌سازی شدت جریان روزانه با شبکه عصبی، سناریو ۱ با تعداد پارامتر و تاخیر زمانی کمتر به عنوان سناریو برتر برگزیده شد. بررسی معیارهای ارزیابی مدل‌ها نشان داد که عملکرد مدل مفهومی در مرحله صحت‌سنجی بهتر از مرحله واسنجی بوده است. همچنین مدل میانگین متحرک مرتبه چهارم MA(4) با داشتن کمترین مقدار ضریب تبیین برابر با ۰/۶۱، ضعیف‌ترین عملکرد را در بین مدل‌های مختلف باکس-جنکنیز به خود اختصاص داد. بررسی معیارهای ارزیابی عملکرد مدل، حاکی از برتری نسبی مدل هیبریدی ARMA-ANN نسبت به سایر مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش دارد. به طوری که مدل ARMA-ANN بیشترین مقادیر عددی ضریب تبیین ۰/۸۶ و ضریب نش-ساتکلیف ۰/۸۱ به خود اختصاص داده است. این مطلب نشان‌دهنده توانایی و عملکرد مدل هیبریدی ARMA-ANN در شبیه‌سازی و پیش‌بینی جریان روزانه حوضه مارون در مقایسه با سایر مدل‌ها است.

واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های باکس-جنکنیز، تابع انتقال، ضریب نش-ساتکلیف، معیار اطلاعات اکائیک.

مقدمه

به دلیل توانایی در حل مسائل پیچیده‌ی غیرخطی در زمینه‌های مختلف هیدرولوژیکی، مطالعات مربوط به کیفیت آب و غیره به وفور افزایش یافته است. از دیگر مدل‌هایی که به وفور در مدل‌سازی بارش-رواناب از آن‌ها استفاده می‌شوند مدل‌های مفهومی می‌باشند از مزیت‌های مهم مدل‌های مفهومی این است که این مدل‌ها اجزا هیدرولوژیکی را از طریق ساده‌سازی مفاهیم فیزیکی مرتبط با چرخه هیدرولوژیکی توصیف می‌نمایند (Sriwongsitanon and Taesombat, 2011). اخیراً مدل‌های مفهومی مختلفی توسعه یافته‌اند که می‌توان به (USDA, SCS, Neitsch et al., 1972), (Sugawara, 1974) TANK, (Beven et al., 1995) TOPMODEL و (Croke et al., 2003) IHACRES اشاره نمود. همچنین یکی از محدودیت‌های مهم استفاده از مدل‌های مفهومی در کشورهای در حال توسعه کمبود اطلاعات مربوط به ایستگاه هیدرومتری و هواشناسی است، این در حالی است که مدل‌های مذکور به

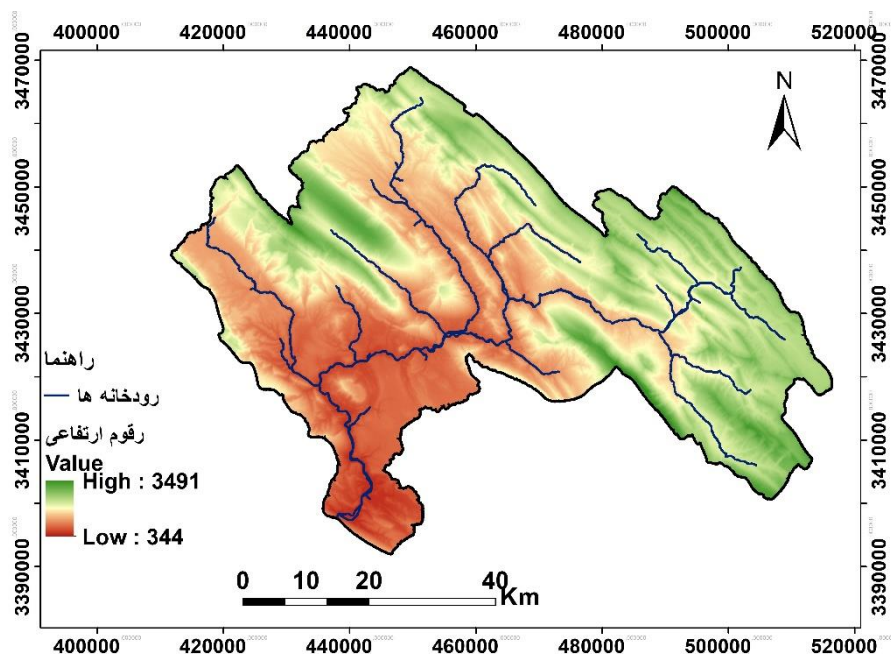
امروزه پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها برای مدیریت سیلاب‌ها ضروری است. علاوه بر این، به منظور جلوگیری از آسیب‌های اقتصادی و جانی ناشی از سیلاب‌ها پیش‌بینی صحیح جریان رودخانه‌ها مورد نیاز است. باتوجه به اهمیت مدل‌سازی و پیش‌بینی دبی جریان رودخانه‌ها در برنامه‌ریزی منابع آب، مدل‌های هیدرولوژیکی متفاوتی برای شبیه‌سازی بارش-رواناب طراحی شده است. این مدل‌ها به سه دسته تجربی، مفهومی و فیزیکی تقسیم‌بندی می‌شوند. مدل‌های سری زمانی به طور نظری و عملی از دهه ۷۰ به عنوان یکی از ابزارهای مهم در مطالعه فرآیندهای هیدروژیکی معرفی و توسعه یافته‌اند. از مزیت‌های مهم سری‌های زمانی می‌توان به بسط دادن، پیش‌بینی و تکمیل کردن داده‌های هیدرولوژیکی و همچنین قادر ساختن مدیران و سیاستگذاران به اتخاذ تصمیم‌گیری‌های مناسب اشاره کرد (Salas et al., 1980). همچنین در سال‌های اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

عصبی با ضریب تعیین $0/86$ نسبت به مدل سری زمانی در پیش-بینی جریان در حوضه طالقان است. مدل استوکاستیک منطقه‌ای جریان سالانه حوضه‌های دز و کارون بر پایه مدل‌های اتورگرسیو و کاربرد تحلیل رگرسیون چند متغیره ارائه شد که مدل اتورگرسیو مرتبه یک، مدل مناسب تشخیص داده شد (Abrichamchi *et al.*, 2005). به مدل‌سازی روزانه و ماهانه رواناب در رودخانه xallas در کشور آمریکا با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های باکس-جنکنیز پرداختند و نتایج آن‌ها نشان‌دهنده برتری نسبی مدل شبکه عصبی نسبت به مدل باکس-جنکنیز می‌باشد (Mendez *et al.*, 2004). هدف از مقاله حاضر مقایسه عملکرد مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه با سناریوهای متفاوت با مدل‌های سری زمانی باکس-جنکنیز، مدل مفهومی IHACRES و مدل هیبریدی ANN-ARMA در مدل‌سازی جریان روزانه حوضه مارون می‌باشد. علت انتخاب مدل مفهومی IHACRES نیاز کمتر این مدل به پارامترهای ورودی برای شبیه‌سازی بارش-رواناب در مقایسه با سایر مدل‌های مفهومی است. از نوآوری این مطالعه می‌توان به به‌کارگیری مدل هیبریدی ARMA-ANN و همچنین مقایسه آن با مدل‌های باکس و مدل مفهومی IHCRAS اشاره نمود.

مواد و روش‌ها

حوضه مارون با مساحت حدود 3824 کیلومتر مربع در مختصات جغرافیائی $49^{\circ}50'$ تا $51^{\circ}10'$ طول شرقی، $30^{\circ}30'$ تا $31^{\circ}20'$ عرض شمالی و در ارتفاعات شهرستان بهبهان در استان خوزستان واقع شده است. رودخانه مارون توسط سرشاخه‌های سقاوه، لوراب، شور و چاروساق از ارتفاعات زاگرس سرچشمه گرفته و با مساحتی حدود 2750 کیلومتر مربع در ایستگاه هیدرومتری ایدنک اندازه‌گیری می‌شود. در شکل (۱) نقشه حوضه مارون با موقعیت آبراهه‌های آن ارائه شده است. با توجه به آمار 20 ساله، میانگین سالانه بارندگی و دمای هوا به ترتیب 534 میلی‌متر و $24/4$ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. حوضه آب مارون بسته به ارتفاع دارای اقلیم متفاوتی می‌باشد با توجه به سیستم تقسیم‌بندی آب و هوا در سیستم کوپن سه نوع اقلیم مدیترانه‌ای سرد، نیمه گرمسیری و نیمه خشک گرم با تابستان‌های خشک قابل تشخیص است.

پارامترهای زیادی برای مدل‌سازی فرآیند بارش-رواناب نیاز دارند. در سال‌های اخیر، بسیاری از محققین استفاده از مدل‌های سری زمانی باکس-جنکنیز را برای مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی پیچیده نامناسب گزارش دادند. علاوه بر این استفاده از مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به منظور بررسی پدیده‌های خطی توسط محققین داخلی و خارجی نتایج متفاوتی را به همراه داشته است. لذا برای حل مشکلات مذکور ترکیب روابط خطی و غیرخطی (مدل‌های هیبریدی) یک استراتژی مناسب به حساب می‌آید تا بتوان از ویژگی‌های هر یک از آن‌ها به طور هم‌زمان استفاده نمود (Kohansal and Tohidi, 2017). Mostafazadeh *et al.* (2018a) مقدار معیار کارایی نش-ساتکلیف و شاخص تطابق مدل در برآورد هیدروگراف واحد آبخیز به ترتیب به میزان 71 و 91 درصد حاکی از دقت بالای مدل در شبیه‌سازی جریان دارد. نتایج Mostafazadeh *et al.* (2018b) نشان می‌دهد که مقادیر متفاوتی از پارامتر n و k در شبیه‌سازی هیدروگراف واحد عملکرد خوبی داشته و در دامنه بین 10 تا 30 برای پارامتر n و دامنه بین $0/1$ تا 3 برای پارامتر k مقدار معیار نش ساتکلیف بالای $0/6$ می‌باشد. پاسخ مدل هیدرولوژیکی نش در دسته پارامترهایی که k دارای مقادیر بالا بوده و n مقادیر پایین داشته است، نشان‌دهنده تطابق کامل شبیه‌سازی می‌باشد. با توجه به توضیحات داده شده تا کنون مطالعات زیادی در زمینه مدل‌های (تجربی-مفهومی-فیزیکی و هیبریدی) توسط محققین داخلی و خارجی در زمینه‌های متفاوت بخصوص هیدرولوژیکی صورت گرفته است که در ذیل به برخی از این مطالعات اشاره می‌شود. توماس و فیرینگ اولین کسانی بودند که از مدل‌های خطی اتورگرسیو در تحلیل جریان‌های رودخانه استفاده کردند (Thomas and Fiering, 1962). پس از آنها تحقیقات زیادی با مدل‌های سری زمانی در زمینه‌های مختلف انجام گرفت که می‌توان به مطالعات (Hipel Wang *et al.*, Thompstone *et al.*, 1985; and McLeod, 1994; Yurekli *et al.*, 2005; 2005) اشاره کرد. در ارزیابی مدل هیدرولوژیکی IHACRES به منظور شبیه‌سازی جریان روزانه در حوضه آبریز کسلیلیان نتیجه‌گیری کردند که مدل جریان رودخانه را با دقت بیشتری از زیر حوضه‌های آن شبیه‌سازی کرده است (Zarei *et al.*, 2011). Khazaei and Mirzaei (2013) به مقایسه کارایی مدل شبکه عصبی و سری‌های زمانی در پیش‌بینی دبی ماهانه پرداختند که نتایج آن‌ها تاکید‌کننده کارایی برتر شبکه



شکل ۱- نقشه حوضه مارون

با مرتبه q ایجاد می‌شود و به صورت مدل $ARMA$ با مرتبه (p, q) ارائه می‌گردد. ساختار کلی این مدل عبارت است از:

(رابطه ۳)

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q}$$

که در آن $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ ضرایب و پارامترهای مدل MA ، $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ ضرایب و پارامترهای مدل AR و a_t یک مقدار تصادفی و مستقل از زمان باقیمانده است که از توزیع نرمال با میانگین صفر تبعیت می‌کنند (Zarei and Moghimi, 2016).

مدل هیدرولوژیکی IHACRES^۱

مدل IHACRES در اکثر اقلیم‌های آب و هوایی از جمله اقلیم خشک و نیمه‌خشک کاربرد دارد. مدل IHACRES یک مدل بارش-رواناب در مقیاس حوضه آبریز است که با هدف تشخیص رابطه بین بارش و رواناب توسعه یافته است (Sriwongsitanon and Taesombat, 2011).

چارچوب مدل‌سازی IHACRES بر اساس مدل‌های خطی و غیرخطی است. مدل کاهشی غیرخطی، بارندگی (rh) را به وسیله در نظر گرفتن نسبت نفوذ و تبخیر به بارش مؤثر (UK) تبدیل می‌کند. به منظور به دست آوردن بارش مؤثر، شاخص رطوبتی حوضه یا شاخص رطوبت پیشین و شاخص اشباع حوضه آبریز برای هر گام زمانی محاسبه می‌شود (Abushandi and Merkel, 2013).

$$U_K = [C(\varphi_K - \iota)]^P r_k \quad (\text{رابطه ۴})$$

که در آن C ضریب تعادل حجم بارش، ι آستانه شاخص

مدل‌های خطی سری زمانی

در این مقاله از میان مدل‌های خطی باکس-جنکنیز از مدل اتورگرسیو، میانگین متحرک و اتورگرسیو میانگین متحرک بهره گرفته شد در ذیل توضیحات مربوط به این مدل‌ها به همراه رابطه‌های ریاضی ارائه شده است.

مدل (Auto Regressive) AR:

این مدل بر روی جملات خود رگرسیون‌گیری را اعمال می‌کند البته این رگرسیون‌گیری روی مقادیر گذشته Z_t انجام می‌گیرد. ساختار اصلی آن مدل با مرتبه P عبارت است از:

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t \quad (\text{رابطه ۱})$$

که در آن‌ها، $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ ضرایب و پارامترهای مدل AR و a_t یک مقدار تصادفی و مستقل از زمان باقیمانده است که از توزیع نرمال با میانگین صفر تبعیت می‌کنند (Zarei and Moghimi, 2016).

ب. مدل (Moving Average) MA

ساختار اصلی این مدل با مرتبه و عبارت است از (رابطه ۲)

$$Z_t = \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} + a_t$$

که در آن $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ ضرایب و پارامترهای مدل MA و a_t یک مقدار تصادفی و مستقل از زمان باقیمانده است که از توزیع نرمال با میانگین صفر تبعیت می‌کنند (Zarei and Moghimi, 2016).

مدل (Auto Regressive - Moving Average) ARMA

این مدل از ترکیب نمودن مدل‌های AR با مرتبه P و مدل MA

شبکه های عصبی مصنوعی

یکی از متداول ترین شبکه های عصبی مورد بهره گیری در هیدرولوژی شبکه عصبی پرسپترون^۱ چند لایه است. قوانین یادگیری مورد استفاده در این راستا را قوانین آموزش پرسپترون می نامند. شبکه های پرسپترون از آن جهت که توانایی مناسبی برای تکامل به وسیله بردارهای ورودی دارند، بسیار شایان توجه می باشند. این شبکه ها مخصوصاً در حل مسائل ساده طبقه بندی بسیار مناسب می باشند. این نوع شبکه عصبی در حل مسائل، بسیار سریع و قابل اطمینان است (Asrardel., 2015). یکی از مراحل آماده سازی و محاسبات عددی برای تغذیه شبکه های عصبی نرمال سازی داده ها به منظور افزایش حساسیت به بزرگی داده ها و افزایش قدرت یادگیری می باشد که باعث افزایش توانایی پیش بینی می شود. در این تحقیق بردارهای ورودی و خروجی شبکه به کمک رابطه (۱) در بازه (۰ و ۱) استاندارد شدند.

پس از استاندارد سازی داده ها باید ساختار بهینه شبکه تعیین شود. ساختار شبکه عصبی مصنوعی شامل ورودی ها و خروجی ها و تعداد لایه های مخفی و تعداد نرون ها در هر لایه مخفی و نوع تابع فعال سازی و نوع الگوریتم آموزشی می باشد.

مدل هیبریدی شبکه عصبی با ARMA

ساخت مدل هیبریدی ARMA-ANN شامل دو مرحله است که در ذیل اشاره شده است.

- ۱- نرمال سازی داده های دبی جریان روزانه ایستگاه ایدنک
- ۲- تشخیص الگوی مناسب داده های دبی جریان روزانه ایدنک بر اساس روش باکس-جنکنیز با استفاده از رفتار همبستگی نگار و رفتار دو تابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی که در این پژوهش مدل ARMA مدل مناسب تعیین گردید، ۳- برازش مدل های باکس-جنکنیز مناسب بر داده های دبی جریان روزانه
- ۴- تشخیص صحت مدل باکس-جنکنیز برازش یافته بر اساس رفتار باقی مانده های تابع خود همبستگی و خودهمبستگی جزئی و آماره پورت مانته^۵ -انتخاب مدل باکس- جنکنیز برتر بر اساس داشتن حداقل مقادیر آماره اکائیک و شوارتز ۶- معرفی باقی مانده های حاصل از برازش مدل های برتر ARMA به عنوان ورودی به شبکه های عصبی مصنوعی جهت ساخت مدل هیبریدی.

با توجه به نادیده گرفتن ساختار غیر خطی داده ها در مدل ARMA و داده های باقی مانده مدل که شامل اطلاعات غیر خطی می باشند، به کارگیری مدل شبکه های عصبی مصنوعی برای توصیف باقیمانده های مدل ARMA راهکاری مناسب خواهد بود. از این رو نتایج حاصل از شبکه عصبی را می توان به عنوان

رطوبت خاک، p عامل واکنش غیر خطی و Γ_k بارش مشاهداتی است. φ_k شاخص رطوبت خاک است که با استفاده از رابطه (۳) محاسبه شد.

$$\varphi_k = r_k + (1 - \frac{1}{\tau_w})\varphi_{k-1} \quad \text{(رابطه ۵)}$$

$$\tau_w(t_k) = \tau_w^0 \cdot \exp[(20 - t_k)/f] \quad \text{(رابطه ۶)}$$

در رابطه (۵) τ_w ثابت زمانی تلفات حوضه آبخیز بر اساس t_k دمای روزانه (سلسیوس) مطابق رابطه (۶) است.

در مدل خطی، تبدیل بارش مؤثر به رواناب با استفاده از روابط خطی محاسبه می شود. دو مؤلفه در روندیابی جریان سریع و آهسته وجود دارد. این دو مؤلفه می توانند به صورت موازی و یا سری متصل باشند. در مطالعات انجام شده توصیه شده است فرآیند به صورت موازی استفاده شود به جز در مناطق نیمه خشک و یا مناطقی که دارای جریان پایه فصلی هستند (Ye et al., 1997).

ترکیب مؤلفه های جریان سریع X_k^q و آهسته X_k^s منجر به تولید رواناب X می شود که طبق روابط زیر محاسبه می شوند (Ye et al., 1997)

$$X_k = X_k^q + X_k^s \quad \text{(رابطه ۷)}$$

$$X_k^{(q)} = -\alpha_q X_{k-1}^{(q)} + \beta_q u_k \quad \text{(رابطه ۸)}$$

$$X_k^{(s)} = -\alpha_s X_{k-1}^{(s)} + \beta_s u_k \quad \text{(رابطه ۹)}$$

که α_q و β_q پارامترهای ثابت زمانی برای جریان سریع و α_s و β_s پارامترهای ثابت زمانی برای جریان آهسته هستند. محاسبه پاسخ دینامیک هیدروگراف واحد (DRCs) برای جریان های سریع و آهسته در روابط زیر ارائه شده است

$$\tau_q = \frac{-\Delta}{\ln(-\alpha_q)} \quad \text{(رابطه ۱۰)}$$

$$\tau_s = \frac{-\Delta}{\ln(-\alpha_s)} \quad \text{(رابطه ۱۱)}$$

که در آن Δ بازه زمانی، τ_q و τ_s ثابت زمانی افت جریان های روزانه سریع و آهسته است. حجم نسبی جریان سریع و جریان آهسته با استفاده از رابطه زیر محاسبه می شود.

$$V_q = 1 - V_s = \frac{\beta_q}{1 + \alpha_q} = 1 - \frac{\beta_s}{1 + \alpha_s} \quad \text{(رابطه ۱۲)}$$

که V_q نسبت جریان سریع به جریان کل ($1 - V_s$) و V_s حجم نسبی از جریان آهسته است. همچنین برای مدل سازی فرآیند بارش-رواناب حوضه مارون از شاخص های هواشناسی بارندگی، درجه حرارت و اطلاعات روزانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک به عنوان ورودی استفاده شده است (Ye et al., 1997).

جایگزینی برای جملات خطای مدل ARMA در نظر گرفت.

معیارهای ارزیابی مدل‌ها

در این پژوهش، به منظور ارزیابی عملکرد هر یک از مدل‌های ذکر شده از تعدادی معیار عددی در تعیین کارایی مدل‌ها استفاده شد. این معیارها عبارتند از:

ریشه میانگین مربعات خطا

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \hat{Q}_i)^2}{n}} \quad (\text{رابطه ۱۳})$$

ضریب تعیین

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})(\hat{Q}_i - \bar{Q})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{Q}_i - \bar{Q})^2}} \right] \quad (\text{رابطه ۱۴})$$

- ضریب نش

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \hat{Q}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (\text{رابطه ۱۵})$$

ضریب نش-سانکلیف از منفی بینهایت الی یک متغیر است. اگر مقدار آن برابر یک باشد تناسب کاملی بین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی وجود دارد (Moriasi et al., 2007). در معادلات بالا، Q_i سری زمانی دبی جریان روزانه مشاهده شده، \hat{Q}_i سری زمانی دبی جریان روزانه پیش‌بینی شده، \bar{Q} متوسط سری زمانی دبی جریان روزانه مشاهده شده و \bar{Q} متوسط سری زمانی دبی جریان روزانه پیش‌بینی شده هستند.

نتایج و بحث

در جدول (۱) با توجه به این که مقادیر کای دو بدست آمده کمتر از مقدار متناظر آن از جدول است می‌توان از صحت مدل‌های برازش یافته اطمینان حاصل نمود. علاوه بر این مشخص گردید که مدل‌های اتورگرسیو با مراتب بیشتر AR(5) و مدل‌های میانگین متحرک با مراتب کمتر با داشتن حداقل آماره اکائیک و شوارتز از دقت و توانایی قابل قبول در مدل‌سازی جریان در حوضه مذکور برخوردار هستند. مدل اتورگرسیو AR(5) با ریشه میانگین مربعات و ضریب تعیین به ترتیب ۲۵/۴ مترمکعب بر ثانیه و ۰/۷۰ در مرحله واسنجی و همچنین مدل میانگین متحرک MA(4) با داشتن بیشترین ضریب تعیین و کمترین میانگین خطا در مرحله صحت‌سنجی از عملکرد قابل قبولی در مقایسه با سایر مدل‌های

میانگین متحرک برخوردار می‌باشند.

از الگوریتم‌های آموزشی و تابع انتقال متفاوت در هر سه لایه و ساختار نرونی گوناگون بهره گرفته شد. با توجه به جدول (۱) مشخص شد که مدل با پارامتر ورودی کمتر عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشته است. نکته قابل توجه این پژوهش این است که مدل با تابع انتقال خطی در هر سه لایه و الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی و تابع محرک تانژانت سیگموئید دارای عملکرد قابل قبولی نسبت به سایر ترکیب‌ها با ساختار گوناگون داشتند. از سوی دیگر به منظور اصلاح عملکرد مدل و کاهش اثر عدم قطعیت‌ها برای شرایط مختلف، انجام مراحل واسنجی مدل ضروری است. در این مرحله، واسنجی پارامترهای (day) T^s مدت زمان کاهش پاسخ جریان آهسته غالب (روز)، (day) T^q مدت زمان کاهش پاسخ سریع غالب (روز)، (day) T_w ثابت زمانی خشکیدگی حوزه آبخیز (روز)، $V^{(s)}$ نسبت حجمی کل جریان آهسته، f^0 (c⁻¹) عامل تعدیل درجه حرارت، 1/c (mm) ظرفیت نگهداری رطوبت حوضه آبریز به صورت دستی انجام گردید.

بررسی نتایج برازش مدل‌های آرما نشان‌دهنده برتری مدل ARMA(2,2) نسبت به سایر مدل‌های آرما می‌باشد به طوری که مدل ARMA(2,2) حداقل معیار اکائیک و شوارتز به ترتیب ۲۸۳ و ۲۲۱ را به خود اختصاص داد. علاوه بر این همچنین مشخص گردید با افزایش مراتب اتورگرسیو در مدل‌های آرما عملکرد مدل در شبیه‌سازی جریان ضعیف‌تر می‌گردد. این امر تایید کننده پایدار بودن شرایط اقلیمی در منطقه مذکور می‌باشد. از سوی دیگر در مدل‌سازی جریان با شبکه عصبی از شش ترکیب با پارامترهای مختلف و با تاخیر زمانی متفاوت استفاده گردید (جدول ۳). در جدول (۵) معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها در پیش‌بینی و مدل‌سازی جریان روزانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک ارائه شده است. همچنین در شکل (۴) منحنی پراکندگی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط مدل‌های بکار برده شده را ارائه می‌نماید.

در جدول (۴) مقادیر بهینه پارامترهای مدل در مقیاس روزانه مشاهده می‌شود. با توجه به اینکه پارامتر 1/C کمترین مقدار را داشته است می‌توان دریافت که حوضه مذکور از نظر پوشش جنگلی و گیاهی ضعیف می‌باشد و این به معنای آن است که حوضه به بارش، با سرعت بیشتری واکنش نشان می‌دهد. در شکل‌های (۲) و (۳) به ترتیب هیدروگراف روزانه دبی جریان ایدنک توسط مدل IHACRES در مرحله صحت‌سنجی و واسنجی مدل ارائه شده است. بررسی هیدروگراف‌های مدل IHACRES در مرحله صحت‌سنجی و واسنجی مدل حاکی از عدم توانایی نرم‌افزار مذکور در برآورد شدت جریان اوج می‌باشد.

نشاندنده و تایید کننده بهبود عملکرد مدل مفهومی IHACRAS نسبت به سایر مدل ها در مرحله صحت سنجی می باشد. از سوی دیگر برای ساخت مدل هیبریدی با توجه به توضیحات داده شده، ابتدا مدل های AR و ARMA بر داده های روزانه برازش یافت و در نهایت باقی مانده های مدل برتر به عنوان ورودی به شبکه عصبی برای پردازش مدل هیبریدی انتخاب گردید.

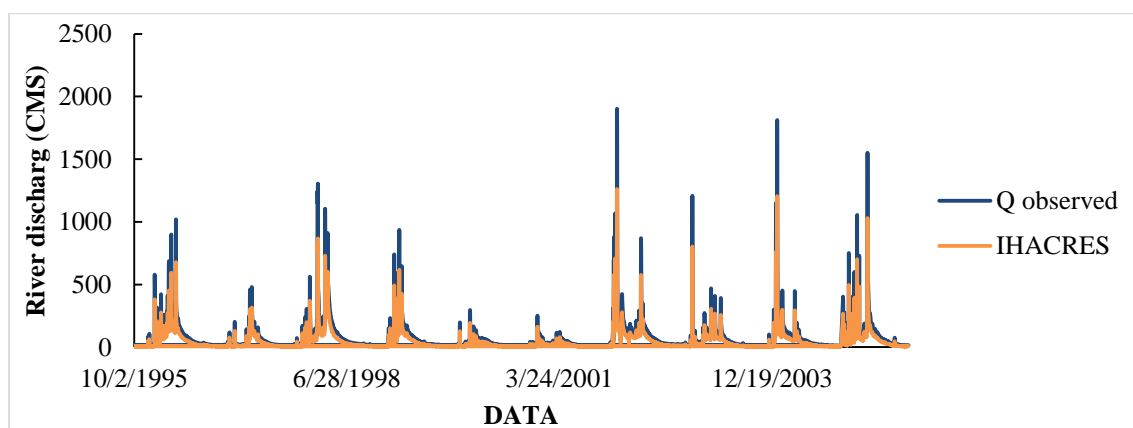
در مقابل، شدت جریان های پایه را نسبتاً خوب شبیه سازی می کند. علاوه بر این ضریب تعیین، ضریب نش-ساتکلیف و ریشه میانگین مربعات ۰/۷۶، ۰/۷۴ و ۸/۴ مترمکعب برثانیه در مرحله صحت سنجی، تایید کننده کارایی قابل قبول مدل در شبیه سازی جریان روزانه می باشد و تایید کننده بهبود عملکرد مدل در مرحله صحت سنجی می باشد. علاوه بر این بررسی معیارهای ارزیابی عملکرد مدل ها

جدول ۱- پارامترهای آماری مدل های AR برازش یافته بر روی شدت جریان روزانه ایدنک

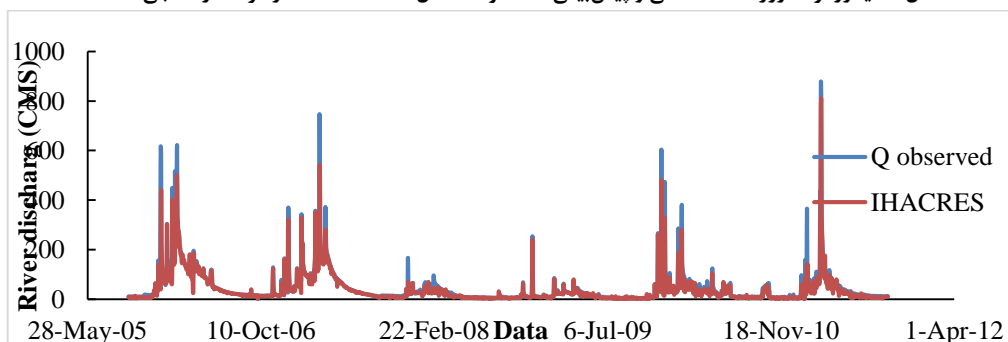
مدل	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	کای دو	λ	آماره شوارتز	آماره اکایک
AR(5)	-۰/۲۱۱۸	-۰/۲۷۹۳	۰/۲۲۴۵	-۰/۱۱۱۴	-۰/۰۷۳۱	۳۶	۱۷	۱۱۳	۱۰۸
AR(4)	-۰/۳۲۱۴	-۰/۳۷۴۳	-۰/۱۸۸۹	-۰/۱۰۵۸	-----	۴۰	۲۸	۱۳۰	۱۲۴
AR(3)	-۰/۳۴۲۰	-۰/۱۳۹۱	-۰/۱۵۹۵	-----	-	۴۳	۳۰	۱۴۸	۱۲۸
AR(2)	-۰/۲۸۱۱	-۰/۱۶۳۱	-----	-----	-	۴۸	۳۶	۱۴۶	۱۳۲
AR(1)	-۰/۲۸۰۱	-----	-----	-----	-	۵۳	۴۳	۱۶۲	۱۴۳

یافته بر شدت جریان روزانه ایدنک برازش ARMA(2,2) جدول ۲- پارامترهای آماری مدل

مدل	ϕ_1	ϕ_2	θ_1	θ_2	کای دو	λ	آماره شوارتز	آماره اکایک
ARMA(2,2)	۰/۷۱۰۴	-۰/۱۰۴۲	θ_1	θ_2	۱۴/۵	۲۸	۲۲۱	۲۸۳
			۲/۲۲۳۸	-۰/۶۰۶۳				



شکل ۲. هیدروگراف روزانه مشاهداتی و پیش بینی شده توسط مدل IHACRES در مرحله واسنجی



شکل ۳- هیدروگراف روزانه مشاهداتی و پیش بینی شده توسط مدل IHACRES در مرحله صحت سنجی

جدول ۳- سناریوهای مختلف شبکه عصبی جهت مدل سازی دبی جریان روزانه ایدنک

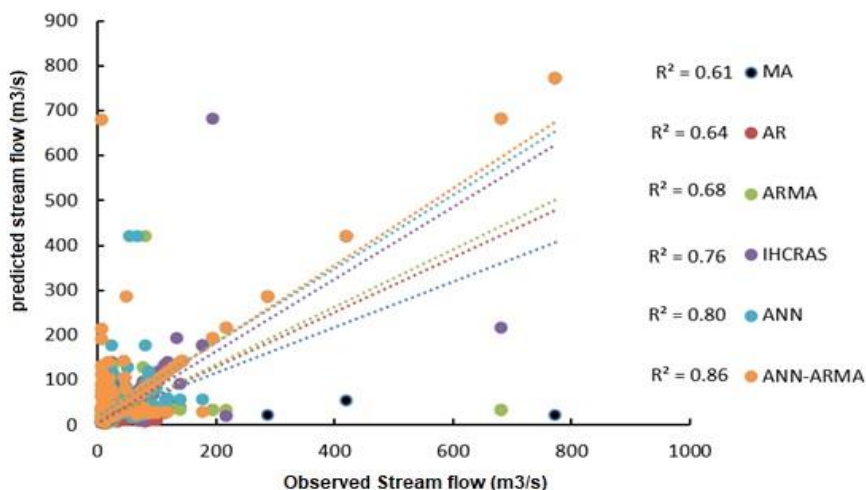
ساختار نرونی	الگوریتم آموزشی	ریشه میانگین مربعات	ضریب تعیین	ریشه میانگین مربعات	ضریب تعیین	سناریو های مختلف
۳-۵-۱	Conjugate Gradient	۱۰	۰/۸۰	۱۷	۰/۸۷	P(t-1) T(t-1)
۷-۲-۴	Levenberg Marquardt	۱۴	۰/۷۸	۲۳	۰/۸۴	P(t-1) P(t-۲) T(t-1)T(t-۲)
۸-۳-۴	Momentum	۱۹	۰/۷۵	۲۸	۰/۸۱	P(t-1) P(t-۳) T(t-1)T(t-۳)
۶-۷-۴	Conjugate Gradient	۲۳	۰/۷۲	۳۱	۰/۷۹	P(t-۲) P(t-۴) T(t-۲)T(t-۴)
۳-۸-۲	Levenberg Marquardt	۲۶/۳	۰/۷۰	۳۴	۰/۷۷	P(t-۲) P(t-۳) T(t-۲)T(t-۳)
۸-۳-۱	Momentum	۲۸/۲	۰/۶۸.۵	۳۷	۰/۷۵	P(t-1) P(t-۵) T(t-1)T(t-۵)

جدول ۴- مقادیر بهینه پارامترهای مدل IHACRES در مقیاس روزانه

τ_w (day)	1/c (mm)	f^0 (c ⁻¹)	τ^q (day)	τ^s (day)	$V^{(s)}$ (-)
۱۴	۱/۲	۱۲۸	۲/۵۸	۷۸	۰/۷۴

جدول ۵- معیارهای ارزیابی عملکرد مدل ها در مدل سازی جریان روزانه ایستگاه هیدرو متری ایدنک

	واسنجی		صحت سنجی	
	R ²	RMSE	NS	NS
MA(4)	۰/۶۸	۲۸/۲	۰/۶۴	۰/۵۹
AR(5)	۰/۷۰	۲۵/۸	۰/۶۷	۰/۶۳
ARMA	۰/۷۸	۲۱/۱	۰/۶۹	۰/۶۵
ANN	۰/۸۷	۱۷/۶	۰/۸۴	۰/۷۸
IHCRAS	۰/۷۱	۱۳/۱۲	۰/۷۱	۰/۷۴
ANN-ARMA	۰/۹۲	۷/۸	۰/۸۴	۰/۸۱



شکل ۴- منحنی پراکندگی داده های مشاهداتی و پیش بینی شده توسط مدل های مختلف

نتیجه گیری

در این پژوهش به منظور شبیه سازی و مدل سازی جریان روزانه حوضه مارون از مدل هیبریدی ANN-ARMA، مدل مفهومی IHACRES، مدل های سری زمانی باکس- جنکینز و شبکه های عصبی با سناریوهای مختلف استفاده گردید. برای برازش مدل هیبریدی ساختارهای گوناگون شبکه عصبی با الگوریتم های آموزشی متفاوت مورد بررسی قرار گرفت که در نهایت مدل هیبریدی با الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات و با تابع انتقال خطی در هر دو لایه بیرونی و درونی و تابع انفعال یا محرک لگاریتم سیگموئید و با ساختار نرونی (۱-۴-۲) توانست نسبت به مدل هیدرولوژیکی IHACRES و مدل های مختلف با سناریوها و توابع انتقال متفاوت شبکه عصبی عملکرد بهتری در شبیه سازی و مدل سازی جریان روزانه مارون ارائه دهد. علاوه بر این تغییر تعداد نرون های ساختار فوق، نه تنها باعث بهبود عملکرد شبکه نشد بلکه باعث کاهش عملکرد شبکه گردید. لذا استفاده از مدل های هیبریدی در مقایسه با مدل های مفهومی به خصوص در حوضه هایی که با کمبود داده روبرو هستند می تواند راهکاری مناسب برای بهبود عملکرد پیش بینی های هیدرولوژیکی باشد؛ به دلیل این که لحاظ نمودن روابط خطی و غیرخطی نیاز به پارامترهای ورودی کمتر دارد. علاوه بر این شبکه عصبی با ساختار نرونی و الگوریتم آموزشی ممنوم در مرحله صحت سنجی

با ریشه میانگین مربعات خطای برابر با ۳۷ متر مکعب برثانیه، ضعیف ترین عملکرد را در میان سایر سناریوها در شبیه سازی و مدل سازی جریان روزانه مارون داشته است. از نتایج قابل توجه این پژوهش این بود که شبکه با پارامترهای ورودی زیاد، عملکرد ضعیف نسبت به سایر شبکه ها با پارامترهای ورودی کمتر داشته اند. در نهایت بررسی معیارهای ارزیابی مدل ها در مرحله واسنجی (جدول ۵) نشان دهنده برتری کامل مدل هیبریدی ARMA-ANN نسبت به سایر مدل ها بود و ضعیف ترین عملکرد را مدل های اتورگرسیو MA(4) با مقدار ضریب نش-ساتکلیف ۰/۵۹ و ریشه میانگین مربعات خطا ۲۸ متر مکعب برثانیه به خود اختصاص دادند. در مرحله صحت سنجی نیز مدل هیبریدی ARMA-ANN با کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا برابر با ۱۱ مترمکعب برثانیه و بیشترین مقدار ضریب نش-ساتکلیف برابر با ۰/۸۱ نسبت به سایر مدل ها برتری داشت.

پی نوشت ها

1- Identification of Hydrographs and Components for Rainfall, Evapotranspiration and Stream flow data

سپاسگزاری

نویسندگان این مقاله از مساعدت ها و حمایت های مالی دانشگاه زابل که از محل پژوهانه شماره UOZ-GR-9618-113 پرداخت شده است، تقدیر و سپاسگزاری به عمل می آورند.

REFERENCES

- Abrichamchi, A., M. Tajrishy and B. Chehreneghar (2005). Regional stochastic models of annual Streamflow for West Basin of Iran (Karkheh, Dez and Karoon). *Iran-Water Resources Research*, 1(1): 48-57 (in *Farsi*).
- Abushandi, E. and Merkel B. (2013). Modeling rainfall runoff relations using HEC-HMS and IHACRES for a single rain event in an arid region of Jordan. *Journal of Water Resource Management* 27: 2391-2409.
- Asrardel M. (2015). Prediction of Combustion Dynamics in An Experimental Turbulent Swirl Stabilized Combustor with Secondary Fuel Injection, University of Tehran.
- Beven K, Lamb, R., Quinn, P., Romanowicz, R. and Freer, J. (1995). TOPMODEL. Pp.627-668. In: VP, Singh, (Ed). *Computer Models of Watershed Hydrology*. Water Resources Publications. Colorado, USA.
- Croke BFW, Merritt WS and Jakeman AJ. (2003). A dynamic model for predicting hydrologic response to land cover changes in gauged and ungauged catchments. *Journal of Hydrology* 291: 115-131.
- Hipel, K.W. and McLeod, A.I. (1994). Time series modeling of water resources and environmental systems. Elsevier, Amsterdam.
- Khzaei, M., and Mirzaei, M.R. (2013). Comparison of the performance of the ANN and time series models in prediction of monthly flows. *Scientific-Research Journal of Engineering and Watershed Management*, Vol. 5, No. 2, pp. 74-84. (In *Farsi*).
- Kohansal M.R., Tohidi A. (2017). Performance evaluation of artificial neural network-autoregressive integrated moving average (ARIMA) hybrid model in forecasting of Iranian saffron export. *Journal of Saffron Agronomy and Technology*. 5(4): 393-405. (In *Farsi*).
- Méndez Castellano, M., W. González Manteiga, M. Febrero Bande, J. Manuel, P. Sánchez and R. Lozano Calderón. (2004). Modeling of the monthly and daily behavior of the runoff of the Xallas river using Box-Jenkins and neural networks methods. *Journal of Hydrology*, 296: 38-58.
- Moriassi, D.N., J.G. Arnold, M.W. van Liew, R.L. Bingner, R.D. Harmel and T.L. Veith (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50: 885-900

- Mostafazadeh, R., Mirzaei, SH and Haji, KH. (2018a). Determining the optimal input subset and response of hydrologic model of Nash to variations of input model parameter ranges in Jafarabad mountainous watershed. *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 49(3): 535-527 (In Farsi).
- Mostafazadeh, R., Mirzaei, Sh., Esmali, A and Zabihi, M. (2018b). Sensitivity analysis of the flow hydrograph components due to changes in Clark's time-area model in Mohammad-Abad watershed, Gloestan Province. *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 49(1): 1-9 (In Farsi).
- Neitsch, SL., Arnold JG, Kiniry JR and Williams J. (2005). *Soil Water Assessment Tool Theoretical Document, Version 2005*. Grassland, Soil and Water Research Laboratory, Agricultural Research Service, TX, USA.
- Salas, J.D. Delleur, J.R. Yevjevich, V. and lane, W. L. (1980). *APPLIED modeling of hydrologic time series*, Water Resource publication, Littleton, Colo.
- Sriwongsitanon N and Taesombat W. (2011). Estimation of the IHACRES model parameters for flood estimation of ungauged catchments in the upper ping river basin. *Kasetsart Journal (Natural Science)* 45: 917-931.
- Sugawara, M. (1974). Tank model and its application to Bird Creek, Wollombi Brook, Bikin Rive, Kitsu River, Sanaga River and Namrmune. *Research Note of the National Research Center for Disaster Prevention* 11: 1-64.
- Thomas, H.A. and Fiering, M.B. (1962). *Mathematical synthesis of stream flow sequences for the analysis of river basin by simulation*. Harward university press, Cambrige, 751 pp.
- Thompstone, R.M., Hipel, K.W. and Mcleod, A.I. (1985). Forecasting quarter-monthly river flow. *Water Resources Bulletin*, 21: 731-741.
- Yurekli K., Kurung A. and Ozturk F. (2005). Testing the Residuals of an ARIMA Model on the Cekerek Stream Watershed in Turkey. *Turkish Journal of Enviromental Science*, 29: 61-74.
- Zarei, A.R and Moghimi, M.M. (2016). Prediction and evaluation of average monthly temperature using time series models. 7(25): 142-151. (In *Farsi*).
- Zarei, M., Habibnezhad Rowshan, M., Shahedi, K., and Ghanbarpour, M.R. (2011). Calibration and evaluation of IHACRES model in order to simulation of daily flow. *Journal of Science and Agricultural Industries (Soil and Water division)*, Vol. 52, No. 1, pp. 401-411. (In *Farsi*).