

## مقدمه

یکی از ابزارهای اساسی در مدیریت منابع آب پیش بینی عرضه و تقاضای آب می باشد لزوم پیش بینی مناسب جریان رودخانه در کارهای عمرانی، ساماندهی رودخانه، سامانه های هشدار سیل و به خصوص برنامه ریزی جهت بهره برداری بهینه از مخازن سدها کاملاً احساس می شود. به منظور پیش بینی جریان رودخانه در طی سالیان گذشته روش های مختلفی ابداع شده است، که بطور کلی این روش ها را می توان به دو دسته مدل های مفهومی و مدل های مبتنی بر داده یا آماری<sup>۴</sup> طبقه بندی کرد [۱۶]. با توجه به اینکه در اغلب موارد مدل های مفهومی نیاز به داده و دانش صحیح و کامل در مورد راهکارهای فیزیکی که بر روی جریان رودخانه در محل خاصی تاثیر می گذارند، دارند و این امر تاکنون غیر ممکن بوده است پژوهشگران به استفاده از مدل های آماری روی آوردند. در طی چهار دهه گذشته مدل های سری های زمانی به عنوان یکی از مدل های آماری کاربرد گسترده ای در امر پیش بینی جریان رودخانه پیدا کرده اند [۶ و ۱۳]. در سال های اخیر شاهد کاربرد روش های هوش مصنوعی از جمله منطق فازی و شبکه عصبی، در زمینه هایی که در آنها ارتباط بین ورودی و خروجی غیر خطی بوده، کاربرد گسترده ای پیدا کرده اند. این روش ها به عنوان یک جعبه سیاه مناسب که کمتر در قید و بند مسائل فیزیکی بوده و قادرند فرآیند غیر خطی و غیر ایستای جریان رودخانه را بدون نیاز به مدل سازی عامل های محیطی و ژئومتری مؤثر بر جریان رودخانه مدل سازی کنند، می باشند [۶]. در منطق فازی با استفاده از استدلال و دانش بشری در قالب ریاضی، سعی در حل عدم قطعیت های موجود در طبیعت شده است. با توجه به عدم قطعیت های موجود در فرآیند جریان رودخانه، اعتقاد بر این است که منطق فازی می تواند برای این امر مناسب باشد. همچنین با توجه به توانایی شبکه عصبی در شبیه سازی فرآیند پیچیده و غیر خطی و توانایی منطق فازی در مدل سازی عدم قطعیت ها، ترکیب این دو روش با نام مدل نورو- فازی قادر است از توانایی های هر دو روش در امر مدل سازی استفاده کند.

در اغلب پژوهش هایی که از روش های هوش مصنوعی به منظور پیش بینی جریان رودخانه استفاده شده، مدل های سری های زمانی به عنوان مبنای جهت بررسی عملکرد روش های هوش مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته اند. از جمله جین و همکاران [۱۰] جهت پیش بینی دبی ورودی به مخزن سد حوزه اورسیای هند از شبکه

پیش بینی دبی رودخانه با استفاده از روش های نوروفازی  
و مدل های سری های زمانی

ابوالحسن فتح آبادی<sup>۱</sup> علی سلاجقه<sup>۲</sup> و محمد مهدوی<sup>۳</sup>  
تاریخ دریافت: ۸۶/۱۰/۱ تاریخ پذیرش: ۸۷/۱۲/۹

## چکیده

شبیه سازی جریان رودخانه به منظور آگاهی از آورد رودخانه در دوره های زمانی آینده از مسائل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب می باشد. در این پژوهش با استفاده از روش های هوش مصنوعی (شبکه عصبی ANFIS, MLP با تفکیک شبکه ای و خوشه ای) و سری های زمانی دبی ماهانه طالقانرود در محل ایستگاه گلینک در یک گام زمانی آینده پیش بینی گردید. برای مدل های مختلف ۲ ورودی متفاوت شامل: ۱- مقادیر داده های دبی بدون حذف روندهای فصلی ۲- مقادیر داده دبی پس از حذف روندهای فصلی در نظر گرفته شد. برای سری های زمانی مدل ARIMA(3,0,0)(0,1,1) به عنوان مدل مناسب انتخاب گردید. در روش های هوش مصنوعی پس از پیش پردازش ساختار بهینه مدل با استفاده از داده های ورودی و خروجی و به روش سعی و خطا تعیین و سپس اقدام به پیش بینی دبی گردید. پس از اینکه خروجی هر یک از مدل های ترکیبی بدست آمد اقدام به ساخت مدل های ترکیبی گردید. در این پژوهش بهترین عملکرد را مدل های ترکیبی ۲ و ۳ داشته بعد از این مدل ها، مدل های سری های زمانی عملکرد بهتری نسبت به مدل های شبکه عصبی و ANFIS با تفکیک خوشه ای و شبکه ای داشته اند. واژه های کلیدی: سری های زمانی، ANFIS، شبکه عصبی، طالقانرود

۱- نویسنده مسئول و دانش آموخته کارشناسی ارشد آبخیزداری دانشگاه تهران

fathabadi\_2006@yahoo.com

۲- استادیار دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران sala.jegheh@ut.ac.ir

۳- استاد دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران

روندهای فصلی (استاندارد سازی فصلی) بر روی عملکرد مدل های مختلف مورد بررسی گرفت.

### مدل های ARIMA

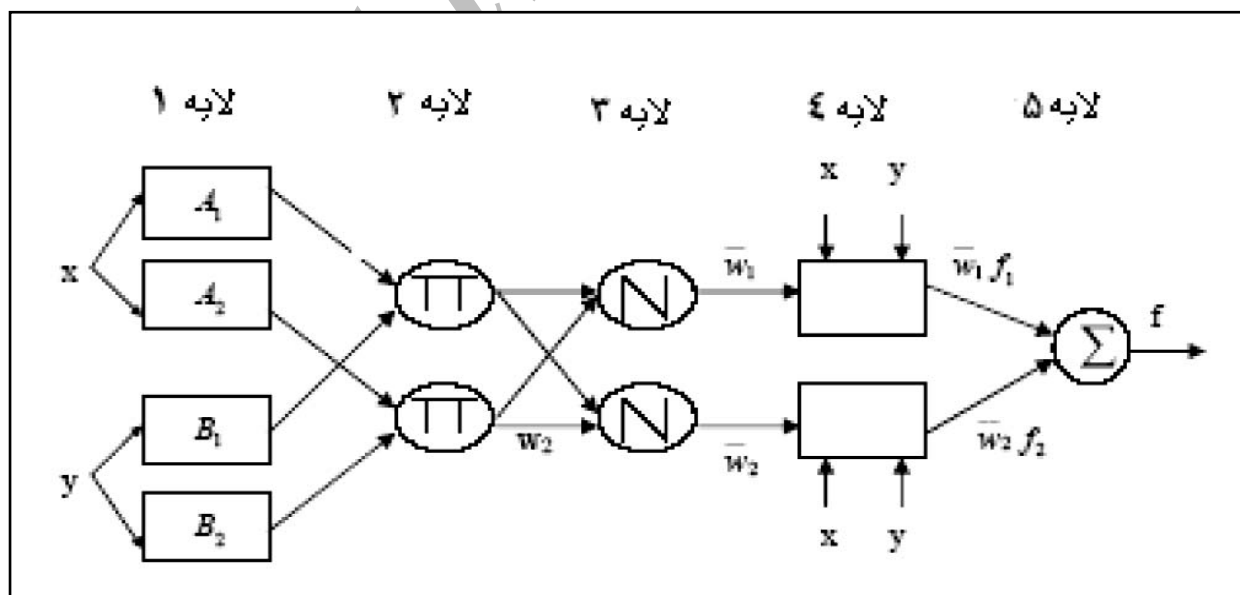
یک مدل ARIMA را می توان به صورت رابطه (۱) نشان داد.

$$u_t = \sum_{i=1}^q \phi_i u_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (1)$$

در این رابطه  $u$  سری حاصل از تفاضل گیری  $d$ ام سری اصلی،  $\theta_i$  و  $\phi_i$  عامل های  $q$  مرتبه های هر یک از جزء های میانگین متحرک و اتورگرسیو می باشد. و  $\varepsilon_t$  متغیر تصادفی در زمان  $t$  که فرض می شود دارای توزیع نرمال و دارای میانگین صفر و واریانس  $\sigma_a^2$  است. مدل های ARIMA بر اساس نوع تفاضل گیری، به مدل های فصلی و غیر فصلی تقسیم می شوند. از ترکیب مدل های فصلی و غیر فصلی مدل های فصلی ضربه بدست می آیند.

برای توسعه مدل های سری های زمانی باکس و جنیکس [۴] یک روندنمای سه مرحله ای ارائه دادند. این روندنمای شامل سه مرحله تشخیص، تخمین و برآورد است. در مرحله تشخیص خواصی از قبیل داده های پرت، وجود روند در سری زمانی، ایستا بودن سری زمانی و همچنین نوع مدل و مرتبه های میانگین متحرک و اتورگرسیو مورد بررسی قرار می گیرند. در مرحله برآورد عامل های مدل برآورد می شوند و در مرحله صحت سنجی این مسئله که آیا باقیمانده ها مستقل و نرمال می باشند تعیین می گردد. در نهایت با استفاده از معیار آکایک (رابطه ۲) و شوارتز<sup>۲</sup> (رابطه ۳) مدل به صرفه تر انتخاب و اقدام به پیش بینی و تولید داده های مصنوعی دبی رودخانه می گردد.

عصبی مصنوعی و مدل های سری های زمانی استفاده کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که شبکه عصبی نسبت به مدل های ARMA عملکرد بهتری داشته است. در پژوهش هانگ و همکاران [۸] در پیش بینی دبی رودخانه Apalachicola در آمریکا شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با روندنمای آموزش پس انتشار خطا عملکرد بهتری نسبت به مدل های ARMA داشته است. در پژوهش انجام شده توسط نویاک و همکاران [۱۳] در پیش بینی دبی رودخانه بایتارانی در ایالت اروسیای هند، روش نور- فازی ANFIS عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و مدل های سری های زمانی ARMA داشته است. جین و کومار [۱۱] عملکرد شبکه عصبی و مدل های سری های زمانی را در پیش بینی مقادیر دبی ماهانه رودخانه کلرادو آمریکا برای سه سناریو مختلف مورد بررسی قرار دادند. نتایج این پژوهش نشان داد که در هر سه سناریو با افزایش تعداد ورودی ها برای شبکه عصبی و افزایش مرتبه مدل در مدل های اتورگرسیو (AR) کارایی مدل ها بهتر شد. همچنین در هر سه سناریو کارایی شبکه عصبی بهتر از مدل های AR بوده است. در پژوهش اکول و همکاران [۳] در پیش بینی دبی ساعتی و روزانه حوزه سیلا لوی در استان جاوه اندونزی مدل ANFIS عملکرد بهتری نسبت به مدل های شبکه عصبی داشته است. در پژوهش انجام شده توسط فیرات و گانگور [۷] در برآورد دبی روزانه رودخانه گریت مندرس در شرق ترکیه مدل ANFIS عملکرد بهتری نسبت به مدل های شبکه عصبی و معادله همبستگی چند متغیره داشته است. در پژوهش حاضر دبی ماهانه طالقانرود در مقیاس ماهانه با استفاده از روش های مختلف هوش مصنوعی، سری های زمانی و ترکیب این دو روش، پیش بینی گردید. عملکرد هر یک از این روش ها نسبت به یکدیگر مقایسه و تاثیر پیش پردازش حذف



شکل ۱- ساختار ANFIS با دو ورودی

$$AIC(M) = n \ln \sigma_a^2 + 2M \quad (2)$$

$$SBC(M) = n \ln \sigma_a^2 + M \ln n \quad (3)$$

در این روابط  $n$  تعداد داده‌ها،  $\sigma_a^2$  واریانس تخمینی خطا با استفاده از روش حداکثر درست نمایی،  $M$  تعداد عامل‌های مدل می‌باشد.

## نورو-فازی<sup>۱</sup>

یکی از متداول‌ترین سامانه‌های نورو-فازی سامانه ANFIS می‌باشد که توسط ژانگ [۹] معرفی گردید. این مدل یک سامانه فازی سوگنو را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند و برای فرآیند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس انتشار خطا و حداقل مربعات خطا استفاده می‌کند (شکل ۱).

در ANFIS قوانین ثابت می‌باشند و آنچه بهینه‌سازی می‌شود، عامل‌های توابع عضویت می‌باشد. که برای تعیین عامل‌های توابع عضویت (یا همان شکل توابع عضویت) از روندنماهای آموزشی شبکه عصبی استفاده می‌شود. نوع توابع عضویت (از قبیل مثلثی، گوسی و غیره) و تعداد توابع عضویت برای ورودی‌ها و خروجی‌ها به روش سعی و خطا تعیین می‌گردد. در ANFIS لازم است که در لایه اول نوع تابع عضویت و تعداد آنها مشخص شود.

بدین منظور در لایه اول دو روش تفکیک شبکه‌ای و تفکیک خوشه‌ای جهت کلاسه‌بندی داده‌ها وجود دارد. در تفکیک شبکه‌ای داده‌های ورودی به چند قسمت مساوی تقسیم می‌شوند در این حالت با افزایش تعداد تقسیمات، تعداد عامل‌ها به طور توانی افزایش پیدا کرده به طوری که در مواقعی که تعداد ورودی‌ها زیاد باشند فرآیند آموزش شبکه ساعت‌ها و حتی چند روز به طول می‌انجامد. در حالت تفکیک خوشه‌ای داده‌های ورودی با توجه به اندازه شعاع تاثیر به چند دسته تقسیم می‌شوند. در این حالت تعداد عامل‌های خطی و غیر خطی به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش پیدا کرده که این امر باعث تسهیل در فرآیند آموزش شبکه می‌گردد. در این پژوهش برای بررسی تاثیر نوع کلاسه‌بندی داده‌ها بر روی عملکرد مدل‌های ANFIS از هر دو روش تفکیک شبکه‌ای و خوشه‌ای استفاده گردید. برای تفکیک شبکه‌ای از سه تابع عضویت گوسی، زنگوله‌ای و مثلثی و برای تفکیک خوشه فقط تابع عضویت گوسی استفاده گردید. همچنین در حالت استفاده از تفکیک شبکه‌ای تعداد توابع عضویت بین ۲ تا ۵ متغیر بوده و برای تفکیک خوشه‌ای تعداد توابع عضویت بین ۲ تا ۸ متغیر بوده است. در مرحله آخر که خروجی هر یک از مدل‌های تکی بدست آمد اقدام به ساخت مدل‌های ترکیبی گردید.

## روش‌های ترکیبی

جهت پیش‌بینی دبی رودخانه به جای استفاده از یک روش منفرد می‌توان مدل‌های مختلف را ترکیب کرده به طوری که یک پیش‌بینی

1- Neuro-fuzzy

مناسب‌تر و قابل اعتمادتری نسبت به هر یک از مدل‌های منفرد بدست آورد. در این پژوهش از سه روش ترکیبی استفاده شد که به شرح زیر می‌باشند:

روش ترکیبی ۱: در این روش فرض شده که هر سری زمانی از دو قسمت خطی و غیر خطی تشکیل شده است (رابطه ۴).

$$Y_t = L_t + N_t \quad (4)$$

که در این معادله  $L_t$  جزء خطی و  $N_t$  جزء غیر خطی می‌باشد. در این روش در ابتدا قسمت خطی توسط مدل‌های ARIMA مدل‌سازی شده و سپس باقیمانده‌های مرحله قبل (که حاوی روابط غیر خطی بوده) توسط شبکه عصبی مدل‌سازی می‌شود. از این روش ژانگ [۱۵] برای پیش‌بینی مقادیر لکه‌های خورشیدی ولف، داده‌های خز کانادایی و تغییرات دلار استفاده کرد که در هر سه مورد استفاده از این روش باعث بهبود کارایی مدل سری‌های زمانی شد. در روش ترکیبی ۲: خروجی نهایی حاصل خروجی‌های وزن‌دار شده‌ی هر یک از مدل‌های تکی می‌باشد که این امر را می‌توان به صورت رابطه (۵) نشان داد.

$$y_{t+1} = \sum_{j=1}^k a_j f_{t,j} + \varepsilon_{t+1} \quad (5)$$

در این رابطه  $f_{t,j}$  مقادیر پیش‌بینی شده در یک گام زمانی آینده از  $y_{t+1}$  توسط روش  $i$ ام در زمان  $t$ ،  $a_j$  مقادیر وزن‌ها و  $\varepsilon_{t+1}$  مقدار باقیمانده می‌باشد. از این روش در پژوهش‌های وانگ [۱۴] و کولیالی و همکاران [۵] استفاده گردید. که در هر دو پژوهش مدل ترکیبی نسبت به هر یک از روش‌ها بصورت منفرد عملکرد بهتری داشته است.

در روش ترکیبی ۳، مقادیر خروجی هر چهار روش (شبکه عصبی، ANFIS با تفکیک خوشه‌ای و شبکه‌ای و سری‌های زمانی) را به عنوان ورودی یکی از روش‌های هوش مصنوعی در نظر گرفته می‌شود و با استفاده از معیارهای ارزیابی بهترین روش هوش مصنوعی و ساختار مربوط به آن تعیین می‌شود.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش رودخانه طالقان در محل ایستگاه گلینک می‌باشد. این حوزه آبخیز یکی از زیر حوزه‌های سفید رود می‌باشد که از شمال به حوزه آبخیز الموت، از جنوب به منطقه زیاران و صمغ‌آباد، از شرق به بخشی از حوزه آبخیز کرج و از غرب به حوزه آبخیز شاهرود منتهی می‌شود. منطقه منتهی به ایستگاه گلینک در محدوده ۱۷/۴۵ و ۵ و ۳۶ تا ۴۵/۹۳ و ۲۰ و ۳۶ عرض شمالی و ۳۳/۳۹ و ۳۹ و ۵۰ تا و ۲۱/۵ و ۱۱ و ۵۱ طول شرقی واقع گردیده است. مساحت این منطقه ۸۰۴۲۸/۸۲ هکتار می‌باشد. در این پژوهش از آمار ایستگاه گلینک در بالادست سد طالقان استفاده گردید. این ایستگاه در سال ۱۳۳۷ تاسیس گردیده است که برای این پژوهش از ۴۲ سال آمار این ایستگاه تا سال ۱۳۸۰

مبنی بر عدم وجود روند با سطح اطمینان مورد نظر رد می شود. پس از بررسی روند در مرحله بعد اقدام به توسعه مدل های سری های زمانی با استفاده از روندنمای چند مرحله ای باکس جنیکس گردید. برای روش های هوش مصنوعی دو مرحله اصلی پیش پردازش و تعیین ساختار بهینه شبکه وجود دارد که به شرح زیر می باشند.

پیش پردازش: به علت تاثیر متفاوت داده های ورودی بر روی نرون ها، در ابتدا لازم است داده های ورودی به شبکه معیار سازی شوند، یعنی بین یک دامنه عددی، که معمولاً (۰ و ۱) می باشد، قرار گیرند. با توجه به اینکه در لایه مخفی از تابع سیگموئید استفاده گردید از رابطه (۹) که باعث می شود داده ها بین ۰/۱ و ۰/۹ قرار گیرند برای معیار سازی استفاده گردید.

(۹)

$$y = .8 * \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} + .1$$

در این رابطه  $X_{\min}$  کوچکترین داده و  $X_{\max}$  بزرگترین داده سری داده های می باشد. پس از معیار سازی ۷۵ درصد از کل داده ها برای آموزش، ۱۰ درصد برای صحت سنجی و ۱۵ درصد برای آزمون انتخاب گردید.

با توجه به این که شبکه عصبی مصنوعی و روش های نوروفازی اغلب در محدوده داده های معرفی شده به آن کار می کند و به نوعی این شبکه ها در این محدوده قادر به میان یابی بوده و قدرت برون یابی آنها در خارج از این محدوده بسیار ضعیف می باشد، لذا اعتقاد بر این است که حذف هر گونه روندهای بلند مدت و فصلی می تواند در

## روش پژوهش

برای استفاده از مدل های سری های زمانی در ابتدا لازم است که داده ها از نظر روند مورد بررسی قرار گیرند که در این پژوهش از آزمون غیر پارامتریک من کندال (روابط ۱۵ تا ۱۷) برای این منظور استفاده گردید (۶).

(۶)

$$+1, x > 0$$

$$S = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \text{sgn}(x_j - x_i), \text{ where } \text{sgn}(x) = \begin{cases} 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases}$$

$$-1, x < 0$$

که واریانس فرآیند از معادله (۷) تعیین می گردد.

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{18} [N(N-1)(2N+5) - \sum_{i=1}^m t_i(t_i-1)(2t_i+5)] \quad (7)$$

که در این رابطه  $m$  تعداد دسته ها با داده های یکسان و تعداد داده ها در هر دسته  $m$  می باشد.

(۸)

$$z = \begin{cases} (s-1) / \sigma_s, & \text{if } s > 0 \\ 0, & \text{if } s = 0 \\ (s+1) / \sigma_s, & \text{if } s < 0 \end{cases}$$

که مقدار  $z$  بدست آمده توسط رابطه های فوق با مقادیر  $z$  بدست آمده از جدول توزیع نرمال با سطح اطمینان مورد نظر مقایسه می گردد. چنانچه  $z$  محاسباتی بزرگتر از  $z$  جدول بود فرضیه صفر

جدول ۱- ترکیب ورودی های مختلف

نام مدل	نوع ورودی
ورودی ۱	$Q_{t-1}$
ورودی ۲	$Q_{t-2}$ و $Q_{t-1}$
ورودی ۳	$Q_{t-3}$ و $Q_{t-2}$ ، $Q_{t-1}$
ورودی ۴	$Q_{t-4}$ و $Q_{t-3}$ ، $Q_{t-2}$ ، $Q_{t-1}$
ورودی ۵	$Q_{t-5}$ و $Q_{t-4}$ ، $Q_{t-3}$ ، $Q_{t-2}$ ، $Q_{t-1}$
ورودی ۶	$Q_{t-12}$ و $Q_{t-1}$
ورودی ۷	$Q_{t-12}$ و $Q_{t-2}$ ، $Q_{t-1}$
ورودی ۸	$Q_{t-12}$ و $Q_{t-3}$ ، $Q_{t-2}$ ، $Q_{t-1}$
ورودی ۹	$Q_{t-12}$ و $Q_{t-4}$ ، $Q_{t-3}$ ، $Q_{t-2}$ ، $Q_{t-1}$
ورودی ۱۰	$Q_{t-12}$ و $Q_{t-5}$ ، $Q_{t-4}$ ، $Q_{t-3}$ ، $Q_{t-2}$ ، $Q_{t-1}$

مورد بررسی قرار گرفت و از روندنمای آموزشی لونبرگ مارگارت، به علت کارایی و سادگی کاربرد، استفاده گردید.

### معیارهای ارزیابی

در این پژوهش در هر مرحله برای تعیین بهترین ساختار مدل و مقایسه مدل‌های مختلف از معیارهای ارزیابی ضریب همبستگی، RMSE، MAE و AARE استفاده گردید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_t^0 - Q_t^c)^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_t^0 - Q_t^c| \quad (11)$$

$$AARE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_t^0 - Q_t^c| * 100 \quad (12)$$

در رابطه‌ها n تعداد داده‌ها،  $Q_t^0$  دبی مشاهده‌ای و  $Q_t^c$  دبی شبیه‌سازی شده می‌باشند.

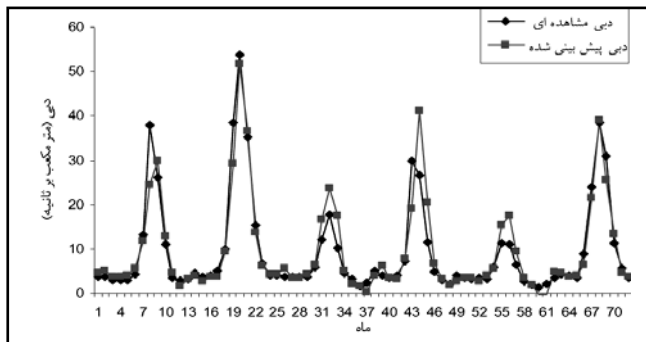
### نتایج

در ابتدا با استفاده از روش من‌کنندال روند موجود در داده‌ها در مقیاس سالانه بررسی گردید که مقدار Z برای این ایستگاه  $-0.694$  - به دست آمد و با توجه به مقدار  $Z_{\alpha=0.025} = -1.645$  داده‌ها فاقد روند

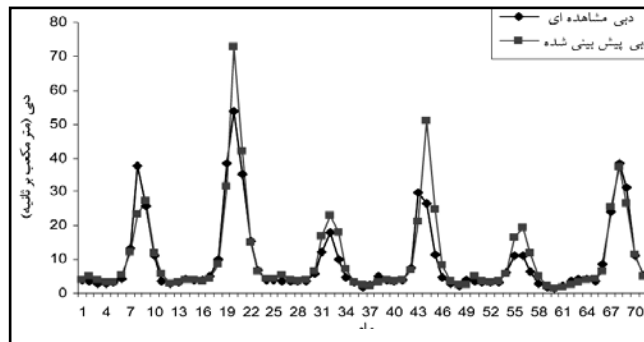
کارایی شبکه تاثیر مستقیمی بگذارد. بدین منظور در این پژوهش پیش پردازش استاندارد سازی فصلی بر روی داده‌ها انجام گرفت. برای استانداردسازی فصلی می‌توان از دو رویکرد استفاده کرد. در حالت اول داده‌های هر فصل را به میانگین و واریانس آن تقسیم کرده و در حالت دوم در ابتدا میانگین و واریانس هر فصل را از سری فوریه بدست آورده و سپس اقدام به استاندارد سازی فصلی داده‌ها می‌شود [۱۱]. که در این پژوهش برای استانداردسازی فصلی داده‌ها از رویکرد دوم استفاده گردید. پس از پیش پردازش در روش‌های هوش مصنوعی باید ساختار بهینه شبکه تعیین گردد. در شبکه عصبی ساختار شبکه شامل نوع ورودی‌ها و خروجی‌ها، تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی، نوع تابع فعال‌سازی و نوع روندنمای آموزشی می‌باشد. برای تعیین بهترین ورودی‌ها، دو حالت در نظر گرفته شد، در حالت اول ورودی شبکه مقادیر دبی تا تاخیر ۵ ماه بوده و در مرحله بعد، با توجه به همبستگی بالای دبی در سال‌های گذشته، مقادیر دبی در سال قبل را به ورودی‌های مرحله قبل اضافه کرده و در کل ده ورودی به صورت جدول (۱) می‌باشد. برای شبکه عصبی پرسپترون، با توجه به قضیه تقریب ساز جهانی نیلسون [۲]، شبکه‌ها با یک لایه مخفی که دارای تابع فعال‌سازی سیگموئید در لایه مخفی و تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی بوده، و تعداد نرون‌های آن به صورت سعی و خطا تعیین می‌گردید،

جدول ۲- نتایج نهایی برای ورودی با داده‌های RD

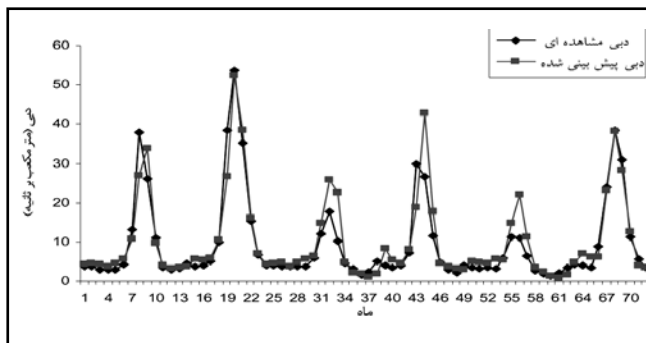
مدل	AARE	MAE	RMSE	ضریب همبستگی
شبکه عصبی	آزمون	۲/۹۲	۵/۱۳	۸۸/۴۰
	آموزش	۳۵/۵۲	۳/۸۷	۸۹/۶۵
ANFIS خوشه‌ای	آزمون	۳/۷۲	۵/۳۳	۸۸/۳۱
	آموزش	۴۳/۱۳	۴/۳۵	۸۸/۶۹
ANFIS شبکه‌ای	آزمون	۳/۴۸	۵/۱۷	۸۸/۹۰
	آموزش	۳۹/۳۹	۳/۸۵	۹۰/۱۰
ARIMA(3,0,0)(0,1,1)	آزمون	۲/۴۸	۵/۰۵	۹۲/۲۱
	آموزش	۲۱/۳۶	۳/۴۱	۸۹/۶۱
مدل ترکیبی ۱	آزمون	۲/۴۹	۵/۰۵	۹۲/۱۹
	آموزش	۲۲/۵۶	۳/۲۷	۹۲/۵۶
مدل ترکیبی ۲	آزمون	۲/۴۸	۴/۱۸	۹۲/۹۸
	آموزش	۳/۰۸	۵/۲۴	۹۳/۰۵
مدل ترکیبی ۳	آزمون	۲/۱۳	۳/۶۸	۹۴/۲۴
	آموزش	۲۵/۳۰	۲۴/۲۶	۵۵/۹۳



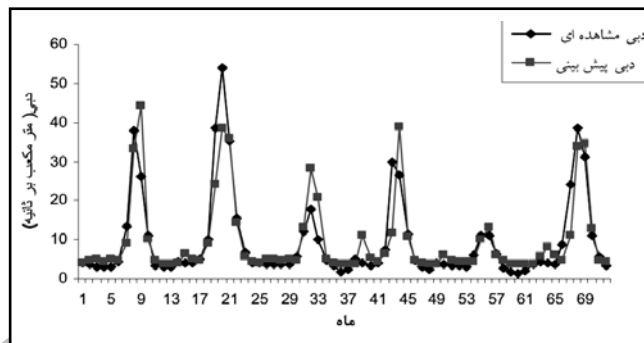
شکل ۴- مقادیر دبی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با مدل



شکل ۲- مقادیر دبی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با شبکه



شکل ۵- مقادیر دبی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با مدل ترکیبی ۲ برای داده‌های فقط معیارسازی شده ترکیبی ۲ برای داده‌های فقط معیارسازی شده



شکل ۳- مقادیر دبی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با سری‌های عصبی برای داده‌های فقط معیارسازی شده زمانی برای داده‌های فقط معیارسازی شده

سایر مدل‌ها داشته‌اند، که این دو مدل تقریباً مشابه یکدیگر عمل کرده‌اند. بدترین عملکرد نیز مربوط به مدل‌های ANFIS با تفکیک خوشه‌ای و تفکیک شبکه‌ای می‌باشد که البته عملکرد ضعیف ANFIS با تفکیک خوشه‌ای ناشی از این امر است که در این قسمت در اغلب موارد شعاع تاثیر برای ورودی‌ها و خروجی‌ها کمتر از ۰/۱ بوده است که به طور عملی در این قسمت شبکه قابل ساختن نبوده و فقط تعداد محدودی مدل ANFIS با تفکیک خوشه‌ای ساخته شده است.

بعد از مدل‌های ANFIS، مدل شبکه عصبی عملکرد ضعیف‌تری نسبت به مدل‌های دیگر داشته است. در این قسمت عملکرد مدل ترکیبی ۱ نسبت به مدل‌های هوش مصنوعی بهتر بوده است، اما نتوانسته باعث بهبود کارایی مدل  $ARIMA(3,0,0)(0,1,1)$  گردد. همچنین با توجه به جدول (۲) ملاحظه می‌شود عملکرد مدل‌های ترکیبی و سری‌های زمانی به طور معنی‌داری بهتر از روش‌های شبکه عصبی و نوروفازی ANFIS با تفکیک شبکه‌ای و خوشه‌ای می‌باشند. نکته قابل توجه در جدول (۲) وجود تغییرات زیاد در مقادیر (RMSE) به عنوان نمونه مقادیر RMSE مدل ترکیبی ۳ در داده‌های آزمون و آموزش می‌باشد این مسئله ناشی از آن است که در معیار RMSE مقادیر خطاها به توان ۲ می‌رسد در حالی که مقادیر

می‌باشند و دلایل کافی برای رد فرض صفر (مبنی بر عدم وجود روند با سطح اطمینان ۹۵ درصد) وجود ندارد.

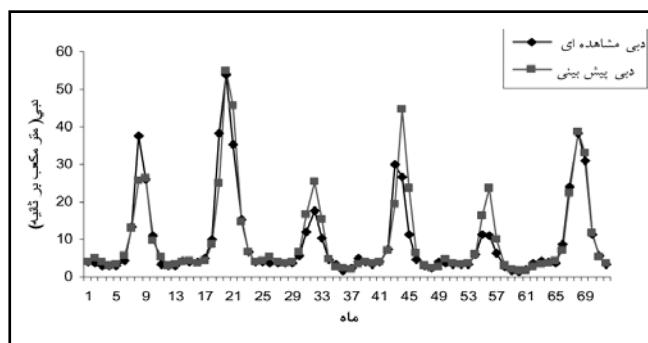
برای روش سری‌های زمانی با استفاده از روندنمای سه مرحله‌ای باکس جنیکس بهترین مدل‌ها تعیین گردید که در این ایستگاه مدل  $ARIMA(3,0,0)(0,1,1)$  به عنوان مدل برتر انتخاب گردید. برای روش‌های هوش مصنوعی به روش سعی و خطا، بهترین ساختار مدل انتخاب گردید و با استفاده از مدل منتخب اقدام به پیش‌بینی جریان رودخانه گردید. به علت اینکه ذکر تمام نتایج مدل‌های ساخته شده تکراری می‌باشد فقط نتایج نهایی مربوط به هر یک از روش‌های هوش مصنوعی آورده شده است. با توجه به جدول (۲) در حالی که داده‌های ورودی به شبکه فقط معیارسازی شده  $(RD)^1$  باشند بهترین نتایج مربوط به مدل ترکیبی ۳ می‌باشد که در این مدل مقادیر ضریب همبستگی، RMSE، MAE و AARE آن به ترتیب ۹۴/۲۴، ۲/۶۸، ۲/۱۳، ۲۵/۴۶ به دست آمده است و از لحاظ سه معیار آماری اول نسبت به مدل‌های دیگر بهتر بوده است. ولی از لحاظ معیار (AARE) بعد از مدل‌های سری‌های زمانی قرار داشته است. بعد از مدل ترکیبی ۳، که بهترین عملکرد را داشته مدل‌های  $ARIMA(3,0,0)(0,1,1)$  و مدل ترکیبی ۲ عملکرد بهتری نسبت به

1- Raw data

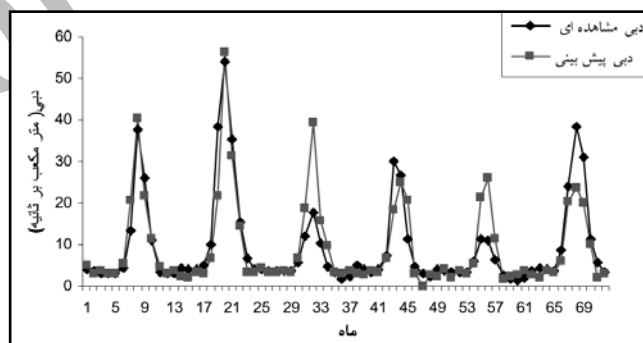
فصلی کرده و سپس به عنوان ورودی مدل مورد استفاده قرار گیرد نسبت به حالتی که داده‌های اولیه فقط معیارسازی شوند تغییر چندانی پیدا نکرده است. به خصوص این مسئله در مدل‌های ترکیبی بیشتر مشاهده می‌شود. از نکات قابل توجه در این قسمت می‌توان به قدرت تعمیم دهی بسیار مناسب مدل‌های ترکیبی  $ARMA(3,1)$  و شبکه عصبی اشاره کرد. به طوری که معیارهای ارزیابی مورد استفاده در این شبکه‌ها از داده‌های آموزش به تست بهبود نسبی پیدا کرده است. و از این نظر مدل‌های ANFIS با تفکیک خوشه‌ای و شبکه و همچنین مدل ترکیبی ۲ عملکرد مناسبی نداشته‌اند. در شکل‌های (۶) تا (۹) مقادیر دبی پیش‌بینی شده و مشاهداتی برای برخی مدل‌ها آورده شده است. با توجه به این نگرانه‌ها ملاحظه می‌شود مدل  $ARMA(3,1)$  هم در پیش‌بینی مقادیر دبی حداقل و هم در پیش‌بینی مقادیر دبی حداکثر بهتر از سایر مدل‌ها عمل کرده است. دو مدل شبکه عصبی و ANFIS با تفکیک شبکه‌ای نیز در پیش‌بینی مقادیر دبی حداکثر مشابه یکدیگر عمل کرده در صورتی که در پیش‌بینی مقادیر دبی حداقل، مدل ANFIS با تفکیک خوشه‌ای عملکرد بهتری داشته است. از نکات مهم در پیش‌بینی دبی تعیین مقادیر حدی (حداکثر و حداقل) و شاخه بالا و پایین رونده آبنمود می‌باشد. بدین منظور

خطا بالا باشد که این امر باعث مقادیر RMSE بالا می‌گردد. در شکل‌های (۲) تا (۵) مقادیر دبی پیش‌بینی شده و مشاهداتی برای برخی مدل‌ها آورده شده است. با توجه به شکل‌های (۲) تا (۵) ملاحظه می‌شود در مدل‌های ترکیبی ۲ و ۳ و شبکه عصبی مقادیر دبی حداکثر در مقایسه با مدل  $ARIMA(3,0,0)(0,1,1)$  بهتر پیش‌بینی شده است در حالی که مدل  $ARIMA(3,0,0)(0,1,1)$  مقادیر دبی حداقل را بهتر پیش‌بینی کرده است و تعداد پیش‌بینی‌های پرت در این مدل حداقل می‌باشد، و به نوعی همبستگی بین پیش‌بینی‌ها در روش سری‌های زمانی بیشتر است. در حالتی که ابتدا داده‌ها را استانداردسازی فصلی کرده و سپس در مدل مورد استفاده قرار گیرد (جدول ۳) مدل  $ARMA(3,1)$  بهترین عملکرد را داشته است که مقادیر ضریب همبستگی، RMSE، MAE و AARE برای این مدل به ترتیب  $۰.۹۲/۰.۶۶۸$ ،  $۴/۳۷۳$ ،  $۲/۱۱۷$  و  $۱۹/۸۶$  می‌باشد که از لحاظ هر چهار عامل برتر از مدل‌های دیگر بوده است.

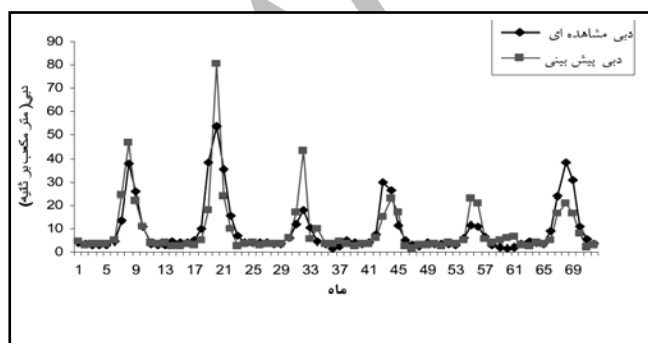
بعد از این مدل، مدل‌های ANFIS با تفکیک خوشه‌ای و شبکه عصبی قرار دارند. بدترین عملکرد نیز به ترتیب مربوط به مدل‌های ترکیبی ۳ و ۲ می‌باشد. همچنین در این ایستگاه عملکرد مدل‌ها در حالتی که در ابتدا داده‌ها استانداردسازی



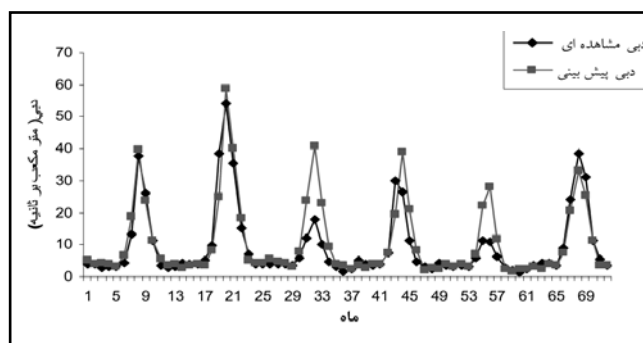
شکل ۸- مقادیر دبی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با  $ARMA(3, 1)$



شکل ۶- مقادیر دبی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با شبکه



شکل ۹- مقادیر دبی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با مدل ترکیبی عصبی برای داده‌های استانداردسازی فصلی شده ۲ برای داده‌های استاندارد سازی فصلی شده



شکل ۷- مقادیر دبی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با ANFIS و عصبی برای داده‌های استاندارد سازی فصلی شده تفکیک خوشه‌ای برای داده‌های استاندارد سازی فصلی شده

جدول (۳): نتایج نهایی برای ورودی با داده‌های استاندارد سازی فصلی شده

مدل	AARE	MAE	RMSE	ضریب همبستگی
شبکه عصبی	آزمون	۲/۹۸	۵/۲۳	۸۸/۳۰
	آموزش	۴/۳۰	۲۴/۰۸	۴۸/۱۶
ANFIS خوشه‌ای	آزمون	۲/۹۸	۵/۳۴	۹۰/۱۰
	آموزش	۲/۹۴	۵/۱۷	۹۳/۳۸
ANFIS شبکه‌ای	آزمون	۳/۲۵	۵/۹۰	۸۸/۶۰
	آموزش	۳/۱۷	۵/۳۷	۹۲/۷۰
AMRA (۳، ۱)	آزمون	۲/۱۲	۴/۳۷	۹۲/۶۷
	آموزش	۵/۶۳	۹/۹۶	۷۳/۶۹
مدل ترکیبی ۲	آزمون	۳/۲۵	۵/۹۲	۸۵/۵۱
	آموزش	۲/۶۱	۴/۳۷	۹۵/۲۰
مدل ترکیبی ۳	آزمون	۳/۹۴	۶/۹۹	۸۲/۵۶
	آموزش	۵/۷۳	۵۵/۸۵	۲۴/۴۷

پایین رونده بهتر می‌باشد و مقادیر متوسط مطلق خطای نسبی (AARE) نیز رفتار متفاوتی از خود نشان داده است.

### بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش مقادیر دبی ماهانه رودخانه طالقانرود با استفاده از روش‌های سری‌های زمانی، هوش مصنوعی و روش‌های ترکیبی پیش‌بینی گردید. برای مدل‌های سری‌های زمانی در این ایستگاه مدل  $ARIMA(3,0,0)(0,1,1)$  به‌عنوان مدل مناسب انتخاب گردید.

برای روش‌های هوش مصنوعی نیز دو حالت در نظر گرفته شد در حالت اول ورودی‌ها فقط معیارسازی شده و در حالت دوم از پیش‌پردازش استاندارد سازی فصلی نیز استفاده گردید. در قسمتی دیگر از این پژوهش عملکرد روش‌های تلفیقی نیز مورد بررسی قرار گرفت. بطور کلی در حالتی که روش‌های ترکیبی در نظر گرفته نشود عملکرد روش‌های سری‌های زمانی بهتر از روش‌های هوش مصنوعی می‌باشد، که این امر را می‌توان این‌گونه تفسیر کرد که در روش‌های سری‌های زمانی عدم قطعیت موجود در پیش‌بینی جریان رودخانه ناشی از احتمال در نظر گرفته می‌شود، در صورتی که در روش‌های هوش مصنوعی این عدم

در این پژوهش با توجه به سری داده‌های تاریخی، ماه‌های اسفند تا مرداد را به‌عنوان فصول پرآبی و ماه‌های شهریور تا بهمن را به‌عنوان فصول کم‌آبی در نظر گرفته و همچنین در قسمتی دیگر ماه‌های بهمن تا اردیبهشت را به‌عنوان شاخه بالا رونده آبنمود و ماه‌های خرداد تا شهریور را به‌عنوان شاخه پایین رونده آبنمود در نظر گرفته شد، و عملکرد مدل‌های مختلف بررسی گردید. به‌طور کلی در اغلب موارد مدل‌هایی که در مرحله قبل مدل برتر بوده‌اند در این قسمت نیز عملکردشان در پیش‌بینی مقادیر دبی حداقل و حداکثر و شاخه پایین رونده و بالا رونده آبنمود نسبت به سایر مدل‌ها بهتر بوده است. در اکثر مدل‌ها معیار متوسط مطلق خطای نسبی (AARE) برای مقادیر حداکثر بهتر از مقادیر حداقل بوده است در صورتی که سه معیار دیگر برای مقادیر حداقل بهتر می‌باشد. این مسئله ناشی از آن است که در معیار AARE مقادیر خطا تقسیم بر مقادیر دبی مشاهده‌ای می‌شود و به نوعی مقادیر خطا نسبت به مقادیر دبی مشاهده شده استاندارد سازی می‌گردد. در صورتی که این مسئله در سایر معیارها مشاهده نمی‌شود. در پیش‌بینی دبی در شاخه پایین رونده و بالا رونده نیز در اکثر مدل‌ها مقادیر ضریب همبستگی برای شاخه بالا رونده هیدروگراف بهتر از شاخه پایین رونده بوده اما مقادیر RMSE و MAE برای شاخه



سیستماتیک و چند مرحله کار انجام می شود. که این مسئله در روش های شبکه عصبی و ANFIS که در آنها برای تعیین ساختار بهینه شبکه باید به صورت صحیح و خطا پیش رفت و وقت گیر بودن فرآیند آموزش کمتر مشاهده می شود. با توجه به نتایجی که از این پژوهش بدست آمده برای پیش بینی دبی رودخانه مدل ANFIS با تفکیک خوشه ای نسبت به مدل ANFIS با تفکیک شبکه ای و شبکه عصبی پیشنهاد می گردد.

### منابع

- ۱- البرزی، م. ۱۳۸۰. آشنایی با شبکه عصبی، انتشارات علمی شریف.
- ۲- کارآموز، م. و عراقی نژاد، ش. ۱۳۸۴. هیدرولوژی پیشرفته، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
3. Aqil, M. Kita, I. Yano, A. and Nishiyama, S. 2007. A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behaviour of runoff. *Journal of Hydrology*. 337, 22- 34.
4. Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. 1976. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. San Francisco: Holden-Day.
5. Coulibaly, P. Hache, M. Fortin, V. and Bobee B. 2005. Improving Daily Reservoir Inflow Forecasts with Model Combination. *J. Hydrol. Eng.* 10(2). 91-99.
6. El-Shafie, A. RedaTaha, M. and Noureldin, A. 2007. A neuro-fuzzy model for inflow forecasting of the Nile river at Aswan high dam. *Water Resour Manage.* 21: 533-556.
7. Firat, M. and Gungor, M. 2007. River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system. *Mathematics and Computers in Simulation*. Volume 75, Issue 3-4 Pages 87-96.
8. Huang, W. & Chan-Hilton, B.X. 2004. Forecasting flows in Apalachicola River using neural networks. *Hydrological Processes*. Volume 18. Issue 13, Pages 2545 - 2564.
9. Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems, *IEEE Trans Systems Man Cybernet* 23, 665-685.
10. Jain, S.K. Das, A. and Srivastava, D.K. 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation, *J. Water Res. Plann.*

قطعیت ناشی از عدم قطعیت در عامل ها و امکان می باشد. نتایج این پژوهش نشان می دهد که در این ایستگاه عدم قطعیت حاصل از احتمال نسبت به عدم قطعیت ناشی از عامل ها و امکان بیشتر مشهود است که این نتیجه کمتر در مطالعات قبلی مشاهده شده است. این مسئله را می توان ناشی از آن دانست که در اغلب مطالعات قبلی هدف از ابتدا نشان دادن برتری روش های هوش مصنوعی نسبت به روش سری زمانی می باشد و یا نوع مقایسه، مقایسه نابرابری بوده است به عنوان مثال در پژوهش نویاک و همکاران [۱۳] در پیش بینی دبی رودخانه بایتارانی از مدل های ARMA برای پیش بینی جریان رودخانه استفاده شده و هیچ گونه اشاره ای به استاندارد سازی فصلی و یا استفاده از مدل های ARIMA که در این پژوهش بهترین جواب داده نشده است. مشابه همین مسئله را می توان در پژوهش های جین و همکاران [۱۰] در پیش بینی دبی ورودی به سد حوزه اورسپای هند، کیسی و همکاران [۱۳] در پیش بینی دبی رودخانه گوکشو در ترکیه و جین و کومار [۱۱] در پیش بینی مقادیر دبی رودخانه کلرادو مشاهده کرد که در دو پژوهش آخری برای مقایسه روش های سری های زمانی و هوش مصنوعی فقط از مدل های AR استفاده شده است و حتی جزء میانگین متحرک نیز در این مدل ها مشاهده نمی شود. در پژوهش هانگ و همکاران [۸] اگر چه از مدل های ARIMA استفاده گردیده است، ولی برای شبکه عصبی از مقادیر بارش نیز به عنوان ورودی کمکی استفاده گردیده است. در این پژوهش روش های شبکه عصبی، ANFIS با تفکیک شبکه ای و خوشه عملکرد تقریباً یکسانی داشته اند. در کل در بین تمام مدل ها بهترین عملکرد مربوط به مدل های ترکیبی ۲ و ۳ می باشند. اما عملکرد مدل ترکیبی یک زیاد مناسب نبوده است. ژانگ [۱۵] به نتایج متفاوت با این نتایج دست یافت. البته در پژوهش انجام شده توسط ژانگ در سه سری داده مورد بررسی عملکرد شبکه عصبی نسبت به مدل های سری زمانی بهتر بوده است. که در این پژوهش خلاف این مطلب صادق بوده است. نتایج این پژوهش این مسئله را که مدل های سری های زمانی به خوبی توانسته سری مورد بررسی را مدل سازی و همچنین این مسئله که مقادیر باقیمانده ها یک فرآیند تصادفی است را تایید می کند. در این پژوهش استفاده از پیش پردازش استانداردسازی فصلی باعث بهبود عملکرد مدل نگردیده است. که در پژوهش جین و کومار [۱۱] به نتایج متفاوتی دست یافتند. تمام مدل ها شاخه بالا پایین روند را بهتر از شاخه بالا رونده و مقادیر دبی کمینه را بهتر از مقادیر دبی حداکثر پیش بینی کرده که این امر را می توان در طبیعت متفاوت فرآیندهای بوجود آورند آنها دانست. از مزایای مدل های سری های زمانی در نظر گرفتن ساختار همبستگی موجود در داده های برای مدل سازی می باشد که این مسئله کمتر در روش های شبکه عصبی و نورو- فازی مشاهده می شود. همچنین برای تعیین مدل برتر به صورت

J. Hydrol. 291. 52-66.

14. Wang, W. Gelder, P. & Vrijling, J.K. 2005. Improving daily streamflow forecasting by combining ARMA and ANN models. International conference on innovation advances and implementation of flood forecasting technology. 17 to 19 October, Troms, Norway.

15. Zhang, G.P. 2003. Time series forecasting using a hybrid ARIMA. Neurocomputing 50. 159 - 175.

Manage.125(5): 263-271.

11. Jain, A. and Kumar, A.M. 2007. Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting Applied Soft Computing Journal. 7 (2), p. 585- 592, Mar.

12. Kisi, O. 2004. River Flow Modeling Using Artificial Neural Networks. Journal of hydrologic Engineering SCE/January/February. pp. 60-63.

13. Nayak, P.C. Sudheer, K.P. Rangan, D.M. and Ramasastri, K.S. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series.

Archive of SID