

برآورد دقت سیاست بهره‌برداری از مخزن مبتنی بر پیش‌بینی با استفاده از تبدیل موجک گسسته و روش‌های یادگیری گروهی

احسان مستقیم‌زاده^۱، سیدمحمد اشرفی^{۲*} و آرش ادیب^۳

چکیده

یکی از راهکارهای مؤثر در بهبود عملکرد سیستم‌های منابع آب، ارزیابی نقش پیش‌بینی جریان در بهبود شاخص‌های بهره‌برداری مانند اعتمادپذیری است. بر همین اساس، در گام نخست، دو روش پیش‌بینی بر مبنای تبدیل موجک گسسته و انتخاب ویژگی برای تخمین مقدار جریان ورودی ماهانه به مخزن سد دز معرفی شد. در گام دوم، یک مدل شبیه‌ساز-بهبودساز ترکیبی توسعه داده شده و نقش دقت پیش‌بینی در عملکرد دو منحنی فرمان از پیش تعریف‌شده، شامل منحنی فرمان چندجمله‌ای و جیره‌بندی بررسی شد. نتایج، نشان‌دهنده نقش مهم دقت پیش‌بینی جریان در عملکرد سیاست‌های مذکور بود؛ به‌گونه‌ای که در نهایت، افزایش ۴ درصد در ضریب همبستگی پیش‌بینی، سبب افزایش ۱۰ درصد در اعتمادپذیری منحنی فرمان چندجمله‌ای و ۱۵ درصد در منحنی فرمان جیره‌بندی شد. همچنین، مشاهده شد که افزایش دقت پیش‌بینی، میزان سرریز را در دو سیاست مذکور به ترتیب، ۹ و ۱۲ درصد کاهش می‌دهد. علاوه بر این، نتایج نشان داد عملکرد مدل انتخاب ویژگی در تشخیص متغیرهای مؤثر بر جریان ماهانه مناسب بوده و با تشخیص چهار ویژگی مؤثر با خطای نسبی ۰/۳۱ الگوی تغییرات جریان را شناسایی می‌کند.

واژه‌های کلیدی: الگوی تغییرات جریان، پیش‌بینی جریان، تبدیل موجک گسسته، خودهمبستگی جریان سیاست بهره‌برداری مخزن، شبکه عصبی مصنوعی.

ارجاع: مستقیم‌زاده ا. اشرفی س. م. و ادیب آ. ۱۴۰۰. برآورد دقت سیاست بهره‌برداری از مخزن مبتنی بر پیش‌بینی با استفاده از تبدیل موجک گسسته و روش‌های یادگیری گروهی. مجله پژوهش آب ایران. ۴۱: ۷۵-۸۶.

1- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

2- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

3- استاد گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.

* نویسنده مسئول: ashrafi@scu.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۰۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۹/۰۷

مقدمه

امروزه، پیش‌بینی جریان، یکی از مؤلفه‌های اساسی در سیستم‌های مدیریت منابع آب به شمار می‌آید. اهمیت این مسئله در این است که تغییرات اقلیم و فعالیت‌های انسانی در طبیعت بر فرایندهای هیدرولوژیک اثر می‌گذارد و سبب بروز تغییرات عمده در توزیع منابع آب می‌شود. با استناد به پنجمین گزارش IPCC^۱، دمای سطح زمین به‌علت استفاده مکرر از گازهای گلخانه‌ای رو به افزایش است که این امر، الگوی طبیعی جریان را دستخوش تغییرات جدی می‌کند (استاکر و همکاران، ۲۰۱۴). همچنین، تغییر الگوی جریان، سبب بروز چالش‌های جدی در بهره‌برداری مخازن می‌شود (لئو و همکاران، ۲۰۱۴). منحنی‌های بهره‌برداری مخزن - که میزان رهاسازی را تابعی از اطلاعات موجود، شامل سطح ذخیره و جریان ورودی تعیین می‌کند - به‌علت ساختار ساده به‌طور عمومی در بهره‌برداری بلندمدت مخزن به کار گرفته می‌شود (لئو و همکاران، ۲۰۱۱). این منحنی‌ها، که باید برای کاهش خسارت‌های احتمالی به سیستم به کار گرفته شود، به‌طور عمومی بر مبنای روش‌های برازش یا مدل‌های شبیه‌ساز-بهینه‌ساز محاسبه می‌شود. روش‌های برازش به دو زیرمجموعه خطی و غیرخطی تقسیم می‌شود و ضرایب منحنی را براساس یک فرایند بهینه‌سازی معین و یافتن مسیر بهینه تخمین می‌زند (یانگ، ۱۹۶۷؛ بهاسکار و ویتلاچ، ۱۹۸۰؛ وانگ، ۲۰۱۱). همچنین، مدل‌های شبیه‌ساز-بهینه‌ساز، این ضرایب را براساس یک فرایند بهینه‌سازی و در قالب تابع هدف مشخصی تعیین می‌کند (اونسون و موسلی، ۱۹۷۰؛ بلینی و همکاران، ۱۹۹۹). نکته مهم این است که در تمامی روش‌های مذکور، ضرایب منحنی بر مبنای سری‌های زمانی گذشته استخراج و خروجی مخزن متناسب با رخدادهای گذشته تعیین می‌شود؛ در نتیجه، عملکرد بهره‌برداری با توجه به ماهیت متغیر جریان ورودی و تغییرات محتمل الگوی جریان کاهش می‌یابد. برای رفع این مشکل در سال‌های اخیر، مطالعاتی انجام شده است که به بخشی از آنها اشاره می‌شود. یوم و سیمونویچ (۲۰۱۰)، پاسخ سیاست‌های بهره‌برداری ماهانه را در مقابل الگوی متغیر جریان ورودی ارزیابی کردند و رویکردی بهینه در این زمینه ارائه دادند. در حقیقت، آنها به‌گونه‌ای آغازگر بررسی سیستم‌های

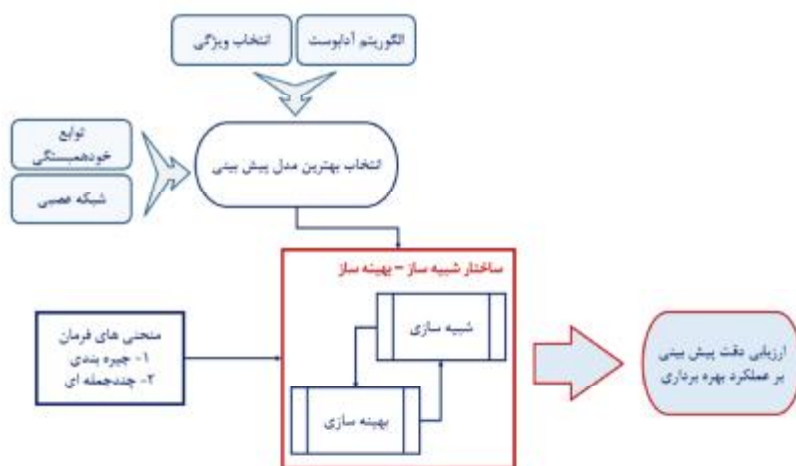
مدیریت مخزن با توجه به تغییرات جریان ورودی نامیده می‌شدند. احمدی و همکاران (۲۰۱۴)، یک روش بازنگری در سیاست بهره‌برداری با هدف تطبیق منحنی فرمان با سناریوهای مختلف تغییر جریان ورودی ارائه دادند. فنگ و همکاران (۲۰۱۷)، تغییرات سیاست‌های بهره‌برداری را با سناریوهای مختلف جریان ورودی بررسی کردند. سناریوهایی مانند تغییر در میانگین، ضریب تغییرات و عامل نوسان‌های فصلی در نظر گرفته شد. علاوه بر این، در یک سال اخیر، مطالعاتی با هدف ارائه سیاستی جامع و منطبق با تغییرات جریان انجام شده است. وانگ و همکاران (۲۰۱۹)، توسعه یک مدل یادگیری عمیق بر مبنای شبکه بیزین^۲ را برای بررسی آثار عدم قطعیت پیش‌بینی بر عملکرد نهایی یک سیاست بهره‌برداری پیشنهاد دادند. نتایج نشان داد عدم قطعیت جریان ورودی، نسبت به دیگر متغیرهای ثابت، نقش مهم‌تری در عملکرد بهره‌برداری دارد. جین و لی (۲۰۱۹)، یک مدل جیره‌بندی گسسته بر مبنای ذخیره ابتدای دوره و پیش‌بینی جریان برای تعیین سیاست بهینه حوزه‌ای تک‌مخزنی ارائه دادند. نتایج نشان داد استفاده انحصاری از ذخیره ابتدای دوره، منحنی فرمان را در تراز بالاتری قرار می‌دهد. علوی و همکاران (۲۰۱۹) یک سیستم بهره‌برداری مبتنی بر پیش‌بینی جریان و تبخیر ارائه دادند. نتایج بر لزوم به‌کارگیری متغیر پیش‌بینی جریان در بهبود نتایج مدل بهره‌برداری تأکید کرد. پنگ و همکاران (۲۰۱۹) ساختاری ارائه دادند که در آن، به کمک یک مدل بارش-رواناب و مقادیر بارش مستخرج از پیش‌بینی‌کننده‌های گروهی، منحنی‌های فرمان بهره‌برداری یک سیستم تک‌مخزنی استخراج می‌شد. نتایج، نشان‌دهنده افزایش مقدار انرژی برقایی تولیدی در مقایسه با سیستم‌های پیشین بود. اشرفی و همکاران (۲۰۲۰)، یک مدل پیش‌بینی بر مبنای سری زمانی گذشته جریان ارائه دادند. آنها در ادامه به کمک متغیر جریان پیش‌بینی‌شده در افق ماهانه، عملکرد دو سیاست بهره‌برداری را مقایسه کردند. نتایج نشان‌دهنده نقش مهم پیش‌بینی بر بهبود نتایج مدل بهره‌برداری بود. همانگونه که مشاهده می‌شود، در تمامی پژوهش‌های مذکور، ساختار کلی از یک مدل شبیه‌ساز-بهینه‌ساز و یک مدل پیش‌بینی جریان تشکیل شده و هدف اصلی، ارائه

سیاست‌های ترکیبی با سیاست بهره‌برداری استاندارد انجام می‌شود.

مواد و روش‌ها

مطابق شکل ۱، ساختار کلی این پژوهش از دو بخش جداگانه تشکیل می‌شود. در گام نخست، برای توسعه یک مدل پیش‌بینی، دو رویکرد جداگانه بر مبنای تبدیل موجک گسسته، شبکه عصبی مصنوعی، انتخاب ویژگی چندهدفه و مبانی یادگیری گروهی به کمک روش تقویت مبتنی بر الگوریتم آدابوست ارائه و با مقایسه نتایج، رویکرد برتر انتخاب می‌شود. در گام دوم، دو سیاست مرسوم بهره‌برداری مخزن، شامل منحنی فرمان چندجمله‌ای و منحنی فرمان جیره‌بندی در قالب یک سیستم شبیه‌ساز- بهینه‌ساز توسعه می‌یابد. در نهایت، با افزودن ترم پیش‌بینی به سیاست‌های مذکور و مقایسه آن با حالتی که سیاست‌های مذکور از مقدار واقعی جریان سود می‌برد، آثار دقت پیش‌بینی بر عملکرد بهره‌برداری مخزن در قالب شاخص‌های ارزیابی آشکار می‌شود. همچنین، عملکرد هر یک از سیاست‌های ترکیبی مذکور با سیاست بهره‌برداری استاندارد مقایسه و لزوم به‌کارگیری ترم پیش‌بینی در روابط منحنی فرمان مخزن بررسی می‌شود.

سیاستی ترکیبی بوده است. پرسشی که مطرح می‌شود، مربوط به چگونگی اثرگذاری این پیش‌بینی‌ها بر عملکرد بهره‌برداری است؛ به عبارت دیگر، دقت پیش‌بینی به‌عنوان یکی از ارکان اصلی در یک سیاست ترکیبی تا چه اندازه بر عملکرد بهره‌برداری مؤثر است. همچنین، آیا می‌توان تخمین دقیقی از عملکرد یک سیاست بهره‌برداری بدون توجه به دقت پیش‌بینی جریان ورودی به مدل ارائه کرد؟ در صورتی که نتوان پاسخ دقیقی به این پرسش داد، احتمال کاهش عملکرد بهره‌برداری در اثر عملکرد نامناسب پیش‌بینی وجود دارد؛ بنابراین، هدف اصلی این پژوهش، پاسخ به پرسش‌های مذکور، یعنی بررسی آثار دقت پیش‌بینی بر عملکرد سیاست‌های ترکیبی است. بر همین اساس، گام نخست، توسعه یک مدل پیش‌بینی جریان ماهانه به کمک تبدیل موجک گسسته است که در آن، به کمک روش انتخاب ویژگی چندهدفه، متغیرهای مؤثر بر جریان شناسایی می‌شود و در انتها، مدل پیش‌بینی نهایی با استفاده از الگوریتم آدابوست توسعه می‌یابد. در گام دوم، با اتصال مدل پیش‌بینی مذکور به یک مدل بهره‌برداری مخزن و افزودن ترم پیش‌بینی به رابطه دو منحنی فرمان چندجمله‌ای و جیره‌بندی (لاکس، ۱۹۷۰؛ آیزل، ۱۹۷۲)، آثار دقت پیش‌بینی بر عملکرد سیاست‌های مذکور بررسی می‌شود. همچنین، مقایسه‌ای بین نتایج



شکل ۱- فلوچارت کلی طرح پیشنهادی

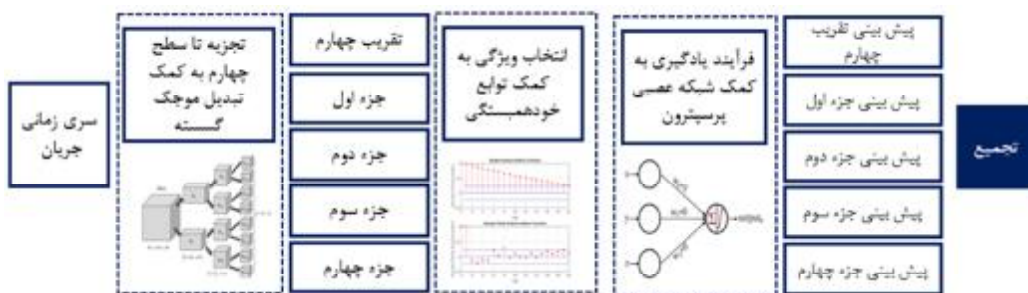
ویژگی و یادگیری گروهی. در پایان، مدل پیش‌بینی نهایی با مقایسه شاخص‌های ارزیابی انتخاب می‌شود. در رویکرد نخست، پس از اعمال عملگر موجک، هر یک از مؤلفه‌های تقریبی و جزئی به‌طور انحصاری پیش‌بینی می‌شود. گفتنی

مدل پیش‌بینی پیشنهادی

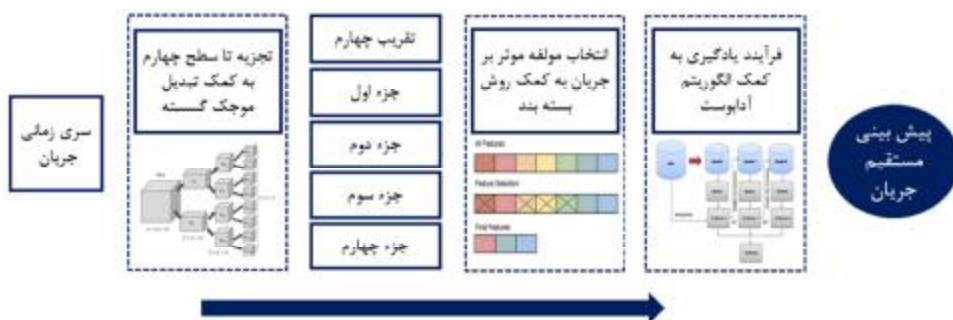
در پژوهش حاضر، دو رویکرد کلی در قالب مؤلفه‌های موجک برای پیش‌بینی جریان در افق ماهانه معرفی شده است: ۱- مبتنی بر خودهمبستگی و ۲- مبتنی بر انتخاب

یافتن مستقیم مؤلفه‌های مؤثر بر جریان معرفی می‌شود. در ادامه، از الگوریتم آدابوست برای ایجاد یک ساختار یادگیری گروهی استفاده می‌شود. گفتنی است، مطابق نتایج تحلیل حساسیت در هسته مرکزی این ساختار از شبکه عصبی سه‌لایه‌ای با ۴ نرون به‌عنوان یک یادگیرنده ضعیف استفاده می‌شود.

است، معیار انتخاب بر مبنای مقادیر خودهمبستگی هر مؤلفه است. در این رویکرد، مطابق شکل ۲، یک شبکه عصبی پرسپترون سه‌لایه با ۱۰ نرون به‌عنوان یادگیرنده مرکزی توسعه یافته است و مقدار نهایی جریان از تجمیع مقادیر مؤلفه‌های پیش‌بینی‌شده به دست می‌آید. مطابق شکل ۳، در رویکرد دوم، یک مدل انتخاب ویژگی براساس روش بسته‌بند و مبتنی بر بهینه‌سازی چندهدفه برای



شکل ۲- فلوجارت کلی روش پیش‌بینی مبتنی بر خودهمبستگی



شکل ۳- فلوجارت پیشنهادی روش پیش‌بینی مبتنی بر انتخاب ویژگی و یادگیری گروهی

$$Min \{RRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f(\hat{x}_i) - t_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_i} * 100\} \quad (2)$$

$$Min \{n_f = |\hat{x}_i|\} \quad (3)$$

روابط مفهومی مذکور، دو هدف کلی مسئله بهینه‌سازی است؛ به‌گونه‌ای که رابطه تبادلی بین خطای مدل و تعداد ویژگی‌ها ارضا شود. این امر مهم به کمک الگوریتم NSGA-II (ب و همکاران، ۲۰۰۰) انجام و در مرحله بعد، هر یک از ویژگی‌های منتخب وارد الگوریتم آدابوست می‌شود. روش دومرحله‌ای تقویت قابل تطبیق یا به‌اختصار، آدابوست را اشپری (۲۰۱۳) معرفی کرده است. در مرحله اول، یک توزیع جدید روی وزن الگوها چندبار اعمال

ساختار عمومی شبکه عصبی به قرار ذیل است (مک‌کولاج و همکاران، ۱۹۹۰):

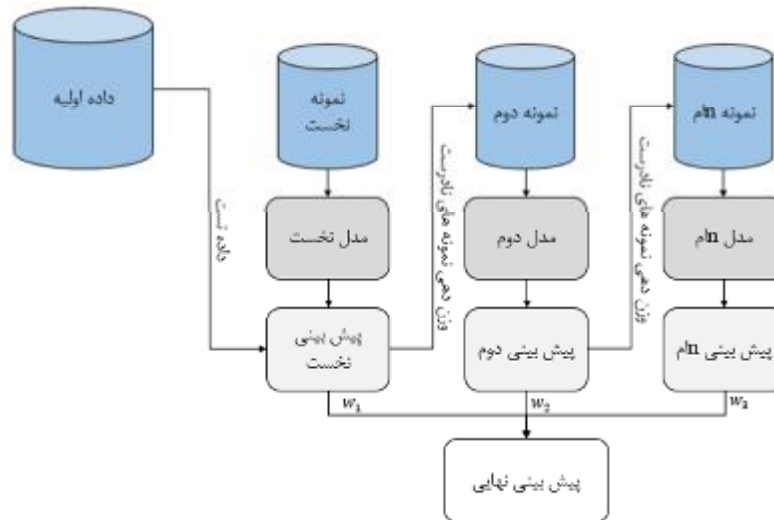
$$Y(x) = F\left(\sum_{i=1}^L Wi(t).Xi(t) + b\right) \quad (1)$$

که X متغیر پیش‌بینی‌کننده، $Y(x)$ مقدار پیش‌بینی، L تعداد سلول‌های پنهان، W وزن ورودی به هر نرون، b مقدار بایاس و F تابع انتقال است. گفتنی است، تابع سیگموئید در لایه مخفی و تابع خطی در لایه خروجی به کار می‌رود. همانگونه که گفته شد، در رویکرد دوم پیش‌بینی از روش بسته‌بند در قالب یک مسئله بهینه‌سازی دوهدفه استفاده می‌شود. با فرض \hat{x} بردار ویژگی‌های انتخاب‌شده و t خروجی هدف، رابطه ذیل به دست می‌آید:

می‌شود. این عمل به ایجاد فرضیه جدیدی منجر می‌شود که با توجه به وزن‌های جدید، خطای کمتری دارد. درنهایت، فرضیه نهایی پس از تکرار مراحل مذکور، مطابق جدول ۱ و شکل ۴ از ترکیب نتایج تولید می‌شود.

جدول ۱- مراحل الگوریتم آدابوست

۱	تعیین تعداد مدل‌های پایه	۴	تست مدل پایه	۷	به‌روزرسانی وزن نمونه‌ها
۲	تعیین وزن اولیه برای همه نمونه‌ها	۵	محاسبه آستانه خطا	۸	تکرار مراحل ۳ تا ۶
۳	ساخت مدل و آموزش مدل پایه	۶	تعیین نمونه‌های بالاتر از آستانه	۹	محاسبه وزن کلی هر مدل



شکل ۴- فلوجارت کلی روش تقویت مبتنی بر الگوریتم آدابوست

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (t_i - \bar{t})(f_i - \bar{f})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (t_i - \bar{t})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2}} \quad (5)$$

$$\text{Willmott} = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - t_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|f_i - \bar{t}| + |t_i - \bar{f}_i|)^2} \right] \quad (6)$$

$$\text{Nash} = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (t_i - f_i)^2}{\sum_{i=1}^N (t_i - \bar{t})^2} \right] \quad (7)$$

در معادلات مذکور، t ، f و N به ترتیب، جریان مشاهداتی، پیش‌بینی‌شده و تعداد نمونه‌هاست.

مدل شبیه‌ساز-بهینه‌ساز

پس از انتخاب بهترین مدل پیش‌بینی در گام دوم این پژوهش، دو سیاست چندجمله‌ای و جیره‌بندی به‌صورت پارامتریک تعریف می‌شود. گفتنی است، برای تأمین نیاز زیست‌محیطی و دیگر قیود حاکم، از تابع جریمه استفاده می‌شود. از دیگر قیود سیستم به قید ذخیره مخزن، حداکثر ظرفیت خروجی و تلفات از سطح مخزن می‌توان اشاره کرد. با توجه به موارد مذکور، تابع هدف بهینه‌سازی مخزن به شکل ذیل نوشته می‌شود:

در هر دو رویکرد پیشنهادی از تبدیل موجک گسسته با رابطه کلی ذیل برای تجزیه سری زمانی جریان استفاده می‌شود (پولیکار، ۱۹۹۹):

$$DWT(s, b) = \frac{1}{\sqrt{s_0^m}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi(t - nb_0 s_0^m / s_0^m) \quad (4)$$

$\psi(0)$ تابع موجک مادر، که در این مطالعه برای تطابق با نوسان‌های طبیعی از موجک هار استفاده می‌شود (کمروزمان و همکاران، ۲۰۱۴)، s پارامتر مقیاس و b پارامتر انتقال زمان است. همچنین، گفتنی است با بررسی‌های بیشتر، سری زمانی جریان ورودی به سیستم مخزن تا سطح چهارم تجزیه می‌شود.

شاخص‌های ارزیابی

برای مقایسه عملکرد دو رویکرد پیش‌بینی جریان ماهانه از شاخص‌های ضریب همبستگی R ، Willmott و Nash استفاده می‌شود (نش و ساتکلیف، ۱۹۷۰؛ شمس‌الدین و پرس، ۱۹۸۴؛ ویلموت، ۱۹۸۱).

در پژوهش حاضر، سیستم تک‌مخزنی دز مطابق شکل ۵ و جدول ۲ واقع در جنوب غرب ایران در نظر گرفته شده و از جریان ۶۰ ساله ورودی به این مخزن با دوره مشاهدات مهر ۱۳۳۶ تا شهریور ۱۳۹۶ استفاده شده است. گفتنی است، در مراحل توسعه مدل پیش‌بینی در هر دو رویکرد پیشنهادی، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد، صحت‌سنجی و ۱۵ درصد آزمایش و در بررسی عملکرد سیاست بهره‌برداری، ۷۰ درصد داده‌ها در مرحله بهینه‌سازی و ۳۰ درصد انتهایی در مرحله شبیه‌سازی به کار گرفته شده است. برای بهینه‌سازی ضرایب منحنی‌های فرمان در تمامی سیاست‌های تعریف‌شده از نسخه حقیقی الگوریتم ژنتیک در قالب یک مدل شبیه‌ساز-بهینه‌ساز استفاده شده است (هالند، ۱۹۷۳). در هر رویکرد، متناسب با داده‌های مسئله تحلیل حساسیت انجام و مقادیر متغیرهای ثابت مطابق جدول ۳ تخمین زده شده است.

جدول ۲- مشخصات رقومی سد دز (تراز از سطح دریا)

تراز تاج سد	تراز کف سد	تراز نرمال	تراز حداقل بهره‌برداری
۱۰۳۲	۸۴۰	۱۰۲۵	۹۷۶

جدول ۳- نتایج تحلیل حساسیت متغیرهای بهینه‌سازی

نرخ بازتولید	نرخ جهش	احتمال جهش
۰/۵	۰/۲	۰/۰۵

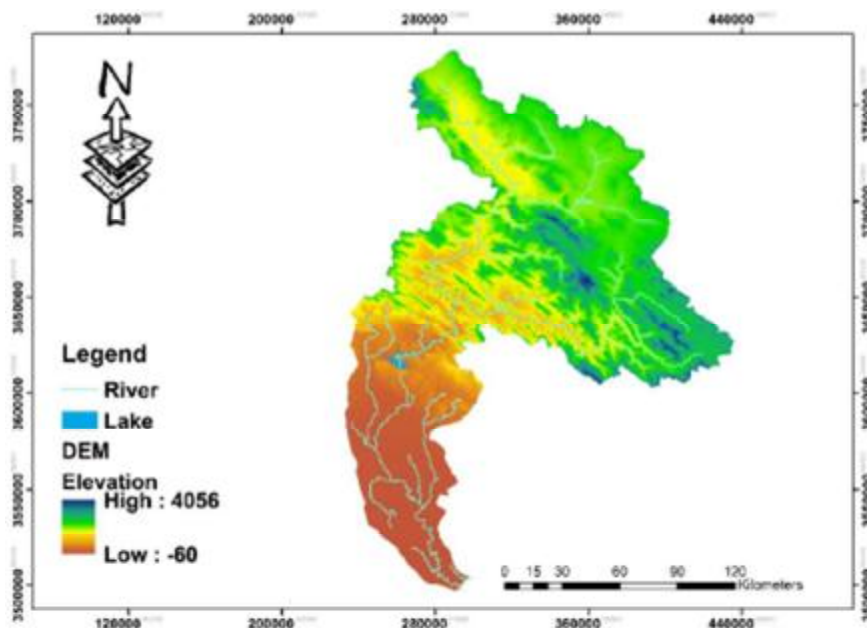
$$\text{Min } Z = \sum_t \left(\frac{TD_t - R_t}{TD_t} \right)^2 + \sum_j C_j * P_j \quad (8)$$

Z تابع هدف مسئله، TD_t نیاز آبی، R_t رهاسازی، C_j ضریب جریمه در تابع هدف و P_j مجموع وزن دار انحراف از قیود است. گفتنی است، از قیود معادله پیوستگی مخزن، ذخیره حداقل و حداکثر مخزن و حداقل نیاز زیست‌محیطی استفاده می‌شود. سیاست نخست بر مبنای منحنی فرمان چندجمله‌ای است که به صورت ذیل است (بلوری یزدلی، ۱۳۸۷):

$$R_t = a_i * S_t + b_i * Q_t + c_i * D_t \quad (9)$$

معادله مذکور، حالت بهنگام یک منحنی فرمان چندجمله‌ای است که در صورت حذف جریان، شکل پایه منحنی فرمان به دست می‌آید. در ادامه، برای تعریف سیاست جیره‌بندی نیز دو تراز پارامتری در ناحیه عملکرد مخزن تعریف و حجم ذخیره در هر ماه به سه قسمت با پنج متغیر مجهول (دو تراز جیره‌بندی TS_I و TS_{II} و سه ضریب رهاسازی α) تقسیم می‌شود. معادله ذیل، حالت بهنگام یک سیاست جیره‌بندی را نمایش می‌دهد که در صورت حذف متغیر جریان می‌توان حالت پایه را استخراج کرد (احمدی‌نجل و همکاران، ۲۰۱۶):

$$TR_t = \begin{cases} \alpha_{t,I} * \sum_i TD_{i,t} & \text{if } TS_{I,t} \leq S_t + Q_t \\ \alpha_{t,II} * \sum_i TD_{i,t} & \text{if } TS_{II,t} \leq S_t + Q_t \leq TS_{I,t} \\ \alpha_{t,III} * \sum_i TD_{i,t} & \text{if } S_{min} \leq S_t + Q_t \leq TS_{II,t} \end{cases} \quad (10)$$

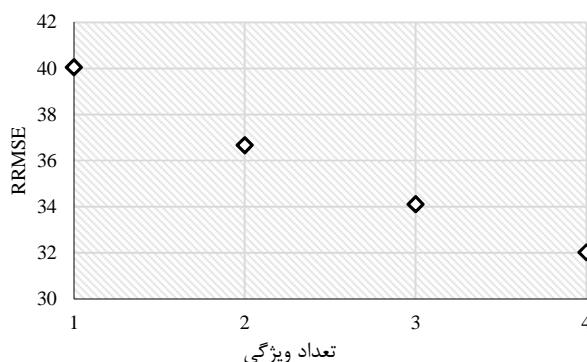


شکل ۵- حوضه مورد مطالعه دز (اشرفی و همکاران، ۲۰۲۰)

نتایج و بحث

جواب نهایی می‌شود. همچنین، تعداد زیرمدل‌های آدابوست نیز به کمک سعی و خطا برابر با ۳۰ یادگیرنده ضعیف به دست آمد. در ادامه، نتایج پیش‌بینی در قالب سه شاخص کاربردی در جدول ۴ مشاهده می‌شود. به لحاظ مقایسه کمی اشاره می‌شود که ضریب همبستگی R در رویکرد دوم، بیشترین مقدار ۰/۹۵۷ را دارد. این عدد نشان داد از نظر خطی بودن، برازش انجام شده، عملکرد مناسبی داشت. شاخص willmott تقریباً رفتاری مشابه با ضریب همبستگی داشته و در رویکرد دوم نیز عدد ۰/۹۷۱ را ثبت کرد. درباره شاخص Nash گفتنی است رویکرد دوم با ثبت عدد ۰/۹۰۳، عملکرد بسیار رضایت‌بخشی داشت که اختلاف آن با رویکرد نخست زیاد بود. شاخص‌های ارزیابی مذکور در محدوده بالاتر از ۰/۹، عملکرد بسیار رضایت‌بخشی داشت و در خارج از این محدوده به تناسب تضعیف شد. نتایج جدول مذکور، مشابه نتایج اشرافی و همکاران (۲۰۲۰) است که در آن، هفت آرایش مختلف برای ترکیب مؤلفه‌های موجک معرفی شد. در واقع، نقش مدل انتخاب ویژگی در این مطالعه، مشابه رویکردهای هفت‌گانه پیشنهادی در مطالعه مذکور بود که به علت کاهش حجم محاسبات و سعی و خطای لازم، عملکرد بهتری داشته است. نمودار شبیه‌سازی رویکردهای اتخاذ شده در قالب شکل ۷ (الف و ب) مشاهده می‌شود.

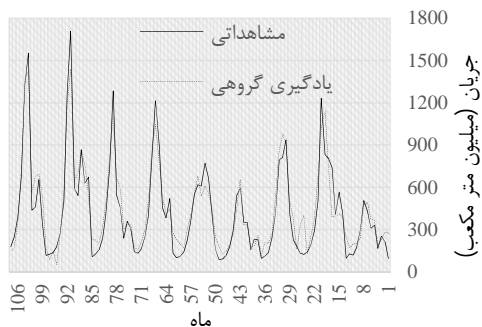
در رویکرد نخست، پیش‌بینی مقدار نهایی جریان از تجمیع پیش‌بینی هر مؤلفه موجک به دست آمد؛ این در حالی است که مطابق شکل ۶ در رویکرد دوم، هدف، پیش‌بینی مستقیم جریان بود و در این حالت، ۴ ویژگی مؤثر، شامل مؤلفه‌های موجک جزئی سطح یک، سه و چهار و مؤلفه تقریب سطح چهار انتخاب شد. الگوریتم پیشنهادی در حین فرایند بهینه‌سازی از یک‌سو به دنبال کاهش تعداد ویژگی یا به عبارت دیگر، هزینه شبکه و از سوی دیگر نیز به دنبال کاهش خطای مدل‌سازی بود. پس از تعیین ویژگی‌های مؤثر، فرایند یادگیری به کمک الگوریتم آدابوست انجام شد. گفتنی است، بنا به ماهیت الگوریتم آدابوست در مرحله یادگیری و آزمایش، صرفاً از داده‌های آموزش استفاده شد. پس از محاسبه خطای زیرمدل نخست و تعیین نقاط بالاتر از آستانه () وزن‌ها به‌روزرسانی و همین روند برای زیرمدل دوم تکرار شد. گفتنی است، مقدار این متغیر به کمک سعی و خطا برابر با ۰/۳ بود که به گونه‌ای محدودکننده نقاط نامرغوب است؛ زیرا هرچه مقدار آن بیشتر باشد، به مدل اجازه خطای بیشتر داده می‌شود و نقاط نامرغوب بیشتری در مجموعه جواب یک زیرمدل قرار می‌گیرد. البته گفتنی است، مقدار زیاد این متغیر در نهایت، سبب تخمین کمتر مجموعه



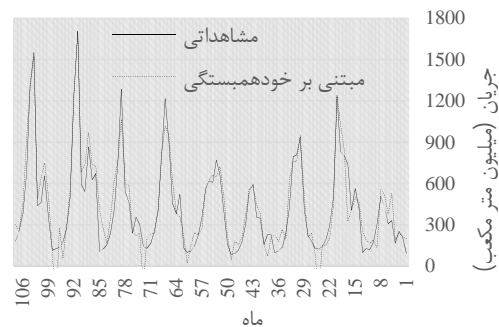
شکل ۶- رابطه تعداد ویژگی‌های منتخب و خطای پیش‌بینی در رویکرد دوم

جدول ۴- شاخص‌های ارزیابی دو رویکرد پیش‌بینی

Nash	WI	R	مدل	
۰/۸۴۸	۰/۸۶۱	۰/۹۲۷	مبتنی بر خودهمبستگی	۱
۰/۹۰۳	۰/۹۷۱	۰/۹۵۷	مبتنی بر یادگیری گروهی	۲



(ب)

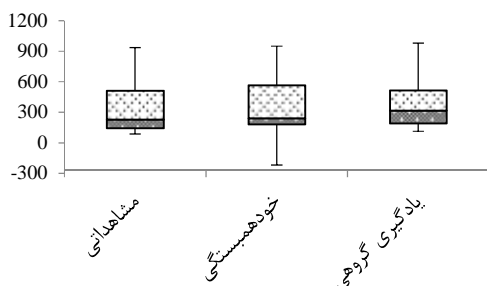


(الف)

شکل ۷- مقایسه مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی؛ (الف) رویکرد نخست (ب) رویکرد دوم

روش تصمیم‌گیری کرد. شکل ۹ نشان می‌دهد مقدار دادهٔ بیشینه در هر دو روش، نزدیک به مقادیر مشاهداتی است؛ این در حالی است که این تشابه در دادهٔ کمینه فقط در روش یادگیری گروهی مشاهده می‌شود (جی‌ونگ و کیم، ۲۰۰۵). بررسی بیشتر نشان می‌دهد در روش خودهمبستگی حتی مقادیر منفی نیز وجود دارد که از اعتبار این روش می‌کاهد. علاوه بر این، مشاهده می‌شود حد میانه در روش دوم، تاحدی کوچک‌تر از مقادیر مشاهداتی و چولگی به سمت مقادیر کوچک‌تر بود. با این حال، این فاصله ناچیز است و می‌توان با تقریب قابل قبول از آن چشم‌پوشی کرد.

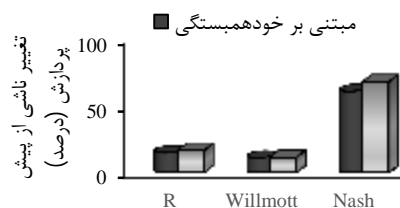
مشاهده شد که هر دو رویکرد در تخمین مقادیر پیک عملکرد مناسبی ندارند. این مسئله می‌تواند ناشی از تعداد کم الگوهای آموزش این داده‌ها باشد. در اینجا باید به نقش پیش‌پردازش در بهبود عملکرد پیش‌بینی اشاره کرد. در شکل ۸، درصد بهبود شاخص‌های آماری نسبت به عمل پیش‌پردازش مشاهده می‌شود. شاخص Willmot کمترین اثرپذیری را داشت؛ به‌گونه‌ای که بیشترین تغییر در رویکرد دوم حدود ۱۶ درصد به ثبت رسید. گفتنی است، نتیجه‌ای مشابه در پژوهش پراساد و همکاران (۲۰۱۷) مشاهده شد که در آن، با استفاده از یک مدل هیبریدی و به‌کارگیری تبدیل موجک گسسته، متغیرهای مؤثر بر جریان در افق یک‌ماهه مشخص شد. در این پژوهش نیز شاخص Wilmott نسبت به R و Nash کمترین تأثیر را نسبت به عمل پیش‌پردازش داشت. نکتهٔ دیگر، اثر مثبت پیش‌پردازش بر رویکرد دوم است؛ به‌گونه‌ای که در تمامی شاخص‌ها، بیشترین بهبود در یادگیری گروهی رخ داد که می‌تواند ناشی از ماهیت این روش در ترکیب ویژگی‌های مثبت باشد.



شکل ۹- نمودار توزیع مقادیر پیش‌بینی و مشاهداتی

بررسی آثار دقت پیش‌بینی بر عملکرد بهره‌برداری

پس از جمع‌بندی نتایج، رویکرد دوم، یعنی یادگیری گروهی بر مبنای الگوریتم آدابوست، به‌عنوان گزینهٔ نهایی برای اتصال به مدل شبیه‌ساز-بهینه‌ساز انتخاب شد. در ادامه، نوبت به فاز دوم کار، یعنی بررسی آثار دقت پیش‌بینی بر عملکرد سیاست بهره‌برداری مخزن رسید. نتایج شبیه‌سازی در یک منحنی فرمان چندجمله‌ای مطابق جدول ۵، نشان‌دهندهٔ اثر مثبت پیش‌بینی جریان بر کاهش کمبود نسبی بود. همچنین، با دقت در شکل ۱۰

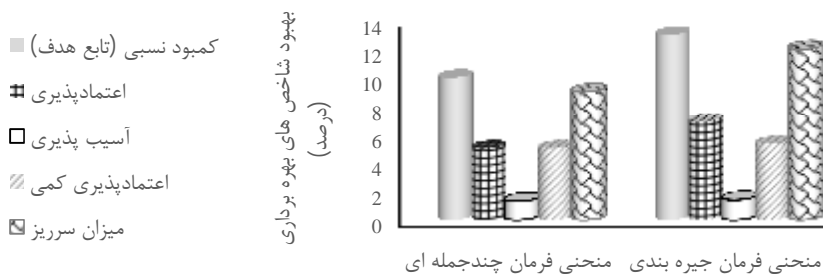


شکل ۸- اثر پیش‌پردازش بر شاخص‌های ارزیابی مدل پیش‌بینی

در ادامه، با بررسی توزیع نتایج دو رویکرد پیشنهادی و مقایسه با مقادیر مشاهداتی می‌توان دربارهٔ عملکرد دو

فرمان جیره‌بندی، بهبود ۴ درصد در مقدار R، کمبود نسبی را تا ۱۳ درصد کاهش داد. همچنین، افزایش دقت پیش‌بینی در نهایت، سبب بهبود ۶/۲ درصد، ۵/۳ درصد و ۱/۴ درصد به ترتیب در اعتمادپذیری، اعتمادپذیری کمی و آسیب‌پذیری ماکزیمم می‌شود. با مقایسه نتایج حاصل از به‌کارگیری مؤلفه پیش‌بینی در روابط دو منحنی مذکور گفتنی است، در مجموع، منحنی فرمان جیره‌بندی، حساسیت بیشتری به دقت پیش‌بینی داشت. این مسئله مهم است؛ زیرا براساس پژوهش فنگ و همکاران (۲۰۱۷) هر تغییر مثبت در میانگین جریان ورودی، سبب افزایش رهاسازی و به تبع آن، کاهش کمبود نسبی و تغییر منفی در آن، سبب افزایش کمبود نسبی می‌شود.

گفتنی است، بهبود ۴ درصد در R یا به عبارتی، استفاده از یک پیش‌بینی با همبستگی یک (داده واقعی)، کمبود نسبی را تا ۱۰ درصد کاهش داد. علاوه بر این، در صورت بهبود ۲٪ و ۱۰٪ در شاخص‌های Willmott و Nash می‌توان همان بهبود در کمبود نسبی را انتظار داشت. بر همین اساس، گفتنی است عملکرد یک سیاست چندجمله‌ای، حساسیت بیشتری نسبت به شاخص Willmott دارد. نتایج نشان داد عملکرد بهتر مدل در اعتمادپذیری، اعتمادپذیری کمی و آسیب‌پذیری ماکزیمم به ترتیب، ۵ درصد، ۵ درصد و ۱/۳ درصد است. به علاوه، با مقایسه نرخ تغییرات شاخص‌ها مشخص می‌شود که کمبود نسبی، بیشترین و آسیب‌پذیری، کمترین حساسیت را نسبت به پیش‌بینی داشت. به‌طور مشابه، در یک منحنی



شکل ۱۰- تأثیر دقت پیش‌بینی بر شاخص‌های بهره‌برداری

جدول ۵- شاخص‌های بهره‌برداری تحت سه سیاست چندجمله‌ای، جیره‌بندی و استاندارد

سیاست استاندارد	منحنی فرمان جیره‌بندی مبتنی بر			منحنی فرمان چندجمله‌ای مبتنی بر			شاخص ارزیابی
	داده واقعی	پیش‌بینی	پایه	داده واقعی	پیش‌بینی	پایه	
۳۰/۳۳	۱۸/۱۹	۲۰/۹۱	۲۴/۹	۲۲/۵۹	۲۵/۳۱	۲۸/۳۷	$\sum \left(\frac{TD_t - R_t}{TD_t} \right)^2$
۰/۷۹	۰/۷۷	۰/۷۲	۰/۶۳	۰/۷۲۵	۰/۶۹	۰/۶	اعتمادپذیری
۱	۰/۷	۰/۷۱	۰/۷۴	۰/۷۲	۰/۷۳	۰/۷۷	آسیب‌پذیری حداکثر
۰/۸۱	۰/۷۹	۰/۷۵	۰/۶۸	۰/۷۶	۰/۷۲	۰/۶۶	اعتمادپذیری کمی

دارد که در تطابق کامل با نتایج فیچی و همکاران (۲۰۱۶) و علوی و همکاران (۲۰۱۹) است. در پژوهش‌های مذکور نیز نتیجه‌ای مشابه در عملکرد یک سیاست ترکیبی با ترم پیش‌بینی مشاهده شد. بررسی‌های بیشتر نشان داد در اواخر تابستان و اوایل پاییز، اثر دقت پیش‌بینی بر عملکرد بهره‌برداری افزایش می‌یابد؛ برای نمونه، وجود ترم

گفتنی است، در هر سه حالت پایه، مبتنی بر پیش‌بینی و داده واقعی، جواب بهینه در فضای امکان‌پذیر قرار داشته و جریمه ذخیره، حداقل و جریمه تأمین نیاز زیست‌محیطی، صفر شد با دقت در جدول ۵، برتری سیاست ترکیبی را نسبت به سیاست استاندارد می‌توان مشاهده کرد که به‌طور عمومی، اعتمادپذیری زیاد و شکست‌های شدید

متغیرهای مؤثر بر جریان در افق‌های آتی، بیش از پیش حس می‌شود.

نتیجه‌گیری

برای افزایش عملکرد مدل‌های بهره‌برداری مخزن، یک مدل شبیه‌ساز-بهینه‌ساز مرکب با پیش‌بینی تعریف شده است که در آن، نقش دقت پیش‌بینی در بهبود شاخص‌های بهره‌برداری بررسی شده است. بر همین اساس، در گام نخست، دو رویکرد جداگانه مبتنی بر پیش‌پردازش برای پیش‌بینی جریان تعریف شده است. روش نخست بر مبنای خودهمبستگی بود که در آن، هر مؤلفه تجزیه‌شده به‌طور مستقل پیش‌بینی شده است. در روش دوم، مؤلفه‌های مؤثر بر جریان ماهانه به کمک یک مدل انتخاب ویژگی چندهدفه مبتنی بر روش بسته‌بند انتخاب و رابطه‌هایی به کمک الگوریتم آدابوست تخمین زده شد. پس از انتخاب مدل نهایی، دو منحنی فرمان چندجمله‌ای و جیره‌بندی مرکب با پیش‌بینی به دست آمد که در آن، نقش دقت پیش‌بینی در بهبود شاخص‌های بهره‌برداری مانند اعتمادپذیری بررسی شد. با بررسی‌های انجام‌شده مشخص شد کمبود نسبی تحت منحنی فرمان چندجمله‌ای، حساسیت بیشتری نسبت به عملکرد پیش‌بینی دارد. به‌طور مشابه، همین وضعیت در منحنی جیره‌بندی نیز برقرار بود. به‌عنوان نکته دیگر به اهمیت شاخص ارزیابی WI می‌توان اشاره کرد که در صورت بهبود اندک، همه شاخص‌های بهره‌برداری را تا حد زیادی ارتقا می‌دهد. علاوه بر این، ارتقای مدل پیش‌بینی، سبب افزایش انعطاف‌پذیری مخزن در ماه‌های منتهی به خشکسالی و ترسالی و در پی آن، کاهش میزان سرریز شد. در پایان، برای پیشنهاد برای ادامه کار با توسعه مدل پیش‌بینی در افق‌های بالاتر از یک ماه و بررسی چگونگی ترکیب آن با سیاست بهره‌برداری، عملکرد نهایی را می‌توان بهبود بخشید.

منابع

۱. بلوری یزدلی، ی. ۱۳۸۷. تأثیر استخراج منحنی فرمان سیستم‌های چند مخزنی با اهداف مختلف در بازده کلی طرح، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، دانشگاه تهران.

پیش‌بینی، شاخص اعتمادپذیری پاییزه را نسبت به حالت پایه، حدود ۲۶ درصد ارتقا می‌دهد که در صورت افزایش دقت آن تا ۳۰ درصد نیز افزایش می‌یابد. به‌طور مشابه، آسیب‌پذیری نسبت به حالت پایه، حدود ۳۱ درصد کاهش یافت که در صورت بهبود پیش‌بینی تا ۳۵ درصد کاهش می‌یابد. در این خصوص، می‌توان افزود که با توجه به پژوهش ایوم و همکاران (۲۰۱۰) در انتهای تابستان و اوایل پاییز به‌طور عمومی، بیشترین نیاز کشاورزی در کنار کمترین تراز مخزن رخ می‌دهد؛ بنابراین، به‌طور کلی هرگاه نسبت ذخیره مجموع (ذخیره + آورد) به نیاز کاهش یابد، اثر دقت پیش‌بینی بر عملکرد نهایی افزایش می‌یابد. همچنین، آثار بیشتر الگوی متغیر جریان بر عملکرد بهره‌برداری در سیستم دز، که به نحوی متوسط مقیاس به شمار می‌آید، از دیگر نتایج مشابه قلمداد می‌شود. همین نتایج، به‌طور مشابه در سیاست جیره‌بندی مشاهده شد. در ادامه، با هدف ارزیابی نقش دقت پیش‌بینی در بهره‌برداری، تغییرات تراز مخزن تحت دو سیاست بهره‌برداری کنترل شد. در ماه‌های منتهی به ترسالی، ترم پیش‌بینی جریان یا به عبارتی، آگاهی بهره‌بردار از جریان آتی سطح ذخیره را به ترتیب، ۷ درصد و ۱۱ درصد در سیاست چندجمله‌ای و جیره‌بندی به سطح حداقل، نزدیک‌تر و سیاست را منعطف‌تر کرد. این اعداد در صورت بهبود پیش‌بینی، امکان افزایش تا ۱۱ درصد و ۱۵ درصد را نیز دارد. به‌طور مشابه، آگاهی از جریان آتی میزان سرریز را در دو سیاست مذکور به ترتیب، ۶ درصد و ۹ درصد نسبت به حالت پایه کاهش داد که در صورت بهبود پیش‌بینی، امکان کاهش به ترتیب تا ۹ درصد و ۱۲ درصد نیز وجود دارد. گفتنی است، همین نکته در ماه‌های منتهی به خشکسالی، سبب نزدیک‌تر شدن تراز مخزن به تراز حداکثر و استفاده بیشتر از ذخیره مخزن شد. در پایان، گفتنی است مشارکت مؤلفه پیش‌بینی در رابطه بهره‌برداری مخزن، سبب افزایش عملکرد بهره‌برداری شده (فیچی و همکاران، ۲۰۱۶) و بهبود دقت آن، تأثیر بیشتری بر نتایج بهره‌برداری دارد. همچنین، رهاسازی مبتنی بر ذخیره و نیاز احتمال تخلیه یا سرریز شدن مخزن در دوره‌های منتهی به خشکسالی و ترسالی را افزایش می‌دهد؛ بنابراین، لزوم کوشش برای ارتقای بیشتر مدل پیش‌بینی و استفاده از ابزارهای جدید برای کشف

- 104: 23-36.
13. Ficchi A. Raso L. Dorchies D. and Pianosi F. 2016. Optimal Operation of the Multireservoir System in the Seine River Basin Using Deterministic and Ensemble Forecasts. *Journal of Water Resources Planning and Management*. American Society of Civil Engineers (ASCE). 142(1): 05015005.
 14. Holland J. H. 1973. Genetic Algorithms and the Optimal Allocation of Trials, *SIAM Journal on Computing*. Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM). 2(2): 88-105.
 15. Jeong D. I. and Kim Y. O. 2005. Rainfall-runoff models using artificial neural networks for ensemble streamflow prediction, *Process*. 19(19): 3819-3835.
 16. Jin Y. and Lee S. 2019. Comparative Effectiveness of Reservoir Operation Applying Hedging Rules Based on Available Water and Beginning Storage to Cope with Droughts, *Water Resources Management*. 33(5): 1897-1911.
 17. Kamruzzaman M. Metcalfe A. V. and Beecham S. 2014. Wavelet-Based Rainfall-Stream Flow Models for the Southeast Murray Darling Basin, *Journal of Hydrologic Engineering*. American Society of Civil Engineers (ASCE). 19(7): 1283-1293.
 18. Liu P. Li L. Chen G. and Rheinheimer D. E. 2014. Parameter uncertainty analysis of reservoir operating rules based on implicit stochastic optimization, *Journal of Hydrology*. 514: 102-113.
 19. Liu X. Guo S. Liu P. Chen L. and Li X. 2011. Deriving Optimal Refill Rules for Multi-Purpose Reservoir Operation, *Water Resources Management*. Springer Netherlands. 25(2): 431-448.
 20. Loucks D. P. 1970. Some Comments on Linear Decision Rules and Chance Constraints, *Water Resources Research*. 6(2): 668-671.
 21. McCulloch W.S. and Pitts W. 1990. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of Mathematical Biology*. 52(1): 99-115.
 22. Nash J. E. and Sutcliffe J. V. 1970. River Flow Forecasting Through Conceptual Models Part I-a Discussion of Principles, *Journal of Hydrology*. 10(3): 282-290.
 23. Peng A. Zhang X. Peng Y. Xu W. and You F. 2019. The application of ensemble precipitation forecasts to reservoir operation, *Water Science and Technology: Water Supply*. IWA Publishing, 19(2): 588-595.
 24. Polikar R. 1999. The story of wavelets, *Physics and Modern Topics in*
 2. Ahmadi M. Haddad O. B. and Loáiciga H. A. 2014. Adaptive Reservoir Operation Rules Under Climatic Change, *Water Resources Management*. 29(4): 1247-1266.
 3. Ahmadi Najl A. Haghghi A. and Vali Samani H. M. 2016. Simultaneous Optimization of Operating Rules and Rule Curves for Multireservoir Systems Using a Self-Adaptive Simulation-GA Model, *Journal of Water Resources Planning and Management*. 142(10): 4016041.
 4. Allawi M. F. Jaafar O. Hamzah F. M. and Koting S.B. 2019. Forecasting hydrological parameters for reservoir system utilizing artificial intelligent models and exploring their influence on operation performance, *Knowledge-Based Systems*. 163(18): 907-926.
 5. Ashrafi S. M. Mostaghimzadeh E. and Adib A. 2020. Applying wavelet transformation and artificial neural networks to develop forecasting-based reservoir operating rule curves, *Hydrological Sciences Journal*. Taylor and Francis Ltd. 65(12): 2007-2021.
 6. Belaine G. Peralta R. C. and Hughes T. C. 1999. Simulation/Optimization Modeling for Water Resources Management. *Journal of Water Resources Planning and Management*. American Society of Civil Engineers (ASCE). 125(3): 154-161.
 7. Bhaskar N. R. and Whitlatch E. E. 1980. Derivation of monthly reservoir release policies. *Water Resources Research*. 16(6): 987-993.
 8. Deb K. Agrawal S. and Pratap A. 2000. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II, *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. 1917(6): 849-858.
 9. Eisel L. M. 1972. Chance constrained reservoir model. *Water Resources Research*. 8(2): 339-347.
 10. Eum H. I. and Simonovic S. P. 2010. Integrated Reservoir Management System for Adaptation to Climate Change: The Nakdong River Basin in Korea. *Water Resources Management*. 24(13): 3397-3417.
 11. Evenson D. E. and Moseley J. C. 1970. Simulation/Optimization Techniques For Multi-Basin Water Resource Planing', *Journal of the American Water Resources Association*. John Wiley and Sons, Ltd. 6(5): 725-736.
 12. Feng M. Liu P. Guo S. Gui Z. Zhang X. and Zhang W. 2017. Identifying changing patterns of reservoir operating rules under various inflow alteration scenarios. *Advances in Water Resources*. Elsevier Ltd.

- Mechanical and Electrical Engineering: World Scientific and Eng. Society Press, 1999. 192-197.
25. Prasad, R. Dep R.C. Li Y. and Maraseni T. (2017) 'Input selection and performance optimization of ANN-based streamflow forecasts in the drought-prone Murray Darling Basin region using IIS and MODWT algorithm', *Atmospheric Research*. Elsevier Ltd. 197, pp. 42-63.
 26. Schapire R. E. 2013. Explaining adaboost, in *Empirical Inference: Festschrift in Honor of Vladimir N. Vapnik*. Springer Berlin Heidelberg. 37-52.
 27. Shamseldin A. A. and Press S. J. 1984. Bayesian parameter and reliability estimation for a bivariate exponential distribution parallel sampling. *J. Econom.* 24(3): 363-378.
 28. Stocker T. Plattner G.K. and Dahe Q. (2014) 'IPCC Climate Change 2013: The Physical Science Basis - Findings and Lessons Learned', EGU General Assembly Conference.
 29. Wang X. Liu Z. Zhou W. Jia Z. and You Q. 2019. A Forecast-Based Operation (FBO) Mode for Reservoir Flood Control Using Forecast Cumulative Net Rainfall, *Water Resources Management*. Springer Netherlands. 33(7): 2417-2437.
 30. Wang X. L. Cheng J. H. Yin Z. J. and Guo M. J. 2011. A new approach of obtaining reservoir operation rules: Artificial immune recognition system, *Expert Systems with Applications*. 38(9): 11701-11707.
 31. Willmott C. J. 1981. On the validation of models, *Physical Geography*. 2(2): 184-194.
 32. Young G. 1967. Finding Reservoir Operating Rules, *Journal of the Hydraulics Division*. 93(6): 297-322.