

مدل تلفیقی در حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها با رویکرد پیش‌بینی جریان ورودی به سد (مطالعه‌ی موردی: سد دز)

محمد بابائی (دانشجوی کارشناسی ارشد)

رامتین معینی* (دانشیار)

دانشکده‌ی مهندسی عمران و حمل و نقل، دانشگاه اصفهان

اقبال احسان‌زاده (استادیار)

دانشکده‌ی کشاورزی، دانشگاه ایلام

مهندسی عمران شریف، پاییز ۱۴۰۰
دوری ۲ - ۳۷، شماره‌ی ۳/۲، ص. ۱۱۷-۱۲۶، (پژوهشی)

در پژوهش حاضر، یک مدل تلفیقی برای حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخزن در شرایط عدم قطعیت جریان ورودی معرفی شده است، که در آن از شبکه‌ی عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی جریان و از الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده برای حل مسئله‌ی مذکور استفاده شده است. برای بررسی تأثیر پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن دو حالت منظور شده است: در حالت اول، از مقادیر جریان‌های اندازه‌گیری شده و در حالت دوم، از جریان‌های پیش‌بینی شده توسط مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای حل مسئله استفاده شده است. مسائل بهره‌برداری ساده و برقابی از سد دز برای دوره‌ی زمانی پیش‌بینی جریان و با ارائه‌ی دو فرمول‌بندی حل و نتایج مقایسه شده‌اند. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی، توانایی پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد دز با دقت قابل قبولی را دارد و الگوریتم هوش جمعی ذرات اصلاح شده، الگوریتمی مناسب برای حل مسئله‌ی اخیر است.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی جریان ورودی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، الگوریتم هوش جمعی ذرات اصلاح شده، بهره‌برداری بهینه از مخزن، سد دز.

۱. مقدمه

مخزن سد تأثیرگذار است. به دلیل عدم قطعیت جریان ورودی به مخزن و به منظور مدیریت صحیح منابع آب سطحی، لازم است مقادیر جریان ورودی به مخزن در آینده پیش‌بینی شوند. ولیکن منظور کردن مورد اخیر در بهره‌برداری از مخازن سدها باعث پیچیده شدن مسئله می‌شود.

به منظور پیش‌بینی جریان ورودی به مخازن روش‌های مختلفی وجود دارد، که به طور کلی می‌توان آن‌ها را به دو دسته‌ی روش‌های داده‌محور و مفهومی طبقه‌بندی کرد. تفاوت اصلی دو روش اخیر در میزان وابستگی آن‌ها به حجم داده‌های ورودی است. در روش‌های داده‌محور، مدل‌سازی پیش‌بینی جریان فقط به داده‌های سری زمانی رواناب و نهایتاً بارش و دما متکی است. اما اساس کار روش‌های مفهومی، فهم دقیق از سازوکار فیزیکی حاکم بر فرایندهای هیدرولوژیکی حوضه است. بنابراین، روش‌های مفهومی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی جریان، نیازمند طیف وسیعی از داده‌های هیدرولوژیکی و هواشناسی حوضه هستند. وابستگی کمتر روش‌های داده‌محور به حجم داده‌های ورودی و همچنین پیچیدگی کمتر آن‌ها، موجب عمومیت‌پذیری بیشتر آن‌ها شده است.^[۱]

از جمله روش‌های داده‌محور، مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۱ را می‌توان نام

امروزه، با توجه به رشد جمعیت جهان و روند رو به رشد تقاضای مصرف آب در بخش‌های کشاورزی، صنعت، شرب و محیط زیست و همچنین محدودیت منابع آب و عدم توزیع مناسب زمانی و مکانی آن، موضوع دستیابی به آب قابل استحصال به مسئله‌ی جهانی تبدیل شده است. لذا، بهره‌برداری بهینه از منابع مذکور محدود، لازم و ضروری به نظر می‌رسد. یکی از مهم‌ترین منابع آبی موجود، منابع آب سطحی هستند، که سدها به منظور ذخیره‌سازی آن احداث می‌شوند. بهره‌برداری بهینه از مخزن سدها از فرایندهای تصمیم‌گیری پیچیده‌ی تشکیل شده است که در آن با توجه به حجم ذخیره‌ی مخزن، مقدار تقاضا و جریان ورودی به مخزن در خصوص میزان بهینه‌ی آب خروجی تصمیم‌گیری می‌شود. تعیین مقادیر صحیح و بهینه‌ی منابع آب، از جمله مخازن سدها، از مهم‌ترین و ارزشمندترین اطلاعاتی است که به سیاست‌گذاری برنامه‌ریزان در مدیریت و تخصیص منابع آب کمک می‌کند. پارامترهای مختلفی، از جمله جریان ورودی به مخزن و میزان تقاضا در مقادیر بهینه‌ی جریان خروجی از

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۴۰۰/۳/۳۱، اصلاحیه ۱۴۰۰/۵/۳۰، پذیرش ۱۴۰۰/۸/۱۸.

DOI:10.24200/J30.2021.1885.1993

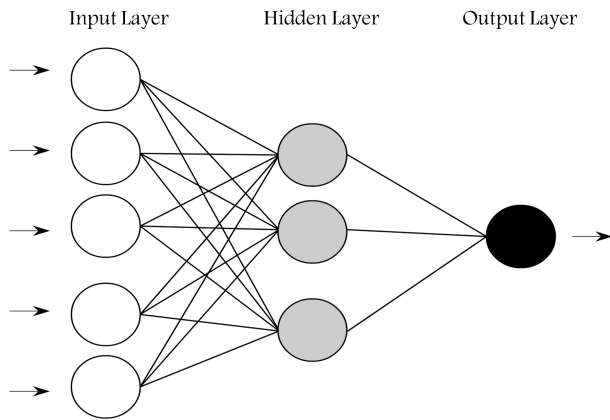
برد. نخستین تلاش‌ها در زمینه‌ی گسترش تئوری شبکه‌های عصبی مصنوعی در دهه‌ی ۴۰ قرن بیستم آغاز شد، زمانی که مک کلوت و پیترز^[۲] (۱۹۴۳) نشان دادند که شبکه‌های عصبی، توانایی محاسبه‌ی هر تابع منطقی و حسابی را دارند.^[۲] در ادامه، هب^۲ عمل شرط‌گذاری کلاسیک را به‌عنوان خواص نرون‌ها معرفی کرد و سپس مکانیسمی را جهت یادگیری نرون‌های بیولوژیکی ارائه داد. نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی در اواخر دهه‌ی ۵۰ قرن بیستم مطرح شد. زمانی که روزنبلات^۴ و همکاران شبکه‌ی پرسپترون^۵ را معرفی کردند، که قادر بود الگوها را از یکدیگر شناسایی کند.^[۳] در دهه‌ی ۸۰، با معرفی الگوریتم پس‌انتشار^۶ توسط رامهارت و مک‌لند^۷ شبکه‌های عصبی متحول شدند.^[۳] با بررسی کارهای پژوهشی انجام شده در این زمینه مشاهده می‌شود که شبکه‌های عصبی به‌عنوان ابزاری قدرتمند در حل بسیاری از مسائل فنی و مهندسی، از جمله مهندسی آب به‌کار می‌روند که دلیل آن، قابلیت مدل‌های مذکور در شبیه‌سازی و تخمین توابع غیرخطی با دقت مناسب است.^[۳] با توجه به موضوع پژوهش حاضر، به‌طور خاص در زمینه‌ی مطالعات انجام شده درخصوص استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی دبی رودخانه‌ها، کارهای مختلفی انجام شده است که در ادامه به برخی از مهم‌ترین آن‌ها اشاره شده است.

به‌عنوان نمونه، جین^۸ و همکاران (۱۹۹۹)،^[۴] کاربرد شبکه‌های عصبی را در زمینه‌ی پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن و بهره‌برداری از آن در یک مخزن با اهداف آبیاری و برقایی در هندوستان بررسی کردند و در زمینه‌ی پیش‌بینی جریان از مدل میانگین متحرک جامع خودهمبسته^۹ و در زمینه‌ی بهره‌برداری از مخزن، روش‌های رگرسیون خطی و غیرخطی را برای مقایسه با مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی به‌کار بردند. نتایج حاصل نشان داد که می‌توان شبکه‌های عصبی مصنوعی را به‌عنوان ابزاری قدرتمند هم برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن و هم برای تعیین قواعد بهره‌برداری مخزن استفاده کرد. کومار^{۱۰} و همکاران (۲۰۰۴)،^[۵] در پژوهشی با استفاده از شبکه‌ی عصبی پیش‌خور^{۱۱} و شبکه‌ی عصبی برگشتی^{۱۲} جریان ماهانه رودخانه را پیش‌بینی کردند و نشان دادند که شبکه‌ی عصبی برگشتی در پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه، نتایج بهتری را ارائه می‌دهد. همچنین یزدانی و همکاران (۲۰۰۹)،^[۶] رواناب ماهانه رودخانه را با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌بینی کردند. ایشان از دو مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه^{۱۳} و مدل شبکه‌ی عصبی برگشتی استفاده کردند و دریافتند که مدل شبکه‌ی عصبی برگشتی در پیش‌بینی رواناب ماهانه رودخانه بهتر عمل می‌کند. علاوه بر این، ولی‌پورو همکاران (۲۰۱۳)،^[۷] نیز روش‌های مدل میانگین متحرک خودهمبسته، مدل میانگین متحرک جامع خودهمبسته و مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی استاتیکی و دینامیکی را جهت پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد دز مقایسه کردند و دریافتند که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی دینامیکی با تابع انتقال سیگموئید و ۱۷ نرون‌لایه‌ی میانی، بهترین عملکرد را در پیش‌بینی جریان ماهانه دارد. آوچی^{۱۴} (۲۰۱۴)،^[۸] پیش‌بینی جریان در دو شاخه‌ی رودخانه‌ی دجله در شمال عراق را با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش‌خور، شبکه‌های عصبی رگرسیون تعمیم‌یافت^{۱۵} و تابع پایه‌ی شعاعی (RBF)^{۱۶} بررسی کرد و نشان داد که شبکه‌ی عصبی پیش‌خور نسبت به سایر شبکه‌ها، نتایج بهتری داشته است. چونگ و الشفیع^{۱۷} (۲۰۱۵)،^[۹] یک کار تحقیقاتی جامع از کاربرد مدل‌های هوش محاسباتی مختلف در مدل‌سازی جریان رودخانه و مدیریت بهینه‌ی آن ارائه کردند. در نهایت، پیشگاه‌ادیان و همکاران (۲۰۲۰)،^[۱۰] از شبکه‌ی عصبی دینامیکی به منظور پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد سفیدرود استفاده کردند و دریافتند که مدل شبکه‌ی عصبی دینامیکی در مقایسه با شبکه‌ی عصبی استاتیکی عملکرد بهتری دارد.

با توجه به موضوع پژوهش حاضر، لازم است که در ادامه، توضیحاتی درخصوص سابقه‌ی پژوهشی بهره‌برداری بهینه از مخازن نیز ارائه شود. در زمینه‌ی بهره‌برداری بهینه از مخازن، الگوریتم‌ها و روش‌های مختلفی برای حل مسئله‌ی پژوهش پیشنهاد شده است. روش‌ها و الگوریتم‌های پیشنهادی برای حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها را می‌توان در ۴ دسته، شامل ۱. روش‌های برنامه‌ریزی ریاضی خطی،^{۱۸} ۲. برنامه‌ریزی ریاضی غیرخطی،^{۱۹} ۳. برنامه‌ریزی پویا^{۲۰} و ۴. الگوریتم‌های فراکاوشی^{۲۱} تقسیم‌بندی کرد که هر یک از آن‌ها، مزایا و معایب خاص خود را دارند. احمد و همکاران (۲۰۱۴)،^[۱۱] مروری بر کاربرد انواع روش‌های حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها در منابع آب داشتند. امروزه، با توجه به مزایای الگوریتم‌های فراکاوشی، به استفاده از الگوریتم‌های مذکور در حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از سیستم مخازن بیشتر توجه شده است، که از جمله می‌توان الگوریتم ژنتیک (GA)،^[۱۲-۱۳] الگوریتم جفت‌گیری زنبورعسل (HBMO)^[۱۴-۱۵]، الگوریتم جامعه‌ی زنبورعسل مصنوعی (ABC)^[۱۶-۱۷]، الگوریتم بهینه‌سازی جامعه‌ی مورچگان (ACO)^[۱۸-۲۰]، و الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات (PSO)^[۲۱-۲۲] و الگوریتم جست‌وجوی گرانشی،^[۲۳] را نام برد.

با بررسی مطالعات انجام شده در زمینه‌ی بهره‌برداری بهینه از مخازن مشاهده می‌شود که در آن‌ها، مقادیر خروجی بهینه از مخزن در آینده بر مبنای داده‌های اندازه‌گیری شده‌ی جریان ورودی به مخزن در سال‌های قبل تعیین شده است. لذا حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها بر اساس پیش‌بینی‌های مناسب جریان ورودی به مخزن سد مسئله‌ی مهم و قابل بررسی است که در پژوهش حاضر سعی بر آن بوده است که مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخزن با رویکرد پیش‌بینی جریان آینده‌ی ورودی به مخزن حل شود. همچنین، با بررسی مطالعات انجام شده در زمینه‌ی الگوریتم‌های فراکاوشی مشاهده می‌شود که الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات، توانایی حل مسائل بزرگ‌مقیاس و پیوسته را دارد.^[۲۴] ولیکن، در پژوهش حاضر، به منظور افزایش سرعت هم‌گرایی الگوریتم مذکور، الگوریتم هوش جمعی ذرات اصلاح شده^{۲۸} معرفی و از قابلیت‌های آن در حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخزن سد استفاده شده است.

با توجه به موارد ذکر شده، نوآوری پژوهش حاضر را می‌توان در این موارد خلاصه کرد: ۱. ارائه‌ی یک رویکرد جدید در حل مسئله‌ی بهره‌برداری از مخزن؛ ۲. معرفی الگوهای ورودی مناسب در مدل شبکه‌ی عصبی به منظور پیش‌بینی صحیح جریان ورودی به مخزن سد و ۳. معرفی الگوریتم اصلاحی هوش جمعی ذرات. لذا، در پژوهش حاضر، ابتدا با استفاده از روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی، جریان ورودی به مخزن سد دز پیش‌بینی شده است. سپس مسئله‌ی بهره‌برداری ساده و برقایی از مخزن سد دز با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده در دوره‌ی زمانی پیش‌بینی شده (۵ ساله) حل شده است. برای الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده، دو فرمول‌بندی در نظر گرفته شده است که در فرمول‌بندی اول، میزان آب رهاسازی شده از مخزن و در فرمول‌بندی دوم، حجم ذخیره‌ی مخزن به‌عنوان متغیر تصمیم مسئله منظور شده است. علاوه بر این، در پژوهش حاضر به منظور بررسی تأثیر پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن در حل مسئله‌ی بهره‌برداری دو حالت در نظر گرفته شده است: در حالت اول، از مقادیر اندازه‌گیری شده‌ی جریان به‌عنوان مقادیر جریان‌های ورودی به مخزن در آینده برای حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخزن سد دز استفاده شده است. ولیکن در حالت دوم، شبکه‌ی عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد در آینده و جریان‌های پیش‌بینی شده برای حل مسئله‌ی بهره‌برداری استفاده شده‌اند. شایان ذکر است که در حالت



شکل ۱. ساختار کلی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه.

می‌کنند، الگو گرفته است، که با استفاده از یک سری روابط ریاضی فرمول‌بندی شده است.

فرض کنید یک فضای D بعدی وجود داشته باشد و n امین ذره از گروه با یک بردار سرعت و یک بردار موقعیت نشان داده شود. تغییر موقعیت هر ذره با تغییر در ساختار موقعیت و سرعت قبلی امکان پذیر است. هر ذره اطلاعاتی، شامل بهترین مقدار که تاکنون به آن رسیده (بهینه‌ی شخصی) $pbest_i$ و بهترین موقعیت است. این اطلاعات نتیجه‌ی مقایسه‌ی تلاش‌هایی است که هر ذره برای یافتن بهترین جواب انجام می‌دهد. همچنین هر ذره بهترین جوابی را که تاکنون در کل گروه به دست آمده است، از مقایسه‌ی مقادیر بهینه‌ی ذرات مختلف شناسایی می‌کند (بهینه‌ی فراگیر). 31 هر ذره برای رسیدن به بهترین جواب سعی می‌کند موقعیت خود را با استفاده از موقعیت کنونی (X_i^t) ، سرعت کنونی، فاصله‌ی بین موقعیت کنونی و بهینه‌ی شخصی و فاصله‌ی بین موقعیت کنونی و بهینه‌ی فراگیر تغییر دهد. بدین ترتیب سرعت هر ذره و به تبع آن، موقعیت جدید آن به صورت روابط ۱ و ۲ تغییر می‌کند:

$$V_i^{t+1} = w V_i^t + c_1 rand(0, 1)(pbest_i - X_i^t) + c_2 rand(0, 1)(gbest_t - X_i^t) \quad (1)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (2)$$

که در آن، سرعت ذره در تکرار جدید $(t+1)$ ، V_i^t سرعت ذره i در تکرار فعلی (t) ، موقعیت کنونی ذره (t) ، موقعیت ذره در تکرار جدید $(t+1)$ ، $pbest_i$ بهترین موقعیتی است که ذره i تاکنون اختیار کرده است؛ $gbest_t$ بهترین موقعیت بهترین ذره یا به عبارت دیگر، بهترین موقعیتی است که تمام ذرات تاکنون اختیار کرده‌اند و $rand(0, 1)$ یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است که برای حفظ تنوع و گوناگونی گروه به کار می‌رود. همچنین c_1 و c_2 به ترتیب پارامترهای شناختی و اجتماعی هستند که انتخاب مقدار مناسب برای آن‌ها منجر به تسریع هم‌گرایی الگوریتم و جلوگیری از هم‌گرایی زودرس در بهینه‌های محلی می‌شود. پارامتر w در رابطه ۱، اینرسی وزنی نام دارد، که جهت کنترل تأثیر سوابق سرعت‌های پیشین در سرعت‌های جاری استفاده می‌شود، و به منظور تعیین آن می‌توان از رابطه ۳ استفاده کرد. [۳۹، ۳۸]

$$w = w_{max} - \frac{(w_{max} - w_{min}) \times n}{iter_{max}} \quad (3)$$

که در آن، w_{max} میزان اولیه‌ی اینرسی وزنی، w_{min} میزان نهایی اینرسی وزنی، $iter_{max}$ بیشینه‌ی تعداد تکرارها و n شماره‌ی تکرار جاری است. در الگوریتم هوش

دوم، تأثیر جریان‌های ماه‌های قبل در پیش‌بینی جریان ورودی بررسی شده است.

با توجه به موارد مذکور، ساختار پژوهش حاضر به این شرح بوده است: در بخش دوم، توضیحاتی مختصر در خصوص شبکه‌ی عصبی مصنوعی، الگوریتم هوش جمعی ذرات و نسخه‌ی اصلاحی آن ارائه شده است. در ادامه، در بخش سوم، مدل ریاضی مسئله‌ی بهره‌برداری ساده و برقابلی از مخازن سدها معرفی شده است. سپس، در بخش چهارم با ارائه‌ی توضیحاتی مختصر در خصوص منطقه‌ی مورد مطالعه (سد دز) و در بخش پنجم مسائل بهره‌برداری ساده و برقابلی با استفاده از رویکرد پیشنهادی حل و نتایج بررسی شده است. در نهایت، در بخش ششم، جمع‌بندی و نتایج پژوهش ارائه شده است.

۲. روش‌های استفاده شده

در بخش حاضر، توضیحاتی در خصوص روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی، الگوریتم پایه‌ی هوش جمعی ذرات و هوش جمعی ذرات اصلاح شده ارائه شده است.

۲.۱. روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، نوعی سیستم پردازش اطلاعات هستند که از تعمیم مدل ریاضی شبکه‌ی عصبی مغز انسان الگو برداری شده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، همانند شبکه‌های عصبی زیستی از مجموعه‌ی بسیار بزرگ و به هم پیوسته‌ی از پردازشگرهایی به نام نورون تشکیل می‌شوند. یک نورون مصنوعی، سامانه‌ی با تعدادی ورودی و فقط یک خروجی است. نورون‌ها، دو حالت آموزش و عملکرد دارند. در حالت آموزش، نورون یاد می‌گیرد که در مقابل الگوهای ورودی خاص برانگیخته شود و در حالت عملکرد، وقتی یک الگوی ورودی شناسایی شده وارد شود، خروجی متناظر با آن ارائه می‌شود. شبکه‌های عصبی شامل اجزاء سازنده‌ی لایه‌ها و وزن‌ها هستند. در شبکه‌های عصبی، تعداد نورون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی ثابت و به ترتیب برابر تعداد عناصر ورودی و خروجی هستند. تعیین تعداد نورون‌ها در لایه‌ی میانی به صورت عمومی مشخص نیست و باید به روش تجربی تعیین شود. تعیین تعداد نورون‌ها در لایه‌ی میانی باید به صورتی باشد که شبکه به بهترین شکل ممکن آموزش ببیند و از بیش برآزش یا برآزش ناقص جلوگیری شود. [۷]

بر اساس الگوریتم یادگیری و همچنین معماری شبکه، انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی ابداع و استفاده شده‌اند. یکی از پر استفاده‌ترین شبکه‌های عصبی، شبکه‌ی پرسپترون‌های چندلایه با الگوریتم پس انتشار خطا است. [۳۶] هدف از یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی، پیدا کردن یک رابطه بین پارامترهای ورودی و خروجی است. برای هدف اخیر، مدل شبکه‌ی عصبی توسط الگوریتم‌های آموزشی، مورد آموزش قرار می‌گیرد. در بیشتر مطالعات انجام شده از الگوریتم لونیگ - مارکوآرت به منظور آموزش شبکه استفاده شده است. [۸] در شکل ۱، ساختار کلی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه مشاهده می‌شود.

۲.۲. الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات، یکی از انواع الگوریتم‌های فراکاوشی است، که اولین بار توسط کندی و ابرهارت [۳۷] (۱۹۹۵)، مطرح شده است. الگوریتم ذکر شده از حرکت گروهی پرندگان، ماهی‌ها، و دیگر حیواناتی که به صورت گروهی زندگی

در مسئله‌ی بهره‌برداری از مخزن، تابع هدف مسئله را می‌توان به شکل‌های مختلف تعریف کرد. در مسئله‌ی بهره‌برداری ساده، هدف کمینه‌سازی، میزان کمبود اعمال شده به یک نیاز مشخص است. لذا، تابع هدف مسئله به صورت رابطه‌ی ۷ تعریف می‌شود: [۳۳]

$$F = \text{Minimize} \sum_{t=1}^{NT} \left(\frac{D_t - r_t}{D_{\max}} \right)^2 \quad (7)$$

که در آن کل دوره‌های زمانی NT ، میزان نیاز در دوره‌ی زمانی D_t ، t ام، r_t میزان رهاسازی شده در دوره‌ی زمانی t ام و D_{\max} بیشینه‌ی نیاز کل دوره‌های زمانی است. همچنین برای مسئله‌ی بهره‌برداری برقابی، تابع هدف مسئله به صورت رابطه‌ی ۸ تعریف می‌شود: [۳۳]

$$F = \text{Minimize} \sum_{t=1}^{NT} \left(1 - \frac{p_t}{\text{power}} \right) \quad (8)$$

که در آن، NT کل دوره‌های زمانی، p_t توان تولیدی نیروگاه در دوره‌ی زمانی t ام و power نشانگر ظرفیت نصب نیروگاه است. مقدار توان تولیدی نیروگاه در دوره‌ی زمانی t ام به صورت روابط ۹ و ۱۰ محاسبه می‌شود:

$$p_t = \min \left[\left(\frac{g \times \eta \times R_t}{PF} \right) \times \left(\frac{h_t}{\sqrt{\dots}} \right), \text{power} \right] \quad (9)$$

$$h_t = \left(\frac{H_t + H_{t+1}}{\gamma} \right) - TWL \quad (10)$$

که در آن، g شتاب ثقل، η بازدهی نیروگاه، PF ضریب کارکرد نیروگاه، h_t بار آب مؤثر در نیروگاه، H_t تراز مخزن از سطح دریا، R_t میزان دبی آب عبوری از توربین در دوره‌ی زمانی t ام و TWL تراز پایاب نیروگاه از سطح دریاست. در روابط تولید انرژی، بار آب مؤثر در توربین ها باید تعریف شود. برای استفاده از مقادیر حجم - ارتفاع مخزن می‌توان یک چندجمله‌یی بر مقادیر موجود برآزش داد. در خصوص قیدهای موجود در مسئله‌ی بهره‌برداری از مخزن، می‌توان قیدهای هر دو مسئله‌ی مورد بررسی را به صورت روابط ۱۱ تا ۱۳ تعریف کرد. اصلی‌ترین قید مسئله، معادله‌ی پیوستگی است که به صورت رابطه‌ی ۱۱ تعریف می‌شود:

$$S_{t+1} = S_t + I_t - r_t - L_t \quad (11)$$

که در آن، S_t حجم ذخیره‌ی مخزن در ابتدای دوره‌ی زمانی t ام، I_t میزان جریان ورودی به مخزن در دوره‌ی زمانی t ام، r_t میزان رهاسازی از مخزن در دوره‌ی زمانی t ام و L_t میزان تلفات در دوره‌ی زمانی t ام است. سایر قیود دیگر مسئله به صورت روابط ۱۲ و ۱۳ تعریف می‌شوند:

$$r_{\min} \leq r_t \leq r_{\max} \quad (12)$$

$$S_{\min} \leq S_t \leq S_{\max} \quad (13)$$

که در آن‌ها، r_{\min} میزان کمینه‌ی رهاسازی از مخزن، r_{\max} میزان بیشینه‌ی رهاسازی از مخزن، S_{\min} ظرفیت کمینه‌ی حجم مخزن و S_{\max} ظرفیت بیشینه‌ی حجم مخزن است. مسائل بهره‌برداری بهینه‌ی ساده و برقابی مورد بررسی، مسائل بهینه‌سازی مقید هستند. شایان ذکر است که روش‌های مختلفی برای اعمال قیود مسئله وجود دارد، که یکی از روش‌های معمول آن، روش ضریب جریمه است. اعمال ضریب جریمه نیز شیوه‌های مختلفی دارد، که یکی از آن‌ها که در پژوهش حاضر استفاده

جمعی ذرات، موقعیت اولیه‌ی ذرات به صورت تصادفی در فضای مجاز $[X^l, X^u]$ انتخاب می‌شود. برای کنترل تغییرات سرعت ذرات، دامنه‌های بالا و پایین سرعت ذرات به صورت روابط ۴ و ۵ تعریف می‌شوند:

$$V_{\min} = -K(X^u - X^l) \quad (4)$$

$$V_{\max} = K(X^u - X^l) \quad (5)$$

که در آن‌ها، X^l و X^u به ترتیب مرز بالا و پایین موقعیت ذرات، V_{\min} و V_{\max} بیشترین و کمترین مقدار سرعت مجاز برای هر ذره و k ضریبی است که در محدوده‌ی $[0, 1]$ تعریف می‌شود. با تعیین محدوده‌ی سرعت، سرعت اولیه‌ی ذرات در بازه‌ی اخیر به صورت تصادفی مقداردهی می‌شود. در به‌روزرسانی موقعیت ذرات، باید مقدار جدید موقعیت به دست آمده‌ی ذرات در محدوده‌ی مجاز $[X^l, X^u]$ صدق کند، در غیر این صورت باید محدوده‌ی مجاز ذکر شده، جایگزین مقدار جدید شود. شایان ذکر است که به منظور به‌روزرسانی کمترین و یا بیشترین مقدار $pbest_i$ تابع هدف برای هر ذره تا تکرار K ام به عنوان $pbest_i$ منظور می‌شود. به همین ترتیب برای به‌روزرسانی مقدار $gbest_t$ ، بهترین موقعیت به دست آمده در جامعه تا تکرار K ام به عنوان $gbest_t$ در نظر گرفته می‌شود.

۳.۲. الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده

در پژوهش حاضر، به منظور بهبود عملکرد جست‌وجو و افزایش سرعت محاسبات در رسیدن به جواب بهینه، با انجام اصلاحاتی در الگوریتم اولیه‌ی هوش جمعی ذرات، الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده معرفی شده است. در الگوریتم پیشنهادی، علاوه بر اعمال مقادیر ایزرسی وزنی (w)، جواب‌های خارج از فضای شدنی با اثر انعکاسی به داخل فضای شدنی انتقال می‌یابد. بنابراین در صورتی که مقدار متغیر تصمیم مسئله کمتر از X^l یا بیشتر از X^u باشد، مقدار سرعت طبق رابطه‌ی ۶ اصلاح می‌شود. [۴۰]

$$V_i^{t+1} = -\lambda V_i^{t+1} \quad (6)$$

که در آن، λ ضریب ثابت و معمولاً برابر ۱ است و سایر پارامترها قبلاً تعریف شده‌اند. با اعمال مکانیزم پیشنهادی در الگوریتم مذکور، احتمال به دست آمدن جواب‌های ناشدنی کاهش و بنابراین قابلیت‌های الگوریتم هوش جمعی ذرات افزایش یافته است.

۳. بهره‌برداری بهینه از مخزن سد

یکی از مسائل مهم در زمینه‌ی مهندسی مدیریت منابع آب، مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخزن سد است. به منظور ارزیابی عملکرد روش‌های پیشنهادی در پژوهش حاضر، مسائل بهره‌برداری بهینه‌ی ساده و برقابی از سد تک‌مخزنه بررسی شده است. برای حل مسائل مذکور، تهیه‌ی مدل ریاضی مسئله ضروری بوده است که در آن مقادیر بهینه‌ی متغیرهای تصمیم مسئله تعیین می‌شوند. برای تعریف یک مدل بهینه‌سازی، باید تابع هدف، قیود و متغیر تصمیم مسئله مورد نظر تعیین شوند. در مسئله‌ی بهره‌برداری از مخزن، می‌توان حجم ذخیره‌ی مخزن در هر دوره‌ی زمانی یا میزان رهاسازی شده از مخزن در هر دوره‌ی زمانی را به عنوان متغیر تصمیم مسئله در نظر گرفت. در پژوهش حاضر، برای حل مسائل نمونه، هر دو حالت منظور شده است.

۵. حل مسائل و تجزیه و تحلیل نتایج

در بخش حاضر، مسائل بهره‌برداری ساده و برقی از مخزن سد دز با استفاده از مدل‌های پیشنهادی حل و نتایج تجزیه و تحلیل شده است. در پژوهش حاضر، از جعبه ابزار شبکه‌های عصبی نرم‌افزار متلب^{۳۲} برای پیش‌بینی جریان استفاده شده است. در همین راستا، بانک اطلاعاتی داده‌ها به سه مجموعه داده‌های آموزشی، ارزیابی و آزمایشی (پیش‌بینی) تقسیم شده است. در پژوهش حاضر از ۷۰٪ داده‌ها به عنوان مجموعه داده‌های آموزش، ۱۵٪ از داده‌ها به عنوان مجموعه داده‌های ارزیابی و همچنین ۱۵٪ دیگر داده‌ها به عنوان مجموعه داده‌های آزمایش استفاده شده است. ابتدا برای پیش‌بینی جریان ورودی از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است که یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی دارد. علت انتخاب این ساختار سه لایه، قابلیت بالای این دسته از شبکه‌ها در تخمین روابط پیچیده است.^[۳] توابع انتقال برای لایه‌های میانی و خروجی، به ترتیب تانژانت سیگموئید و خطی انتخاب شده‌اند. همچنین به منظور آموزش مدل‌ها از الگوریتم لونیگ-مارکوآرت استفاده شده است، که سرعت هم‌گرایی بالایی دارد.

در مدل پیشنهادی برای تعیین جریان‌های ورودی به مخزن سد دز به منظور بهره‌برداری بهینه از آن، دو حالت منظور شده است: در حالت اول، از مقادیر جریان‌های اندازه‌گیری شده‌ی واقعی ورودی استفاده شده است. ولیکن در حالت دوم، از مقادیر خروجی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در بهترین الگوی پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن در حل مسائل بهره‌برداری ساده و برقی از مخزن سد دز استفاده شده است. بدین منظور در حالت دوم پیشنهادی برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن، تأثیر ماه‌های قبل در نظر گرفته شده است، بدین صورت که در هر مدل شبکه‌ی عصبی، دبی ماهانه‌ی سد دز به صورت جداگانه و به ترتیب با ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ... و ۱۲ ماه اختلاف زمانی به عنوان ورودی و دبی ماه هدف به عنوان خروجی مدل تعریف شده است. همچنین برای تمامی مدل‌های حالت دوم، آنالیز حساسیت برای تعیین تعداد نورون‌ها در لایه میانی انجام و بهترین تعداد نورون‌ها در لایه میانی برای هر مدل تعیین شده است. شایان ذکر است که برای هر یک از مدل‌های پیشنهادی در حالت دوم به ازاء مقادیر بهترین تعداد نورون، مدل چندین بار اجرا و بهترین نتایج استخراج شده است. در جدول ۱، بهترین نتایج مدل‌های مختلف پیشنهادی در حالت دوم ارائه شده است، که در آن، $q(t)$ دبی ماه هدف و $q(t-1), \dots, q(t-12)$ به ترتیب دبی‌های ۱ تا ۱۲ ماه قبل هستند.

در حالت کلی، به منظور ارزیابی و انتخاب بهترین مدل برای پیش‌بینی جریان از دو شاخص جذر متوسط مربعات خطا (RMSE)^{۳۳} (رابطه ۱۶) و ضریب همبستگی (R)^{۳۴} (رابطه ۱۷) استفاده می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (q(t)_{com} - q(t)_{obs})^2}{N}} \quad (16)$$

$$R = \frac{\sum_{t=1}^N (q(t)_{obs} - \bar{q}(t)_{obs})(q(t)_{com} - \bar{q}(t)_{com})}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (q(t)_{obs} - \bar{q}(t)_{obs})^2 \sum_{t=1}^N (q(t)_{com} - \bar{q}(t)_{com})^2}} \quad (17)$$

که در آن‌ها، $q(t)_{com}$ دبی جریان محاسباتی در ماه t ، $q(t)_{obs}$ دبی جریان مشاهداتی در ماه t ، $\bar{q}(t)_{obs}$ میانگین دبی جریان مشاهداتی، $\bar{q}(t)_{com}$ میانگین دبی جریان محاسباتی و N تعداد داده‌هاست.

شده است، روش ضریب جریمه‌ی ثابت است، که در هنگامی که جواب مسئله غیرموجه باشد، مقدار تخلف از قید محاسبه و در ضریب جریمه ضرب و با تابع هدف جمع می‌شود. لذا تابع هدف جدید مسئله به صورت رابطه‌ی ۱۴ تعریف می‌شود:

$$F_p = \begin{cases} F & \text{if solution is feasible} \\ F + \alpha P \times \sum_{t=1}^{NT} CSV_t & O.W \end{cases} \quad (14)$$

که در آن، F مقدار حقیقی تابع هدف اصلی مسئله، F_p مقدار تابع هدف جریمه‌دار، CSV_t مقدار تخلف از قید در دوره‌ی زمانی t ام و αP ضریب جریمه است. مقدار مناسب ضریب جریمه با روش سعی و خطا تعیین می‌شود.

۴. منطقه‌ی مورد مطالعه

منطقه‌ی مورد مطالعه در پژوهش حاضر، حوضه‌ی آبریز سد دز است، که بخشی از ارتفاعات زاگرس میانی را در بر می‌گیرد. حوضه‌ی آبریز سد دز از لحاظ تقسیم‌بندی کلی حوضه‌های ایران، بخشی از حوضه‌ی آبریز خلیج فارس است. حوضه‌ی آبریز سد دز در محدوده‌ی بین ۳۲ درجه و ۳۵ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۷ دقیقه عرض جغرافیایی شمالی و ۴۸ درجه و ۲۰ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۲۰ دقیقه طول جغرافیایی شرقی در جنوب غربی ایران واقع شده است. حوضه‌ی دز از غرب به حوضه‌ی کرخه، از شمال به حوضه‌ی قره‌چای و زاینده‌رود و از شرق و جنوب به حوضه‌ی کارون محدود است. سد دز بر روی رودخانه‌ی دز در جنوب غربی ایران در استان خوزستان ساخته شده است. محل سد در ۲۵ کیلومتری شهرستان دزفول قرار دارد. رودخانه‌ی دز از ارتفاعات غربی زاگرس سرچشمه می‌گیرد و در ۴۵ کیلومتری شمال اهواز به رودخانه‌ی کارون می‌پیوندد. سد دز از نوع بتنی دوقوسی است، که ارتفاع آن از پی ۲۰۳ متر و از کف رودخانه ۱۹۰ متر است. عرض بدنه در تاج ۴٫۵ متر و در پی ۲۷ متر، طول تاج ۲۱۲ متر و رقوم تاج سد ۳۵۴ متر از سطح دریاست.^[۳۱]

برای حل مسائل بهره‌برداری بهینه‌ی ساده و برقی سد دز، حجم ذخیره‌ی ابتدایی مخزن معلوم و برابر ۱۴۳ میلیون مترمکعب است. ظرفیت بیشینه و کمینه‌ی مخزن نیز به ترتیب ۳۳۴ و ۸۳ میلیون مترمکعب بوده است. همچنین بیشینه و کمینه‌ی میزان آب خروجی از مخزن در هر دوره‌ی زمانی نیز به ترتیب ۱۰۰۰ میلیون مترمکعب و صفر است. نیروگاه سد دز از ۸ واحد ۸ مگاواتی تشکیل شده است، که زمان کارکرد آن در طول روز ۱۰ ساعت و ضریب کارکرد برابر ۰٫۴۱۷ است. ظرفیت نصب نیروگاه برابر ۶۵۰ مگاوات و بازدهی آن ۹۰٪ است. برای تعیین مقدار آب مؤثر، تراز پایاب نیروگاه سد دز برابر ۱۷۲ متر از سطح دریا منظور شده است. برای تعریف بار آب مؤثر در توربین‌ها از مقادیر حجم ارتفاع مخزن، یک چندجمله‌ی درجه ۳ بر مقادیر برازش داده شد، که به همراه ضرایب آن به صورت رابطه‌ی ۱۵ تعریف می‌شود:

$$H_t = a + b \times S_t + c \times S_t^2 + d \times S_t^3$$

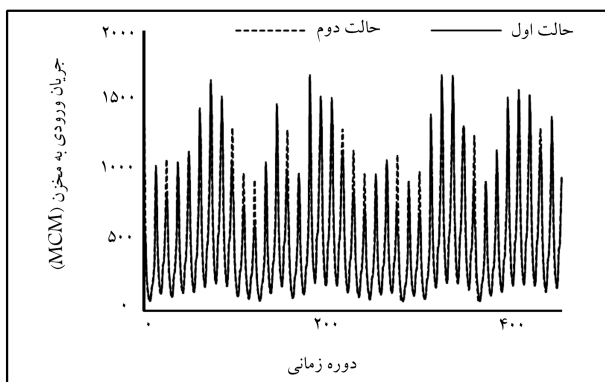
$$a = 249,83364, b = 0,0587205, c = -1,37 \times 10^{-5}$$

$$d = 1/526 \times 10^{-9} \quad (15)$$

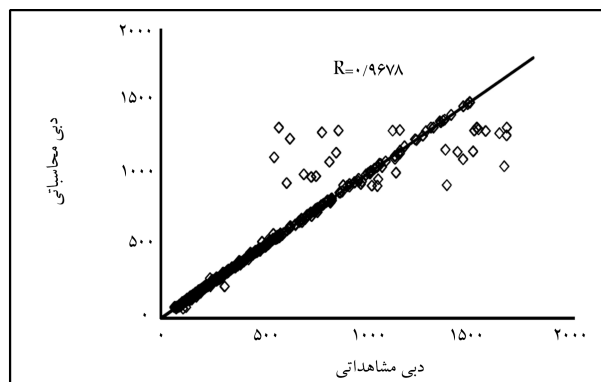
همچنین مقدار تلفات برای حل مسائل مذکور معادل صفر منظور شده است.

جدول ۱. بهترین نتایج مدل‌های پیشنهادی برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد در حالت دوم.

R	RMSE	تعداد نوروں‌های لایه میانی	مدل		الگوی ورودی
			خروجی	ورودی	
۰/۸۲۷۶۷	۲۰۶/۰۰۶۵	۲۰		$q(t-1)$	اول
۰/۹۵۶۲۱	۱۰۷/۳۹۲	۱۵		$q(t-1), q(t-2)$	دوم
۰/۹۵۹۵۷	۱۰۳/۲۸۳۷	۱۸		$q(t-1), q(t-2), q(t-3)$	سوم
۰/۹۶۱۲۴	۱۰۱/۱۷۰۲	۱۷	$q(t)$	$q(t-1), q(t-2), q(t-3), q(t-4)$	چهارم
۰/۹۶۶۹	۹۳/۶۸۴۵	۱۴		$q(t-1), q(t-2), q(t-3), q(t-4), q(t-5)$	پنجم
۰/۹۶۷۴۶	۹۲/۹۴۷۹	۱۵		$q(t-1), q(t-2), q(t-3), q(t-4), q(t-5), q(t-6)$	ششم
۰/۹۶۷۸	۹۲/۳۶۵۸	۱۰		$q(t-1), q(t-2), q(t-3), q(t-4), q(t-5), q(t-6), q(t-12)$	هفتم



شکل ۳. مقایسه‌ی جریان واقعی ورودی به مخزن سد در حالت اول و نتایج بهترین پیش‌بینی جریان با استفاده از شبکه‌ی عصبی در حالت دوم.



شکل ۴. ضریب همبستگی نتایج خروجی بهترین پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی در حالت دوم.

مخزن سد در یک دوره‌ی ۶۰ ماهه در صورتی که متغیر تصمیم مسئله، حجم ذخیره‌ی مخزن است (فرمول‌بندی دوم)، حل شده است. مقادیر تابع هدف، انحراف معیار و تعداد جواب‌های شدنی مسائل بهره‌برداری ساده و برقابی در حالت‌های اول و دوم برای ۱۰ بار اجرای برنامه و به ازاء مقادیر مطلوب پارامترهای الگوریتم در هر دو فرمول‌بندی، در جدول ۲ ارائه شده است.

مقایسه‌ی نتایج مذکور نشان می‌دهد که با پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن و سپس حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه‌ی ساده و برقابی از مخزن، مقادیر مناسب‌تری برای مسائل به‌دست آمده است. همچنین در حل مسائل بهره‌برداری ساده و برقابی با استفاده از فرمول‌بندی اول (حالتی که متغیر تصمیم مسئله، میزان آب رهاسازی شده از مخزن است)، نسبت به فرمول‌بندی دوم (حالتی که متغیر تصمیم مسئله، حجم ذخیره‌ی مخزن است)، مقادیر مناسب‌تری به‌دست آمده و سرعت هم‌گرایی آن بیشتر بوده است. این موضوع به این دلیل است که برای هر دو مسئله‌ی نمونه‌ی بهره‌برداری ساده و برقابی، محدودی متغیر تصمیم مسئله در زمانی که متغیر تصمیم مسئله «میزان آب رهاسازی شده از مخزن» است، نسبت به حالتی که متغیر تصمیم مسئله «حجم ذخیره‌ی مخزن است»، کمتر بوده است.

در ادامه، به منظور مقایسه‌ی نتایج در حالت‌های اول و دوم، نحوه‌ی هم‌گرایی میانگین مقدار تابع هدف برای مسئله‌ی بهره‌برداری ساده و برقابی در حالت‌های اول و دوم با استفاده از فرمول‌بندی اول پیشنهادی در دوره‌ی زمانی ۶۰ ماهه در شکل‌های ۴ و ۵ مشاهده می‌شود.

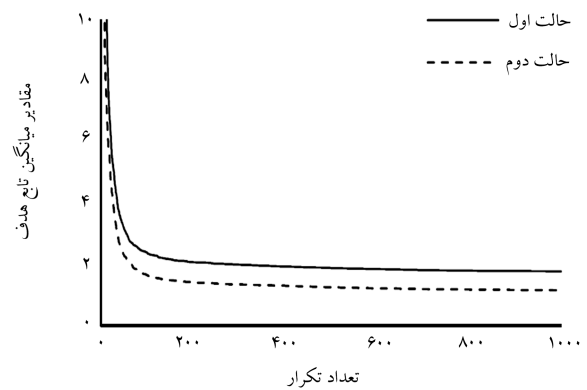
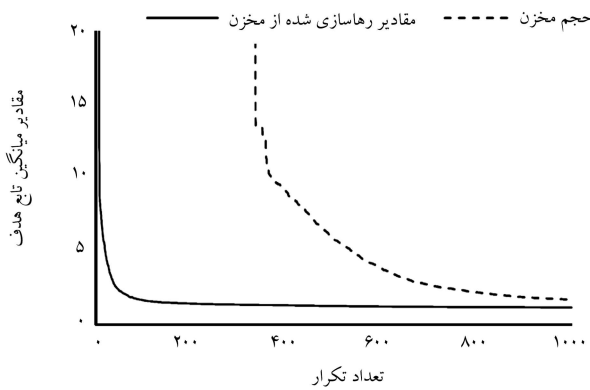
همچنین به‌منظور مقایسه‌ی نتایج فرمول‌بندی‌های اول و دوم پیشنهادی، نحوه‌ی هم‌گرایی میانگین مقدار تابع هدف برای مسئله‌ی بهره‌برداری ساده و برقابی ۶۰ ماهه

مقایسه‌ی نتایج نشان می‌دهد که کمترین خطا در پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن در حالت دوم متعلق به مدل الگوی ورودی هفتم با ۱۰ نوروں در لایه‌ی میانی است. شایان ذکر است که بررسی نتایج مدل‌های الگوی ورودی دوم تا هفتم، نشان‌دهنده‌ی بهبود ناچیز بهترین نتایج مدل‌های اخیر بوده است. ولیکن تفاوت میانگین نتایج به‌دست آمده از مدل‌های پیشنهادی ملموس تر است، که بهترین نتایج مربوط به مدل الگوی ورودی هفتم بوده است. بنابراین در حل مسائل بهره‌برداری ساده و برقابی مخزن سد در حالت دوم، از مقادیر خروجی شبکه‌ی عصبی مدل الگوی ورودی هفتم استفاده شده است. ضریب همبستگی نتایج خروجی بهترین الگوی پیش‌بینی جریان با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی در حالت دوم در شکل ۴ و نیز نتایج بهترین پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی در حالت دوم در مقایسه با جریان واقعی ورودی به مخزن برای کل داده‌ها در شکل ۳ مشاهده می‌شوند.

در ادامه، مسائل نمونه‌ی بهره‌برداری ساده و برقابی از مخزن سد در دوره‌ی زمانی پیش‌بینی جریان (۵ ساله) با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده (IPSO) برای هر دو حالت و با ارائه‌ی دو فرمول‌بندی مختلف حل شده است. مقادیر مطلوب پارامترهای الگوریتم برای حل مسائل نمونه‌ی بهره‌برداری ساده و برقابی از سد در حالت‌های اول و دوم عبارت‌اند از: $50 = \text{تعداد ذرات}$ ، $1000 = \text{تعداد تکرار}$ ، $c_1 = 2$ ، $c_2 = 2$ ، $w_{\min} = 0.4$ ، $w_{\max} = 0.9$ [۳۹]. در ابتدا مسائل بهره‌برداری ساده و برقابی از مخزن سد در یک دوره‌ی ۶۰ ماهه در صورتی که متغیر تصمیم مسئله، میزان آب رهاسازی شده از مخزن است (فرمول‌بندی اول)، حل شده است. همچنین مسائل بهره‌برداری ساده و برقابی از

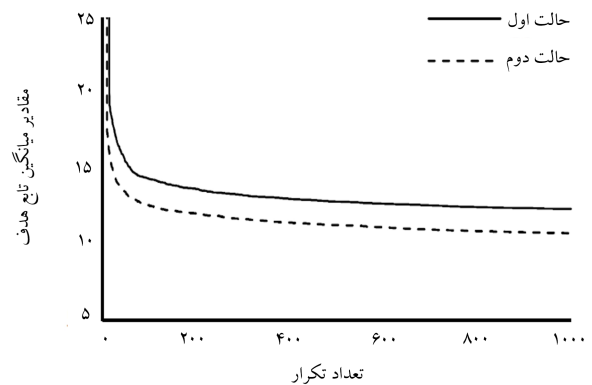
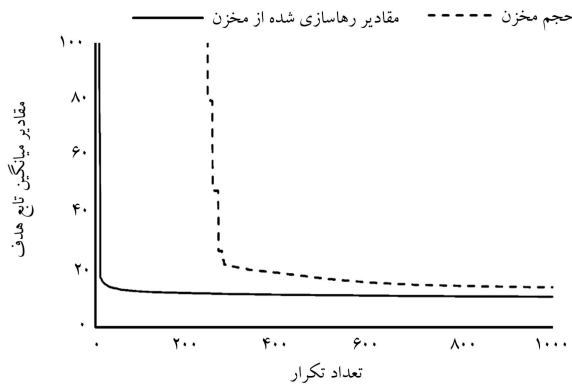
جدول ۲. مقادیر جواب‌های مسائل بهره‌برداری ساده و برقیابی (۱۰ بار اجرا در حالت‌های اول و دوم برای هر دو فرمول‌بندی).

تعداد جواب شدنی	انحراف معیار نرمالیزه شده	مقدار تابع هدف			حالت	فرمول‌بندی	مسائل
		بیشترین	کمترین	میانگین			
۱۰	۰٫۰۰۷۱۴۸	۱٫۷۹۳۵	۱٫۷۷۱۵	۱٫۷۸۰۲۴	اول	ساده	اول
۱۰	۰٫۰۰۸۷۹	۱٫۱۸۶۶	۱٫۱۵۴۸	۱٫۱۷۱۳۷	دوم		
۱۰	۰٫۱۲۷۷۰۹	۲٫۸۳۱۲	۲٫۴۱۶۳	۲٫۶۰۲۱۱	اول		
۱۰	۰٫۰۷۲۱۷۴	۱٫۸۵۲۲	۱٫۵۸۵۲	۱٫۷۰۳۵۸	دوم		
۱۰	۰٫۱۱۰۱۴۳	۱۲٫۵۴۵۷	۱۲٫۲۳۴۵	۱۲٫۳۶۵۲	اول	برقیابی	اول
۱۰	۰٫۰۷۵۶۹۷	۱۰٫۸۹۱۵	۱۰٫۶۲۰۴	۱۰٫۷۵۵۶۱	دوم		
۱۰	۰٫۳۷۸۸۸۴	۱۶٫۱۱۶۶	۱۴٫۹۷۴۴	۱۵٫۶۶۷۷۸	اول		
۱۰	۰٫۶۶۸۵۹۲	۱۵٫۱۴۳۹	۱۳٫۱۴۲۴	۱۴٫۰۴۹۲۳	دوم		



شکل ۳. نحوه هم‌گرایی میانگین مقدار تابع هدف برای مسئله بهره‌برداری ساده ۶۰ ماهه در هر دو فرمول‌بندی ارائه شده برای حالت دوم.

شکل ۴. نحوه هم‌گرایی میانگین مقدار تابع هدف برای مسئله بهره‌برداری ساده ۶۰ ماهه (۱۰ بار اجرا در حالت‌های اول و دوم و با استفاده از فرمول‌بندی اول پیشنهادی).



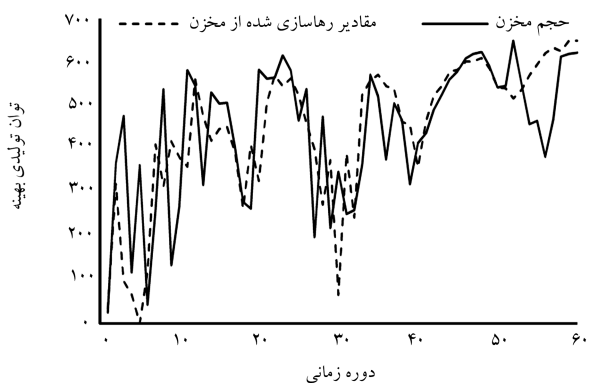
شکل ۵. نحوه هم‌گرایی میانگین مقدار تابع هدف برای مسئله بهره‌برداری برقیابی ۶۰ ماهه در هر دو فرمول‌بندی ارائه شده برای حالت دوم.

شکل ۶. نحوه هم‌گرایی میانگین مقدار تابع هدف برای مسئله بهره‌برداری برقیابی ۶۰ ماهه (۱۰ بار اجرا در حالت‌های اول و دوم و با استفاده از فرمول‌بندی اول پیشنهادی).

خروجی بهینه و توان تولیدی بهینه برای مسئله بهره‌برداری ساده و برقیابی ۶۰ ماهه در حالت دوم و با استفاده از فرمول‌بندی‌های اول و دوم پیشنهادی، در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ مشاهده می‌شود.

به منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده، نتایج حاصل از روش اخیر با نتایج به دست آمده از حل مسائل مورد مطالعه با استفاده از الگوریتم پایه و اولیه بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات مقایسه شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که در دوره زمانی ۵ ساله، با استفاده از

در حالت دوم و با استفاده از فرمول‌بندی‌های اول و دوم پیشنهادی در شکل‌های ۶ و ۷ مشاهده می‌شود. در ادامه، مقادیر خروجی بهینه برای مسئله بهره‌برداری ساده و توان تولیدی بهینه مسئله بهره‌برداری برقیابی در حالت‌های اول و دوم و با استفاده از فرمول‌بندی اول پیشنهادی در شکل‌های ۸ و ۹ مشاهده می‌شود. در نهایت، به منظور مقایسه نتایج فرمول‌بندی‌های اول و دوم پیشنهادی، مقادیر



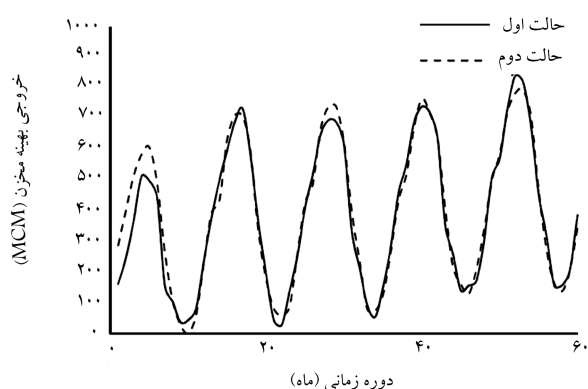
شکل ۱۱. مقادیر توان تولیدی بهینه برای مسئله‌ی بهره‌برداری برقایی ۶۰ ماهه در هر دو فرمول‌بندی ارائه شده (حالت دوم پیشنهادی).

انعکاسی استفاده شده است، که باعث می‌شود جواب‌های خارج از فضای شدنی به داخل فضای شدنی انتقال یابند.

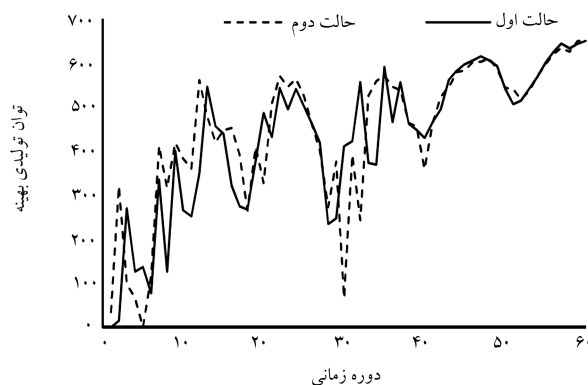
شایان ذکر است که به منظور صحت‌سنجی نتایج الگوریتم پیشنهادی هوش جمعی ذرات اصلاح شده، مسائل نمونه‌ی بهره‌برداری ساده و برقایی از مخزن سد دز، در دوره‌ی زمانی ۵ ساله با استفاده از نرم‌افزار لینگو نیز برای هر دو حالت پیشنهادی حل شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که برای مسائل بهره‌برداری ساده و برقایی از مخزن سد دز در حالت اول به ترتیب مقادیر $۱۲/۱۰۱۸۸$ و $۱/۷۲۸۸۵$ به دست آمده است. در صورتی که در حالت دوم به ترتیب مقادیر $۱/۱۳۰۹۸۹$ و $۱۰/۵۴۹۰۱$ برای مسائل به دست آمده است. مقایسه‌ی نتایج نشان می‌دهد که جواب‌های حاصل شده از الگوریتم پیشنهادی بسیار نزدیک به جواب‌های لینگو هستند.

۶. نتیجه‌گیری

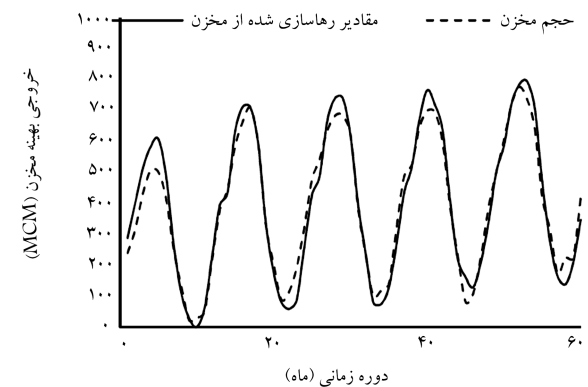
در پژوهش حاضر، به منظور بررسی تأثیر پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن در حل مسئله‌ی بهره‌برداری از مخزن سد دو حالت منظور شد. در حالت اول، از مقادیر جریان‌های واقعی اندازه‌گیری شده‌ی ورودی به مخزن برای حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخزن سد استفاده شد. ولیکن در حالت دوم، از شبکه‌ی عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد در آینده و جریان‌های پیش‌بینی شده برای حل مسئله‌ی بهره‌برداری استفاده شد. بدین صورت که در حالت دوم، تأثیر جریان‌های ماه‌های قبل در پیش‌بینی جریان بررسی شد. همچنین برای حل مسئله‌ی ذکر شده، دو فرمول‌بندی ارائه شد، که در فرمول‌بندی اول، میزان آب رهاسازی شده از مخزن و در فرمول‌بندی دوم، حجم ذخیره‌ی مخزن به عنوان متغیر تصمیم منظور و با معرفی الگوریتم هوش جمعی ذرات اصلاح شده، مسئله‌ی مذکور حل شد. به عنوان مطالعه‌ی موردی، مسائل بهره‌برداری ساده و برقایی از سد دز در تمامی حالت‌ها و فرمول‌بندی‌های برای دوره‌ی زمانی پیش‌بینی جریان (۵ ساله) حل و نتایج با سایر نتایج موجود مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی، توانایی پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد دز با دقت قابل قبول را دارد، که از بین مدل‌های پیشنهادی در حالت دوم، مدل الگوی ورودی هفتم، کمترین خطا را در پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد داشته است. همچنین الگوریتم هوش جمعی ذرات اصلاح شده، الگوریتمی مناسب برای حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخزن است، که نتایج حاصل از آن برای حل مسائل



شکل ۸. مقادیر خروجی بهینه برای مسئله‌ی بهره‌برداری ساده‌ی ۶۰ ماهه با استفاده از فرمول‌بندی اول پیشنهادی در حالت‌های اول و دوم.



شکل ۹. مقادیر توان تولیدی بهینه برای مسئله‌ی بهره‌برداری برقایی ۶۰ ماهه با استفاده از فرمول‌بندی اول پیشنهادی در حالت‌های اول و دوم.



شکل ۱۰. مقادیر خروجی بهینه برای مسئله‌ی بهره‌برداری ساده‌ی ۶۰ ماهه در هر دو فرمول‌بندی ارائه شده (حالت دوم پیشنهادی).

الگوریتم پایه و اولیه‌ی بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات و فرمول‌بندی اول پیشنهادی، برای مسائل بهره‌برداری ساده و برقایی از مخزن سد دز در حالت اول به ترتیب مقادیر $۱۲/۱۰۱۸۸$ و $۱/۷۲۸۸۵$ به دست آمده است. در صورتی که در فرمول‌بندی دوم پیشنهادی به ترتیب مقادیر $۱/۱۳۰۹۸۹$ و $۱۰/۵۴۹۰۱$ برای مسائل به دست آمده است. مقایسه‌ی نتایج نشان می‌دهد که با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده، نتایج بهتری همراه با هزینه‌ی محاسباتی کمتر نسبت به الگوریتم پایه و اولیه‌ی بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات حاصل شده است، که به این دلیل است که در الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات اصلاح شده از اثر

حاضر، نتایج فرمول‌بندی اول با توجه به کوچک‌تر بودن محدوده‌ی متغیر تصمیم، از فرمول‌بندی دوم بهتر بوده است. به عبارت دیگر، نتایج فرمول‌بندی اول حل مسائل ساده و برقابی به ترتیب ۳۷/۲۷ و ۲۳/۷۵ درصد نسبت به فرمول‌بندی دوم بهتر بوده است.

بهره‌برداری بهینه از مخزن در حالت دوم نسبت به حالت اول مناسب‌تر بوده است. به عبارت دیگر، نتایج به دست آمده از حل مسائل ساده و برقابی با استفاده از فرمول‌بندی اول پیشنهادی در حالت دوم ۵۳/۴ و ۱۵/۲ درصد نسبت به حالت اول بهتر بوده است. همچنین در هر دو حالت پیشنهادی برای حل مسائل پژوهش

پانوشته‌ها

1. artificial neural network (ANN)
2. McCulloch & Pits
3. Hebb
4. Rosenblat
5. Perceptron
6. back Propagation
7. Rummelhart & Mcland
8. Jain
9. auto regressive integrated moving average (ARIMA)
10. Kumar
11. feed forward neural network (FFNN)
12. recurrent neural network (RNN)
13. multi layer perceptron (MLP)
14. Awchi
15. generalized regression neural network (GRNN)
16. Radial Basis Function (RBF)
17. Choong & El-shafie
18. linear programming (LP)
19. Non-linear programming (NLP)
20. dynamic programming (DP)
21. metaheuristic
22. genetic algorithm
23. honey-bees mating optimization (HBMO)
24. artificial bee colony (ABC)
25. ant colony optimization (ACO)
26. particle swarm optimization (PSO)
27. gravitational search algorithm (GSA)
28. improved particle swarm optimization (IPSO)
29. Kennedy & Eberhart
30. personal best
31. global best
32. MATLAB
33. root mean square error (RMSE)
34. correlation coefficient

منابع (References)

1. Lima, L.M., Popova, E. and Damien, P. "Modeling and forecasting of Brazilian reservoir inflows via dynamic linear models", *International Journal of Forecasting*, **30**(3), pp. 464-476 (2014).
2. McCulloch, W. and Pitts, W. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **5**, pp. 115-133 (1943).
3. Menhaj, M.B. "Computational intelligence: Fundamentals of neural networks", Amir Kabir University (2000).
4. Jain, S.K., Das, A. and Srivastava, D.K. "Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation", *Journal of Water Resources Planning and Management*, **125**(5), pp. 263-271 (1999).
5. Kumar, D.N., Raju, K.S. and Sathish, T. "River Flow Forecasting using Recurrent Neural", *Water Resources Management*, **18**, pp. 143-161 (2004).
6. Yazdani, M.R., Saghaian, B., Mahdian, M.H. and et al. "Monthly runoff estimation using artificial neural networks", *Journal of Agricultural Science and Technology*, **11**(3), pp. 355-362 (2009).
7. Valipour, M., Banihabib, M.E. and Behbahani, S.M.R. "Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural", *Journal of Hydrology*, **476**, pp. 433-441 (2013).
8. Awchi, T.A. "River discharges forecasting in northern Iraq using different ANN techniques", *Water Resources Management*, **28**(3), pp. 801-814 (2014).
9. Choong, S-M. and El-Shafie, A. "State-of-the-Art for modelling reservoir inflows and management optimization", *Water Resources Management*, **29**(4), pp. 1267-1282 (2015).
10. Pishgah Hadiyan, P., Moeini, R. and Ehsanzahed, E. "Application of static and dynamic artificial neural networks for forecasting inflow discharges, case study: sefidroud dam reservoir", *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, **27**, 100401 (2020).
11. Ahmad, A., El-Shafie, A., Razali, S.F.M. and et al. "Reservoir optimization in water resources: a review", *Water Resources Management*, **28**(11), pp. 3391-3405 (2014).
12. Esat, V. and Hall, M.J. "Water resource system optimization using genetic algorithms", *Hydro Informatics'94, pro., 1st Int. Conf. on Hydro Informatics*, Balkema, Rotterdam, Netherlands, pp. 225-231 (1994).
13. Fahmy, H.S., King, J.P., Wentzle, M.W. and et al. "Economic optimization of river management using genetic algorithms", Int. Summer Meeting, AM. Soc. Agric. Engrs, paper no. 943034, St. Joseph, Michigan (1994).
14. Oliveira, R. and Loucks, D. "Operation rules for multi reservoir systems", *Water Resources Research*, **33**(4), pp. 839-852 (1997).
15. Chang, F.J. and Chen, L. "Real-coded genetic algorithm for rule based flood control reservoir management", *Water Resources Management*, **12**(3), pp. 185-198 (1998).
16. Wardlaw, R. and Sharif, M. "Evaluation of genetic algorithms for optimal reservoir system operation", *Water Resources Planning and Management*, **125**(1), pp. 25-33 (1999).

17. Chen, L. "Real time genetic algorithm optimization of long term reservoir operation", *Journal of the American Water Resources Association*, **39**(5), pp. 1157-1165 (2003).
18. Chang, F.J., Chen, L. and Chang, L.C. "Optimizing the reservoir operating rule curves by genetic algorithms", *Hydrological Processes*, **19**(11), pp. 2277-2289 (2005).
19. Chen, L. and Chang, F.J. "Applying a real-coded multi population genetic algorithm to multi-reservoir operation", *Hydrological Processes*, **21**(5), pp. 688-698 (2007).
20. Bozorg Haddad, O., Afshar, A. and Marino, M.A. "Honey-bees mating optimization (HBMO) algorithm: a new heuristic approach for water resources optimization", *Water Resources Management*, **20**(5), pp. 661-680 (2006).
21. Bozorg Haddad, O., Afshar, A. and Marino, M.A. "Design operation of multi-hydropower reservoirs: HBMO approach", *Water Resources Management*, **22**(12), pp. 1709-1722 (2008).
22. Hossain, Md. S. and El-shafie, A. "Performance analysis of artificial bee colony (ABC) algorithm in optimizing release policy of Aswan High Dam", *Neural Comput. and Applic.*, **24**(5), pp. 1199-1206 (2014).
23. Moeini, R. and Soghrati, F. "Optimum outflow determination of the multi-reservoir system using constrained improved artificial bee colony algorithm", *Soft Computing*, **24**(14), pp. 10739-10754 (2020).
24. Soghrati, F. and Moeini, R. "Deriving optimal operation of reservoir proposing improved artificial bee colony algorithm: standard and constrained versions", *Journal of Hydroinformatics*, **22**(2), pp. 263-280 (2020).
25. Afshar, M.H., Ketabchi, H. and Rasa, E. "Elitist continuous ant colony optimization algorithm: Application to reservoir operation problems", *International Journal of Civil Engineering*, **4**(4), pp. 274-285 (2006).
26. Jalali, M.R. and Afshar, A. "Semi-continuous ACO algorithms", Technical Report, Hydroinformatics Center, Civil Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran (2005).
27. Jalali, M.R., Afshar, A. and Marino, M.A. "Multi-colony ant algorithm for continuous multi-reservoir operation optimization problems", *J. Water Resources Research*, **21**(9), pp. 1429-1447 (2007).
28. Madadgar, S. and Afshar, A. "An improved continuous ant algorithm for optimization of water resources problems", *J. Water Resources Management*, **23**(10), pp. 2119-2139 (2009).
29. Afshar, M.H. and Moeini, R. "Partially and fully constrained ant algorithms for the optimal solution of large scale reservoir operation problems", *J. Water Resources Management*, **22**(1), pp. 1835-1857 (2008).
30. Moeini, R. and Afshar, M.H. "Extension of the constrained ant colony optimization algorithms for the optimal operation of multi-reservoir systems", *Hydroinformatics*, **15**(1), pp. 155-173 (2013).
31. Kumar, D.N. and Reddy, J. "Multipurpose reservoir operation using particle swarm optimization", *Water Resources Planning and Management*, **133**(3), pp. 192-201 (2007).
32. Baltar, A.M. and Fontane, D.G. "Use of multiobjective particle swarm optimization in water resources management", *Water Resource Planning and Management*, **134**(3), pp. 265-275 (2008).
33. Afshar, M.H. "Large scale reservoir operation by constrained particle swarm optimization algorithms", *Journal of Hydro-environment Research*, **6**(1), pp. 75-87 (2012).
34. Afshar, M.H. "Extension of the constrained particle swarm optimization algorithm to optimal operation of multi-reservoirs system", *International Journal of Electrical Power and Energy Systems Research*, **51**, pp. 71-81 (2013).
35. Moeini, R. and Soltani-nezhad, M. "Extension of the constrained gravitational search algorithm for solving multi reservoir operation optimization problem", *Journal of Environmental Informatics*, **36**(2), pp. 70-81 (2020).
36. Coulibali, C.G. "Daily streamflow forecasting: application of ANN", *Journal of Hydrology*, **3**, pp. 123-128 (1999).
37. Kennedy, J. and Eberhart, R. "Particle swarm optimization", *Proceeding of International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, Piscataway, pp. 1942-1948 (1995).
38. Shi, Y. and Eberhart, R.C. "Parameter selection in particle swarm optimization", In: Porto, V.W., Saravanan, N., Waagen, D., Eiben, A.E. (Eds.), *Evolutionary Programming VII*. Springer, pp. 611-616 (1998a).
39. Shi, Y. and Eberhart, R.C. "A modified particle swarm optimizer", *Proceedings of the 1998 IEEE Conference on Evolutionary Computation*, AK, Anchorage (1998b).
40. Clerc, M. "Confinements and Biases in Particle Swarm Optimization [Online]", (Available: <http://clerc.maurice.free.fr/pso>) (2006).
41. Afshar, M.H., Rezaei Sangdehi, A. and Moeini, R. "Optimal reservoir operation using deterministic adaptive refinement mechanism for Ant Algorithm.", *J. Civil Engineering Ferdowsi University of Mashhad*, **23**(1), pp. 65-83 (2011).