

## توسعه یک شبکه عصبی ترکیبی برای پیش‌بینی تقاضای ماهانه آب شرب شهر کرج

هادی قاسمی ورجانی

کارشناسی ارشد مهندسی آب، دانشکده عمران و محیط زیست دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران

hadighasemi@aut.ac.ir

ارسال: مهر ماه ۹۷ پذیرش: آذر ماه ۹۷

### چکیده

شهر کرج به عنوان مرکز استان البرز یکی از پرجمعیت‌ترین شهرهای ایران می‌باشد. آب شرب مورد نیاز این شهر از طریق چاه‌های موجود در سطح شهر و بخشی از آب سدهای طالقان و کرج تامین می‌گردد. در سال‌های اخیر کاهش بارندگی سبب کاهش آب سطحی و پایین آمدن سطح آب زیرزمینی گشته که این امر چالش بزرگی را برای تامین آب شرب شهر کرج ایجاد می‌نماید. برنامه‌ریزی و مدیریت صحیح منابع آب می‌تواند مشکلات ناشی از کم آبی را کاهش دهد که این امر مستلزم پیش‌بینی دقیق میزان تقاضای آب شرب برای ماه‌های آتی می‌باشد. در مطالعه حاضر با استفاده از مقادیر تولید آب شرب شهر کرج از ابتدای سال ۱۳۸۱ تا انتهای سال ۱۳۹۶ مدل شبکه عصبی ترکیبی برای پیش‌بینی تولید ماهانه این شهر توسعه داده شد. در این مدل به منظور افزایش سرعت همگرایی در رسیدن به پاسخ بهینه سراسری و کاهش احتمال قرارگیری در دام مینیمم‌های محلی از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) در روند آموزش شبکه استفاده شده است. نتایج حاصل از مدل‌سازی نشان داد که شبکه عصبی ترکیبی قادر است داده‌های آزمون را با دقت بالا ( $RMSE=0.27$  و  $CC=0.91$ ) پیش‌بینی نماید. پس از اطمینان از دقت شبکه عصبی ترکیبی، از این مدل به منظور برآورد میزان تقاضای آب شرب در سال پیشرو استفاده گردید. نتایج حاصل نشان داد که اوج تقاضا در مرداد ماه سال جاری به میزان حدود ۵/۵ میلیون متر مکعب و کل تقاضای سال ۹۷ برابر ۵۶ میلیون متر مکعب می‌باشد. بنابراین با دانستن این مقادیر و مقدار ظرفیت منابع آبی موجود می‌توان به برنامه‌ریزی دقیقی در خصوص برداشت از این منابع و همچنین ارائه راهکار مناسب برای ماه‌های با بیشترین تقاضا پرداخت.

کلمات کلیدی: آب شرب، منابع آب، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ازدحام ذرات، شهر کرج.

### ۱- مقدمه

آب یکی از منابع مهم و حیاتی برای بشر می‌باشد. با توسعه صنعتی و اقتصادی جوامع، رشد جمعیت، گسترش شهرنشینی، تغییر الگوی مصرف و بالا رفتن سطح رفاه و بهداشت مصرف آب در جوامع بشری بطور چشمگیری افزایش یافته است. تخصیص مطلوب و معقول منابع آب، کلیدی برای استفاده پایدار از این منابع می‌باشد. برآورد دقیق تقاضای آب اولین قدم برای تخصیص بهینه منابع آبی است که هدف اصلی آن تعیین تقاضای آب در آینده براساس میزان مصرف آن در گذشته و تغییرات محیطی می‌باشد. بطور کلی میزان تقاضای آب به عوامل بسیاری از جمله میزان جمعیت، بهای آب، آب و هوا، شرایط زیست محیطی، نوع فرهنگ، نوع زندگی اعم از شهری یا روستایی و اقتصاد مربوط می‌باشد. به منظور برنامه‌ریزی صحیح و مدیریت بهینه منابع آب در دسترس، پیش‌بینی میزان نیاز آبی در کوتاه مدت، میان مدت و دراز مدت از اهمیت بالایی برخوردار است. یکی از ساده‌ترین روش‌هایی که برنامه‌ریزان و طراحان شهری بدلیل نبود مدل‌های مناسب و کارآمد برای پیش‌بینی میزان تقاضای آب

شهری در آینده بکار می‌برند استفاده از رقم جمعیت شهر می‌باشد. از آنجائیکه رقم جمعیت در آینده به صورت تخمینی می‌باشد و همچنین عوامل متعددی در میزان مصرف آب تاثیر گذار می‌باشد، این روش دارای خطای زیادی می‌باشد. زیر ساخت‌های موجود در آب شهری بدلیل پدیده‌های شدید آب و هوایی مرتبط با گرم شدن کره زمین، تحت فشار قابل توجهی قرار دارند بگونه‌ای که این شرایط موجب افزایش در تقاضای آب شرب می‌شود و منجر به عدم اطمینان در پیش‌بینی‌های میان مدت می‌گردد. در نتیجه روش‌های متداول مورد استفاده در پیش‌بینی می‌تواند مشکلات زیادی را برای تصمیم‌گیران سیستم‌های آبی ایجاد کند و سبب افزایش هزینه‌های عملیاتی گردد [۱]. مطالعات زیادی توسط محققان به منظور پرداختن به اهمیت پیش‌بینی مصرف آب شهری در مدیریت منابع آب صورت گرفته است بگونه‌ای که مارلو و همکاران اشاره می‌کنند که پیش‌بینی دقیق میزان مصرف آب شهری می‌تواند عملکرد سیستم‌های آب شهری را بهبود بخشد بصورتی که مدیریت مصرف آب شهری را با وجود مشکلات ناشی از گرم شدن کره زمین و کاهش بارش اصلاح نماید [۲]. همچنین در مطالعاتی دیگر محققان به اهمیت پیش‌بینی دقیق تقاضای آب در توسعه زیر ساخت‌ها، سرمایه‌گذاری و ایجاد یک برنامه‌ریزی دقیق و پیشرفته اشاره کرده‌اند [۳ و ۴]. در سال‌های اخیر روش‌های آماری و ریاضی در حل مسائل مختلف مهندسی دارای پیشرفت‌های چشمگیری بوده‌اند. از جمله‌ی این روش‌ها می‌توان به عملکرد مناسب مدل‌های هوش مصنوعی در حل مسائل مرتبط با مهندسی آب اشاره نمود. در این راستا می‌توان به مطالعه صورت گرفته توسط لی و همکاران به منظور پیش‌بینی میزان تقاضای آب شهری و نیان چین با استفاده از شبکه عصبی اشاره نمود. آنها از پارامترهای بهای آب و فاضلاب، اندازه خانوار و درآمد خانوار به عنوان ورودی شبکه استفاده کرده و نشان دادند که شبکه عصبی در پیش‌بینی میزان تقاضا دارای دقت بالایی است [۵]. فیرات و همکاران نیز از شبکه عصبی برای پیش‌بینی میزان تقاضای ماهانه آب شرب شهر لزمیر ترکیه استفاده کردند. آنها از متغیرهای اقتصادی، اجتماعی و اقلیمی که بر مصرف آب تاثیر دارند به عنوان ورودی‌های شبکه استفاده کرده و نتیجه گرفتند که شبکه عصبی عملکرد مناسبی در برآورد میزان مصرف دارند [۶]. در مطالعه‌ای جداگانه فیرات و همکاران از میزان مصرف در زمان‌های گذشته به صورت سری زمانی به عنوان ورودی شبکه استفاده کردند و عملکرد آنها با مطالعه قبلی مقایسه نموده و نشان دادند که استفاده از داده‌های مصرف در زمان‌های گذشته با تاخیرهای زمانی مختلف سبب بهبود دقت شبکه عصبی در پیش‌بینی میزان مصرف آب در شهر لزمیر ترکیه خواهد شد [۷]. ویجایالاکسمی و جیشبابو نیز به پیش‌بینی میزان تقاضای روزانه آب شرب شهرهای دارماپوری و کرشیناگیری با استفاده از سیستم عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) پرداختند. آنها از داده‌های روزانه اندازه‌گیری شده در سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۴ با تاخیرهای زمانی مختلف به عنوان ورودی مدل استفاده نموده و نشان دادند که مدل ANFIS با ورودی‌های مقدار تقاضا با یک و دو گام تاخیر زمانی دقت بالایی در پیش‌بینی دارد [۸]. شعبانی و همکاران به منظور برآورد تقاضای ماهانه آب شرب شهر کالانوا کانادا از ماشین بردار پشتیبان (SVM) با ورودی‌های بارش، دما و میزان تقاضا با یک و دو گام تاخیر زمانی استفاده نمودند و عملکرد SVM در پیش‌بینی میزان تقاضا را مناسب ارزیابی کردند [۹]. در تحقیقی مشابه نیز برنتان و همکاران به پیش‌بینی میزان تقاضای ساعتی آب شرب شهر فرانکا برزیل با استفاده از SVM پرداختند [۱۰]. همچنین برخی از محققان به منظور افزایش دقت مدل‌های هوش مصنوعی به ترکیب این مدل‌ها با الگوریتم‌های بهینه‌سازی پرداختند به گونه‌ای که زوبایدی و همکاران از ترکیب مدل شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (ANN-PSO) به منظور پیش‌بینی میزان تقاضای آب شهر ملبرن استرالیا استفاده نمودند و داده‌های مصرف ماهانه و شش متغیر هواشناسی (حداکثر دما، متوسط دما، حداقل دما، بارش، تابش خورشید و فشار بخار) را به عنوان ورودی مدل پیشنهادی انتخاب نمودند و نتیجه گرفتند که مدل ترکیبی ANN-PSO مدلی مناسب برای پیش‌بینی میزان تقاضای آب شهر ملبرن می‌باشد [۱۱]. ونگ و همکاران الگوریتم کرم شب‌تاب پویا جدید (NDFFA) را برای پیش‌بینی تقاضای ماهانه شهر ناچانگ چین استفاده نموده و نشان دادند که مدل ارائه شده با دقت ۹۸ درصد قادر به پیش‌بینی میزان تقاضای ماهانه است. از طرفی آنها براساس مقادیر جمعیت، تولید ناخالص صنعتی و تولید ناخالص کشاورزی به پیش‌بینی میزان تقاضای سالانه آب شهر ناچانگ در سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۰ پرداختند و پیشنهاد دادند که برای

افزایش دقت در برآورد می‌توان عوامل دیگری چون بهای آب، آب و هوا و محیط زیست را نیز به پارامترهای فوق افزود [۱۲]. از جمله مطالعاتی که در کشورمان به منظور پیش‌بینی میزان مصرف و تقاضای آب شهری صورت گرفته می‌توان به مطالعه تابش و همکاران اشاره نمود. آنها از شبکه عصبی با متغیرهای ورودی حداکثر دما، حداقل دما، میزان بارش، سرعت باد در فصل بهار، میزان رطوبت و میزان مصرف روز قبل برای برآورد مصرف آب شرب شهر تهران استفاده نمودند و عملکرد شبکه عصبی را مناسب گزارش نمودند [۱۳]. همچنین در مطالعه‌ای جداگانه تابش و دینی از پارامترهای هواشناسی و میزان مصرف در روزهای گذشته به عنوان ورودی شبکه استفاده کرده و نتیجه گرفتند که پارامترهای میانگین دمای روزانه و درصد رطوبت نسبی تاثیرگذارترین پارامترها در برآورد میزان مصرف آب شهر تهران هستند [۱۴].

همانطور که مشاهده شد محققان پارامترهای مختلفی را به عنوان ورودی مدل‌ها برای پیش‌بینی میزان تقاضای آب استفاده نمودند. از آنجائیکه مقدار این پارامترها در زمان‌های آتی مشخص نمی‌باشد در نتیجه نمی‌توان براساس مدل‌های ارائه شده مقدار تقاضای آب در زمان‌های آتی را پیش‌بینی نمود مگر اینکه مقادیر پارامترهای ورودی (مانند دمای هوا، رقم جمعیت، بهای آب و غیره) را بصورت تخمینی انتخاب نمود که این کار سبب افزایش خطای برآورد خواهد شد.

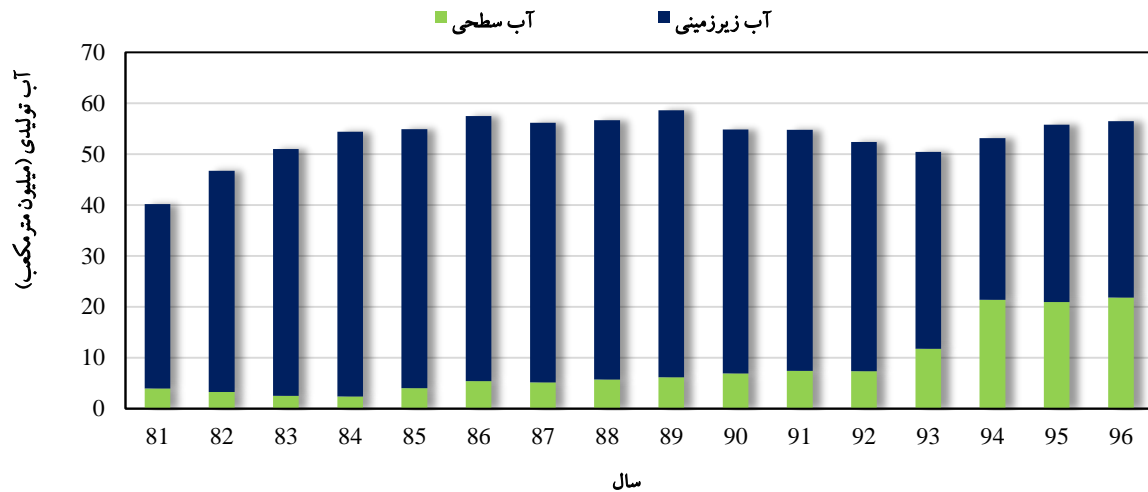
یکی از اهداف اصلی شرکت‌های آب و فاضلاب شهری تامین و رساندن آب شرب مورد نیاز مردم یک شهر می‌باشد. در سال‌های اخیر کاهش سطح آب زیرزمینی و همچنین کاهش آب‌های سطحی چالش بزرگی را برای این شرکت‌ها در امر تامین آب شرب ایجاد کرده است. برنامه‌ریزی صحیح در استفاده از منابع آب شهری می‌تواند در ساماندهی و مدیریت مشکلات ناشی از کم آبی کمک شایانی نماید. در این راستا در مطالعه حاضر به منظور پیش‌بینی میزان تقاضای ماهانه آب شرب مورد نیاز شهر کرج یک مدل شبکه عصبی ترکیبی توسعه داده شده است. در مطالعه حاضر در ابتدا به معرفی شهر کرج، منابع آب شرب موجود در این شهر و نحوه تامین آب شرب از منابع در دسترس پرداخته شده است. سپس به منظور استفاده از یک مدل قابل اعتماد، یک مدل ترکیبی از شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات توسعه داده شده است. در ادامه شبکه عصبی ترکیبی پیشنهادی بر مبنای داده‌های سری زمانی تولید این شهر در سال‌های گذشته، آموزش داده شد. پس از آموزش مدل پیشنهادی و اطمینان از دقت آن در پیش‌بینی به برآورد مقدار تقاضای ماهانه آب شرب شهر کرج در سال ۹۷ و در ادامه آن تحلیل مقادیر بدست آمده پرداخته شد تا بتوان براساس مقادیر پیش‌بینی شده از تولید در ماه‌های مختلف یک برنامه‌ریزی دقیق و مناسب از میزان برداشت آب از منابع موجود انجام داد تا کمترین چالش ممکن در زمینه کم آبی بوجود آید.

## ۲- منطقه مورد مطالعه

استان البرز در همسایگی استان‌های تهران، مازندران، قزوین و مرکزی قرار دارد. براساس سرشماری سال ۱۳۹۵، این استان با جمعیت حدود ۲/۷ میلیون نفر یازدهمین استان پرجمعیت ایران می‌باشد. درحالی که استان البرز از نظر مساحت کوچکترین استان کشور می‌باشد. شهر کرج به عنوان مرکز استان البرز یکی از پرجمعیت‌ترین شهرهای ایران می‌باشد. بگونه‌ای که براساس سرشماری سال ۱۳۹۵، این شهر با جمعیتی حدود ۲ میلیون نفر چهارمین شهر پرجمعیت ایران می‌باشد.

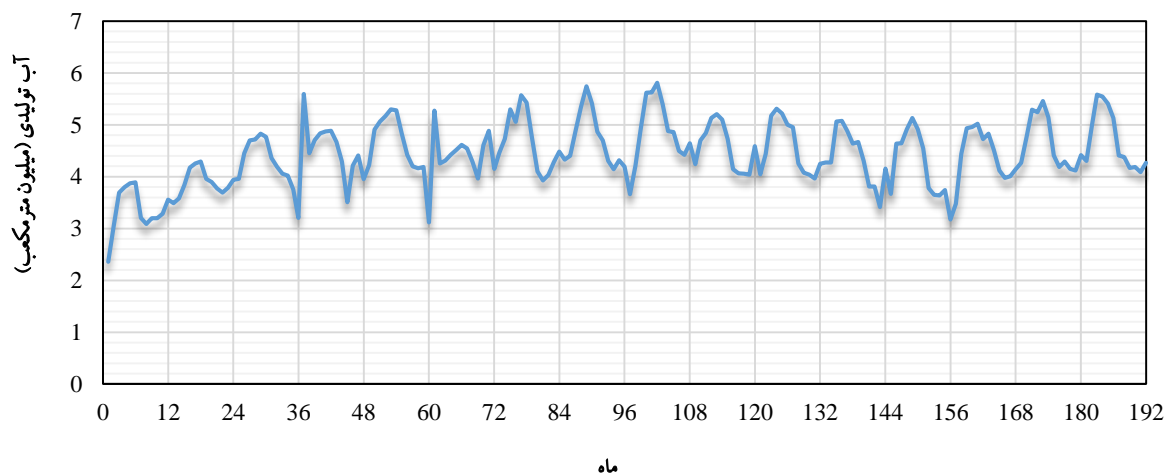
از یک سو همجواری با شهر تهران دلیلی بر افزایش جمعیت شهر کرج که به سبب آن افزایش میزان تقاضای آب شرب گردیده که این امر موجب افزایش برداشت از منابع آب زیرزمینی و در پی آن کاهش سطح آب زیرزمینی شده است. از سوی دیگر کاهش بارش سبب پائین آمدن سطح آب مخازن سدها گردیده که به موجب آن میزان آب سطحی نیز رو به کاهش می‌باشد. در نتیجه تامین آب مورد نیاز مردم شهر کرج از منابع آبی در دسترس در ماه‌های پرمصرف سال به یک چالش اساسی تبدیل شده است. منابع تامین کننده آب شرب شهر کرج شامل منابع آب زیرزمینی (چاه‌ها و قنات‌ها) و منابع آب سطحی (سدها) می‌باشند. تعداد ۶۱ حلقه چاه زیرزمینی فعال در سطح شهر به عنوان منابع آب زیرزمینی و بخشی از آب سدهای کرج و طالقان به عنوان منابع آب سطحی، تامین کننده آب شرب شهر کرج می‌باشند. با رجوع به اطلاعات ثبت شده از میزان تولید آب شرب

در سطح کرج در سال ۱۳۹۶ مشاهده می‌گردد که از کل آب تولیدی در این سال بطور متوسط حدود ۲۷۰ لیتر بر ثانیه از طریق سهم آب سطحی سد کرج، ۳۶۰ لیتر بر ثانیه از طریق سهم آب سطحی سد طالقان و حدود ۱۶۴۰ لیتر بر ثانیه از طریق چاه‌های آب زیرزمینی با متوسط کارکرد ۱۷ ساعت در روز تامین گردیده است. بطور کلی می‌توان بیان کرد که ۷۲ درصد از کل تقاضای آب شرب شهر کرج از طریق آب زیرزمینی و ۲۸ درصد باقیمانده از طریق آب سطحی تامین می‌گردد. در شکل ۱ مقدار تولید سالانه آب شرب شهر کرج از سال ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۶ بر حسب میلیون متر مکعب ارائه گردیده است.



شکل ۱- تولید سالانه آب شرب شهر کرج از سال ۱۳۸۱ تا سال ۱۳۹۶

در شکل ۱ مستطیل‌های کمرنگ مربوط به میزان آب تامین شده از طریق آب‌های سطحی و بر حسب میلیون متر مکعب می‌باشد و مستطیل‌های پررنگ مربوط به مقدار آب تامین شده از طریق منابع آب زیرزمینی می‌باشد. براساس شکل فوق می‌توان بیان کرد که سهم آب زیرزمینی در تامین آب شرب شهر کرج نسبت به آب سطحی بیشتر است بگونه‌ای که تا سال ۹۲ سهم آب سطحی بسیار ناچیز بوده است و از سال ۹۲ به بعد سهم آب سطحی شهر کرج افزایش یافته است که این امر سبب کاهش برداشت از منابع آب زیرزمینی گشته است. از طرفی همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود تغییرات تولید در سال‌های مختلف دارای الگوی خطی مشخصی نمی‌باشد و در سال‌های مختلف میزان تولید آب شرب دارای نوسان می‌باشد. در شکل ۲ میزان تولید ماهانه آب شرب شهر کرج از فروردین سال ۱۳۸۱ تا اسفند سال ۱۳۹۶ بر حسب میلیون متر مکعب ارائه گردیده است.



شکل ۲- مقدار تولید ماهانه آب شرب شهر کرج از ابتدای سال ۱۳۸۱ تا انتهای سال ۱۳۹۶

همانطور که در شکل ۲ مشاهده می‌گردد ارتباط خطی و منظمی بین مقادیر تولید ماه‌های مختلف در سال‌های متوالی وجود ندارد، در نتیجه به منظور پیش‌بینی مقدار تولید آب شرب مورد نیاز این شهر می‌بایست از مدل‌هایی که توانایی بالایی در مدل‌سازی مسائل غیرخطی دارا می‌باشند استفاده نمود. در این مطالعه سعی شده است تا با استفاده از شبکه عصبی ترکیبی مدلی قابل اطمینان برای پیش‌بینی مقدار تولید ماهانه شهر کرج توسعه داد. برای این منظور از داده‌های اندازه‌گیری شده مجموع تولید آب زیرزمینی و سطحی شهر کرج از سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۶ به عنوان داده‌های آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردیده شده است.

### ۳- مدل شبکه عصبی ترکیبی

#### ۳-۱- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) از جمله ابزارهای محاسباتی پر قدرتی هستند که امروزه به منظور مدل‌سازی طیف گسترده‌ای از مسائل در علوم مختلف مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این شبکه‌ها توانایی مدل‌سازی یک مساله خاص بدون داشتن دانش قبلی درباره آن را دارا می‌باشند. در واقع این شبکه‌ها مدل‌سازی را بر اساس دانش موجود در الگوهای آموزش انجام می‌دهند. شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای انواع مختلفی می‌باشد که در این مطالعه از شبکه عصبی پیش‌خور سه لایه [۱۵] استفاده گردیده است. این شبکه از سه لایه اصلی تشکیل شده است که این لایه‌ها عبارتند از لایه ورودی، لایه خروجی و لایه‌های پنهان. هر لایه شامل واحدهای پردازنده‌ی متعددی (نورون) هستند که به نورون‌های لایه مجاور متصل می‌شوند. عنصر ارتباطی بین نورون‌های لایه‌های مجاور، وزن‌های اتصال می‌باشند که می‌بایست در طی فرایند آموزش شبکه عصبی برای رسیدن به پاسخ بهینه سراسری تنظیم شوند.

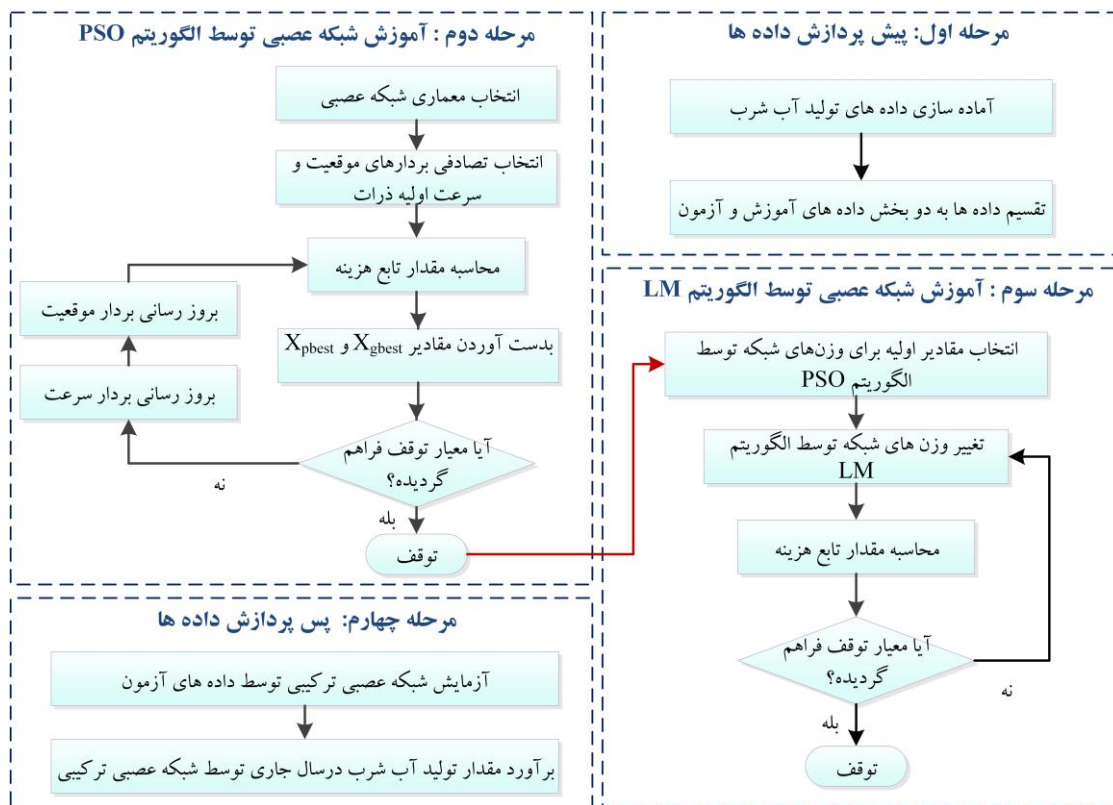
#### ۳-۲- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) اولین بار در سال ۱۹۹۵ توسط کندی و ابرهارت مطرح شد که در تدوین آن از پرواز گروهی پرندگان و شنای گروهی ماهی‌ها الهام گرفته شد [۱۶]. این روش برخلاف بسیاری از روش‌های سنتی، نیاز به مشتق‌گیری نداشته و می‌تواند برای توابع هدف با ماهیت تصادفی بکار برده شود. این الگوریتم نیز مانند سایر الگوریتم‌های جمععی، با جمعیت تصادفی شروع به کار می‌کند. در این الگوریتم هر کدام از اعضا یک ذره هستند که یک مجموعه ذرات را تشکیل می‌دهند. این مجموعه با توجه به سرعت‌های هر ذره، در فضای تصمیم به سمت نقطه‌ای بهینه حرکت می‌کند. جزئیات دست‌یابی به پاسخ بهینه توسط الگوریتم PSO در بخش بعدی ارائه شده است.

#### ۳-۳- توسعه مدل شبکه عصبی ترکیبی

انتخاب تصادفی مقادیر اولیه وزن‌های اتصال شبکه را می‌توان یکی از نقاط ضعف در آموزش شبکه‌های عصبی دانست، زیرا اگر این انتخاب که کاملاً تصادفی صورت می‌گیرد از مقدار پاسخ بهینه سراسری فاصله داشته باشد، سبب می‌شود که فرایند آموزش شبکه در رسیدن به پاسخ بهینه سراسری زمان‌بر شود. از طرفی دور بودن از پاسخ بهینه سراسری این امکان را بوجود خواهد آورد که الگوریتم آموزش در مسیر رسیدن به پاسخ بهینه سراسری در دام مینیمم‌های محلی قرار گیرد. در این مطالعه برای رفع ضعف فوق و انتخاب مناسب برای مقادیر اولیه وزن‌های اتصال شبکه عصبی، از الگوریتم PSO برای پیش‌آموزش شبکه استفاده گردیده است. در واقع قبل از آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم لونیبرگ مارکوآرت (LM)، شبکه را توسط الگوریتم PSO آموزش داده و مقادیری برای وزن‌های شبکه بدست آورده و از آنجائیکه این مقادیر توسط یک الگوریتم بهینه‌سازی بدست آمده است به پاسخ بهینه بسیار نزدیک است. سپس مقادیری که توسط الگوریتم PSO در مرحله قبل به دست آمدند به عنوان وزن‌های اولیه در نظر گرفته و شبکه توسط الگوریتم LM آموزش داده شده و وزن‌های نهایی حاصل می‌گردد. نحوه توسعه

شبکه عصبی ترکیبی برای پیش بینی مقدار تولید ماهانه آب شرب در طی مراحل مختلف مطابق شکل ۳ در مطالب زیر ارائه شده است.



شکل ۳- فلوجارت آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم ترکیبی PSO-LM

#### مرحله ۱: پیش پردازش داده ها

این مرحله شامل آماده سازی داده ها، تقسیم داده های به دو بخش داده های آموزش و آزمون می باشد.

#### مرحله ۲: آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات

##### گام ۱: انتخاب معماری شبکه عصبی

انتخاب معماری مناسب برای شبکه، یکی از گام های مهم و موثر در توسعه یک شبکه عصبی می باشد. همانطور که در بخش قبل بیان گردید در این مطالعه از شبکه سه لایه استفاده شده است. در این شبکه نورون های لایه اول همان متغیرهای ورودی شبکه می باشد و نورون لایه خروجی نیز خروجی شبکه می باشد. همانطور که مشخص است در ابتدا می بایست متغیرها ورودی و خروجی شبکه مشخص گردند. از آنجائیکه هدف از انجام این تحقیق ساخت مدلی برای پیش بینی تولید ماهانه آب شرب کرج می باشد پس در نتیجه خروجی شبکه مقدار تولید آب شرب در ماه های آتی می باشد  $(Q_{(t+1)})$ . همچنین میزان تولید ماهانه شهر کرج در چهار گام زمانی قبلی به عنوان ورودی شبکه عصبی انتخاب گردید  $(Q_{(t)}, Q_{(t-1)}, Q_{(t-2)}, Q_{(t-3)})$ . پس از مشخص شدن ورودی و خروجی شبکه نوبت به لایه پنهان می رسد که در این مطالعه از شبکه های عصبی با دو لایه پنهان با تعداد نورون های مختلف استفاده خواهد شد.

##### گام ۲: انتخاب تصادفی بردارهای موقعیت و سرعت اولیه ذرات

در الگوریتم PSO هر ذره دارای دو بردار موقعیت و سرعت می‌باشد. در هر تکرار از الگوریتم PSO هر یک از این بردارها بروزرسانی می‌گردند. تعداد مولفه‌های این بردارها وابسته به تعداد متغیرهایی است که الگوریتم بدنبال یافتن پاسخ بهینه برای آنها می‌باشد. از آنجائیکه در این مطالعه از الگوریتم PSO به منظور یافتن مقادیر بهینه برای وزن‌های اتصال شبکه استفاده شده است در نتیجه تعداد مولفه‌های دو بردار موقعیت و سرعت هر ذره برابر تعداد وزن‌های شبکه می‌باشد. به عنوان نمونه یک شبکه عصبی با معماری ۱-۵-۴ دارای ۶۱ وزن اتصال می‌باشد در نتیجه برای این شبکه خاص بردارهای موقعیت و سرعت هر ذره دارای ۶۱ مولفه می‌باشد. اولین اقدام در روند آموزش شبکه توسط الگوریتم PSO، انتخاب مقادیر اولیه برای بردارهای موقعیت و سرعت ذرات می‌باشد که به صورت تصادفی صورت می‌گیرد. لازم به ذکر است که در این مطالعه تعداد ۲۰۰ ذره برای آموزش شبکه‌های مختلف توسط الگوریتم PSO انتخاب گردیده شده است.

گام ۳: محاسبه مقدار تابع هزینه

همانطور که پیش‌تر بیان گردید مولفه‌های بردار موقعیت هر ذره همان وزن‌های شبکه عصبی می‌باشد پس در نتیجه با مشخص شدن مقادیر بردارهای موقعیت هر ذره، می‌توان مقدار خروجی شبکه را بدست آورد. مقدار خروجی شبکه عصبی مطابق با رابطه (۱) بدست می‌آید.

$$Y_n = w_0 + \sum_{j=1}^L w_j \cdot f(w_{0j} + \sum_{i=1}^K w_{ij} x_{n-j}) \quad (1)$$

در رابطه فوق  $w$  وزن اتصال بین نورون‌های مختلف،  $x$  متغیرهای ورودی شبکه،  $K$  تعداد متغیرهای ورودی شبکه،  $L$  تعداد نورون‌های لایه پنهان،  $n$  الگوهای آموزش شبکه و  $f$  تابع انتقال لایه پنهان می‌باشد. توابع انتقال دارای انواع مختلفی می‌باشند، در این مطالعه از تابع انتقال‌های سیگموئید و تانژانت هایپربولیک که به ترتیب به صورت زیر تعریف می‌گردند برای لایه‌های پنهان استفاده شده است.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2x)} - 1 \quad (3)$$

پس از مشخص شدن مقدار خروجی شبکه برای داده‌های آموزش، مقدار خطا شبکه را محاسبه می‌نمائیم. در این مطالعه از جذر میانگین مربع خطا (RMSE) به عنوان تابع هزینه از تکرار اول تا تکرار اول تا تکرار فعلی به آن دست یافته است (بردار موقعیتی است که به ازای آن کمترین مقدار تابع هزینه از تکرار اول تا تکرار فعلی برای یک ذره بدست آمده است).  $X_{gbest}$  بهترین بردار موقعیتی است که تاکنون مجموعه ذرات از تکرار اول تا تکرار فعلی به آن دست یافته است. یعنی بردار موقعیتی می‌باشد که به ازای آن کمترین مقدار تابع هزینه در کلیه تکرارها برای مجموعه ذرات حاصل گردیده است.

گام ۴: بدست آوردن مقادیر  $X_{pbest}$  و  $X_{gbest}$  برای مجموعه ذرات

$X_{pbest}$  بهترین بردار موقعیتی است که تاکنون یک ذره از تکرار اول تا تکرار فعلی به آن دست یافته است (بردار موقعیتی است که به ازای آن کمترین مقدار تابع هزینه از تکرار اول تا تکرار فعلی برای یک ذره بدست آمده است).  $X_{gbest}$  بهترین بردار موقعیتی است که تاکنون مجموعه ذرات از تکرار اول تا تکرار فعلی به آن دست یافته است. یعنی بردار موقعیتی می‌باشد که به ازای آن کمترین مقدار تابع هزینه در کلیه تکرارها برای مجموعه ذرات حاصل گردیده است.

گام ۵: بررسی معیار توقف

در این مطالعه تعداد تکرار ۲۰۰ به عنوان معیار توقف در نظر گرفته شده است. در صورت رسیدن به این تعداد تکرار، فرایند بهینه سازی متوقف گردیده و مولفه‌های بردار  $X_{gbest}$  به عنوان وزن‌های شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود.

در غیر این صورت می‌بایست در ابتدا مطابق با رابطه (۴) بردار سرعت ذرات بروزرسانی گردد.

$$v_i^t = \omega v_i^{t-1} - r_1 c_1 (X_{pbest} - x_i^{t-1}) + r_2 c_2 (X_{gbest} - x_i^{t-1}) \quad (4)$$

که  $t$  شاخصه تکرار،  $\omega$  پارامتر وزن اینرسی،  $v_i^{t-1}$  و  $x_i^{t-1}$  به ترتیب بردار سرعت و بردار موقعیت ذره  $i$  ام در تکرار  $t-1$  می باشند.  $r_1$  و  $r_2$  اعداد تصادفی بین  $[0,1]$  هستند و  $C_1$  و  $C_2$  به ترتیب ضرایب شتاب و شناسایی می باشند.

در ادامه پس از بروز رسانی بردار سرعت ذرات، بردار موقعیت هر ذره نیز مطابق با رابطه (۵) بروز رسانی می گردد.

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (5)$$

پس از بروز رسانی بردار موقعیت هر ذره گام های ۳ تا ۵ تکرار می گردد تا معیار توقف حاصل گردد.

مرحله ۳: آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم لونبرگ مارکوآرت (LM)

گام ۱: انتخاب مقادیر اولیه برای وزن های شبکه توسط الگوریتم PSO

گام ۲: محاسبه مقدار تابع هزینه

در این مطالعه از تابع میانگین مربع خطا (MSE) به عنوان تابع هزینه استفاده گردید. این تابع بصورت رابطه (۶) تعریف می گردد.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (Y_n - A_n)^2 \quad (6)$$

در رابطه فوق  $E$  مقدار خطا یا همان تابع هزینه است،  $Y$  مقدار پیش بینی شده،  $A$  مقدار واقعی و  $N$  تعداد داده های آموزش می باشد.

گام ۳: بروز رسانی وزن های شبکه توسط الگوریتم LM

هدف اصلی در آموزش شبکه عصبی، بدست آوردن وزن های شبکه می باشد. به منظور بدست آوردن وزن های شبکه می بایست رابطه (۶) کمینه سازی گردد بدین معنی که مقدار وزن ها به ازای کمترین مقدار خطا، حاصل گردند. برای این منظور برای بروز رسانی وزن های شبکه مقدار مشتق خطا نسبت به وزن مطابق با رابطه (۷) محاسبه می گردد.

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} \quad (7)$$

در رابطه فوق  $\eta$  نرخ یادگیری می باشد.

محاسبه مشتق فوق و بروز رسانی وزن های شبکه یک فرآیند بهینه سازی با محاسبات پیچیده می باشد. الگوریتم های مختلفی برای این منظور ارائه گردیده است که در این میان محققان از الگوریتم LM بطور گسترده با موفقیت استفاده نموده اند. در این مطالعه نیز از الگوریتم LM برای آموزش شبکه استفاده گردیده شده است. برای مطالعه بیشتر در خصوص این الگوریتم و فرآیند آموزش شبکه توسط LM به مرجع [۱۷] رجوع گردد.

گام ۴: ارزیابی معیار توقف

در این بخش نیز تعداد تکرار آموزش به عنوان معیار توقف در نظر گرفته شده است. بگونه ای که اگر الگوریتم به تکرار مورد نظر رسید فرآیند آموزش متوقف گردد در غیر این صورت به گام ۲ رفته و فرآیند آموزش تا گام ۴ ادامه یابد.

مرحله ۴: پس پردازش داده ها

گام ۱: آزمایش شبکه عصبی ترکیبی توسط داده های آزمون

پس از اتمام فرآیند آموزش شبکه عصبی ترکیبی توسط داده های آموزش، در این گام عملکرد شبکه در پیش بینی توسط داده های آزمون مورد ارزیابی قرار می گیرد.

گام ۲: برآورد مقدار تولید آب شرب در سال جاری توسط شبکه عصبی ترکیبی

پس از اطمینان از دقت مدل پیشنهادی، از آن به منظور پیش بینی مقدار تولید در سال پیشرو استفاده می گردد.



## ۴- معیارهای ارزیابی عملکرد

در این تحقیق جهت ارزیابی دقت مدل پیشنهادی از سه شاخص آماری، ضریب همبستگی (CC)، جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و میانگین قدرمطلق خطا (MAE) استفاده شده است.

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i - Y_i| \quad (10)$$

در روابط فوق  $N$  تعداد داده‌ها،  $Y_i$  مقادیر پیش‌بینی و  $X_i$  مقادیر اندازه‌گیری شده است.  $\bar{X}$  و  $\bar{Y}$  به ترتیب میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده است.

## ۵- بحث و نتایج

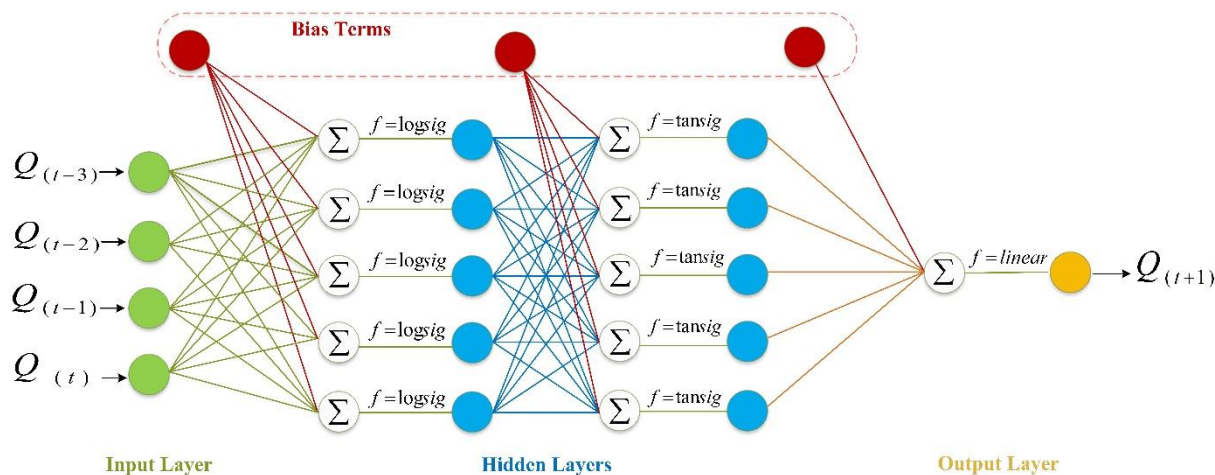
اولین مرحله در توسعه شبکه عصبی ترکیبی به منظور پیش‌بینی مقدار تولید ماهانه آب شرب کرج پیش‌پردازش داده‌ها می‌باشد. در واقع در این مرحله، داده‌های موجود به دو بخش تقسیم می‌شوند. بخش اول داده‌های آموزش که به منظور یادگیری شبکه عصبی ترکیبی استفاده می‌شوند و بخش بعدی داده‌های آزمون می‌باشند که به منظور بررسی دقت شبکه در پیش‌بینی بکار گرفته می‌شوند. همانطور که بیان شده در این مطالعه از داده‌های مقدار تولید ماهانه آب شرب شهر کرج از سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۶ استفاده گردید. از داده‌های سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۴ به عنوان داده‌های آموزش مدل ترکیبی (۱۲۰ عدد داده) و از داده‌های سال‌های ۱۳۹۵ و ۱۳۹۶ (۲۴ عدد داده) به عنوان داده‌های آزمون استفاده شده است. شاخص‌های آماری مربوط به داده‌های آموزش و آزمون شبکه عصبی در جدول ۱ ارائه گردیده است. همانطور که در جدول ۱ مشاهده می‌گردد شاخص‌های آماری داده‌های آموزش و آزمون در بازه مشابه قرار دارند.

جدول ۱- شاخص‌های آماری مقادیر تولید ماهانه آب شرب شهر کرج برحسب میلیون متر مکعب

نوع داده	مینیمم	ماکزیمم	میانگین	انحراف معیار
داده آموزش	۲/۳۵۶	۵/۸۱۴	۴/۵۱۴	۰/۵۷۴
داده آزمون	۳/۱۷۳	۵/۵۸۴	۴/۴۵۵	۰/۵۵۵

همانطور که پیش‌تر بیان شد یکی از مهمترین مراحل در توسعه یک شبکه عصبی، انتخاب مناسب معماری برای شبکه است. در این مطالعه از شبکه سه لایه استفاده شده است. لایه ورودی شامل چهار نورون که بیانگر میزان تولید ماهانه شهر کرج در چهار گام زمانی قبلی می‌باشد  $(Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3))$ . لایه سوم شامل خروجی شبکه که همان مقدار تولید ماهانه آب شرب در ماه‌های آتی می‌باشد  $(Q(t+1))$ . برای نمونه به منظور پیش‌بینی مقدار تولید آب شرب اسفند ماه سال ۹۶ (این مقدار به عنوان خروجی شبکه می‌باشد)، از مقدار تولید آب شرب اسفندماه سال‌های ۹۵، ۹۴، ۹۳ و ۹۲ به عنوان ورودی شبکه استفاده می‌کنیم. پس از انتخاب نورون‌های لایه‌های ورودی و خروجی شبکه، می‌بایست تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون‌های هر لایه انتخاب گردد. انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون‌های آنها دارای قاعده و قانون خاصی نمی‌باشد بلکه می‌توان شبکه‌هایی با

معماری‌های مختلف را طراحی نمود و این شبکه‌ها را آموزش داد و سپس دقت آنها را توسط داده‌های آزمون مورد ارزیابی و مقایسه قرار داد و شبکه با بالاترین دقت را به عنوان بهترین شبکه انتخاب نمود. یکی دیگر از پارامترهای مهم و تاثیرگذار در دقت یک شبکه عصبی انتخاب مناسب توابع انتقال لایه‌های مختلف می‌باشد. در این مطالعه از شبکه‌های با یک و دو لایه پنهان و تعداد ۴ تا ۶ نورون در هر یک از لایه‌ها استفاده شد و تابع انتقال خطی برای لایه خروجی و تابع انتقال‌های سیگموئید و تانژانت هایپربولیک برای لایه‌های پنهان بکار گرفته شد. در نتیجه برای انتخاب بهترین شبکه عصبی، تعداد ۴۲ شبکه با معماری مختلف (۱۲ ساختار کلی که تابع انتقال‌های لایه‌های آنها تغییر می‌کند) توسعه داده شد و در نهایت شبکه عصبی با معماری ۱-۵-۵-۴ با تابع انتقال سیگموئید (logsig) در لایه پنهان اول و تانژانت هایپربولیک (tansig) در لایه پنهان دوم و تابع انتقال خطی در لایه خروجی به عنوان بهترین شبکه از لحاظ دقت در پیش‌بینی داده‌های آزمون انتخاب گردید (شکل ۴).



شکل ۴- شبکه عصبی مصنوعی سه لایه با معماری ۱-۵-۵-۴

در مرحله دوم از آموزش شبکه توسط الگوریتم ترکیبی PSO-LM، پس از انتخاب معماری مناسب برای شبکه عصبی، نوبت به آموزش شبکه توسط الگوریتم PSO می‌رسد. در ابتدا می‌باید برای برخی از پارامترهای ثابت الگوریتم PSO مطابق با جدول ۲ مقادیری را انتخاب نمود.

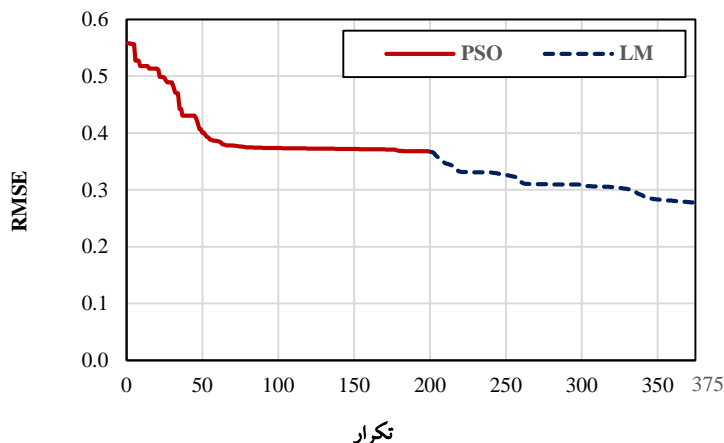
جدول ۲- پارامترهای مختلف الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

مقدار	پارامتر
۲۰۰	تعداد جمعیت
۲۰۰	تعداد تکرار
۱	ماکزیمم سرعت ذرات
-۵ و +۵	ماکزیمم و مینیمم موقعیت ذرات
۲ و ۲	مقدار ضرایب شتاب و شناسایی (C1 , C2)
RMSE	تابع هزینه

همانطور که از جدول ۲ مشاهده می‌شود تعداد ۲۰۰ ذره برای الگوریتم PSO انتخاب گردیده است. هر ذره دارای یک بردار موقعیت، یک بردار سرعت و یک مقدار هزینه می‌باشد. مولفه‌های بردار موقعیت هر ذره، وزن‌های شبکه می‌باشد. در واقع تعداد این مولفه‌ها برابر با تعداد وزن‌های شبکه است. به عنوان مثال شبکه با معماری ۱-۵-۵-۴ دارای ۶۱ عدد وزن اتصال می‌باشد در نتیجه مولفه‌های بردار موقعیت هر ذره دارای ۶۱ مولفه می‌باشد. این بدان معنی است که تعداد متغیرهای بهینه‌سازی الگوریتم

PSO برابر با ۶۱ عدد می‌باشد. در اولین گام از الگوریتم PSO بردار موقعیت هر ذره به صورت تصادفی انتخاب می‌گردد. با مشخص شدن بردار موقعیت (همان وزن‌های شبکه)، مقدار خروجی شبکه محاسبه می‌گردد. سپس مقدار هزینه هر ذره (مقدار RMSE بدست آمده از داده‌های آموزش) بدست می‌آید. در ادامه با داشتن مقدار هزینه هر ذره مقادیر  $X_{pbest}$  و  $X_{gbest}$  محاسبه می‌گردد و در نهایت معیار توقف چک می‌گردد. اگر معیار توقف حاصل شده باشد، مقدار  $X_{gbest}$  به عنوان پاسخ بهینه سراسری الگوریتم PSO که همان وزن‌های شبکه است، در نظر گرفته می‌شود. در غیر اینصورت بردارهای موقعیت و سرعت هر ذره مطابق با روابط (۴) و (۵) بروزرسانی گشته و فرآیند فوق ادامه می‌یابد تا معیار توقف حاصل گردد و روند آموزش به پایان رسد. پس از اتمام آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم PSO، وزن‌های شبکه بدست آمده و این وزن‌ها به عنوان وزن‌های اولیه در فرآیند آموزش شبکه توسط الگوریتم LM در نظر گرفته می‌شود.

در مرحله سوم از مدل ترکیبی پیشنهادی، الگوریتم LM فرایند آموزش خود را با وزن‌های بدست آمده از مرحله قبل شروع کرده و مطابق با آنچه که در بخش قبل بیان گردید گام‌های آموزش را در ۱۷۵ تکرار طی و به پاسخ نهایی می‌رسد. همانطور که بیان شده شبکه با معماری ۱-۵-۴ بهترین عملکرد را در پیش‌بینی مقدار تولید ماهانه آب شرب کرج از خود نشان داد. مقدار تابع هزینه (RMSE) در طی تکرارهای مختلف الگوریتم ترکیبی PSO-LM مطابق با شکل ۵ نمایش داده شده است.



شکل ۵- مقدار RMSE در طی تکرارهای مختلف از آموزش بهترین شبکه ترکیبی توسط الگوریتم PSO-LM

همانطور که قبلاً ذکر گردید با پیش‌آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم PSO، انتظار می‌رود که آموزش شبکه توسط الگوریتم LM با تکرارهای کمی صورت گیرد. مطابق با شکل ۷، ابتدا شبکه توسط الگوریتم PSO طی ۲۰۰ تکرار آموزش داده شده و به پاسخ بهینه سراسری نزدیک شده است. همین امر سبب گردیده است که الگوریتم LM آموزش خود را از یک نقطه بهینه شروع کند و مطابق شکل طی تعداد تکرار کم به پاسخ بهینه سراسری دست یابد.

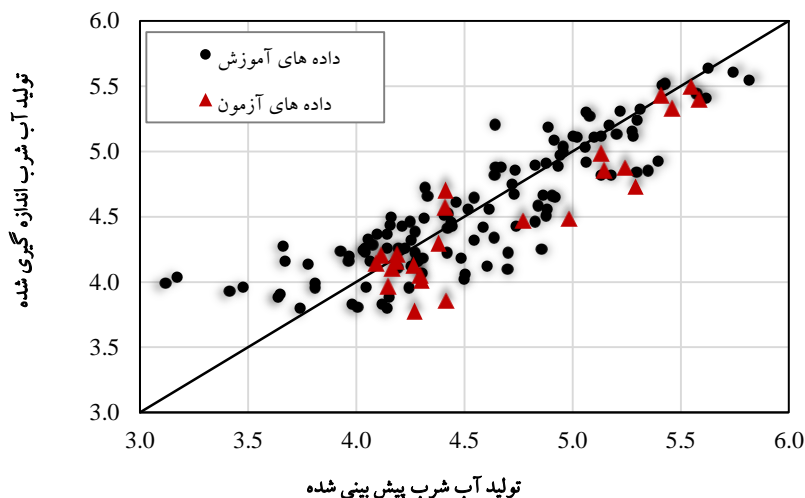
مرحله چهارم الگوریتم پیشنهادی به پس‌پردازش داده‌ها و نتایج اختصاص دارد. در گام اول این مرحله عملکرد شبکه ترکیبی در پیش‌بینی تولید ماهانه آب شرب توسط داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در جدول ۳ مقادیر شاخص‌های ارزیابی عملکرد بهترین شبکه عصبی ترکیبی در پیش‌بینی مقدار تولید ماهانه آب شرب کرج ارائه گردیده است.

جدول ۳- مقادیر شاخص‌های ارزیابی عملکرد برای بهترین شبکه عصبی ترکیبی

داده‌های آزمون			داده‌های آموزش			تعداد تکرار آموزش	معماری شبکه عصبی
MAE	RMSE	CC	MAE	RMSE	CC		
۰/۲۱۷	۰/۲۷۵	۰/۹۰۹	۰/۲۱۸	۰/۲۷۷	۰/۸۶۵	۱۷۵	۱-۵-۴

همانطور که در جدول فوق مشاهده می‌گردد، مقدار CC برای داده‌های آزمون و آموزش بزرگتر از ۰/۸۶ می‌باشد و همچنین مقدار شاخص‌های خطای RMSE و MAE نیز برای کلیه داده‌ها کوچکتر از ۰/۲۸ می‌باشد. از آنجائیکه شاخص CC به مقدار

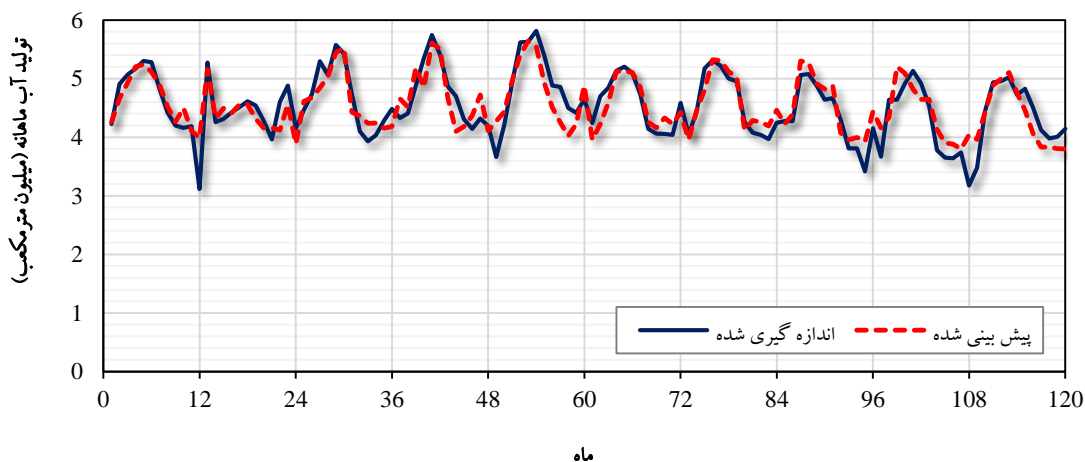
۱ نزدیک است و شاخص‌های RMSE و MAE به مقدار صفر نزدیک می‌باشد می‌توان نتیجه گرفت که مدل توسعه داده شده در این مطالعه در پیش‌بینی از دقت مناسبی برخوردار می‌باشد. از طرفی می‌توان براساس شکل ۶ دقت بهترین شبکه عصبی ترکیبی در پیش‌بینی تولید ماهانه را مورد بررسی قرار داد.



شکل ۶- مقایسه مقدار تولید اندازه‌گیری شده با مقدار پیش‌بینی شده توسط بهترین شبکه عصبی ترکیبی

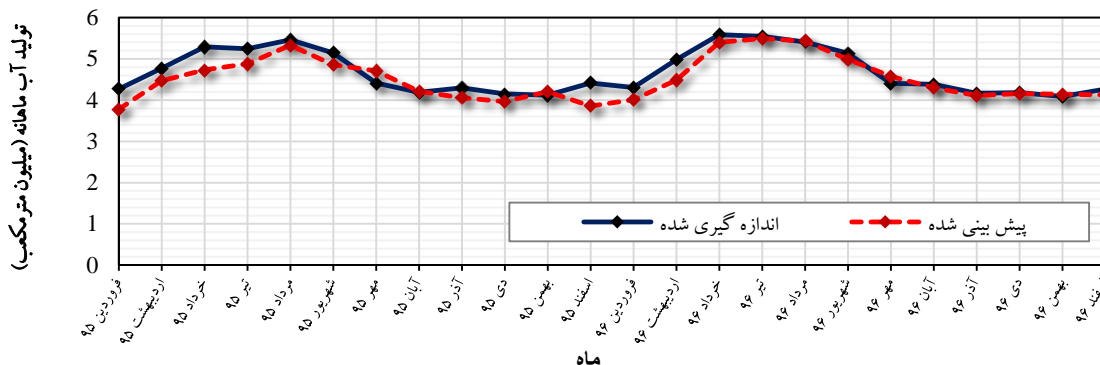
در شکل ۷ مقایسه‌ای بین مقدار تولید واقعی و مقدار تولید پیش‌بینی شده توسط بهترین شبکه عصبی ترکیبی صورت گرفته است. در این نمودار نقاط دایره‌ای شکل مربوط به داده‌های آموزش و نقاط مثلثی شکل مربوط به داده‌های آزمون می‌باشد. در این شکل هر چه نقاط به خط  $x=y$  نزدیک‌تر باشند و پراکندگی نقاط نسبت به این خط کمتر باشند بیانگر عملکرد مناسب مدل در پیش‌بینی می‌باشد. پس در نتیجه با توجه به این شکل، بدلیل متمرکز بودن نقاط مربوط به داده‌های آموزش و آزمون نسبت به خط  $x=y$  می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی ترکیبی توسعه داده شده دارای دقت مناسبی است.

در شکل ۸ مقدار واقعی تولید ماهانه آب شرب کرج و مقدار پیش‌بینی شده توسط بهترین شبکه عصبی ترکیبی به صورت سری زمانی از سال ۱۳۸۵ تا سال ۱۳۹۴ که مربوط به داده‌های آموزش می‌باشد نمایش داده شده است. در این شکل خط ممتد آبی رنگ مربوط به مقدار اندازه‌گیری شده و خط چین قرمز رنگ مربوط به مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد. از آنجائیکه خط چین قرمز رنگ تقریباً بر خط ممتد آبی رنگ در کلیه زمان‌ها منطبق می‌باشد می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی در پیش‌بینی داده‌های آموزش دارای دقت مناسبی می‌باشد.



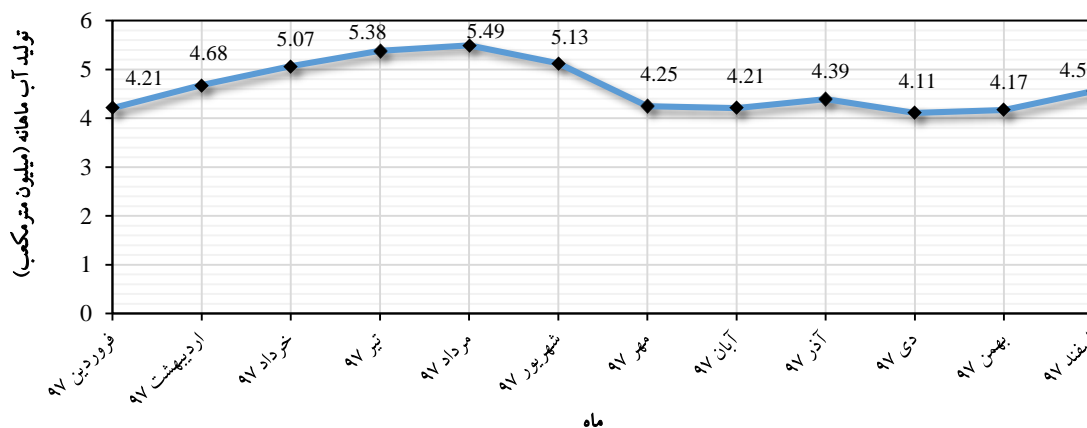
شکل ۷- مقدار اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده تولید ماهانه آب شرب کرج از سال ۸۵ تا ۹۴ برحسب میلیون مترمکعب

در شکل ۸ نیز مقدار واقعی تولید ماهانه آب شرب کرج و مقدار پیش‌بینی شده توسط بهترین شبکه عصبی ترکیبی به صورت سری زمانی در سال‌های ۱۳۹۵ و ۱۳۹۶ که مربوط به داده‌های آزمون می‌باشد نمایش داده شده است. در این شکل خط ممتد آبی رنگ مربوط به مقدار اندازه‌گیری شده و خط چین قرمز رنگ مربوط به مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود خط چین مربوط به مقدار پیش‌بینی تقریباً منطبق با خط مربوط به مقدار اندازه‌گیری می‌باشد که این امر به علت دقت مناسب شبکه عصبی در پیش‌بینی داده‌های آزمون می‌باشد.



شکل ۸- مقدار اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده تولید ماهانه آب شرب کرج در سال‌های ۹۵ و ۹۶ برحسب میلیون مترمکعب

همانطور که پیش‌تر نیز بیان گردید یکی از اهداف اصلی این مطالعه توسعه مدلی قابل اطمینان به منظور پیش‌بینی میزان تقاضای آب شرب می‌باشد تا بتوان با داشتن این مقدار، برنامه‌ریزی مناسب در استفاده از منابع آب موجود انجام داد. براساس جدول ۳ و شکل‌های ۶ تا ۸ نتیجه گرفته شد که مدل ترکیبی پیشنهادی در پیش‌بینی داده‌های آموزش و آزمون دارای دقت مناسبی می‌باشد در نتیجه می‌توان از این مدل به منظور پیش‌بینی مقدار تولید آب شرب کرج در ماه‌های مختلف سال جاری (۱۳۹۷) استفاده نمود تا بتوان براساس این مقادیر برنامه‌ریزی مناسب در جهت استفاده از منابع آب موجود انجام داد. در شکل ۹ نتایج پیش‌بینی مقدار تولید ماهانه آب شرب در ماه‌های مختلف سال جاری توسط مدل ترکیبی پیشنهادی ارائه گردیده است.



شکل ۹- مقادیر پیش‌بینی شده تولید ماهانه آب شرب شهر کرج در سال ۱۳۹۷ با استفاده از بهترین شبکه عصبی ترکیبی

همانطور که در شکل ۹ مشاهده می‌شود مقدار تقاضای آب شرب در ماه ابتدایی سال دارای مقدار کمتری نسبت به ماه‌های آتی می‌باشد که این امر به علت وجود تعطیلات نوروزی در این ماه و مسافرت شهروندان شهر کرج در هفته‌های آغازین سال جدید می‌باشد. رفته رفته در ماه‌های بعد مقدار تقاضای افزایش خواهد یافت که این امر می‌تواند به سبب افزایش دما باشد. در فصل تابستان و در ماه‌های تیر و مرداد مقدار تقاضای آب شرب به بیشترین مقدار خود در سال خواهد رسید و پس از این ماه‌ها به علت کاهش دما میزان تقاضا کاهش خواهد یافت. مقدار تقاضا در ماه‌های مختلف فصول پاییز و زمستان تغییرات اندکی خواهد داشت تا

اینکه در اسفند ماه که ماه پایانی سال ۹۷ می باشد به علت شستشویهای قبل از سال جدید مقدار تقاضا نسبت به ماههای قبل افزایش خواهد یافت.

اما هدف اصلی پس از پیش بینی مقدار تقاضا در ماههای مختلف سال جاری، برنامه ریزی برای تامین آب شرب از منابع آب موجود خواهد بود. براساس شکل ۹ بیشترین تقاضای آب شرب مربوط به دو ماه ابتدایی تابستان سال ۹۷ می باشد که این مقدار در مرداد ماه برابر ۵/۴۹ میلیون متر مکعب می باشد. به عنوان نمونه برای برنامه ریزی در برداشت آب شرب از منابع آب موجود در مرداد ماه سال جاری، حدوداً مجموع میزان دبی آبهای سطحی تخصیصی به شهر کرج برابر ۶۳۰ لیتر بر ثانیه می باشد در نتیجه حدود ۱/۶۹ میلیون متر مکعب از طریق آبهای سطحی تامین و ۳/۸ میلیون متر مکعب باقیمانده می بایست از طریق آبهای زیرزمینی تامین گردد یعنی در این ماه حدود ۲۰۰۳ لیتر بر ثانیه آب شرب از طریق چاهها با میانگین مدت کارکرد ۱۷ ساعت در روز برای هر چاه تامین گردد. این در حالی است که در سال ۹۶ با لحاظ کردن مدت ۱۷ ساعت کارکرد برای هر چاه، بطور میانگین مجموعاً ۱۶۴۰ لیتر بر ثانیه از طریق چاهها آب تولید گردیده است. براساس مطلب فوق می توان نتیجه گرفت که در ماههای پرمصرف سال می بایست به میزان حدود ۳۶۳ لیتر بر ثانیه تولید چاهها نسبت به میانگین تولید در سال ۹۶ افزایش یابد که این مقدار می تواند از طریق افزایش مدت کارکرد چاهها، افزایش دبی چاهها، حفر و فعالسازی چاههای جدید در سطح شهر و یا افزایش سهم آب سطحی شهر کرج از سدهای طالقان و کرج تامین گردد.

بطور کلی موارد ذکر شده فوق هزینه بر می باشد و همچنین سبب کاهش سطح آب زیرزمینی می گردد این در صورتی است که می توان از طریق راههایی همچون مدیریت فشار شبکه و در پی آن کاهش هدررفت، اصلاح خطوط شبکه، افزایش آببها، استفاده از تکنولوژیهای نوین در سطح شهر و منازل به منظور کاهش مصرف مانند کارواشهای نانو و شیرآلات کم مصرف و از همه مهمتر فرهنگ سازی میزان مصرف آب شرب را کاهش داد.

براساس گزارش تولید آب شرب شرکت آب و فاضلاب استان البرز مقدار واقعی آب شرب تولیدی شهر کرج در پنج ماه ابتدایی سال جدید مطابق با سطر دوم جدول ۴ می باشد. همچنین در سطر سوم این جدول مقدار تولید پیش بینی شده توسط مدل پیشنهادی و در سطر چهارم جدول ۴ اختلاف مقدار واقعی و پیش بینی ارائه گردیده است. همانطور که در این جدول مشاهده می گردد مدل شبکه عصبی ترکیبی توانسته است بدون داشتن دانش قبلی از مقدار تقاضا سال جاری و فقط براساس دانش موجود از دادههای سالهای قبل با دقت مناسبی به پیش بینی تقاضا پردازد. در نتیجه می توان بیان کرد که از مدل پیشنهادی می توان به عنوان یک ابزار کارآمد در پیش بینی میان مدت میزان تقاضا استفاده نمود تا براساس آن بتوان برنامه ریزی صحیح و حساب شدهای در خصوص استفاده از منابع آب شرب انجام داد.

جدول ۴- مقادیر واقعی و پیش بینی شده تولید شهر کرج در پنج ماه ابتدایی سال جاری (برحسب میلیون مترمکعب)

مرداد ۹۷	تیر ۹۷	خرداد ۹۷	اردیبهشت ۹۷	فروردین ۹۷	
۵/۶۱	۵/۶۲	۴/۹۵	۴/۴۹	۴/۱۸	مقدار واقعی تولید آب
۵/۴۹	۵/۳۸	۵/۰۷	۴/۶۸	۴/۲۱	مقدار پیش بینی شده تولید آب
-۰/۱۲	-۰/۲۴	۰/۱۲	۰/۱۹	۰/۰۳	تفاضل

## ۶- نتیجه گیری

شهر کرج به عنوان مرکز استان البرز یکی از پرجمعیت ترین شهرهای ایران می باشد و تامین آب شرب مورد نیاز مردم این شهر از حساسیت و اهمیت بالایی برخوردار است. در این تحقیق به منظور مدیریت بهینه منابع آب موجود شهر کرج مدل شبکه عصبی ترکیبی توسعه داده شد و نتایج حاصل از مدلسازی نشان داد که شبکه عصبی در پیش بینی میزان تقاضای آب مورد نیاز مردم شهر

کرج دارای دقت مناسبی می‌باشد. در نتیجه می‌توان بیان نمود که استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی به منظور پیش‌بینی تقاضای آب یک شهر به عنوان یک ابزار دقیق و قابل اعتماد می‌تواند بسیار کارآمد باشد.

در این مطالعه به جای استفاده از عواملی چون میزان جمعیت، بهای آب، پارامترهای هواشناسی، شرایط زیست محیطی، نوع فرهنگ، نوع زندگی اعم از شهری یا روستایی و اقتصاد به عنوان ورودی شبکه عصبی ترکیبی از مقدار تقاضا در سال‌های قبل (چهار گام زمانی قبل) استفاده گردید. بیان این نکته ضروری است که انتخاب مقدار تقاضای سال‌های قبل به عنوان ورودی بدین معنا نیست که عوامل فوق در مدل پیشنهادی در نظر گرفته نشده است بلکه تغییرات هر یک از این عوامل به صورت مستتر در میزان تقاضا در سال‌های مختلف وجود دارد. در نتیجه براساس دقت بالایی که مدل پیشنهادی در پیش‌بینی از خود نشان داد می‌توان نتیجه گرفت که انتخاب ورودی‌های فوق کاملاً صحیح بوده است.

در این مطالعه به منظور دست یافتن به یک مدل دقیق به عنوان یک ابزار مطمئن برای پیش‌بینی مقدار تقاضای آب شرب کرج از یک الگوریتم ترکیبی استفاده گردید. در واقع به منظور بهبود آموزش شبکه عصبی از الگوریتم PSO برای پیش آموزش شبکه و بدست آوردن وزن‌های آن و سپس از الگوریتم LM برای آموزش نهایی شبکه استفاده شد. نتایج نشان داد که استفاده از الگوریتم ترکیبی PSO-LM در آموزش شبکه نه تنها سبب افزایش سرعت همگرایی می‌شود بلکه احتمال دستیابی به پاسخ بهینه سراسری را بسیار بالا می‌برد.

در نهایت با توجه به نتایج و تفاسیر صورت گرفته می‌توان بیان نمود که شبکه عصبی ترکیبی برای پیش‌بینی میزان تقاضای آب شرب شهر کرج در ماه‌های آتی و در پی آن برنامه‌ریزی مناسب در خصوص استفاده از منابع آب موجود ابزاری مفید و بسیار کارآمد می‌باشد.

## ۷- مراجع

1. Urich, C. and Rauch, W. (2014). Exploring critical pathways for urban water management to identify robust strategies under deep uncertainties, *Water Resources*, 66, 374-389.
2. Marlow, D.R., Moglia, M., Cook, S. and Beale, D.J. (2013). Towards sustainable urban water management: a critical reassessment. *Water Resources*, 47, 7150-7161.
3. Adamowski, J., Fung, C.H0, Prasher, S.O., Zielinski, B. and Sliusarieva, A. (2012). Comparison of multiple linear and nonlinear regression, autoregressive integrated moving average, artificial neural network, and wavelet artificial neural network methods for urban water demand forecasting in Montreal. *Journal of Water Resources Research*, 48, 1-14.
4. Donkor, E.A., Mazzuchi, T.H., Soyer, R. and Roberson, J.A. (2014). Urban water demand forecasting: review of methods and models. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 140, 146-159.
5. Liu, J., Savenije, H.G. and Xu, J. (2003). Forecast of water demand in Weinan City in China using WDF-ANN model. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 28, 219-224.
6. Firat, M., Yurdusev, M.A. and Turan, M.E. (2009). Evaluation of artificial neural network techniques for municipal water consumption modeling. *Water Resources Management*, 23, 617-632.
7. Firat, M., Turan, M.E. and Yurdusev, M.A. (2010). Comparative analysis of neural network techniques for predicting water consumption time series. *Journal of Hydrology*, 384, 45-51.
8. Vijayalaksmi, D.P. and Jineshbabu, K.S. (2015). Water Supply System Demand Forecasting Using Adaptive Neuro-fuzzy Inference System, *Aquatic Procedia*, 4, 950-956.
9. Shabani, S., Yusefi, P. and Naser, G.R. (2017). Support Vector Machines in Urban Water Demand Forecasting Using Phase Space Reconstruction. *Procedia Engineering*, 186, 537-543.
10. Brentan, B.M., Luvizotto, E., Herrera, M., Izquierdo, J. and García, R.P. (2017). Hybrid regression model for near real-time urban water demand forecasting. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 309, 532-541.

11. Zubaidi, S.L., Dooley, J., Alkhaddar, R.M., Abdellatif, M., Al-Bugharbee, H. and Martorell, S.O. (2018). A Novel approach for predicting monthly water demand by combining singular spectrum analysis with neural networks, *Journal of Hydrology*, 561, 136-145.
12. Wang, H., Cui, Z., Wang, W., Zhou, X., Zhao, J. and Li, Y. (2018). A new dynamic firefly algorithm for demand estimation of water resources, *Information Sciences*, 438, 95-106.
۱۴. تابش، م. و دینی، م. (۱۳۸۹). پیش‌بینی تقاضای روزانه آب شهری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، مطالعه موردی: شهر تهران، *مجله آب و فاضلاب*، دوره ۲۱، شماره ۱، ۸۴-۹۵.
۱۳. تابش، م.، دینی، م.، خوش‌خلق، ع.ج. و زهرائی، ب. (۱۳۸۷). برآورد مصرف روزانه آب تهران با استفاده از سری زمانی، *مجله تحقیقات منابع آب ایران*، دوره ۴، شماره ۲، ۵۷-۶۵.
15. Hagan, M. and Menhaj, M. (1994). Training feed forward networks with the marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5, 989-993.
16. Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 1942-1948.
17. Haykin, S. (1999). *Neural networks: A comprehensive foundation*. 2nd ed, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 842p.