

Research Paper

مقاله پژوهشی

## Daily Urban Water Consumption Prediction and Optimization of Pumping Station Operation Hours: A Case Study of Najaf Abad

## پیش‌بینی آب مصرفی روزانه شهری و بهینه‌سازی ساعات کارکرد پمپ‌های ایستگاه پمپاژ، مطالعه موردی: نجف‌آباد

Pedram Jazayeri<sup>1\*</sup>, Hamidreza Safavi<sup>2</sup>, Mohamadreza Nazemizadeh<sup>3</sup>, Mohamad Saleh Ebrahimi<sup>4</sup>, and Alireza Rahmatpanah<sup>5</sup>

سید پدram جزایری فارسانی<sup>۱\*</sup>، حمیدرضا صفوی<sup>۲</sup>، محمدرضا ناظمی‌زاده<sup>۳</sup>، محمد صالح ابراهیمی<sup>۴</sup> و علیرضا رحمت‌پناه<sup>۵</sup>

1- Ph.D. in Water Resources Management and Engineering, Faculty of Civil and Transportation, Isfahan University, Isfahan, Iran.

۱- فارغ‌التحصیل دکتری مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده عمران و حمل و نقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران.

2- Professor, Faculty of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran.

۲- استاد دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران.

3- Director of Control Systems and Energy Office, Water and Wastewater Company of Isfahan Province, Isfahan, Iran.

۳- مدیر دفتر سیستم‌های کنترل و انرژی آب، شرکت آب و فاضلاب استان اصفهان، اصفهان، ایران.

4- Telemetry Specialist, Water and Wastewater Company of Isfahan Province, Isfahan, Iran.

۴- کارشناس تله‌متری، شرکت آب و فاضلاب استان اصفهان، اصفهان، ایران.

5- Head of the Building Design and Renovation Group, Water and Wastewater Company of Isfahan Province, Isfahan, Iran.

۵- رییس گروه طراحی و نوسازی ساختمان و ابنیه، شرکت آب و فاضلاب استان اصفهان، اصفهان، ایران.

\* Corresponding Author, Email: [Pedram.jazayeri@yahoo.com](mailto:Pedram.jazayeri@yahoo.com)

\* نویسنده مسئول، ایمیل: [Pedram.jazayeri@yahoo.com](mailto:Pedram.jazayeri@yahoo.com)

Received: 13/08/2023

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۵/۲۲

Revised: 13/01/2024

تاریخ اصلاح: ۱۴۰۲/۰۱/۲۳

Accepted: 15/01/2024

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۱/۲۵

© IWWA

© انجمن آب و فاضلاب ایران

### Abstract

### چکیده

In recent years, engineers and operators have shown a greater interest in employing optimization method and making networks smart over other costlier and time-consuming approaches such as network rehabilitation, asset management, and network equipment upgrading. In the present study, the daily water consumption in the urban water distribution network is predicted based on four input features: day of the year, day of the week, continuity of holidays, and maximum daily air temperature, using moving average methods, linear regression, some artificial intelligence methods including multilayer perceptron neural network, and radial basis function neural network. Subsequently, based on the predicted values, the optimal scheduling of pump station activation hours is determined considering the hourly consumption pattern and the water levels in the upstream and downstream reservoirs of the pumping station. This scheduling aims to reduce the electricity cost of the pumping station with the fixed speed pumps based on different electricity tariffs. The method has been applied to the Najaf Abad urban water network, resulting in a reduction of 1.2% to 13.3% in the electricity cost of the pumping station compared to the traditional operational mode due to the different time interval parameter values for pumping.

در سال‌های اخیر مهندسين و بهره‌برداران علاقه بیشتری به استفاده از روش‌های هوشمندسازی و بهینه‌سازی شبکه‌ها در برابر سایر روش‌های پرهزینه و زمان‌بر از جمله بازسازی و نوسازی شبکه، مدیریت دارایی و تجهیز شبکه به المان‌های جدید نشان داده‌اند. در پژوهش حاضر، ابتدا براساس روش‌های میانگین متحرک و رگرسیون خطی، برخی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی از جمله شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، میزان آب مصرفی در شبکه توزیع آب شهری براساس چهار دسته ویژگی ورودی‌های مدل از جمله شماره روز در سال، شماره روز در هفته، تداوم تعطیلی و میزان دمای هوای بیشینه روزانه پیش‌بینی می‌شود. سپس براساس مقدار پیش‌بینی شده، الگوی مصرف ساعتی و تراز آب موجود در مخزن پایین‌دست ایستگاه پمپاژ، برنامه بهینه زمان‌بندی برای ساعات روشن شدن پمپ‌های دور ثابت ایستگاه پمپاژ تعیین می‌شود تا هزینه برق مصرفی ایستگاه پمپاژ بر اساس تعرفه‌های مختلف برق، کاهش یابد. برای بررسی روش مذکور از شبکه آب شهری نجف‌آباد استفاده شده است که هزینه برق مصرفی ایستگاه پمپاژ آن با توجه به انتخاب مقدارهای مختلف برای پارامتر تناوب تغییر حالات پمپ‌ها، از ۱/۲٪ تا ۱۳/۳٪ نسبت به حالت بهره‌برداری سنتی کاهش یافته است.

**Keywords:** Multi-Layer Perceptron, Radial Basis Function, Mixed Integer Linear Programming, Water Network, Pump Station.

**کلمات کلیدی:** شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، بهینه‌سازی خطی عدد صحیح مختلط، شبکه آب، ایستگاه پمپاژ.

شبکه عصبی به‌کار رفته در این مطالعه نیست. Adamowski and Karapataki (2010) طی تحقیقی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و رگرسیون به‌منظور پیش‌بینی پیک مصرف آب شهری مقایسه شد. در پژوهش مذکور، داده‌های شش ساله پیک مصرف آب شهر نیکوزیا (Nicosia) در قبرس مورد مطالعه قرار گرفته و بیست مدل رگرسیونی چندگانه و بیست مدل شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل شبکه مصنوعی آموزش دیده با استفاده از الگوریتم لونبرگ-مارکوات عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها برای پیش‌بینی دارد. در پژوهش دیگری بابایی و همکاران (۱۳۹۶) ثابت یا متغیر بودن نحوه تزریق کلر و وضعیت دور پمپ‌ها به منظور بهینه‌سازی کیفیت آب در شبکه‌های توزیع آب بررسی شده و برای بهینه‌سازی از الگوریتم جامعه مورچگان (ACO) استفاده شد. همچنین به‌منظور تحلیل هیدرولیکی و کیفی از تحلیل‌های مبتنی بر تقاضا (DDSM<sup>۲</sup>) و مبتنی بر فشار (HDSM<sup>۱</sup>) استفاده شد. مقایسه نتایج نشان‌دهنده آن بود که در تحلیل HDSM، استفاده از پمپ‌های دور متغیر علاوه بر کاهش انرژی مصرفی در شبکه، منجر به کاهش هزینه‌های کلرزی نیز می‌شود.

کرمی و همکاران (۱۳۹۶) هزینه انرژی مصرفی در ایستگاه‌های پمپاژ شبکه‌های توزیع آب را بهینه‌سازی (حداقل‌سازی) کردند. بدین‌منظور از دو الگوریتم ژنتیک ساده (SGA<sup>۱</sup>) و الگوریتم ژنتیک با آشفستگی سریع (FMGA<sup>۱</sup>) استفاده شد که بر روی یک شبکه توزیع با ۵ پمپ موازی صورت گرفت. قیود مسئله شامل حداقل و حداکثر مقدار برای سرعت لوله‌ها و فشارهای گرهی و تعداد تغییر حالات اقتصادی پمپ‌ها برای خاموش و روشن شدن بود. مقایسه نتایج نشان داد نتایج حاصل از الگوریتم‌ها SGA و FMGA نسبت به حالت عادی بهره‌برداری پمپاژ، میزان انرژی مصرفی را به ترتیب ۱۵٪ و ۱۰٪ کاهش داد. محققان دیگری پارامترهای مهم در شکست لوله‌ها از جمله جنس، سن، طول، قطر لوله‌ها و فشار هیدرولیکی شبکه را بررسی کرده‌اند. مطیعی و قاسم‌نژاد (۱۳۹۶) برای تحلیل این متغیرها از ۴ مدل رگرسیونی شامل مدل‌های رگرسیونی خطی، نمایی، پواسون و لجستیک استفاده کردند تا معادله موردنیاز برای تخمین شکستگی لوله‌ها در آینده تعیین شود. مقایسه نتایج نشان‌دهنده آن بود که بهترین روش پیش‌بینی، رگرسیون لجستیک بوده که با دقت قابل‌قبولی حوادث آینده را پیش‌بینی می‌کند.

در مطالعه دیگری، امکان احیای انرژی در ۸ شبکه توزیع آب روستایی در کشور ایرلند توسط (Fernández García et al. 2019) بررسی شد. در روش پیشنهادی دو سناریو بررسی شد. در

امروزه در روش سنتی بهره‌برداری ایستگاه پمپاژ شبکه‌های توزیع آب شهری، عملیات پمپاژ معمولاً در هنگام پر شدن مخزن بالادست و خالی شدن مخزن پایین دست آغاز می‌شود که این امر ممکن است منجر به مصرف بیشتر برق در ساعات پرباری شده و بار زیادی را به شبکه برق اعمال کند. با بهینه‌سازی و هوشمندسازی ایستگاه‌های پمپاژ، نیاز به دخالت انسانی و همچنین مصرف برق کاهش می‌یابد. لذا نیاز است تا با به‌کارگیری روش‌های کم‌هزینه و زودبازده در جهت بهبود وضعیت بهره‌برداری شبکه‌های توزیع آب شهری گام برداشته و در نهایت شاخص‌های رشد و توسعه کشور در بخش شریان‌های حیاتی (از جمله شبکه‌های آب و فاضلاب) بهبود یابد.

پژوهش حاضر در دو بخش اصلی تعریف و تقسیم شده که در بخش اول (بخش هوش مصنوعی و پیش‌بینی)، با توجه به سری‌های زمانی (Time Series) مربوط به آب مصرفی روزانه در روزهای گذشته و با اعمال سایر ورودی‌های مدل‌های هوش مصنوعی، میزان آب مصرفی روزانه در روزهای آینده برای شبکه مورد مطالعه پیش‌بینی می‌شود. در این بخش از روش‌های مختلف مانند میانگین متحرک (MA<sup>۱</sup>)، شبکه عصبی MLP<sup>۲</sup>، شبکه عصبی RBF<sup>۳</sup>، شبکه عصبی SVR<sup>۴</sup> و میانگین کلیه روش‌ها برای پیش‌بینی مقدار آب مصرفی روزانه استفاده شده است. سپس در بخش دوم (بخش بهینه‌سازی) و براساس میزان آب روزانه پیش‌بینی شده، تراز آب در مخزن پایین دست ایستگاه پمپاژ و ساعات پرباری، میان‌باری و کم‌باری مصرف برق، تعداد پمپ‌های بهینه (متغیر تصمیم مسئله) که باید در هر یک از تناوب‌های زمانی (۱، ۲، ۳، ۴، ۶ و ۸ ساعته) روشن شوند، تعیین شده تا در نهایت میزان برق مصرفی ایستگاه پمپاژ کاهش یابد. شایان ذکر است از زبان برنامه‌نویسی پایتون (Python) برای کدنویسی هر دو بخش اصلی طرح حاضر، به دلیل سرعت بالای اجرا و همچنین دارا بودن ماژول‌های مختلف برای روش‌های هوش مصنوعی و بهینه‌سازی استفاده شده است.

در ادامه برخی از مهم‌ترین تحقیقات انجام شده در حوزه بهینه‌سازی، روش‌های هوش مصنوعی، پیش‌بینی و بهره‌برداری ایستگاه‌های پمپاژ بررسی می‌شود. Topali et al. (2006) در یک پژوهش، راه‌حلی برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت مصرف آب از رویکرد هوش مصنوعی به‌عنوان جایگزینی برای رویکردهای مبتنی بر رگرسیون سنتی پیشنهاد شد. نتایج نشان داد اگرچه الگوی ARIMA<sup>۵</sup> پیش‌بینی مناسبی ارائه می‌دهد، اما به خوبی الگوی

نتایج نشان دهنده آن بود که بیشترین مقدار برای شاخص قابلیت اطمینان (افزایش تا ۰/۶۶/۲) و کمترین میزان نشت (کاهش تا ۰/۲۳/۵۳) در سناریوهای دوم و چهارم رخ می‌دهد. همچنین سناریوی چهارم نسبت به دوم، دارای کاهش ۰/۱۳/۶٪ در تعداد پمپ‌های روشن بود که منجر به کاهش مصرف انرژی می‌شود.

نصراللهی و همکاران (۱۴۰۰) بهینه‌سازی هم‌زمان فشار و انرژی در شبکه توزیع آب بهارستان، اصفهان را انجام دادند. کاهش فشار منجر به کاهش هدررفت شبکه توزیع شده ولی می‌تواند باعث افزایش استفاده از سیستم‌های تقویت فشار آب خانگی شود که در نهایت میزان انرژی مصرفی افزایش می‌یابد. نتایج نشان دهنده آن بود که فشار بهینه ۴۸ متر ستون آب بوده در حالی که اگر فشار ۴۱ متر ستون آب شود هزینه‌های فشار و انرژی با هم برابر می‌شود. (Alharsha et al. (2022) متوسط مصرف سرانه آب در شهر سیرت (Sirte) در لیبی را بررسی کردند که این مقدار برابر با ۲۲۵ لیتر بر روز برای هر نفر بود. این مقدار با افزایش اندازه خانواده‌ها، کاهش یافت ولی درآمد خانواده تأثیری در متوسط مصرف سرانه آب نداشت. همچنین الگوی مصرف ساعتی در این شهر با الگوی شهرهای کشورهای توسعه یافته متفاوت بود و دارای چند قله (پیک مصرف) بود. در این تحقیق، برای پیش‌بینی آب مصرفی روزانه آتی، از سه مدل آماری بر مبنای روش رگرسیون چندمتغیره استفاده شد. مقایسه مدل‌ها نشان داد که مدل‌هایی که بر مبنای پارامترهای جمعیت‌شناسی (Demographic) بوده نتایج قابل قبولی ارائه می‌دهند. در حالی که اضافه نمودن متغیرهای بیشتری مثل متغیرهای مربوط به خانواده‌ها، لزوماً دقت پیش‌بینی را افزایش نمی‌دهد.

Banset et al. (2023) با در نظر گرفتن شرایط واقعی تر برای نشت در چهار شبکه آب، پیچیدگی‌های مربوط به هریک از حالات را بررسی کردند. آن‌ها از برخی روش‌های یادگیری ماشین (Machine Learning) از جمله روش MLP و روش CNN استفاده نمودند و فشار و دبی به‌عنوان ورودی‌های این روش‌ها اعمال شدند. بررسی نتایج برای تعیین نقاط نشت با استفاده از شرایط پیچیده‌تر و نزدیک به هیدرولیک حاکم بر آن نشان دهنده آن بود که استفاده از روش‌های مذکور دقت خوبی در تعیین نشت دارند. (Rapp et al. (2023) استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در میان ۴۹ شرکت توزیع آب در کشور آمریکا را بررسی کرده و دریافتند که از بین تمام آن‌ها، تنها ۲۴ شرکت از روش‌های هوش مصنوعی برای مدیریت و بهره‌برداری شبکه‌های آب استفاده نموده و بقیه شرکت‌ها قصد داشته تا در چشم‌انداز ۵ ساله از این روش‌ها استفاده نمایند. این روش‌ها به‌منظور مدیریت کیفی شبکه،

سناریوی اول، کاهش فشار از طریق تعویض PRVs<sup>۱۱</sup> (که در حال سرویس‌دهی بوده) با PATs<sup>۱۲</sup> انجام شد و در سناریوی دوم، براساس ترازهای ارتفاعی و دبی، مکان‌های جدید برای قراردادن PATs در مناطق دارای فشار اضافی پیشنهاد شد. نتایج نشان دهنده آن بود که انرژی برقی تولید شده می‌تواند انرژی الکتریکی مورد نیاز شبکه را در سناریوی اول و دوم به ترتیب ۰/۲۱٪ و ۰/۲۳٪ کاهش دهد. (Hajgato et al. (2020) از روش یادگیری تقویتی عمیق (DRL<sup>۱۳</sup>) به‌عنوان کنترل‌گرهای پمپ در دو شبکه آب استفاده نمودند. هدف این تحقیق آن بود که تعیین سرعت مناسب پمپ با استفاده از روش مذکور، محدودیت کنترل لحظه‌ای پمپ‌ها در شبکه را از بین برده شود که در نهایت موفق بودند.

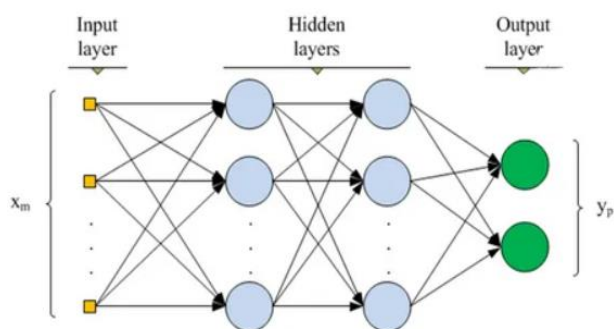
شکفته و همکاران (۱۳۹۹) تعیین نواحی مجزا در شبکه‌های توزیع آب شهری را با استفاده از ترکیب تئوری گراف و روش هوش مصنوعی MLP مورد بررسی قراردادند تا بتوان بدون نیاز به دبی‌سنج، محل نشت را یافت و سرعت یافتن محدوده نشت افزایش یافت. همچنین در این روش نیازی نیست تعداد گره‌های نشت از قبل عملیات نشت‌یابی مشخص باشد. در نهایت این روش، ناحیه نشت را به‌درستی پیش‌بینی نموده و حداکثر خطای تعیین مقدار نشت ۰/۰۶/۵ بود. (Pandey et al. (2021) از دو روش ترکیبی جدید برای پیش‌بینی تقاضای آبی ماهانه و ساعتی استفاده نمودند. روش اول ترکیبی از تجزیه حالت تجربی مجموعه (EEMD<sup>۱۴</sup>) و پیش‌بینی توالی الگوی تفاوت (DPSF<sup>۱۵</sup>) بود. روش دوم نیز ترکیبی از EEMD، DPSF و میانگین متحرک یکپارچه شده اتورگرسیون (ARIMA) بود. عملکرد روش‌ها با استفاده از خطاهای RMSE<sup>۱۶</sup>، MAE<sup>۱۷</sup> و MAPE<sup>۱۸</sup> بررسی و نتایج حاصل از دو روش ترکیبی با نتایج حاصل از روش‌های ARIMA، DPSF و مدل‌های هوش مصنوعی مقایسه شد. روش ترکیبی اول در مقایسه با سایر روش‌ها از لحاظ پایداری و پیچیدگی‌های محاسباتی و حافظه بهتر بود. همچنین، در روش ترکیبی اول نسبت به روش ترکیبی دوم نتایج بهتری حاصل شد. در حالی که روش دوم، زمان محاسباتی کمتری دارد. دینی و همکاران (۱۴۰۰) تنظیم بهینه تعداد و سرعت پمپ‌های موجود در شبکه توزیع آب را بررسی کردند تا در نهایت کارایی هیدرولیکی شبکه بهینه شود. بدین منظور ۴ سناریو بر روی شبکه آب مورد مطالعه بررسی شد. این سناریوها شامل وضعیت موجود شبکه با پمپ‌های سرعت ثابت، تنظیم بهینه سرعت برای پمپ‌های دور متغیر، تعیین تعداد بهینه پمپ‌های با سرعت ثابت و تنظیم بهینه هم‌زمان تعداد و سرعت برای پمپ‌های دور متغیر بود. مقایسه

در شرکت‌های آب و فاضلاب، قابلیت اجرا وجود داشته و به‌طور کلی، برنامه تعمیرپذیری خوبی برای سایر شبکه‌ها دارد. همچنین، در هر ساعت از شبانه‌روز و براساس مقادیر آب مصرفی ساعتی و تراز آب در مخزن در لحظه شروع، برنامه قادر است برنامه بهینه زمان‌بندی پمپاژ را ارائه دهد. ضمناً با اتمام هر روز و با توجه به آب پمپاژ شده، میزان مصرف مشترکین نیز در پایگاه داده ثبت‌شده که در نتیجه بر تعداد داده‌های ورودی برای مدل‌های هوش مصنوعی به‌منظور پیش‌بینی افزوده شده و در نهایت دقت مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی افزایش می‌یابد.

## ۲- مواد و روش‌ها

همان‌گونه که ذکر شد در سال‌های اخیر از روش‌های هوشمندسازی و بهینه‌سازی بیش از پیش در شبکه‌های توزیع آب شهری استفاده شده است. در این بخش، ابتدا روش‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این تحقیق شامل RBF، MLP و SVR و روش میانگین متحرک معرفی و سپس مدل بهینه‌سازی مورد استفاده شرح داده می‌شود.

در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، ساختار مغز انسان و ارتباط بین سلول‌های عصبی آن به‌صورت ریاضی مدل‌سازی شده که این مدل با الهام گرفتن از پدیده یادگیری مغز، آموزش دیده و وزن‌های موجود در مدل ریاضی شبکه عصبی مصنوعی تنظیم می‌شوند. در شکل ۱، یک نمونه ساده از ساختار شبکه عصبی مصنوعی با لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی نمایش داده شده است.



شکل ۱- یک نمونه ساده از ساختار شبکه عصبی مصنوعی

### ۲-۱- روش MLP

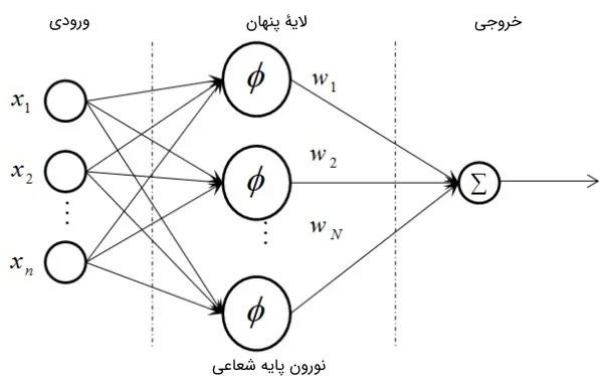
یکی از ابتدایی‌ترین مدل‌های عصبی موجود، مدل پرسپترون چند لایه است که در این روش هر یک از سلول‌های عصبی مغز انسان (نورون) پس از دریافت ورودی (از یک سلول عصبی یا

شناسایی نشت و هوشمندسازی شبکه‌ها مورد استفاده قرار گرفته بود.

نوآوری تحقیق حاضر در آن است که توامان و به‌صورت یک‌جا از روش‌های هوش مصنوعی و بهینه‌سازی استفاده شده تا میزان برق مصرفی عملیات پمپاژ کاهش یابد. به‌دلیل پیاده‌سازی و اجرای روش مذکور بر روی شبکه توزیع آب شهری نجف‌آباد و سپس بررسی نتایج و با توجه به محدودیت‌های اقتصادی منطقه برای تأمین پمپ‌های دور متغیر، لذا بهینه‌سازی بر روی پمپ‌های دور ثابت موجود انجام شد که در نهایت نیز منجر به کاهش میزان برق مصرفی شد. از دیگر نوآوری‌های تحقیق حاضر می‌توان به این مورد اشاره کرد که در ورودی‌های مدل‌های هوش مصنوعی علاوه بر دسته ویژگی دمای حداکثر روزانه، ۳ دسته ویژگی دیگر از جمله روز در سال، روز در هفته و تداوم تعطیلی برای روزها در نظر گرفته شده که پیش‌بینی با تعداد دسته ورودی بیشتری (۴ دسته ورودی) صورت گرفته و در نهایت به پیش‌بینی دقیق‌تری منجر شود. همچنین، بهره‌بردار شبکه این امکان را دارد که به‌منظور بهینه‌سازی عملیات پمپاژ در طی ۲۴ ساعات شبانه‌روز، براساس انتخاب مقدار دلخواه برای پارامتر تناوب تغییر حالات پمپ‌ها (مثلاً ۱، ۲، ۳، ۴، ۶ و ۸ ساعته) تعیین کند تعداد پمپ‌های بهینه که مدل بهینه‌ساز باید پیشنهاد دهد با چه تناوبی انجام شود (به بیان دیگر چند ساعت یک‌بار براساس بهینه‌سازی خاموش و روشن شوند). شایان ذکر است که هرچند انتخاب پارامتر تناوب تغییر حالات پمپ‌ها روی میزان برق مصرفی پمپاژ اثر می‌گذارد، ولی در نهایت همه جواب‌ها به‌صورت بهینه ارائه می‌شوند.

پس از آن که میزان آب مصرفی روزانه آبی برای کل شبکه آب مورد مطالعه پیش‌بینی شد، برنامه کدنویسی شده به بهره‌بردار این امکان را می‌دهد که مقدار پیش‌بینی‌شده‌ای که قرار است در بخش بهینه‌سازی از آن استفاده شود را از بین مقادیر موجود انتخاب نماید. همچنین براساس میزان خطا و دقت روش پیش‌بینی، به بهره‌بردار پیشنهاد می‌دهد که کدام یک از مقادیر پیش‌بینی شده مناسب‌تر بوده ولی انتخاب مقدار نهایی از میان مقادیر موجود براساس صلاحدید بهره‌بردار صورت می‌گیرد.

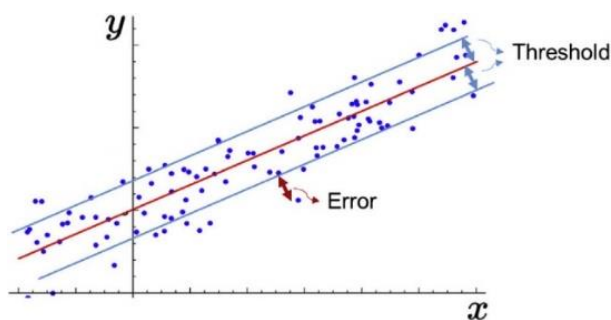
به‌علاوه، برنامه کدنویسی شده به نحوی انجام شده است که قابلیت اجرا و پیاده‌سازی بر روی هر ایستگاه پمپاژی (با پمپ‌های تیپ) که قرار است آب را بین دو مخزن انتقال دهد، دارد. از دیگر مزایای روش پیشنهادی آن است که برای پیاده‌سازی آن نیاز به سخت‌افزار یا پیاده‌سازی المان هیدرولیکی یا مکانیکی خاصی در شبکه نبوده و با استفاده از سامانه تله‌متری (Telemetry) موجود



شکل ۳- یک مثال برای شبکه از RBF

### ۲-۳- رگرسیون غیرخطی با استفاده از SVR

دسته‌ای از مدل‌های رگرسیون به نام رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) وجود دارد که در آن می‌توان مدل‌های خطی و غیرخطی را ایجاد و پارامترهای آن را محاسبه کرد. این کار توسط به‌کارگیری یک تابع هسته‌ای غیرخطی (مشابه کرنل در شبکه‌های RBF) حاصل می‌شود. محاسبه پارامترهای این تابع به این شکل است که خطا کمینه شده به طوری که فاصله بین صفحاتی که عمل جداسازی بین دسته‌ها را ایجاد می‌کنند، بیشینه شود (Smola and Schölkopf, 2004). در شکل ۴ نمونه‌ای از شبکه‌های SVR ارائه شده است. همچنین از روش رگرسیون خطی ساده (برازش درجه اول) نیز برای پیش‌بینی استفاده شده است.

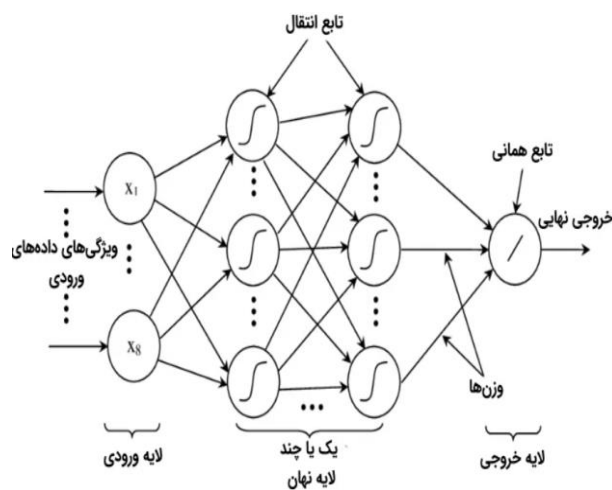


شکل ۴- نمونه‌ای از مدل رگرسیون بردار پشتیبان

### ۲-۴- میانگین متحرک (MA)

در علم آمار، میانگین متحرک به محاسباتی گفته شده که برای تجزیه و تحلیل نقاط داده به‌وسیله میانگین‌گیری زیرمجموعه‌های مختلفی از کل مجموعه داده انجام می‌شود. به بیان دیگر مقدار میانگین برای تعدادی از اعداد است به‌نحوی که با گذر زمان، بازه انتخابی برای محاسبه مقدار میانگین تغییر می‌یابد (Hansun, 2013). در پژوهش حاضر، از میانگین متحرک ساده با دوره تناوب ۳ و ۷ استفاده شده است. زمانی که مقدار

غیرعصبی دیگر)، پردازشی روی آن انجام داده و نتیجه را به یک سلول دیگر (عصبی یا غیرعصبی) انتقال می‌دهند. در شکل ۲ یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه ارائه شده است. در تمامی الگوریتم‌های یادگیری نظارت‌شده (Supervised Learning Algorithms) از جمله روش MLP، خروجی واقعی داده آموزشی از پیش مشخص شده است. به این خروجی‌ها، خروجی مورد انتظار نیز گفته می‌شود. از خروجی‌های مورد انتظار برای سنجش عملکرد سیستم شبکه عصبی استفاده می‌شود. براساس اختلاف مقادیر خروجی مورد انتظار و خروجی پیش‌بینی‌شده، مقدار خطا شبکه عصبی پرسپترون چند لایه محاسبه می‌شود. از مقدار زبان محاسبه‌شده، برای الگوریتم پس انتشار خطا در شبکه پرسپترون و به‌روزرسانی وزن‌ها استفاده می‌شود (Gardner and Dorling, 1998).



شکل ۲- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

### ۲-۲- روش RBF

نوع دیگری از شبکه‌های عصبی وجود دارند که در آن‌ها، واحدهای پردازنده از نظر پردازشی بر موقعیت خاصی متمرکز بوده که این تمرکز از طریق توابع شعاعی مدل‌سازی می‌شود. از نظر ساختار کلی، شبکه‌های عصبی RBF تفاوت چندانی با شبکه‌های MLP نداشته و صرفاً نوع پردازشی که نورون‌ها روی ورودی‌هایشان انجام می‌دهند، متفاوت است. با این حال، شبکه‌های RBF غالباً دارای فرایند یادگیری و آماده‌سازی سریع‌تری هستند. در واقع، به‌دلیل تمرکز نورون‌ها بر محدوده عملکردی خاص، کار تنظیم آن‌ها راحت‌تر خواهد بود (Buhmann, 2000). در شکل ۳، مثالی از یک شبکه عصبی RBF ارائه شده است. در این شکل، مقادیر  $x$  ورودی‌های مدل بوده که براساس تابع شعاعی  $\phi$  پردازش بر روی ورودی‌ها صورت گرفته و با تنظیم وزن‌ها ( $w$ )، در نهایت بهترین خروجی (مقدار پیش‌بینی‌شده) حاصل می‌شود.

ثابت در حال بهره‌برداری ارائه می‌شود.

شایان ذکر است دلیل استفاده از روش بهینه‌سازی MILP برای بخش دوم تحقیق آن است که با توجه به آن که متغیر تصمیم مسئله تعداد پمپ‌هایی است که باید در هر یک از تناوب‌های زمانی مورد نظر (۱، ۲، ۳، ۴، ۶ و ۸ ساعته) روشن شده، از نوع متغیر گسسته (عدد صحیح) بوده و هم‌چنین سایر پارامترهای مدل از جمله تراز لحظه‌ای آب در مخازن، از نوع متغیر پیوسته هستند لذا، چون مدل مورد نظر ترکیبی از انواع متغیرهای گسسته و پیوسته بوده، از برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط MILP برای بهینه‌سازی استفاده شده است. هم‌چنین برای بخش بهینه‌سازی در روش پیشنهادی، تابع هدف مدل براساس دو نیمه سال شمسی کدنویسی شده که دلیل آن تفاوت تعرفه‌های برق مصرفی برای ساعات پرباری، میان‌باری و کم‌باری است. تابع هدف مدل بهینه‌سازی، از نوع حداقل‌سازی بوده و کاهش هزینه‌های برق مصرفی مدنظر است. در ادامه، ضرایب آب مصرفی ساعتی در شبانه‌روز برای شبکه موردنظر در جدول ۱ ارائه شده و سپس مدل ریاضی بهینه‌سازی مورد استفاده برای نیمه اول سال شمسی تشریح می‌شود.

جدول ۱- ضرایب آب مصرفی ساعتی در شبانه‌روز

ساعت	۰-۱	۱-۲	۲-۳	۳-۴	۴-۵	۵-۶	۶-۷	۷-۸
ضریب مصرف	۰/۸۸	۰/۶۳	۰/۴۵	۰/۳۶	۰/۳۵	۰/۴۴	۰/۵۹	۰/۷۹
ساعت	۸-۹	۹-۱۰	۱۰-۱۱	۱۱-۱۲	۱۲-۱۳	۱۳-۱۴	۱۴-۱۵	۱۵-۱۶
ضریب مصرف	۰/۹۸	۱/۱۳	۱/۲۵	۱/۳	۱/۳۲	۱/۳۲	۱/۳	۱/۳
ساعت	۱۶-۱۷	۱۷-۱۸	۱۸-۱۹	۱۹-۲۰	۲۰-۲۱	۲۱-۲۲	۲۲-۲۳	۲۳-۲۴
ضریب مصرف	۱/۳	۱/۳	۱/۳	۱/۲۸	۱/۲۲	۱/۱۵	۱/۰۷	۰/۹۹

$$RW_t \geq \left( \sum_{t=0}^{23} \frac{1}{C_t} \right) * C_t * PDW, \quad (3)$$

$$\forall t \in \{0, 1, 2, \dots, 23\}$$

$$DRL_t * AD = (DRL_{t-1} * AD) + (NP_t * PD) - RW_t, \quad (4)$$

$$\forall t \in \{1, 2, \dots, 24\}$$

که متغیرهای  $NP_t$ ,  $PP$ ,  $ET$ : به ترتیب تعداد پمپ‌های روشن از ساعت  $t$  تا ساعت  $t+1$ ، توان پمپ (برحسب کیلووات) و تعرفه پایه برق مصرفی برای ساعات کم‌باری، برابر با ۱۵۶ ریال به‌ازای هر کیلووات ساعت برق مصرفی هستند. مطابق با ضرایب موجود در تابع هدف، واضح است که ساعات کم‌باری از ساعت ۰۰:۰۰ تا ۰۷:۵۹ بوده، ساعات میان‌باری از ساعت ۰۸:۰۰ تا ۱۹:۵۹ و تعرفه آن برابر با ۳۱۲ ریال بوده و ساعات پرباری از ساعت ۲۰:۰۰ تا

مصرف آب روزانه آتی برای روز موردنظر پیش‌بینی شده، نیاز است تا این مقدار در بخش بهینه‌سازی استفاده شود. بدین منظور در ادامه، مدل بهینه‌سازی مورد استفاده برای بهینه‌سازی عملیات پمپاژ شرح داده می‌شود.

## ۲-۵- بهینه‌سازی با استفاده از بهینه‌سازی خطی عدد صحیح مختلط (MILP)

در بخش بهینه‌سازی تلاش می‌شود که مدل بهینه‌سازی با توجه به ساعتی که قرار است بهینه‌سازی از آن ساعت به بعد انجام شود (می‌تواند بهینه‌سازی لزوماً در ابتدای روز و در ساعت ۰۰:۰۰ صورت نگیرد)، حتی‌الامکان از روشن شدن همه یا تعداد بیشتری از پمپ‌ها در ساعات پرباری مصرف برق اجتناب شده و در ساعات میان‌باری و کم‌باری روشن شوند تا میزان برق مصرفی نهایی کاهش یافته و در نتیجه هزینه‌های آن نیز کاهش یابد. برنامه بهینه زمان‌بندی پمپاژ در هر ساعت از شبانه‌روز و با هر میزان آب موجود در مخازن صورت‌گرفته و جواب بهینه توسط مدل بهینه‌سازی تعیین می‌شود. در این تحقیق، به دلیل آن‌که امکان اجرا و استفاده از پمپ‌های دور متغیر به دلیل محدودیت مالی نبود، برنامه بهینه زمان‌بندی ایستگاه پمپاژ برای پمپ‌های با دور

در ادامه، مدل بهینه‌سازی پیشنهادی به صورت روابط (۱) تا (۴) ارائه شده که در این مدل، رابطه (۱) تابع هدف مسئله و روابط (۲) تا (۴) سه قید مدل هستند.

$$O.F. = \text{Min} \left\{ \left[ \left( 1 * \sum_{t=0}^7 NP_t \right) + \left( 2 * \sum_{t=8}^{19} NP_t \right) + \left( 4 * \sum_{t=20}^{23} NP_t \right) \right] * PP * ET \right\} \quad (1)$$

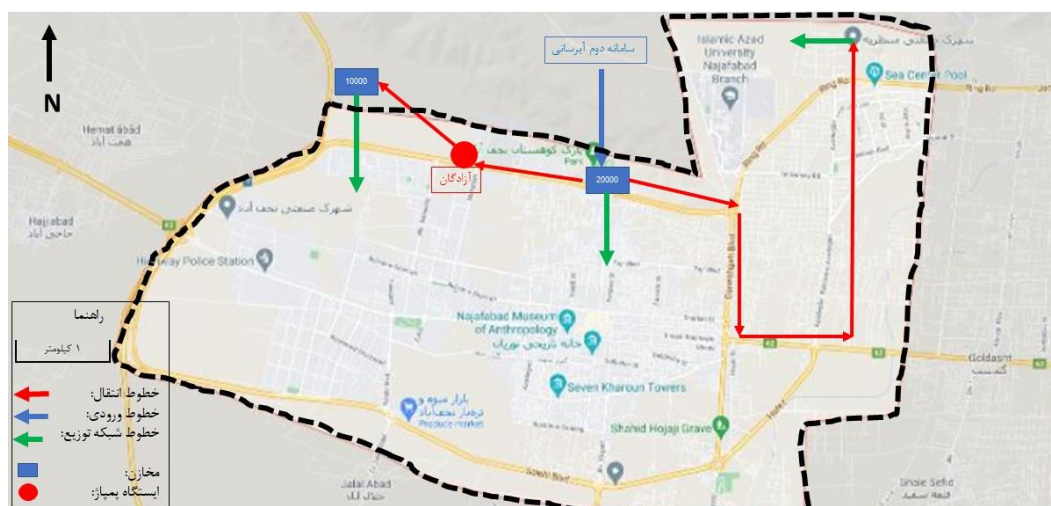
$$\text{Min}_t \leq DRL_t \leq \text{Max}_t, \quad \forall t \in \{0, 1, 2, \dots, 23\} \quad (2)$$

## ۳- مطالعه موردی

برای بررسی نتایج مدل‌های هوش مصنوعی (بخش پیش‌بینی) و مدل بهینه‌سازی، از شبکه آب شهر نجف‌آباد استفاده شده است. این شهر در ۲۵ کیلومتری غرب شهر اصفهان واقع شده است. جمعیت کنونی این شهر حدود ۳۰۰,۰۰۰ نفر بوده که میزان مصرف آب روزانه کل شبکه به‌طور متوسط برابر با ۴۵,۰۰۰ مترمکعب است. در شکل ۵ محدوده مرزی شهر نجف‌آباد به‌همراه جانمایی مخازن و ایستگاه پمپاژ آن ارائه شده است.

در شکل ۵، محدوده شبکه آب شهری نجف‌آباد با خطوط خط‌چین مشکی‌رنگ تعیین شده است. این شبکه دارای ۲ مخزن به‌نام‌های مخازن ۲۰,۰۰۰ مترمکعبی پارک کوهستان و ۱۰,۰۰۰ متر مکعبی پادگان بوده که آب تحویلی به شبکه، توسط سامانه دوم آبرسانی استان به منطقه نجف‌آباد رسیده و در مخزن کوهستان ذخیره می‌شود. بخشی از آب مخزن کوهستان به بخش شرقی، شمال شرقی و جنوب شرقی شبکه انتقال یافته و بخش دیگری از آب این مخزن، توسط ایستگاه پمپاژ آزادگان به مخزن موازی هم‌تیپ بوده که توان اسمی هر یک از پمپ‌ها ۲۰۰ کیلووات است.

۲۳:۵۹ بوده که تعرفه برق مصرفی آن نیز ۶۲۴ ریال است. سه دسته قیود کلی برای مدل تعریف شده است که دسته قید اول مربوط به تراز آب در مخزن پایین‌دست پمپاژ، دسته قید دوم مربوط به تأمین کامل نیاز آبی ساعتی مشترکین و دسته قید سوم مربوط به رابطه پیوستگی برای مخزن پایین‌دست ایستگاه پمپاژ است. متغیرهای  $Max_t$  و  $Min_t$ : به‌ترتیب حداقل و حداکثر تراز مجاز برای مخزن پایین‌دست هستند که به‌ترتیب برابر با ۱ متر و ۴/۵ متر منظور شده است.  $DRL_t$ : تراز آب موجود در مخزن پایین‌دست در شروع ساعت  $t$  است. متغیرهای  $C_t$ ،  $RW_t$  و  $PDW$ : به‌ترتیب میزان آب اختصاص‌یافته به مشترکین از ساعت  $t$  تا ساعت  $t+1$ ، ضرایب آب مصرف ساعتی از ساعت  $t$  تا ساعت  $t+1$  (براساس جدول ۱) و میزان آب موردنیاز پیش‌بینی شده برای روز مذکور (مترمکعب) هستند. متغیرهای  $AD$  و  $PD$ : به‌ترتیب مساحت مخزن پایین‌دست (متر مربع) و دبی آب پمپاژ شده براساس تعداد پمپ‌های روشن (مترمکعب بر ساعت) هستند. شایان ذکر است مدل ریاضی فوق، به‌دلیل معادلات و نامعادلات خطی، از نوع بهینه‌سازی خطی است. هم‌چنین این مدل برای کلیه ۲۴ ساعت شبانه‌روز ارائه شده، حال آن‌که بهینه‌سازی مدل مذکور و سپس شروع عملیات پمپاژ براساس برنامه بهینه پیشنهاد شده، می‌تواند در هر یک از ساعت شبانه‌روز اتفاق بیفتد.



شکل ۵- محدوده مرزی شبکه آب نجف‌آباد و جانمایی المان‌های شبکه

## ۴- نتایج و بحث

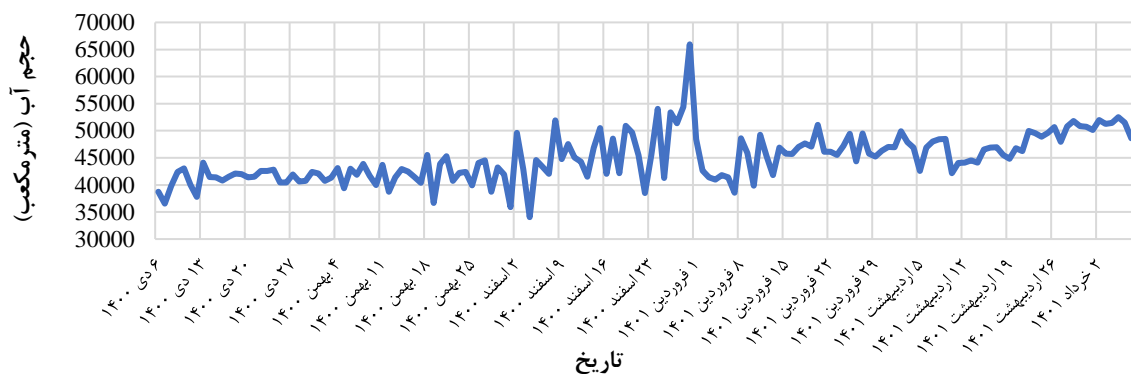
دمای روزانه است. در نهایت مدل هوش مصنوعی موردنظر باید بر اساس این ۴ دسته ویژگی، میزان آب مصرفی روزانه در روزهای بازه ۱۴۰۰/۱۰/۶ تا ۱۴۰۱/۳/۷ را آموزش ببیند (یادگیری نظارت‌شده). ویژگی اول برای نمونه‌ها، روز در سال بوده و بدان معنی است که هر روز در بازه زمانی فوق‌الذکر، مربوط به کدام یک

برای آموزش مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شده، ۱۵۲ نمونه ورودی موجود بوده که هر نمونه ورودی دارای ۴ دسته ویژگی شامل روز در سال، روز در هفته، تداوم تعطیلی برای روز و حداکثر

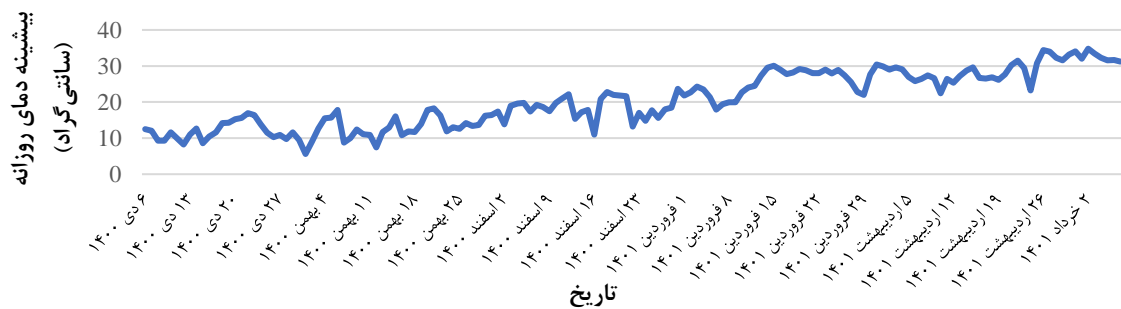
داده‌های تله‌متری، بر تعداد نمونه‌های موجود (۱۵۲) عدد اضافه شده و در نتیجه دقت روش‌های پیش‌بینی به مرور زمان افزایش می‌یابد.

مقادیر آب مصرفی روزانه برای بازه زمانی مذکور در شکل ۶ ارائه شده که میزان متوسط مصرف روزانه در این بازه، حدود ۴۴،۹۰۰ مترمکعب است. لازم‌به ذکر است متناسب با افزایش دمای بیشینه روزانه (ارائه شده در شکل ۷) میزان آب مصرفی روزانه نیز افزایش می‌یابد. این درحالی است که در تاریخ ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ به دلیل نزدیکی به تعطیلات نوروز، میزان مصرف از روند عادی خارج شده و بیشترین میزان مصرف مربوط به این روز بوده است.

از ۳۶۵ (یا ۳۶۶) روز سال بوده تا بدین وسیله تقویم شمسی در میزان مصرف روزانه آب دخیل شود. ویژگی دوم، روز در هفته بوده که برای روزهای شنبه تا جمعه و در بازه فوق، عدد ۰ تا ۶ در نظر گرفته می‌شود. ویژگی سوم، تداوم تعطیلی برای روز در بازه مذکور است به‌طور مثال مقدار این ویژگی برای هر دو روزی که پشت سرهم تعطیل باشند برابر با عدد ۲ در نظر گرفته می‌شود. ویژگی چهارم، دمای هوای بیشینه روزانه بوده که ارتباط مستقیمی با میزان مصرف آب دارد. به‌طور خلاصه، مدل براساس ۱۵۲ ورودی که هر یک ۴ ویژگی دارند آموزش دیده و میزان آب مصرفی روزانه را برای روزهای آتی پیش‌بینی می‌کند. از دیگر مزایای روش پیشنهادی آن است که با گذر زمان و اضافه شدن



شکل ۶- مصرف روزانه آب دوره‌های گذشته (مترمکعب) در شهر نجف‌آباد



شکل ۷- مقادیر دمای بیشینه روزانه برای بازه موردنظر در شهر نجف‌آباد (برحسب سانتی‌گراد)

است. در جدول ۲ نتایج مقادیر پارامترهای آماری از جمله MSE و RMSE برای هر یک از این ارائه شده است.

جدول ۲- مقادیر پارامترهای آماری MSE و RMSE برای روش‌های SVR و RBF MLP

نام روش پیش‌بینی	Test RMSE (m <sup>3</sup> )	Train RMSE (m <sup>3</sup> )	Test MSE (m <sup>6</sup> )	Train MSE (m <sup>6</sup> )
MLP	۴،۳۱۴	۲،۷۸۴	۱۸،۶۱۶،۶۴۶	۷،۷۵۵،۵۳۳
RBF	۳،۷۷۴	۲،۹۹۴	۱۴،۲۴۵،۷۵۱	۸،۹۶۶،۰۰۴
SVR	۳،۷۲۹	۳،۶۱۰	۱۳،۹۰۶،۷۷۹	۱۳،۰۳۴،۱۷۰

برای استفاده از روش‌های هوش مصنوعی مذکور، نیاز است تا پارامترهای مربوط به هر یک از روش‌ها تحلیل حساسیت شوند. پس از تحلیل حساسیت در نهایت برای مسئله موجود، از شبکه MLP با ۲ لایه و در لایه اول ۱۰۰ نورون و در لایه دوم ۵۰ نورون انتخاب شده و از تابع فعال‌سازی ReLu استفاده شده است. به‌علاوه، در کلیه روش‌های MLP، RBF و SVR از ۷۰٪ داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزشی و ۳۰٪ باقی‌مانده به عنوان داده اعتبارسنجی و آزمایش استفاده شده است. در روش SVR که به‌عنوان روش رگرسیون غیرخطی برای پیش‌بینی استفاده شده، از تابع چندجمله‌ای درجه سه به‌عنوان تابع کرنل استفاده شده

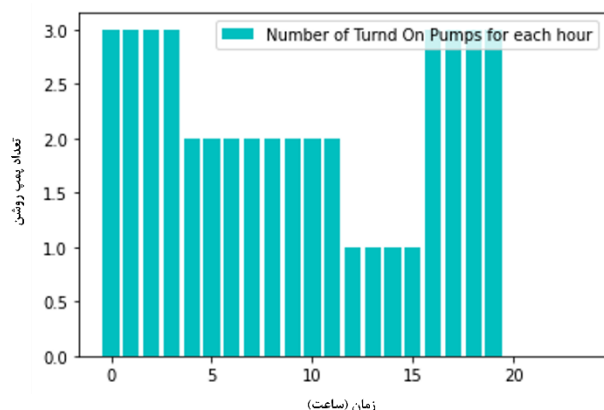
برای بقیه مقادیر، میزان سایر خطاها به عدد ۴۴,۹۰۰ تقسیم می‌شوند.

هم‌چنین از روش رگرسیون ساده (برازش با معادله درجه اول) نیز استفاده شده است. به‌علاوه، مقدار پیش‌بینی شده با استفاده از روش‌های میانگین متحرک ۳ روزه و ۷ روزه به‌ترتیب بر اساس میانگین حسابی مقادیر آب مصرفی روزانه ۳ روز و ۷ روز قبل محاسبه می‌شود. به‌طور نمونه، مقدار پیش‌بینی شده برای روز بعد از بازه مذکور (روز یکشنبه ۱۴۰۱/۳/۸) مطابق با جدول ۳ خواهد بود.

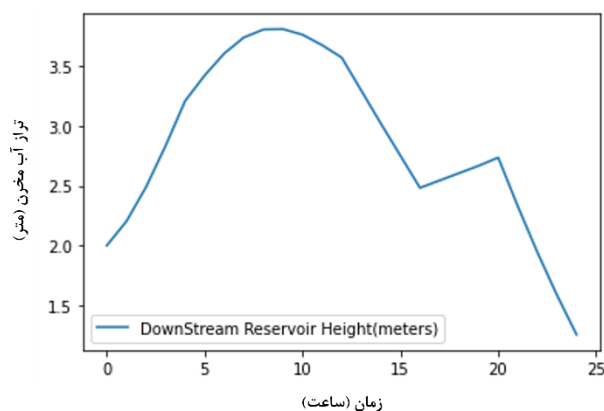
مطابق با جدول ۲، برای داده‌های آموزشی (Train) میزان خطای RMSE حداقل و حداکثر به‌ترتیب برابر با ۶/۲ و ۸/۸ بوده و برای داده‌های تست و اعتبارسنجی (Test) دارای مقدار حداقل و حداکثر برابر با ۸/۳ و ۹/۶ است. به‌طور مثال میزان خطای RMSE برای داده‌های آموزشی در روش MLP برابر با ۶/۲ بوده که این عدد با تقسیم ۲۷۸۴ مترمکعب (Train RMSE) بر عدد ۴۴,۹۰۰ متر مکعب (میزان متوسط مصرف سرانه در بازه زمانی ۱۴۰۰/۱۰/۶ تا ۱۴۰۱/۳/۷) به‌دست می‌آید که حاصل به‌صورت درصدی (۶/۲٪) بیان شده است. به‌منظور محاسبه درصد خطا

جدول ۳- مقادیر پیش‌بینی شده مصرف آب روزانه در شبکه آب نجف‌آباد برای تاریخ ۱۴۰۱/۳/۸

نام روش پیش‌بینی	رگرسیون خطی	SVM (رگرسیون غیرخطی)	میانگین متحرک ۳ روزه (MA3)	میانگین متحرک ۷ روزه (MA7)	MLP	RBF	میانگین کلیه روش‌ها
مقدار (مترمکعب)	۴۹,۰۴۷	۴۹,۹۰۷	۵۰,۸۶۴	۵۱,۰۶۵	۴۸,۵۶۳	۴۹,۹۲۳	۴۹,۸۹۵



شکل ۸- تعداد پمپ‌های بهینه برای روشن‌شدن در تمامی ساعات برای تاریخ ۱۴۰۱/۳/۸ و با تعریف پارامتر تناوب تغییر حالات ۴ ساعته پمپ‌ها (تراز آب موجود در مخزن پایین‌دست برابر با ۲ متر)



شکل ۹- تراز آب در مخزن پایین‌دست متناظر با میزان آب پمپ‌شده (حاصل از شکل ۸)

با توجه به شکل ۸، از ساعت ۰۰:۰۰ تا ۰۳:۵۹ هر سه پمپ

پس از آن که میزان آب مصرفی برای روز موردنظر تعیین شد، نیاز است تا از میان مقادیر موجود در جدول ۳، یک عدد با نظر بهره‌بردار انتخاب شده تا بهینه‌سازی براساس آن صورت‌گیرد. به‌طور مثال، مقدار ۴۹,۸۹۵ مترمکعب به‌عنوان مقدار انتخابی برای میزان مصرف آب در روز ۱۴۰۱/۳/۸ انتخاب شده است. حال براساس ضرایب آب مصرفی ساعتی (جدول ۱)، میزان مصرف ساعتی تعیین شده تا عملیات پمپاژ براساس آن و هم‌چنین تراز لحظه‌ای آب موجود در مخازن و با توجه به ساعات پرباری، میان‌باری و کم‌باری شروع به بهینه‌سازی نماید.

به‌منظور بهینه‌سازی، اگر ابتدای روز ۱۴۰۱/۳/۸ مدنظر بوده (ساعت ۰:۰۰) و نیاز باشد تا عملیات پمپاژ براساس برنامه بهینه زمان‌بندی ارائه شود، تراز لحظه‌ای آب مخزن پایین‌دست (۱۰,۰۰۰ پادگان) توسط سامانه تله‌متری دریافت‌شده و براساس آن تعداد پمپ‌های بهینه که باید در هر یک از ساعات روشن باشند، ارائه می‌شود. به‌طور مثال فرض می‌شود که تراز لحظه‌ای آب در مخزن پایین‌دست، ۲ متر باشد. از طرفی به‌دلیل هزینه‌های تعمیر و نگهداری ایستگاه پمپاژ، پمپ‌ها نباید مداوم خاموش و روشن شوند. بنابراین یک پارامتر دیگر به‌نام تناوب تغییر حالت پمپ‌ها تعریف شده که بیان می‌کند در روند بهینه‌سازی، پمپ‌ها چندساعت یک‌بار اجازه تغییر حالت (از روشن به خاموش یا برعکس) را دارند. برنامه بهینه زمان‌بندی برای روز مذکور مطابق با شکل ۸ و تراز آب موجود در مخزن پایین‌دست (با توجه به شکل ۸)، در شکل ۹ ارائه شده است. در شکل ۸ ملاحظه می‌شود که پارامتر تناوب تغییر حالات پمپ‌ها ۴ ساعته انتخاب شده است.

با توجه به مصرف مشترکین، کاهش یافته ولی همچنان کمتر از تراز مجاز حداقل (۱ متر) نشده است که دسته قید دوم مدل بهینه‌سازی نیز ارضا شده است. هنگامی که روز ۱۴۰۱/۳/۸ تمام شود مجدداً برنامه تهیه‌شده در ابتدای روز بعد (رأس ساعت ۰۰:۰۰ روز ۱۴۰۱/۳/۹) اقدام به بهینه‌سازی برای آن روز نموده و برنامه بهینه زمان‌بندی جدید ارائه می‌شود. شروع بهینه‌سازی می‌تواند در هریک از ساعات دیگر شبانه‌روز و با هر تراز آب مخزن پایین‌دست دیگری نیز صورت پذیرد. شایان ذکر است که هزینه برق مصرفی ایستگاه پمپاژ آزادگان برای بازه مذکور ۱۵۲ روزه براساس قبوض صادر شده برابر با ۳۸۲،۴۱۶،۰۹۰ ریال بوده است. در جدول ۴، میزان هزینه برق مصرفی عملیات پمپاژ و میزان بهبود آن با استفاده از بهینه‌سازی MILP نسبت به حالت بهره‌برداری سنتی ارائه شده است.

باید روشن شوند تا نیاز مشترکین کاملاً تأمین شود. از ساعت ۰۴:۰۰ تا ۰۷:۵۹ یکی از سه پمپ خاموش شده و پمپاژ با ۲ پمپ به‌کار خود ادامه می‌دهد. حال در ساعت ۰۸:۰۰ نیاز است تا بهینه‌سازی تعیین کند که چه تعداد پمپ باید در بازه ۰۸:۰۰ تا ۱۱:۵۹ روشن باشند. از آن‌جا که تعداد پمپ‌ها همان ۲ عدد است. بنابراین در این بازه زمانی نیز تغییر حالتی اتفاق نمی‌افتد. از ساعت ۱۲:۰۰ تا ۱۵:۵۹ یک پمپ دیگر خاموش شده و عملیات پمپاژ تنها با یک پمپ ادامه می‌یابد. رأس ساعت ۱۶:۰۰ (جزء ساعات پرمصرف آب در شبانه‌روز)، نیاز است تا دو پمپ دیگر روشن شده و عملیات پمپاژ با هر سه پمپ ادامه یابد. رأس ساعت ۲۰:۰۰، با توجه به آن‌که تراز آب در مخزن پایین‌دست (شکل ۹) در حال کاهش است، بهینه‌سازی تعیین کرده که نیاز نیست هیچ پمپی روشن شود و باید نیاز مشترکین فقط از آب موجود در مخزن تأمین شود. بدین ترتیب از ساعت ۲۰:۰۰ تا ۲۳:۵۹ تراز آب

جدول ۴- بهبود هزینه برق مصرفی ایستگاه پمپاژ نجف‌آباد نسبت به حالت بهره‌برداری سنتی انجام شده در بازه ۱۵۲ روزه مذکور

پارامتر تناوب تغییر حالت پمپ‌ها	۱ ساعته	۲ ساعته	۳ ساعته	۴ ساعته	۶ ساعته	۸ ساعته
میزان بهبود	٪ ۱/۲	٪ ۴/۹	٪ ۶/۳	٪ ۷/۷	٪ ۹/۲	٪ ۱۳/۳
هزینه نهایی برق مصرفی (ریال)	۳۷۷،۸۲۷،۰۹۶	۳۶۳،۶۷۷،۷۰۱	۳۵۸،۳۲۳،۸۷۶	۳۵۲،۹۷۰،۰۵۱	۳۴۷،۲۳۳،۸۰۹	۳۳۱،۵۵۴،۷۵۰

## ۵- نتیجه‌گیری

بهره‌بردار بوده ولی مقدار ۴ ساعت یا ۶ ساعت با توجه به کاهش قابل‌قبول هزینه برق مصرفی و همچنین انتخاب گام زمانی مناسب برای بهبود هزینه‌های تعمیر و نگهداری پمپاژ، توصیه می‌شود.

به‌علاوه، برنامه این قابلیت را دارد که پس از انجام عملیات پیش‌بینی، براساس مقادیر پارامترهای RMSE و MSE حاصل از پیش‌بینی، به‌صورت هوشمند به بهره‌بردار پیشنهاد دهد که از میان روش‌های موجود، کدام روش دقت بیشتری داشته تا بهره‌بردار یک مقدار را برای بخش بهینه‌سازی انتخاب نماید. شایان ذکر است در حالی‌که نتایج بهینه‌سازی برای برنامه‌ریزی پمپ‌های دور متغیر نسبت به پمپ‌های دور ثابت منجر به هزینه‌های کمتر انرژی مصرفی می‌شود ولی در این تحقیق با انتخاب مدل بهینه‌سازی مناسب، هزینه‌های انرژی مصرفی پمپاژ براساس انتخاب مقادیر مختلف برای پارامتر تناوب تغییر حالات پمپ‌ها، از ۱/۲ تا ۱۳/۳٪ کاهش یافت که مقدار قابل‌توجهی برای کاهش هزینه‌های برق مصرفی در ایستگاه‌های پمپاژ شبکه‌های آب شهری با پمپ‌های دور ثابت است.

هدف اصلی پژوهش حاضر پیش‌بینی آب مصرفی روزانه در شبکه‌های توزیع آب شهری براساس برخی روش‌های هوش مصنوعی، رگرسیون و میانگین متحرک ساده بود تا براساس مقدار پیش‌بینی‌شده، بهینه‌سازی برنامه زمان‌بندی پمپاژ صورت‌گرفته و در نهایت هزینه‌های برق مصرفی عملیات پمپاژ کاهش یابد. بدین‌منظور از شبکه آب شهری نجف‌آباد برای بررسی نتایج استفاده شد. براساس صلاح‌دید و انتخاب بهره‌بردار شبکه، می‌توان پارامتر تغییر تناوب پمپ‌ها را از ۴ ساعته به ۱، ۲، ۳، ۶، ۸، ۱۲ و یا ۲۴ ساعت تغییر داد. مقایسه نتایج نشان داد که هرچه مقدار این پارامتر کاهش یابد هزینه‌های تعمیر و نگهداری پمپ‌ها به‌دلیل خاموش و روشن شدن‌های مکرر در گام‌های زمانی کوتاه افزایش یافته ولی هزینه‌های برق مصرفی پمپاژ کاهش می‌یابد. این درحالی است که هرچه مقدار این پارامتر افزایش یابد هزینه‌های تعمیر و نگهداری پمپ‌ها کاهش یافته ولی هزینه‌های برق مصرفی پمپاژ افزایش می‌یابد. بنابراین، باید با انتخاب مقدار مناسب برای این پارامتر، تعادلی بین هزینه‌های تعمیر و نگهداری با هزینه‌های برق مصرفی پمپاژ برقرار شود که تعیین آن برعهده

## ۶- قدردانی

کرمی، ج.، مقدم، ع.، فرید حسینی، ع.، ثنایی نژاد، ح.، و ضیایی، ع.ن.، (۱۳۹۶)، "بهینه‌سازی مصرف انرژی در ایستگاه‌های پمپاژ با استفاده از ابزار Darwin Scheduler"، علوم و مهندسی آب و فاضلاب، ۲(۱)، ۳-۱۲، <https://doi.org/10.22112/JWWSE.2017.87910.1006>

مطیعی، ه.، و قاسم‌نژاد، س.، (۱۳۹۶)، "کاربرد و توسعه مدل‌های رگرسیونی برای پیش‌بینی میزان شکست لوله‌های شبکه توزیع آب شهری، مورد مطالعاتی ناحیه یک منطقه یک تهران"، علوم و مهندسی آب و فاضلاب، ۲(۲)، ۴۸-۵۸، <https://doi.org/10.22112/jwwse.2017.89374.1024>

نصراللهی، ح.، صفایی بروجنی، ر.، و صالح، س.م.ح.، (۱۴۰۰)، "بهینه‌سازی فشار-انرژی در شبکه توزیع آب (مطالعه موردی: شهر بهارستان اصفهان)"، علوم و مهندسی آب و فاضلاب، ۳(۴)، ۳۲-۴۴، <https://doi.org/10.22112/jwwse.2021.277877.1264>

Adamowski, J., and Karapataki, C., (2010), "Comparison of multivariate regression and artificial neural networks for peak urban water-demand forecasting: evaluation of different ANN learning algorithms", *Journal of Hydrologic Engineering*, 15(10), 729-743, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000245](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000245).

Alharsha, I., Memon, F.A., Farmani, R., and Hussien, W.E.A., (2022), "An investigation of domestic water consumption in Sirte, Libya", *Urban Water Journal*, 19(9), 922-944, <https://doi.org/10.1080/1573062X.2022.2105239>.

Basnet, L., Brill, D., Ranjithan, R., and Mahinthakumar, K., (2023), "Supervised Machine Learning approaches for leak localization in water distribution systems: Impact of complexities of leak characteristics", *Journal of Water Resources Planning and Management*, 149(8), 04023032, <https://doi.org/10.1061/JWRMD5.WRENG-6047>.

Buhmann, M.D., (2000), *Radial basis functions*, Acta Numerica, Cambridge University Press, 9, 1-38, <https://doi.org/10.1017/S0962492900000015>.

Fernández García, I., Ferras, D., and Mc Nabola, A., (2019), "Potential of energy recovery and water saving using micro-hydropower in rural water distribution networks", *Journal of Water Resources Planning and Management*, 145(3), 05019001, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001045](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001045).

Gardner, M.W., and Dorling, S.R., (1998), "Artificial neural networks (the multilayer perceptron), A review of applications in the atmospheric sciences", *Atmospheric Environment*, 32(14-15), 2627-2636, [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(97\)00447-0](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(97)00447-0).

Hajgató, G., Paál, G., and Gyires-Tóth, B., (2020), "Deep reinforcement learning for real-time optimization of pumps in water distribution systems", *Journal of Water Resources Planning and*

بدین‌وسیله از جناب آقایان مهندس حسین اکبریان، مهندس کاظم جعفری، مهندس سید محسن صالح، سرکار خانم مهندس زهره صهبایی، آقایان مهندس یونس کاظمی و مهندس سیاوش زندی و خانم دکتر سمانه کارگر کمال تشکر را داریم.

## ۷- پی‌نوشت‌ها

- 1- Moving Average
- 2- Multi Layer Perceptron
- 3- Raial Basis Function
- 4- Support Vector Regression
- 5- Auto Regressive Integrated Moving Average
- 6- Ant Colony Optimization
- 7- Demand Driven Simulation Method
- 8- Head Driven Simulation Method
- 9- Simple Genetic Algorithm
- 10- Fast Messy Genetic Algorithm
- 11- Pressure Reducing Valves
- 12- Pump as Turbines
- 13- Deep Reinforcement Learning
- 14- Ensemble Empirical Mode Decomposition
- 15- Difference Pattern Sequence Forecasting
- 16- Root Mean Square Error
- 17- Mean Absolute Error
- 18- Mean Percentage Absolute Error
- 19- Convolutional Neural Network
- 20- Mixed Integer Linear Programming

## ۸- مراجع

بابایی، ن.، تابش، م.، و نظیف، س.، (۱۳۹۶)، "بهینه‌سازی کیفیت آب در شبکه‌های توزیع بر اساس وضعیت دور پمپ، نحوه تزریق کلر و نوع روش تحلیل"، *مجله آب و فاضلاب*، ۲۸(۲)، ۴۴-۵۵، <https://doi.org/10.22093/wwj.2017.16401>

دینی، م.، همتی، م.، و هاشمی، س.، (۱۴۰۰)، "بیشینه‌سازی کارایی هیدرولیکی شبکه توزیع آب شهر خمام با برنامه‌ریزی بهینه تعداد و سرعت پمپ‌ها"، *مجله آب و فاضلاب*، ۳۲(۶)، ۳۶-۴۷، <https://doi.org/10.22093/wwj.2021.275013.3118>

شکفته، م.ر.، جلیلی قاضی‌زاده، م.ر.، و یزدی، ج.، (۱۳۹۹)، "نئوری شناسایی محدوده‌ی نشت در نواحی مجزای مجازی شبکه‌های توزیع آب با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی"، *تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۶(۳)، ۴۷-۶۲، [https://www.iwrr.ir/article\\_108525.html?lang=fa](https://www.iwrr.ir/article_108525.html?lang=fa)

- Management*, 146(11), 04020079, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001287](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001287).
- Hansun, S., (2013), "A new approach of moving average method in time series analysis", In: *2013 Conference on New Media Studies (CoNMedia)*, IEEE, 1-4, <https://doi.org/10.1109/CoNMedia.2013.6708545>.
- Pandey, P., Bokde, N.D., Dongre, S., and Gupta, R., (2021), "Hybrid models for water demand forecasting", *Journal of Water Resources Planning and Management*, 147(2), 04020106, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001331](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001331).
- Rapp, A.H., Capener, A.M., and Sowby, R.B., (2023), "Adoption of Artificial Intelligence in drinking water operations: A survey of progress in the United States", *Journal of Water Resources Planning and Management*, 149(7), 06023002, <https://doi.org/10.1061/JWRMD5.WRENG-5870>.
- Smola, A.J., and Schölkopf, B., (2004), "A tutorial on support vector regression", *Statistics and Computing*, 14, 199-222, <https://doi.org/10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88>.
- Topalli, A.K., Erkmen, I., and Topalli, I., (2006), "Intelligent short-term load forecasting in Turkey", *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 28(7), 437-447, <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2006.02.004>.



This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC-BY) license.