Vol 14, No. 4, Winter 2025

University of Tehran Press

Journal of Water and Irrigation Management Online ISSN: 2382-9931

Homepage: https://jwim.ut.ac.ir/

Supervised learning to manage irrigation canals' operation

Kazem Shahverdi✉

Corresponding Author, Department of Water Sciences and Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran. E-mail: k.shahverdi@basu.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received 27 October 2024
Received in revised form
2 November 2024
Accepted 24 December 2024
Published online 10 February 2025

Keywords:
ANN
Operation Management
SVM
Water canal

ABSTRACT

Due to the ever-increasing need for water due to rapid population growth, increased need for food, urbanization, and industry, the pressure on water resources is high. Optimal management of water in the canal networks can play an effective role in reducing this pressure. The research literature review shows that the support vector machine method, as one of the artificial intelligence methods, has received less attention for optimal water management in the canal network. In this research, the support vector machine method was used to manage the operation of the eastern Aghili canal, by considering the discharge of the canal as the input and associated gate opening as the output so that the water depth remains at the target depth, the training of the support vector machine was done. In the next step, the prediction was made for different inputs, and canal simulation was done using a hydrodynamic model, and the criteria for evaluation of equity, dependability, efficiency, and adequacy were calculated, which were respectively smaller than 0.1, smaller than 0.1, larger than 0.85, and greater than 0.9. The results of the vector machine were compared with the results of the artificial neural network, which indicated the superiority of the support vector machine.

Cite this article: Shahverdi, K. (2025). Supervised learning to manage irrigation canals' operation. *Journal of Water and Irrigation Management*, 14 (4), 1005-1018. DOI: https://doi.org/10.22059/jwim.2024.384476.1187

© The Author(s).
Publisher: University of Tehran Press.
DOI: https://doi.org/10.22059/jwim.2024.384476.1187

دوره چهاردهم، شماره چهارم، زمستان ۱۴۰۳

انتشارات دانشگاه تهران

مدیریت آب و آبیاری

Homepage: https://jwim.ut.ac.ir/

شاپا الکترونیکی: ۹۹۳۱-۲۳۸۲

یادگیری نظارت‌شده در مدیریت بهره‌برداری از کانال‌های آبیاری

کاظم شاهوردی✉

نویسنده مسئول، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه: k.shahverdi@basu.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقالهٔ پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۸/۰۶

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۸/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۰۴

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۱۱/۲۲

کلیدواژه‌ها:

کانال آب

مدیریت بهره‌برداری

ANN

SVM

چکیده

با توجه به نیاز روزافزون به آب به‌دلیل رشد روز افزون جمعیت، افزایش نیاز به غذا، شهرنشینی و صنعت، فشار بر روی منابع آب زیاد است. مدیریت بهینه آب در شبکه کانال‌ها می‌تواند نقش مؤثری در کاهش این فشار باشد. بررسی ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که روش ماشین بردار پشتیبان، به‌عنوان یکی از روش‌های هوشمند، برای مدیریت بهینه آب در شبکه کانال‌ها کم‌تر موردتوجه قرار گرفته است. در این پژوهش، روش ماشین بردار پشتیبان برای مدیریت بهره‌برداری کانال عقیلی شرقی مورداستفاده قرار گرفت و با درنظرگرفتن دبی آبگیرها به‌عنوان ورودی و بازشدگی آن‌ها به‌عنوان خروجی به‌طوری‌که عمق آب در عمق هدف بماند، آموزش ماشین بردار پشتیبان صورت گرفت. در گام بعدی، پیش‌بینی برای حالت‌های مختلف صورت گرفت و با استفاده از مدل هیدرودینامیک، شبیه‌سازی کانال انجام شد و سنجه‌های ارزیابی عدالت، پایداری، راندمان و کفایت محاسبه شد که به‌ترتیب کوچک‌تر از ۰/۱، کوچک‌تر از ۰/۱، بزرگ‌تر از ۰/۸۵ و بزرگ‌تر از ۰/۹ به‌دست آمد. نتایج کاربرد ماشین بردار با نتایج شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شد که نشانگر برتری ماشین بردار پشتیبان بود.

استناد: شاهوردی، کاظم (۱۴۰۳). یادگیری نظارت‌شده در مدیریت بهره‌برداری از کانال‌های آبیاری. *نشریه مدیریت آب و آبیاری*، ۱۴ (۴)، ۱۰۰۵-۱۰۱۸.
DOI: https://doi.org/10.22059/jwim.2024.384476.1187

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

© نویسندگان.

۱. مقدمه

تخصیص مؤثر و بهینه منابع آب در کشاورزی، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، مانند ایران، که به‌علت رشد سریع جمعیت، کشاورزی، شهرنشینی و صنعت با کمبود آب مواجه هستند یکی از موضوعات مهم در مدیریت بهینه آب در شبکه کانال‌ها بوده است. از این‌رو، همواره رویکردهای جدید در این راستا مورداستفاده و آزمون و ارزیابی قرار گرفته است (Shahverdi and Maestre, 2022). بهره‌برداری مناسب سازه‌های تنظیم جریان آب در کانال با استفاده از روش‌های توزیع و تحویل، منجر به افزایش راندمان آبیاری و رسیدن به کشاورزی پایدار می‌شود که می‌تواند با استفاده از فناوری‌ها و روش‌های مدرن برای بهبود مدیریت کانال‌ها انجام شود. کاربرد روش‌های هوش مصنوعی مانند ماشین بردار پشتیبان یا SVM (support vector machine) و شبکه‌های عصبی مصنوعی یا ANN (artificial neural network) در سیستم کانال به‌عنوان یک روند نوین و کارآمد در مدیریت منابع آب به‌طور فزاینده‌ای در حال افزایش است (Shahverdi *et al*., 2023).

مدل ریاضی مبتنی بر هوش مصنوعی برای کنترل خودکار عمق آب در بالادست سازه‌های کنترل برای بهبود انعطاف‌پذیری عملکرد کانال آب توسعه داده شد و در مدل ریاضی یک فلوم آزمایشگاهی مورداستفاده قرار گرفت. سناریوهای مختلف افزایش و کاهش ورودی شبیه‌سازی شد. نتایج نشان داد حداکثر و میانگین خطای عمق آب به‌ترتیب برابر با ۳/۰۷ و ۰/۱۵۲ درصد است که نشانگر توانایی روش هوش مصنوعی در بهبود عملکرد کانال است (Shahverdi and Monem 2015).

برای افزایش کارایی مصرف آب کانال رودشت در مرکز ایران، عملکرد کانال با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، به‌عنوان یک مدل هوشمند، که نوسانات ورودی قابل‌توجهی دارد ارزیابی شد. برای شبیه‌سازی هیدرولیکی کانال و فراهم‌کردن داده‌های لازم برای آموزش و اعتبارسنجی مدل هوشمند شبکه عصبی مصنوعی از مدل HEC-RAS استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل هوشمند ابزاری مناسب برای ارزیابی عملکرد کانال‌ها بوده و عملکرد مطلوبی در تحویل و توزیع بهینه آب در کانال دارد (Sharifi *et al*., 2021).

روش شبکه عصبی مصنوعی برای خودکارسازی سرریز با ارتفاع متغیر در سیستم کانال‌ها جهت بهبود مدیریت کانال مورداستفاده قرار گرفت. داده‌های موردنیاز برای آموزش و اعتبارسنجی مدل شامل دبی ورودی به کانال، تغییر دبی در سه دوره متوالی، انحراف سطح آب از مقدار هدف و دبی خروجی به‌عنوان پارامترهای ورودی به مدل‌های هوش مصنوعی و تنظیم مقدار زاویه سرریز آنی و در نتیجه ارتفاع آب برای حفظ عمق آب در محدوده هدف به‌عنوان پارامتر خروجی بود. نتایج نشان داد که ضرایب همبستگی در حالت آبگیری و دون آبگیری به‌ترتیب برابر با ۰/۹۵ و ۰/۹۳ می‌باشد که نشان می‌دهد شبکه عصبی مصنوعی دقت بالایی در پیش‌بینی سطح آب و کنترل سرریز دارد (Zamani *et al*., 2024).

برای پیش‌بینی رابطه بین پارامترهای دبی جریان و تنظیم سازه‌ها و بهینه‌سازی بهره‌برداری کانال‌ها در شرایط جریان غیرماندگار، الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی ترکیب شد. شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از مجموعه داده‌های مربوط به جریان غیرماندگار آموزش داده شد. سپس، الگوریتم ژنتیک برای یافتن الگوهای مناسب بهره‌برداری با هدف حداقل‌کردن زمان تحویل و حداکثرکردن راندمان تحویل آب مورداستفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که رویکرد ترکیبی عملکرد مناسبی در استخراج الگوهای مناسب بهره‌برداری در کانال‌ها دارد که با استفاده از آن زمان تحویل آب کاهش و کارایی تحویل آب در شرایط جریان غیرماندگار افزایش داد. به‌طوری‌که، به‌طور متوسط ۵۰ درصد بهبود در عملکرد کانال حاصل شد که مقدار قابل‌توجهی می‌باشد (Savari and Monem, 2022).

مدل‌سازی هیدرولیکی یک بازه از کانال اصلی آبیاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌صورت آزمایشگاهی و عملیاتی در شرایط مختلف جریان بررسی شد. ازآنجایی‌که معادلات هیدرولیکی دینامیک کانال غیرخطی هستند، حل آن‌ها نیازمند محاسبات زیادی است. در این پژوهش یک مدل خطی برای کانال آبیاری براساس یک شبکه عصبی

مصنوعی توسعه داده شد و از آن برای شبیه‌سازی کانال استفاده شد. در پژوهش مذکور، سطح آب بازه مجاور پایین‌دست به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی استفاده شد. نتایج نشان داد که این مدل می‌تواند در شرایط مختلف جریان، دبی آب را با دقت بالایی به خروجی‌ها تحویل دهد و قادر به تشخیص زودهنگام خطا و کاهش هدررفت آب است (Benftima *et al*., 2024).

روش ماشین بردار پشتیبان برای تخمین پروفیل سطح آب کانال‌های مرکبِ دارای دشت‌های سیلابی باریک با استفاده از پارامترهای هندسی و جریان غیربعدی از جمله نسبت عرض، عمق نسبی، فاصله نسبی و شیب بستر استفاده شد. نتایج این مطالعه نشان داد که پروفایل سطح آب تولیدشده توسط ماشین بردار پشتیبان تطابق مناسبی با داده‌های تجربی و یافته‌های پژوهش‌های قبلی دارد، به‌طوری‌که مقدار ضریب تعیین، ریشه میانگین مربع خطاها، میانگین خطای مطلق حداکثر به‌ترتیب برابر با ۰/۹۹، ۰/۰۱۹۹ و ۱/۲۶۳ است که نشان می‌دهد که مدل ماشین بردار پشتیبان عملکرد مناسبی در پیش‌بینی پروفایل سطح آب دارد (Kaushik and Kumar, 2023).

همانطورکه مشاهده می‌شود روش‌های هوش مصنوعی کاربرد زیادی در بهره‌برداری کانال‌های آب دارند. با این‌حال، به‌کارگیری ماشین بردار پیشتیبان برای مدیریت بهره‌برداری کانال‌ها کم‌تر موردتوجه قرار گرفته است که هدف پژوهش حاضر است. در این پژوهش، ماشین بردار پیشتیبان برای مدیریت بهره‌برداری کانال عقیلی شرقی مورداستفاده قرار گرفت و با نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شد. دبی و بازشدگی آبگیرها به‌ترتیب به‌عنوان ورودی و خروجی به مدل معرفی شد. نتایج با استفاده از شاخص‌های ارزیابی عملکرد کانال‌ها موردارزیابی قرار گرفت.

۲. مواد و روش‌ها

روش‌شناسی پژوهش حاضر به‌طور مختصر در ادامه تشریح می‌شود. ابتدا، داده‌های موردنیاز از کانال موردمطالعه که در بخش بعدی تشریح می‌شود، جمع‌آوری شد. سپس، با معرفی داده‌ها به روش‌های هوشمند ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی، یادگیری صورت گرفت. با استفاده از یادگیری انجام‌شده و با معرفی ورودی‌های جدید به روش‌های هوشمند، مقادیر متناظر خروجی استخراج شد. لازم به ذکر است که ورودی و خروجی به روش‌های هوشمند به‌ترتیب مقدار دبی عبوری و بازشدگی آبگیرها بود. با معرفی این داده‌ها به مدل هیدرودینامیک ICSS، مقادیر سری زمانی دبی عبوری از آبگیرها محاسبه شد و با مقایسه با مقادیر هدف و سنجه‌های ارزیابی، عملکرد مدل‌ها بررسی شد و موردمقایسه قرار گرفت.

۲. ۱. کانال موردمطالعه

کانال موردمطالعه در این پژوهش، کانال بتنی عقیلی شرقی با طول حدود ۱۶ کیلومتر و حداکثر دبی ۵ مترمکعب در ثانیه است که هر روز صبح به‌صورت دستی توسط یک میراب بهره‌برداری می‌شود. لازم به ذکر است که در حال حاضر، به‌علت کمبود آب مقدار دبی ورودی به کانال در حدود یک مترمکعب در ثانیه است. میراب با استفاده از یک موتورسیکل در طول کانال از بالادست به پایین‌دست حرکت کرده و تنظیمات سازه‌ها به‌صورت تجربی (با تجربه شخصی) انجام می‌دهد. این کانال دارای شیب ملایم بوده و دارای به‌ترتیب ۲۰ آبگیر، ۱۱ سازه کنترل، که چهار مورد آن دارای شیب‌شکن است و چک–دراپ نامیده می‌شود، و چهار سیفون می‌باشد. عرض و ارتفاع آبگیرها به‌ترتیب برابر با ۳۰ و ۶۰ سانتی‌متر است. ابعاد پنج سازه کنترل ابتدایی برابر با ۱/۵×۱/۵ متر و ابعاد سایر سازه‌های کنترل ۱×۱ متر است.

روش بهره‌برداری این کانال به‌صورت برحسب درخواست (توافقی) است که در مورد دبی، دور و زمان آبیاری توافق صورت می‌گیرد و در هر دور آبیاری حجم موردتوافق را می‌تواند تحویل بگیرد. حجم آب موردنیاز برای هر آبگیر براساس

مساحت زمین‌های تحت پوشش آن و نیاز آبیاری برای ماه حداکثر مصرف الگوی زارعی منطقه که در حال حاضر کشت غالب آن گندم می‌باشد، درنظر گرفته شده و حجم آب موردنیاز برابر ۱۰۸۰ مترمکعب در هکتار برآورد شده است (Hadiseraji *et al*., 2022). داده‌های موردنیاز در این پژوهش از سال ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۶ از دفتر شبکه آبیاری عقیلی جمع‌آوری شده است. لازم به ذکر است در این پژوهش، جهت سهولت در توضیح و ارائه نتایج دو بازه اول کانال عقیلی شرقی با پنج آبگیر و دو سازه کنترل موردبررسی قرار گرفته است. در شکل (۱) موقعیت کانال در شبکه، استان و کشور نشان داده شده است.

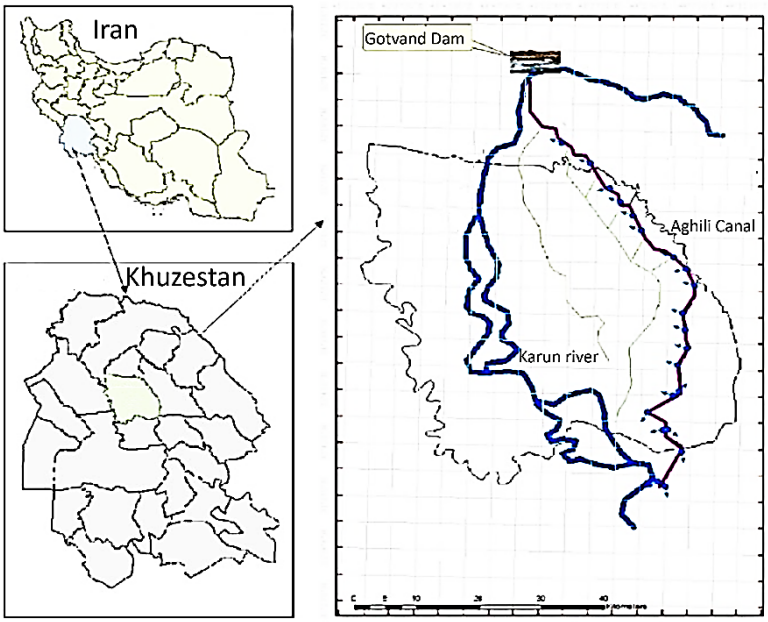


Figure 1. Location of the studied canal (Khorshidi *et al*., 2024)

۲. ۲. ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یک الگوریتم یادگیری نظارت‌شده قدرتمند است که برای طبقه‌بندی داده‌ها و رگرسیون استفاده می‌شود. نوع طراحی‌شده برای رگرسیون به‌عنوان رگرسیون بردار پشتیبان شناخته می‌شود. در رگرسیون بردار پشتیبان، متغیر خروجی در فضایی با ابعاد بالا با کنترل مقدار انحرافات از مشاهدات واقعی در یک محدوده مشخص پیش‌بینی می‌شود. در این الگوریتم، متغیر وابسته (خروجی) y با استفاده از رابطه (۱) تخمین زده می‌شود:

$$y = f(x) + noise \quad , \quad f(x) = w^{T}.\emptyset(x) + b$$ رابطه ۱)

که در آن x مقدار متغیرهای مستقل (ورودی)، noise مقدار نوسان که براساس مقدار خطای مجاز ε تعیین می‌شود، f(x) تابعی است که باید با استفاده از داده‌های آموزشی مشخص شود، w بردار ضرایب، b قدار ثابت پارامترهای تابع رگرسیونی و ∅ تابع هسته یا تابع کرنل می‌باشد. در هر دو نوع این الگوریتم شامل طبقه‌بندی و رگرسیون، رابطه (۲) که مقید به شرایط معادله ۳ است بهینه می‌شود.

$$\frac{1}{2}w^{T}.w + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i$$ رابطه ۲)

$$y_i(w^{T}.\varphi(x_i) + b_i) \geq 1 - \xi_i \quad , \qquad \xi_i \geq 0 \, , \quad i = 1, 2, \ldots, M$$ رابطه ۳)

که در آن، C مقدار جریمه را زمانی که خطایی رخ می‌دهد نشان می‌دهد، M تعداد داده‌ها و ξ_i ضریب کمبود می‌باشد که برای مدیریت ورودی‌های غیرقابل تفکیک استفاده می‌شود. در شکل (۲)، معماری ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است.

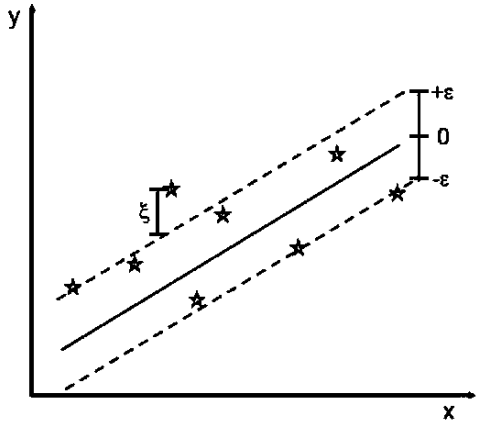


Figure 2. SVM architecture

در این الگوریتم، تابع هسته یک تابع انتقال می‌باشد می‌تواند به‌صورت خطی، چندجمله‌ای، گوسین، سیگموئید و تابع پایه شعاعی (RBF) باشد که به‌صورت رابطه (۴) تعریف می‌شود (Cristianini and Shawe-Taylor, 2007):

رابطه ۴) $K(x_i + x_j) = e^{-\gamma(x_i+x_j)^2} \quad , \quad \gamma > 0$

که در آن، γ پارامتر تابع کرنل است. این پارامتر، تأثیر تأثیر نمونه‌های آموزشی فردی را کنترل می‌کند و بر شکل مرز تصمیم تأثیر می‌گذارد. پارامترهای C و γ برای کنترل رفتار مدل و دست‌یابی به عملکرد مناسب بسیار مهم هستند که در این پژوهش با آزمون و خطا محاسبه شدند. لازم به ذکر است که C بزرگ‌تر جریمه بالاتری را بر خطاها اختصاص می‌دهد و منجر به کاهش قدرت تعمیم می‌شود. برعکس، یک C کوچک‌تر جریمه‌های کم‌تری را به‌همراه دارد اما توانایی تعمیم بالاتری را ارائه می‌دهد که منجر به یک مدل پیچیده‌تر می‌شود. بنابراین، مقدار آن باید به‌درستی تعیین شود تا بیش‌برازش یا زیربرازش بوجود نیاید.

۲. ۳. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی از ساختار و عملکرد مغز انسان الهام گرفته شده‌اند که در زمینه یادگیری ماشین و هوش مصنوعی برای تشخیص الگوها، طبقه‌بندی داده‌ها و پیش‌بینی استفاده می‌شوند. نورون‌ها واحد اصلی شبکه بوده که ورودی را دریافت و پردازش می‌کند و یک خروجی تولید می‌کند. این شبکه در چند لایه سازماندهی می‌شوند و از طریق اولین لایه، داده‌های ورودی شبکه دریافت می‌شود. بین لایه‌های ورودی و خروجی یک یا چند لایه به‌نام لایه‌های پنهان قرار دارند که در آن پردازش و محاسبات انجام می‌شود. هرچه تعداد لایه‌های پنهان زیاد باشد، پیچیدگی شبکه نیز زیاد خواهد شد و یادگیری عمیق خواهد بود. لایه خروجی، براساس پردازش انجام‌شده در لایه‌های، قبلی خروجی شبکه را تولید می‌کند.

اتصال بین نورون‌ها دارای وزن است که قدرت و جهت تأثیر اتصال را تعیین می‌کند و بایاس‌ها به مجموع وزنی ورودی‌ها اضافه می‌شوند تا مدل بهتر با داده‌ها مطابقت داشته باشد. پس از محاسبه مجموع وزنی ورودی‌ها به‌علاوه

بایاس، نتیجه از طریق یک تابع فعال‌سازی که خروجی نورون را تعیین می‌کند، منتقل می‌شود. توابع فعال‌سازی در شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل تابع پله دودویی، تابع فعال‌سازی خطی (همانی) و تابع فعال‌سازی غیرخطی می‌باشد. توابع فعال‌سازی غیرخطی بیش‌ترین استفاده را در این شبکه دارند، زیرا تعمیم‌پذیری و تطبیق‌پذیری مدل با انواع مختلف داده با استفاده از آن‌ها بهتر صورت می‌گیرد. از جمله این توابع می‌توان به توابع سیگموئید، یکسوساز، خطی، نمایی و تانژانت هذلولوی اشاره کرد. این توابع می‌توانند به‌صورت انتشار رو به جلو (پیش‌خور)، انتشار رو به عقب (پس‌خور)، محوشدگی گرادیان انفجار گرادیان عمل کنند (Worden *et al.*, 2023). در شکل (۳) ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی با یک ورودی x نشان داده شده است. در طول یادگیری، با انتخاب یک تابع فعال‌سازی مقادیر f، ضریب w و بایاس ε طوری انتخاب می‌شوند که خطای بین مقادیر خروجی y محاسباتی با $f(w.x+b)$ با مقادیر متناظر واقعی حداقل شود.

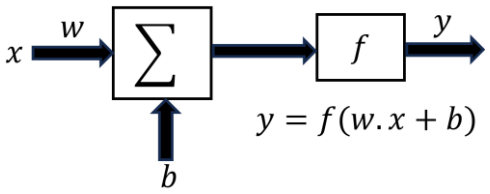


Figure 3. ANN architecture with single input

بهبود یادگیری در طول زمان (سازگاری)، مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها، تعمیم (پیش‌بینی دقیق خروجی داده‌های دیده‌نشده) از جمله مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند. نیاز به داده‌های زیاد، تعمیم ضعیف در شبکه‌های پیچیده و هزینه محاسباتی زیاد در آموزش شبکه‌های عمیق از جمله محدودیت‌های این شبکه‌ها می‌باشد. در این پژوهش، داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۶ کانال موردمطالعه به سه قسمت تقسیم گردید و ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای واسنجی و ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی استفاده شد. دو شبکه مجزا برای یادگیری هر بازه در نظر گرفته شد. در بازه اول سه آبگیر وجود دارد که به‌عنوان ورودی به شبکه و مقادیر متناظر بازشدگی دریچه به‌عنوان خروجی به شبکه معرفی شد. در بازه دوم نیز روند مشابه بود با این تفاوت که در بازه دوم دو آبگیر وجود دارد.

۲. ۴. شبیه‌ساز کانال

مدل مورداستفاده در این پژوهش، مدل AICSS است که یک مدل هیدرودینامیکی است که برای شبیه‌سازی جریان آب در کانال‌های آب طراحی شده است و به‌طور گسترده توسط مهندسان و مدیران آب استفاده می‌شود. این مدل، رفتار جریان آب را تحت شرایط مختلف مانند جریان‌های ورودی، هندسه کانال و استراتژی‌های مختلف بهره‌برداری شبیه‌سازی می‌کند. برای شبیه‌سازی جریان ماندگار و محاسبه پروفیل سطح آب، معادله جریان متغیر تدریجی و برای شبیه‌سازی جریان غیرماندگار، معادلات سنت و نانت را حل می‌کند که معادلات پیوستگی و مومنتم در آن به‌صورت روابط (۵) و (۶) تعریف می‌شوند:

رابطه ۵)
$$\frac{A}{B}\frac{\partial V}{\partial x}+V\frac{\partial y}{\partial x}+\frac{\partial y}{\partial t}+\frac{V}{B}A_x^y-\frac{1}{B}(p-i)=0$$

رابطه ۶)
$$\frac{\partial V}{\partial t}+V\frac{\partial V}{\partial x}+\frac{\partial V}{\partial x}+g(s_0-s_f)+\frac{V}{B}(p-i)=0$$

که در آن، A سطح مقطع، B عرض سطح آب، V سرعت، x فاصله، t زمان، y عمق، p جریان‌های ورودی، i

جریان‌های خروجی، s_0 شیب کانال، s_f شیب اصطکاکی و g شتاب ثقل است. این معادلات با استفاده از روش تفاضل‌های محدود براساس سیستم چهار نقطه‌ای وزنی پرایزمن که از دقت، همگرایی، پایداری و صحت بالایی برخوردار است، حل شده‌اند. این مدل با گرفتن ورودی‌ها از کاربر در قالب یک فایل متنی، به‌صورت خودکار تمام محاسبات را انجام داده و خروجی‌های موردنظر کاربر را در فایل‌های متنی ذخیره می‌کند (Shahverdi, 2023).

شبیه‌سازی کانال‌ها یا مقاطع هندسی منظم و نامنظم، شبیه‌سازی طیف وسیعی از سازه‌های آبی و شرایط مرزی، کاربرد مدل برای انواع شبکه‌های آبیاری یا انواع روش‌های بهره‌برداری، شبیه‌سازی انواع جریانات ورودی یا خروجی کنترل‌شده یا نشده به سیستم، دقت هماهنگی محاسبات بین زیر مجموعه‌های مختلف هیدرولیکی، هیدرولوژیکی و عملیات بهره‌برداری، تنظیم اطلاعات ورودی و خروجی در شکل‌هایی مناسب و قابل‌قبول برای استفاده‌کننده، ایجاد حداکثر امکان برای به‌کارگیری نرم‌افزارهای کمکی موجود، امکان توسعه مدل و افزایش زیرمجموعه‌های جدید با حداقل نیازهای برنامه‌نویسی، امکان ذخیره اطلاعات در هر مرحله از شبیه‌سازی و بازخوانی مجدد آن در هر زمان دیگر و ادامه شبیه‌سازی قبلی از جمله قابلیت‌های این مدل می‌باشد. هم‌چنین، شرایط مرزی و سازه‌های متنوعی در آن قابل تعریف و شبیه‌سازی است که برخی از آن‌ها عبارتند از دریچه‌های کشویی مستطیلی کنترل جریان با بهره‌برداری دستی تحت شرایط آزاد، مستغرق و یا متناوب؛ دریچه‌های آبگیر روزنه‌ای مستطیلی با بهره‌برداری دستی یا اتوماتیک؛ سرریزهای جانبی همراه یا بدون سیستم‌های کنترل؛ جریانات ورودی به‌صورت هیدروگراف؛ مخازن کنترل و تنظیم جریان؛ پمپ‌هایی که به‌عنوان آبگیر استفاده می‌شوند با بهره‌برداری دستی یا خودکار؛ انواع پل‌ها و کالورت‌ها؛ دریچه‌های نیرپیک؛ آب بندهای آمیل، آویس و آویو.

۲. ۵. سناریوها و سنجه‌های بررسی عملکرد مدل‌های هوشمند

ورودی به روش‌های هوشمند مورداستفاده در این پژوهش، دبی آبگیرها و خروجی آن‌ها، مقادیر بازشدگی آبگیرها بود. همانطورکه اشاره شد بازه‌های اول و دوم کانال عقیلی شرقی در این پژوهش موردبررسی قرار گرفتند. تغییرات دبی در ورودی کانال و دبی آبگیرها در جدول (۱) ارائه شده است. لازم به ذکر است که در عمده موارد مقادیر دبی تحویلی در بین مقادیر مدرج در جدول است. به‌دلیل سهولت انجام و افزایش دقت یادگیری، در این پژوهش یادگیری ماشین با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی، برای بازه‌های اول و دوم جداگانه انجام پذیرفت. در بازه اول مقادیر دبی آبگیرهای ۱–۳ (d1-d3) به‌عنوان ورودی به مدل هوشمند و مقادیر بازشدگی متناظر آن‌ها به‌عنوان خروجی به مدل هوشمند در نظر گرفته شد. در بازه دوم، مقادیر دبی آبگیرهای ۴ و ۵ (d4-d5) به‌عنوان ورودی به مدل هوشمند و مقادیر بازشدگی متناظر آن‌ها به‌عنوان خروجی به مدل هوشمند در نظر گرفته شد.

Table 1. Minimum, mean, and maximum inflow and flow demand variations used in this research (l/s)

	Inflow	Pool 1			Pool 2	
		d1	d2	d3	d4	d5
Minimum	1310	69	78	57	56	57
Mean	1491	85	91	78	83	82
Maximum	1650	101	107	104	105	107

پس از انجام یادگیری جهت بررسی نتایج، مقادیر بازشدگی استخراج‌شده با استفاده از خروجی‌های روش‌های هوشمند به مدل شبیه‌ساز وارد شد و کانال شبیه‌سازی گردید. با استفاده از خروجی‌های شبیه‌ساز مانند دبی تحویل‌شده، مقادیر سنجه‌های ارزیابی محاسبه گردید. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از سنجه‌های کفایت (MPA)، راندمان (MPF)، عدالت (MPE) و پایداری (MPD) استفاده شد که به‌ترتیب در روابط (۷) تا (۱۰) تعریف شده‌اند (Molden and Gates, 1990):

$$MPA = \frac{1}{N}\sum_{N}\frac{1}{M}\sum_{M}(PA)\,,\begin{cases} PA = \frac{Q_D}{Q_R} \;\; IF\; Q_R > Q_D \\ PA = 1 \;\; IF \;\; 1 < \frac{Q_D}{Q_R} \end{cases}$$ رابطه ۷)

$$MPF = \frac{1}{N}\sum_{N}\frac{1}{M}\sum_{M}(PE)\,,\begin{cases} PE = \frac{Q_R}{Q_D}\; IFQ_R < Q_D \\ PE = 1 \;\; IF \frac{Q_R}{Q_D} > 1 \end{cases}$$ رابطه ۸)

$$MPD = \frac{1}{R}\sum_{R} CV_T\,(\frac{Q_D}{Q_R})$$ رابطه ۹)

$$MPE = \frac{1}{T}\sum_{T} CV_R\,(\frac{Q_D}{Q_R})$$ رابطه ۱۰)

که در آن، M تعداد آبگیرها، Q_R دبی موردنیاز یا دبی درخواست‌شده در آبگیرM، Q_D دبی واقعی تحویل شده به آبگیر M وN تعداد گام‌های زمانی مناسب در یک دوره تحویل، R تعداد آبگیرها، T تعداد گام‌های زمانی و CV ضریب تغییرات می‌باشد. بهترین مقدار برای سنجه‌های کفایت و راندمان برابر با یک و برای سنجه‌های عدالت و پایداری برابر با صفر است. به‌منظور بررسی صحت نتایج خروجی مدل‌های هوشمند ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی، از سنجه آماری ریشه میانگین مربعات خطای نرمال‌شده (NRMSE: n$ormalized\ root\ mean\ squrae\ error$) مقادیر محاسباتی و مشاهداتی استفاده شد (رابطه ۱۱).

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(Q_{Dp} - Q_{Dm})^2}{N}}}{Q_{Dm_{max}} - Q_{Dm_{min}}}$$ رابطه ۱۱)

در روابط بالا، پارامتر Q_{Dm} مقادیر مشاهداتی و پارامتر Q_{Dp} مقادیر محاسباتی، $Q_{Dm_{max}}$ و $Q_{Dm_{min}}$ به‌ترتیب مقادیر حداکثر و حداقل داده‌های مشاهداتی است. هرچه مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد نشان‌دهنده خطای کم‌تر و مقبولیت بیش‌تر مدل می‌باشد.

۳. نتایج و بحث

در این پژوهش، ماشین بردار پشتیبان برای مدیریت بهره‌برداری کانال عقیلی شرقی مورداستفاده قرار گرفت و با نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شد. دبی و بازشدگی آبگیرها به‌ترتیب به‌عنوان ورودی و خروجی به مدل معرفی شد. نتایج با استفاده از شاخص‌های ارزیابی عملکرد کانال‌ها موردارزیابی قرار گرفت. تجزیه تحلیل مقادیر دبی تحویلی به آبگیرها نشان داد که حداکثر و حداکثر دبی عبوری از آبگیرها به‌ترتیب برابر با ۵۶ و ۱۰۵ لیتر بر ثانیه است که برای تحویل آن باید دبی ورودی بین ۱۳۱۰ و ۱۶۵۰ لیتر بر ثانیه وارد کانال شود. میانگین مقادیر بازشدگی آبگیرها برای آبگیرهای یک تا پنج به‌ترتیب برابر با ۱۵/۲، ۱۲/۰، ۸/۷، ۱۱/۳، و ۸/۷ سانتی‌متر می‌باشد.

مقدار پارامتر تابع کرنل، ۷، برابر با ۷/۱۲ با آزمون و خطا به‌دست آمد. مقدار NRMSE برای آبگیرهای ۱–۵ بین داده‌های محاسباتی و مشاهداتی به‌ترتیب برابر با ۱۲/۵، ۳/۸، ۱/۰، ۲/۳ و ۱/۳ به‌دست آمد که بیانگر دقت مناسب ماشین بردار پشتیبان در ارائه الگوهای مناسب بهره‌برداری می‌باشد. همانطورکه مشاهده می‌شود مقادیر NRMSE برای آبگیرهای ۳ و ۵ کم‌تر می‌باشد. دلیل این امر، نزدیکی این آبگیرها به آب‌بندهاست در نتیجه کنترل بیش‌تری روی آن‌ها وجود دارد. لازم به ذکر است که مقدار NRMSE برای آبگیرهای ۳ تا ۵ بین داده‌های محاسباتی و مشاهداتی با استفاده

از شبکه عصبی مصنوعی به‌ترتیب برابر با ۱۰/۱، ۱/۹، ۱/۷۰، ۱/۵ و ۱/۸ به‌دست آمد که قابل‌قبول می‌باشند. در شکل (۴)، داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده برای پارامتر اول، به‌عنوان نمونه، با استفاده از ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است. مقدار حداکثر خطای نسبی در حدود ۵۰ درصد داده‌ها کم‌تر از پنج درصد، حدود ۸۲ درصد داده‌ها کم‌تر از ۱۰ درصد و در ۹۹ درصد داده‌ها کم‌تر از ۲۰ درصد است. ماشین بردار پشتیبان در مورد حدود ۸ درصد داده‌ها، پیش‌بینی دقیق، در مورد حدود ۳۳ درصد نمونه‌ها، بیش‌برازش و در سایر موارد زیربرازش داشته است.

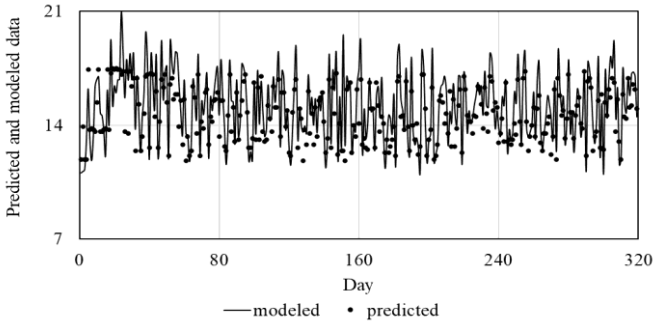


Figure 4. Comparing predicted and modeled data for the first parameter using SVM

در شکل‌های (۵) و (۶)، مقادیر سنجه‌های ارزیابی شامل عدالت، پایداری، راندمان و کفایت برای مقادیر پیش‌بینی‌شده با استفاده از ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است. لازم به ذکر است که سنجه‌های فوق دارای سه کلاس خوب، مناسب و ضعیف هستند که به‌صورت زیر تعریف می‌شوند (Molden and Gates, 1990):

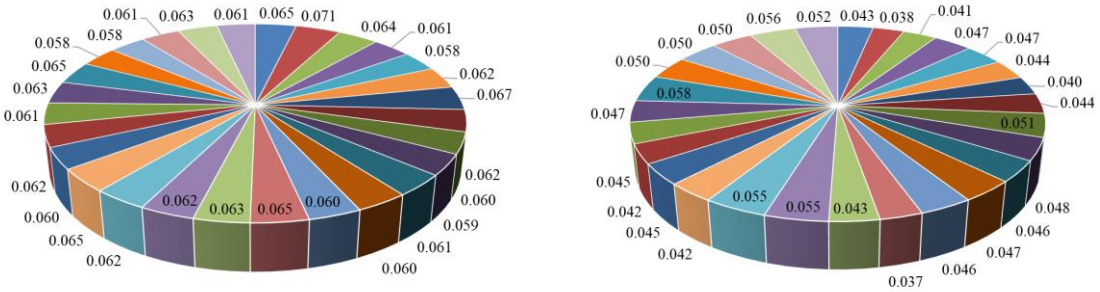
کلاس خوب: عدالت کوچک‌تر از ۰/۱، پایداری کوچک‌تر از ۰/۱، راندمان بزرگ‌تر از ۰/۸۵ و کفایت بزرگ‌تر از ۰/۹،

کلاس مناسب: عدالت بین ۰/۱۱–۰/۲۵، پایداری بین ۰/۱۱–۰/۲، راندمان بین ۰/۷–۰/۸۵و کفایت بین ۰/۸–۰/۸۹،

کلاس ضعیف: عدالت بزرگ‌تر از ۰/۲۵، پایداری بزرگ‌تر از ۰/۲، راندمان کوچک‌تر از ۰/۷ و کفایت کوچک‌تر از ۰/۸.

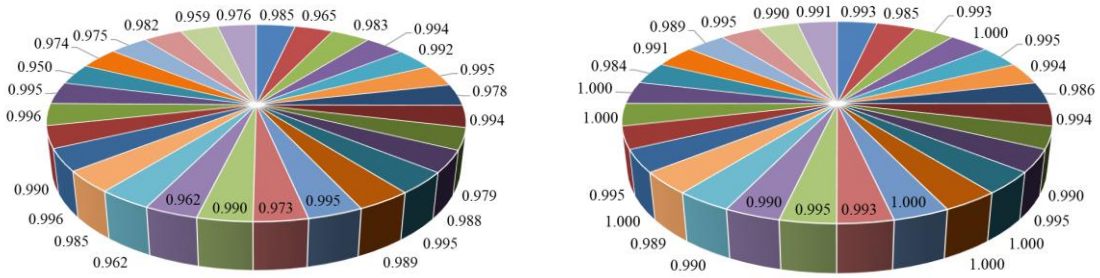
همانطورکه از شکل‌های (۵) و (۶) مشخص است مقدار سنجه عدالت حاصل‌شده در تمام پیش‌بینی‌ها با استفاده از ماشین بردار پشتیبان بین ۰/۰۵۸ و ۰/۰۷۱ است که در همگی در کلاس خوب قرار می‌گیرند که بیانگر عدالت در تحویل آب در تمام پیش‌بینی‌هاست. لازم به ذکر است که عدالت تحویل در بین تمام آبگیرهای کانال محاسبه می‌شود و اگر بهره‌برداری درست صورت نگیرد معمولاً آبگیرهایی ابتدایی کانال، آب بیش‌تری دریافت می‌کنند و آبگیرهای انتهایی آب کم‌تری دریافت می‌کنند که در نتیجه توزیع آب عادلانه نخواهد بود. مقدار سنجه پایداری حاصل‌شده در تمام پیش‌بینی‌ها با استفاده از ماشین بردار پشتیبان بین ۰/۰۳۷ و ۰/۰۵۸ است که همگی کم‌تر از ۰/۱۱ بوده و در کلاس خوب قرار دارند. مقدار نزدیک به صفرِ این سنجه نشان می‌دهد قابلیت اطمینان در تحویل و توزیع آب وجود دارد و می‌توان اطمینان حاصل کرد که مصرف‌کنندگان، آب موردنیاز خود را در زمانی که نیاز دارند، به‌صورت پایدار از لحاظ حجم و دبی آب دسترسی دارند.

روند مشابه با سنجه‌های عدالت و پایداری، در مورد سنجه‌های راندمان و کفایت در سطح کانال نیز وجود دارد، به‌طوری‌که مقادیر راندمان ۰/۹۶۷ تا یک و مقادیر کفایت بین ۰/۹ تا یک قرار دارند که از نظر کلاس‌بندی هر دو در کلاس خوب قرار دارند، زیرا به‌ترتیب بزرگ‌تر از ۰/۸۵ و ۰/۹ (یا مساوی) می‌باشند. در نتیجه، در تحویل آب به تمامی آبگیرها هیچ‌گونه مازاد یا کمبودی وجود ندارد. ذکر این نکته ضروری است که در برخی موارد سنجه کفایت در مرز بین کلاس خوب و مناسب، یعنی ۰/۹، قرار دارد. با توجه به این‌که سنجه‌های کفایت و راندمان برای هر آبگیر نیز قابل محاسبه است، بررسی این سنجه‌ها برای هر آبگیر نتایج مشابه با نتایج در سطح کانال دارد و در کلاس خوب قرار دارد.



MPE MPD

Figure 5. Performance metrices (MPE and MPD) obtained using SVM



MPA MPF

Figure 6. Performance metrices (MPA and MPF) obtained using SVM

در شکل (۷)، داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده برای پارامتر اول، به‌عنوان نمونه، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. مقدار خطای نسبی بین پنج تا ۱۰ درصد است که در مقایسه با ماشین بردار پشتیبان که در ۵۰ درصد داده‌ها کم‌تر از پنج درصد بود، در شبکه عصبی مصنوعی مقادیر خطا بیش‌تر از پنج درصد است. در نتیجه، مقادیر خطاها در روش شبکه عصبی مصنوعی نوسان زیادی ندارند. با این‌حال، همانطورکه در شکل نیز قابل‌مشاهده است در مورد تمام نمونه‌ها بیش‌برازش داشته است. در شکل‌های (۸) و (۹)، مقادیر سنجه‌های ارزیابی شامل عدالت، پایداری، راندمان و کفایت برای مقادیر پیش‌بینی‌شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است.

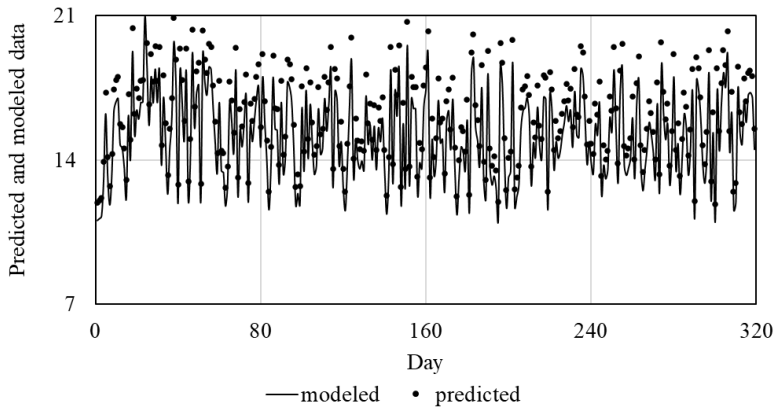
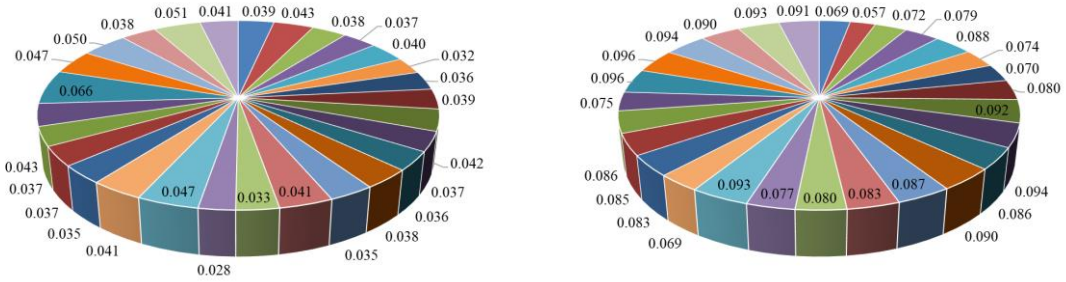
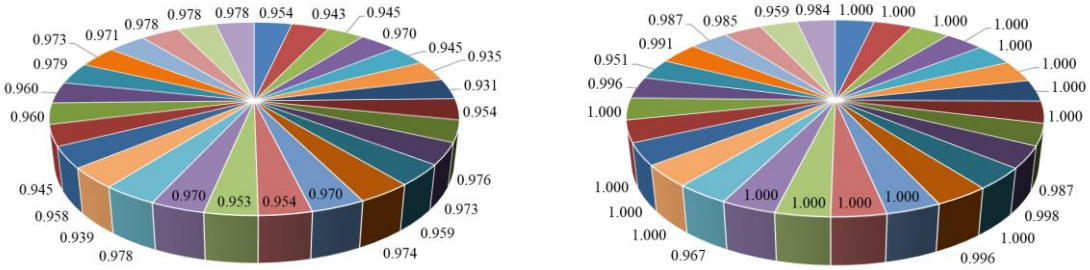


Figure 7. Comparing predicted and modeled data for the first parameter using ANN



MPE MPD

Figure 8. Performance metrices (MPE and MPD) obtained using ANN



MPA MPF

Figure 9. Performance metrices (MPA and MPF) obtained using ANN

نتایج این شبکه عصبی مصنوعی، مشابه با نتایج ماشین بردار پشتیبان است، به‌طوری‌که مقدار عدالت بین ۰/۰۱۳ تا ۰/۰۶۶، مقدار پایداری بین ۰/۰۴۵ تا ۰/۱۴۶، مقدار راندمان بین ۰/۹۴۳ تا یک و مقدار کفایت بین ۰/۹۱۸ تا ۰/۹۹ قرار دارد. دو نکته در مقایسه نتایج شبکه عصبی مصنوعی با ماشین بردار پشتیبان وجود دارد؛ اول این‌که کفایت تحویل آب، حداکثر مقدار ۰/۹۹ است و به یک نرسیده است و دوم این‌که پایداری در تحویل آب در حدود ۳۰ درصد نمونه در کلاس مناسب قرار دارد بدین معنی که قابلیت اطمینان در تحویل حجم و دبی آب در روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به ماشین بردار پشتیبان کم‌تر است. هم‌چنین، ماشین بردار پشتیبان در مورد حدود ۸ درصد داده‌ها، پیش‌بینی دقیق، در مورد ۳۳ درصد نمونه‌ها، بیش‌برازش و در سایر موارد زیربرازش داشته است. این در حالی است که مقادیر خطاها در روش شبکه عصبی مصنوعی نوسان زیادی ندارند و در مورد تمام نمونه‌ها بیش‌برازش وجود دارد.

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، دو روش هوشمند یادگیری بانظارت شامل ماشین بردار پشتیبان (با تابع کرنل پایه شعاعی) و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدیریت بهره‌برداری از کانال عقیلی شرقی مورداستفاده قرار گرفت. برای آموزش و انجام یادگیری، داده‌های از سال ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۶ کانال مذکور از دفتر شبکه آبیاری عقیلی جمع‌آوری شد و دبی آبگیرها به‌عنوان ورودی و بازشدگی آن‌ها به‌عنوان خروجی به مدل‌های هوشمند معرفی شد. جهت شبیه‌سازی کانال، از مدل هیدرودینامیک AICSS، که با استفاده از معادلات سنت و نانت جریان غیرماندگار متغیر تدریجی را حل می‌کند، استفاده شد و پارامترهای جریان محاسبه شد. با استفاده از مقادیر دبی جریان، سنجه‌های عدالت، پایداری، راندمان و کفایت تحویل محاسبه شد و تجزیه و تحلیل شد.

مقدار پارامتر تابع کرنل برابر با ۷/۱۲ و مقدار NRMSE بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی بین ۱/۰ تا ۱۲/۵ درصد با ماشین بردار پشتیبان به‌دست آمد که نشانگر دقت قابل‌قبول مدل است، به‌طوری‌که در ۸۲ درصد نمونه‌ها، خطای نسبی کم‌تر از ۱۰ درصد است. در شبکه عصبی مصنوعی مقدار NRMSE بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی بین ۱/۵ تا ۱۰/۱ درصد به‌دست آمد و در تمام نمونه‌ها بیش‌برازش داشته است. بررسی سنجه‌های ارزیابی عدالت، پایداری، راندمان و کفایت نشان داد که در ماشین بردار پشتیبان، تمام سنجه‌ها در کلاس خوب قرار دارند و به‌ترتیب مقادیر آن‌ها کوچک‌تر از ۰/۱، ۰/۱ و بزرگ‌تر از ۰/۸۵ و ۰/۹ می‌باشد؛ در نتیجه، تحویل آب به تمام آبگیرها به‌صورت عادلانه و با اطمینان، راندمان و کفایت بالا صورت گرفته است. در مورد روش شبکه عصبی مصنوعی، نتایج مشابه می‌باشد با این تفاوت که کفایت تحویل آب در کلاس مناسب قرار دارد و در برخی پیش‌بینی‌ها، کمبود آب در تحویل وجود دارد. به‌طورکلی می‌توان نتیجه گرفت که کاربرد روش‌های هوشمند بانظارت برای مدیریت بهره‌برداری کانال‌ها موفقیت‌آمیز می‌باشد و روش ماشین بردار پشتیبان نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی برتری نسبی دارد.

۵. تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد.

۶. منابع

Benftima, S., Gharab, S., Rivas-Pérez, R., & Feliu-Batlle, V. (2024). Modeling of an Irrigation Main Canal Pool based on a NARX-ANN System Identification. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 132, 107929.

Cristianini, N., & Shawe-Taylor, J. (2007). Support vector and kernel methods. *Intelligent Data Analysis: An Introduction*, Springer, 169-197.

Hadiseraji, G., Monem, M. J., & Savari, H. (2022). Evaluation of Operational Flexibility for on Request Delivery Method from Hydraulics Point of view in Irrigation Networks. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 16(4), 685-696.

Kaushik, V., & Kumar, M. (2023). Water surface profile prediction in non-prismatic compound channel using support vector machine (SVM). *AI in Civil Engineering*, 2(1), 6.

Khorshidi, A., Monem, M. J., & Mazaheri, M. (2024). Investigation of the effect of operational errors on the performance uncertainty of irrigation networks in arranged delivery. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 55(2), 179-195. (In persian)

Molden, D. J., & Gates, T. K. (1990). Performance measures for evaluation of irrigation-water-delivery systems. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 116(6), 804-823.

Savari, H., & Monem, M. J. (2022). Optimal operational instructions for on-request delivery using hybrid genetic algorithm and artificial neural network, considering unsteady flow. *Irrigation and Drainage*, 71(3), 735-748.

Shahverdi, K. (2023). AICSS: Automatic simulator–controller/optimizer model of open channels. *Irrigation and Drainage*, 72(4), 1124-1136.

Shahverdi, K., & Maestre, J. (2022). Gray Wolf Optimization for Scheduling Irrigation Water. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 148(7), 04022020.

Shahverdi, K., Mollazeiynali, H., & Marofi, M. (2023). Design of Operation Strategy for Canal Structures. *Journal of Hydraulics*, 18(4).

Shahverdi, K., & Monem, M. J. (2015). Application of reinforcement learning algorithm for automation of canal structures. *Irrigation and drainage*, 64(1), 77-84.

Sharifi, H., Roozbahani, A., & Shahdany, S. M. H. (2021). Evaluating the Performance of Agricultural Water Distribution Systems Using FIS, ANN and ANFIS Intelligent Models. *Water Resources Management*, 1-20.

Worden, K., Tsialiamanis, G., Cross, E., & Rogers, T. (2023). Artificial neural networks. *Machine Learning in Modeling and Simulation: Methods and Applications*, Springer, 85-119.

Zamani, S., Parvaresh Rizi, A., Kouchakzadeh, S., & Sajedi, H. (2024). Evaluation of Machine-Learning Approaches in the Automation of Irrigation Canals Using a Variable-Height Weir. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 150(6), 04024030.