Research Paper

Predicting the inflow into the dam reservoir using artificial neural network model based on PERSIANN-CDR and CMC data (case study: ZayandehRoud Dam)

Ramtin Moeini[1]*, Mohammad Ali Alijanian[2], Mina Moradizadeh[3]
1. Associate Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Civil and Transportation Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran
2. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Civil and Transportation Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran
3. AssistantProfessorof Surveying and Geomatics Engineering Department, Faculty of Civil and Transportation Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Received: 2024.12.16
Revised: 2025.1.3
Accepted: 2025.1.20

Use your device to scan and read the article online

DOI:
10.30495/wej.2024.32858.2404

Keywords:
Satellite-based data, Rainfall, Water equivalent to snow, Artificial neural network, Zayandeh Rood Dam

Abstract

Introduction: Determining the actual amount of inflow values into the dam reservoir, as one of the main sources of water supply, is one of the basic components of decision-making in the field of water resources management. Due to limitations of the lack of proper spatial and temporal distribution of data extracted from ground stations, the use of satellite-based data is attractive and interesting. However, the scale of satellite-based data and the need for their exponential scaling are the uncertainties of these data.

Methods: In this research, the performance of PERSIANN-CDR and CMC (Canadian Meteorological Centre) satellite data for rainfall and snow estimation and determining the inflow values into the dam reservoir is investigated. Therefore, by considering different combinations of input data, different models are proposed and the input flow to the dam reservoir is predicted using the artificial neural network (ANN) model. Here, the ZayandehRoud dam reservoir of the Gavkhoni drainage basin is selected as a case study.

Findings: The results shows that the best R^2 and RMSE values for rainfall (snow) estimation data based on the PERSIANN-CDR satellite (CMC) are 0.49 (0.34) and 60.90 (41.56) mm. In other words, the results show the proper performance of satellite-based data for rainfall and snow estimation. Therefore, these data are used for creating the ANN model to determine the inflow values into the reservoir of ZayandehRoud dam reservoir. The results show that the values of R^2, RMSE and NES for training data (validation and testing) of ANN model are equal to 0.72 (0.74), 56.08 (75.178) MCM, and 0.85 (0.86) respectively. In other words, the results show the proper performance of satellite-based data for estimating and determining the inflow into the ZayandehRoud dam reservoir using ANN model.

Citation: Moeini R, Alijanian M A, Moradizadeh M. Predicting the inflow into the dam reservoir using artificial neural network model based on PERSIANN-CDR and CMC data (case study: ZayandehRoud Dam). Water Resources Engineering Journal. 2025; 18 (64): 1- 14.

***Corresponding author:** Ramtin Moeini
Address: Department of Civil Engineering, Faculty of Civil and Transportation Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran
Tell:+983137935293
Email:r.moeini@eng.ui.ac.ir

Extended Abstract

Introduction

In recent decades, by the developing the science and technology and increasing the population, the water demand has increased in different regions, especially arid and semi-arid regions. On the other hand, the limitation of water resources has made it impossible to satisfy all water demand. One of the most important water sources is the surface water that dams are built to use it. However, determining the optimal water release values from the dam reservoirs requires accurate determination of the amount of inflow into them. Therefore, proposing accurate and appropriate methods for predicting the inflow into the reservoir is one of the most important challenges facing managers and operators of water resources. Nowadays, intelligent data-driven models are widely used in the field of analyzing complex problem, among which artificial intelligence models, including the artificial network model (ANN), can be maintained.

Precipitation (consist of rainfall and snow) is one of the important components of the hydrological cycle and the first input data of hydrological models. Although ground station data (observational data) have higher accuracy, however, setting up ground stations is costly and difficult in some areas. In addition, the limitations of ground measurements and the development and availability of satellite-based data have encouraged water resource managers and researchers to use them. Reviewing the research show that satellite-based rainfall estimation data have been used in different cases. Recently, the PERSIANN-CDR satellite-based data is attractive for researchers due to its ability to estimate rainfall in long-term periods and even close to the present time. However, research focuses on the performance of satellite-based data in the term of snow estimation is limited. In this regard, the evaluation of satellite production based on the data of ground station observations in different temporal and spatial scales, including in Iran, shows the accuracy and correctness of the obtained results.

Due to the good performance of the ANN model, here, this model is used to predict the inflow values into the ZayandehRoud dam reservoir. For this purpose, satellite-based data is used to create the input data set of this model, which is the innovation of the present research. The results are compared with the obtained results of the model based on the ground station data. It is worth noting that for the study area (upstream of Zayandehroud dam), the researchers of the present study used two sets of satellite-based precipitation estimation, PERSIANN-CDR and Canadian Meteorological Centre (CMC), to investigate the two variables of rainfall and snow, respectively, during the period of 1999 to 2019. The results showed the proper performance of satellite-based data. Here, the performance of these data in comparison with ground station data in predicting the inflow to ZayandehRoud dam reservoir is investigated using ANN model.

Materials and Methods

Here, two categories of data including rainfall and water equivalent to snow in the upstream of Zayandehroud dam are used, which are provided from two sources of ground stations and satellite-based products. According to the accuracy of the long-term climatic rainfall estimation data of PERSIANN-CDR, these data are used as satellite-based rainfall estimation data. In addition, to investigate the amount of water equivalent to snow, the data of CMC are used. For this purpose, the number of 12 cells (with spatial magnification of 1/4 degree) is selected to investigate the performance of PERSAINN-CDR satellite-based rainfall estimation data. Then, the average monthly rainfall of all stations in each cell is considered observed rainfall of the target cell, and it is compared with the estimated values of the satellite-based data. For CMC data, 8 cells are selected (with quarter degree magnification) where the snow equivalent water values of the observation stations are compared with the estimated values. The obtained results are presented and compared. Then, by using the obtained satellite-based data, the ANN model is used to predict the inflow into the ZayandehRoud dam reservoir. In addition, ground station

data are used for this purpose and the results are compared with the results of satellite-based data.

Findings

In this research, according to the results of different monthly satellite-based data of rainfall (PERSIANN-CDR) and snow (CMC) estimation and their proper performance, these data are used for predicting the inflow into the ZayandehRoud dam reservoir using the ANN model. Here, various ground station and satellite data, including the inflow into the dam reservoir, rainfall and water equivalent to snow, are used to create ANN models. In addition, to investigate the effects of time delays of the input data, the inflow into reservoir from one up to 12 months lags, as well as rainfall and snow data, with one up to 12 month lags (t-1, t-2, ... t-12), are also considered as input data set. By defining the input data, different combination of input data set are proposed leading to various models. In the best proposed model (*II*), the input data set include the inflow into the reservoir with monthly time lags (1 up to 12 months), PERSIANN-CDR satellite rainfall data in the target month and the months before (1 up to 12 months time lags) and snow data of the CMC in the target month and the months before (1 up to 12 months time lag). To compare the performance of satellite-based data, a model based on the related ground station data is also proposed. By considering data from 2000 to 2019, these models are run 10 times using ANN and three neurons for hidden layer. The results shows that by using the model (*II*), an acceptable results are obtained compared to the ground station data, in which the R^2 and RMSE values for the training data set are equal to 0.72 and 56.08 MCM, respectively, and for test and validation data are equal to 0.74 and 75.178 MCM, respectively.

Conclusion

Here, the performance of using satellite-based data for prediction the inflow into the ZayandehRoud dam reservoir was investigated. For this purpose, the satellite data of PERSIANN-CDR and CMC were used to determine the rainfall and snow, and the results were compared with the results of ground station data. Then, by combining various input data including rainfall, snow and inflow values with time lags, different ANN- based models were proposed to predict the inflow into the dam reservoir. The results showed that by using second ANN model (*II*) acceptable results were obtained, in which the RMSE and R^2 values for training (testing and validation) data set were equal to 56.08 (75.178) MCM and 0.72 (0.74), respectively. In general, the results showed the proper performance of the proposed models to predict the inflow into the ZayandehRoud dam reservoir.

Ethical Considerations compliance with ethical guidelines

The cooperation of the participants in the present study was voluntary and accompanied by their consent.

Conflicts of interest

The authors declared no conflict of interest.

Acknowledgment

The study results are the initial steps of the research project of estimating Zayandehroud dam inflow utilizing AMSR-based SWE observations. The authors kindly appreciate for supports of the Iran National Science Foundation (INSF) through the research project of 98020001.

مقاله پژوهشی

پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد با استفاده مدل شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای داده‌های ماهواره محور PERSIANN-CDR و CMC (مطالعه موردی: سد زاینده رود)

رامتین معینی[1*]، محمدعلی علیجانیان[2]، مینا مرادی‌زاده[3]
۱. دانشیار گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران حمل و نقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
۲. استادیار گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران حمل و نقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
۳. استادیار گروه مهندسی نقشه برداری، دانشکده مهندسی عمران حمل و نقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۲۶
تاریخ داوری: ۱۴۰۳/۱۰/۱۴
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۰۱

از دستگاه خود برای اسکن و خواندن مقاله به صورت آنلاین استفاده کنید

DOI:
10.30495/wej.2024.32858.2404

واژه‌های کلیدی:
داده های ماهواره محور، بارندگی، آب معادل برف، شبکه عصبی مصنوعی، سد زاینده رود.

چکیده

مقدمه: تعیین مقدار واقعی جریان ورودی به مخزن، به عنوان یکی از منابع اصلی تامین آب، از مولفه‌های اساسی تصمیم‌سازی در حوزه مدیریت منابع آب می‌باشد. به دلیل محدودیت عدم توزیع مناسب مکانی و زمانی داده‌های مستخرج از ایستگاه‌های زمینی، بکارگیری داده‌های ماهواره‌محور مورد توجه می باشد. ولیکن مقیاس داده‌های ماهواره محور و لزوم ریز مقیاس نمایی آنها از جمله عدم قطعیت‌های این داده‌ها می باشد.

روش: در این تحقیق، عملکرد داده‌های ماهواره محور PERSIANN- CDR و CMC (Canadian Meteorological Centre) در تخمین بارش و تعیین جریان ورودی به مخزن سد بررسی شده است. لذا، با ترکیب مختلف داده‌های ورودی، مدل‌هایی معرفی و با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی جریان ورودی به مخزن سد پیش بینی شده و با نتایج داده‌های زمینی مقایسه شده است. در این تحقیق، مخزن سد زاینده رود از حوضه آبریز گاوخونی به عنوان مطالعه موردی انتخاب شده است.

یافته‌ها: بررسی نتایج نشان دهنده آنست که بهترین نتایج شاخص R^2 و RMSE برای داده‌های تخمین بارندگی (برف) ماهواره‌محور PERSIANN-CDR(CMC) ۰/۴۹ (۰/۳۴) و ۶۰/۹۰ (۴۱/۵۶) میلیمتر می باشد. به عبارت دیگر، نتایج نشان دهنده عملکرد مناسب داده های ماهواره محور در تخمین بارنگی و برف می باشد. بنابراین از این داده ها در ساخت شبکه عصبی مصنوعی به منظور تعیین جریان ورودی به مخزن سد زاینده رود استفاده شده است.

نتیجه‌گیری: بررسی نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که مقادیر شاخص R^2 ، RMSE و NSE برای داده های آموزش (صحت سنجی و آزمایش) به ترتیب برابر با ۰/۷۲ (۰/۷۴)، ۵۶/۰۸ (۷۵/۱۷۸) میلیون متر مکعب (MCM) و ۰/۸۵ (۰/۸۶) می باشد که نشان‌دهنده عملکرد مناسب این مدل در تعیین و پیش بینی جریان ووردی به مخزن سد زاینده رود می باشد.

* نویسنده مسئول: رامتین معینی
نشانی: گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران و حمل و نقل، دانشگاه اصفهان،اصفهان، ایران.
تلفن: ۰۳۱-۳۷۹۳۵۲۹۳
پست الکترونیکی: r.moeini@eng.ui.ac.ir

مقدمه

در دهه‌های اخیر، با پیشرفت علم و افزایش جمعیت، تقاضای آب در مناطق مختلف بویژه مناطق خشک و نیمه‌خشک افزایش یافته است. از طرفی محدودیت منابع آب، برطرف کردن تمامی نیازهای آبی را غیر ممکن کرده است. به همین دلیل نیاز به یک مدیریت صحیح و بلندمدت در این زمینه بیش از پیش احساس می‌شود. یکی از مهم‌ترین منابع آبی قابل استفاده توسط بشر، منابع آب سطحی است که سدها برای استفاده از آن‌ها احداث می‌شوند. تعیین مقدار بهینه خروجی از مخازن سدها نیازمند تعیین دقیق میزان جریان ورودی به آنها می باشد. به عبارت دیگر، تصمیم‌گیری در خصوص منابع آب موجود، فرایندی پیچیده و مهم است که احتیاج به اطلاعات اولیه از جمله میزان جریان ورودی به مخزن سد، دارد. از این رو، معرفی روش‌های دقیق و مناسب در پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن، یکی از مهم‌ترین چالش‌های پیش‌روی مدیران و بهره‌برداران منابع آب است. عوامل زیادی از جمله میزان بارش بر جریان یک رودخانه تاثیر گذارند که بسیاری از آن‌ها فاکتورهای غیرقطعی و ناپایدار هستند و بنابراین تحلیل این پدیده را دشوار می‌سازند. در حالت کلی، روش‌های متداول تحلیل جریان رودخانه شامل مدل‌های فیزیکی و مفهومی، سری‌های زمانی و رگرسیون می باشند که با وجود محدودیت اطلاعات و حقیقت غیر قطعی این پدیده، معمولا با خطا همراه هستند. امروزه مدل‌های هوشمند داده محور کاربرد فراوانی در زمینه تحلیل پدیده‌های پیچیده و غیرقطعی دارند، که از جمله آن‌ها می‌توان به مدل‌های هوش مصنوعی از جمله مدل شبکه مصنوعی [1] (ANN) اشاره نمود(۲۷)

بارش (به مفهوم عام بارندگی و برف) یکی از مولفه‌های مهم چرخه هیدرولوژی و اولین ورودی مدل‌های هیدرولوژی، به منظور توسعه استراتژی‌های مدیریتی است. بطورکلی، دو رویکرد برای بدست آوردن داده‌های بارش پیشنهاد شده است که عبارتند از ۱) مشاهدات و اندازه‌گیری آن بوسیله ایستگاه‌های باران‌سنجی و برف‌سنجی زمینی (به ترتیب برای اندازه‌گیری باران و آب معادل برف) و ۲) استفاده از داده‌های تخمین بارندگی ماهواره‌محور. با وجود آنکه داده‌های زمینی (داده‌های مشاهداتی) صحت بالاتری دارند، ولیکن راه‌اندازی ایستگاه‌های زمینی هزینه‌بر بوده و در برخی مناطق همانند نقاط کوهستانی با سختی همراه است. علاوه بر این، محدودیت‌های اندازه‌گیری‌های زمینی مانند نقطه‌ای بودن مشاهدات از یک سو و توسعه و در دسترس بودن داده‌های ماهواره‌محور از سوی دیگر مدیران و محققین منابع آب را به سمت استفاده از آن‌ها تشویق نموده است. بررسی پیشینه تحقیقات نشان دهنده آنست که، داده‌های تخمین بارندگی ماهواره‌محور (SRE [2]) در موارد مختلف بطور مستقل و یا در مقایسه با داده‌های زمینی استفاده شده است(۱۰). اخیرا، داده ماهواره‌محور PERSIANN-CDR [3] (۷) بدلیل آنکه توانایی تخمین بارندگی در دوره‌های دراز مدت و حتی نزدیک به زمان حاضر را دارند، بسیار مورد توجه محققین قرار گرفته است. دراینراستاارزیابیتولیداتماهواره‌ایتخمین بارندگی براساس داده‌های مبتنی برمشاهدات زمینی درمقیاس‌های مختلف زمانی و مکانی از جمله در ایران، نشان‌دهنده دقت و صحت نتایج می باشد. از جمله این مدل‌ها می توان به TRMM-3B42، TRMM-3B42V7، TRMM-3B42RT، TRMM-3B42، CMORPH، adjusted-PERSIANN، TRMM-3B42RTV6، MSWEP و PERSIANN اشاره نمود که از آنها برای تخمین بارندگی در نقاط مختلف ایران از جمله در امتداد رشته کوه زاگرس، در مناطق جنوب غرب ایران و نیز حاشیه خلیج فارس استفاده شده است(۲، ۳، ۱۰، ۱۴، ۱۷، ۲۹و ۳۱). بااین وجود، تحقیقات درخصوص عملکرد داده‌های ماهواره‌محوردرتخمین برف محدود می باشد(۲۲).

تخمین و پیش‌بینی صحیح میزان جریان ورودی به مخازن سدها به منظور مدیریت کارآمد آنها به ویژه در شرایط آینده لازم و ضروری است. در این راستا، تحقیقات متعددی در زمینه تخمین و پیش‌بینی جریان رودخانه ها و آب ورودی به مخزن سده ها انجام شده است (۱۲و۲۷). بدین منظور روش‌های مختلفی پیشنهاد شده است که هر یک مزایا و معایب مختلفی دارند. به طور کلی روش‌ها به دو دسته روش‌های متریک یا داده محور و روش های پارامتریک یا مفهومی تقسیم بندی می شود. تفاوت اصلی دو روش مذکور در میزان وابستگی آن‌ها به داده‌های ورودی است. در روش‌های متریک، مدلساز برای پیش‌بینی جریان تنها به سری زمانی داده‌های رواناب و درنهایت بارش و دما متکی است. اما اساس کار روش‌های پارامتریک، درک دقیق از سازوکار فیزیکی حاکم بر فرآیندهای هیدرولوژیک حوضه است. از این رو، روش‌های پارامتریک برای مدل‌سازی و پیش‌بینی جریان، نیازمند طیف وسیعی از داده‌های هیدرولوژیک و هواشناسی حوضه هستند. به صورت کلی، انتخاب روش مناسب برای پیش‌بینی و مدلسازی جریان به شرایط مساله و داده‌های در دسترس وابسته است. اما وابستگی کمتر روش‌های متریک به حجم داده های ورودی و همچنین پیچیدگی کمتر این مدل‌ها باعث مقبولیت گسترده این روش‌ها شده است. بررسی سوابق تحقیقاتی نشان‌دهنده عملکرد خوب مدل‌های داده محور بر مبنای هوش مصنوعی، از جمله مدل شبکه عصبی مصنوعی، در پیش بینی جریان رودخانه‌ها و آب ورودی به سدها می باشد (۱،۵، ۶، ۹، ۱۳، ۱۵، ۱۶، ۱۷، ۱۸، ۱۹، ۲۰، ۲۳، ۲۴، ۲۵، ۲۶،۲۸، ۲۹ و۳۰).

با توجه به عملکرد خوب مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها و آب ورودی به مخزن سدها (۲۷) بر مبنای داده های مشاهداتی ایستگاههای زمینی، در این تحقیق، از این مدل برای پیش بینی جریان ورودی به مخزن سد زاینده رود و بر مبنای داده‌های ماهواره محور استفاده شده است. بدین منظور از داده‌های ماهواره محور برای ساخت داده‌های ورودی این مدل استفاده شده است، که از نوآوری‌های تحقیق حاضر می باشد. نتایج با نتایج بدست آمده از ساخت مدل بر مبنای داده‌های زمینی مقایسه شده است. شایان ذکر است که برای محدوده مطالعاتی (بالادست سد زاینده‌رود)، محققین تحقیق حاضر از دو دسته داده تخمین بارش ماهواره‌محور PERSIANN-CDR و

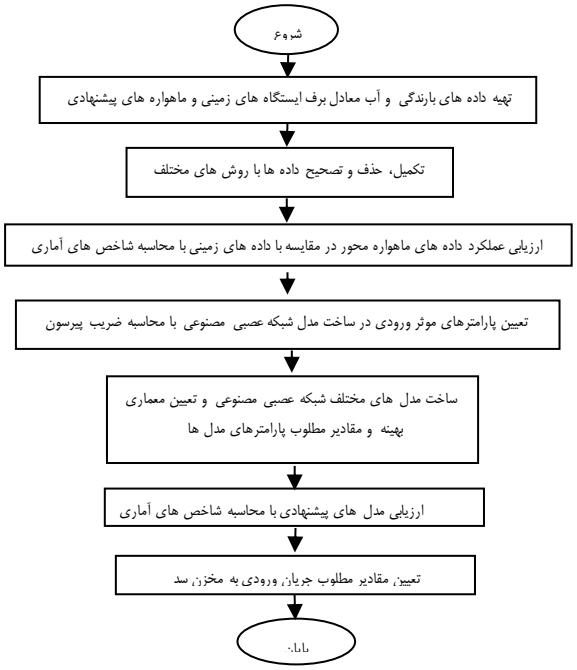
[1] Artificial neural network
[2] Satellite based Rainfall Estimates
[3] PERSIANN-Climate Data Record

CMC[4] به ترتیب جهت بررسی دو متغیر بارندگی و برف برای بازه سال‌های ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۹ استفاده نمودند (۳). عملکرد این دو دسته داده ماهواره‌محور، با مقایسه آنها با داده‌های ایستگاه‌های زمینی (در مجموع ۱۶ ایستگاه باران سنجی و ۱۴ ایستگاه برف سنجی) در ناحیه بالادست سد زاینده‌رود و در مقیاس زمانی ماهانه در بازه زمانی بیست و یک ساله ۱۳۷۸ تا ۱۳۹۸ (۲۰۱۹-۱۹۹۹) ارزیابی شده است. با توجه به نتایج بدست آمده، در این تحقیق، عملکرد این داده‌ها در مقایسه با داده‌های زمینی در پیش بینی جریان ورودی به مخزن سد زاینده رود با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی بررسی شده است.

در حالت کلی پیش‌بینی‌ها همواره باعدم‌قطعیت همراه است. خطاهای تقریبهای به کاررفته در اندازه گیری داده های ورودی، مقادیر پارامترها، ساختار مدل و الگوریتم روابط مابین پارامترها ومتغیرها درمدل، همگی منابع عدمقطعیت هستند. با توجه به این موارد، منابع‌عدم‌قطعیت در این‌مدل‌ها را می‌توان در سه دسته، استفاده ازپارامترها، ساختارمدل و داده‌های‌مورد استفاده، تقسیم بندی نمود. به عنوان نمونه، در مدل شبکه عصبی مصنوعی، پارامترهای مدل (از جمله وزن ها) فاقدمبنای فیزیکی هستند و بنابراین از ابتدا نمیتوان برای آنها همانند پارامترهای فیزیکی، دامنه‌ای از مقادیر فرض کرد. بلکه، مقادیراولیهاین پارامترها به صورت تصادفی انتخاب شده و سپسبا استفاده از روش مقدار مناسب آنهاتعیین میشود. بنابراین، عدمقطعیتی که در نتایج خروجی مدلها مشاهده میشودرا می توان به آن نسبت داد. در این تحقیق نیز، منابع عدم قطعیت جریان پیش بینی شده ورودی به مخزن سد زاینده، مربوط به داده های مدل ها (بارش و آب معادل برف) و پارامترها و ساختار مدل های شبکه عصبی مصنوعی می باشد. در انتها ذکر این نکته ضروری است که ناقص بودن و صحت داده‌های زمینی به ویژه داده های آب معادل برف و جدا سازی داده‌های بارندگی از برف از مهمترین محدودیت های تحقیق حاضر می باشد. علاوه بر این، دسترسی آزاد به داده‌های سایر ماهواره ها نیز به راحتی امکانپذیر نمی باشد. بنابراین امکان صحت سنجی نتایج داده‌های ماهواره محور مورد استفاده با مشکل همراه بود که سعی شده است با روش‌های مختلف این محدودیت برطرف شود. همچنین، شناسایی عوامل خطا در ساخت مدل های شبکه عصبی مصنوعی (به ویژه تعیین جریان طبیعی رودخانه و حذف جریان های ناشی از طرح های انتقال آب در بالادست) و زمانبر بودن آموزش مدل ها از جمله محدودیت های تحقیق حاضر می باشد.

مواد و روش‌ها

در این تحقیق، مدلهایی بر مبنای داده‌های ماهواره محور برای پیش بینی و تعیین جریان ورودی به مخزن سد پیشنهاد شده است. روندنمای کلی تحقیق در شکل (۱) ارائه شده است. در این بخش، در ابتدا مطالعه موردی معرفی شده است. در ادامه، داده های ماهواره محور مورد استفاده در تحقیق ارائه شده است. در نهایت، توضیحاتی مختصر در خصوص مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است.



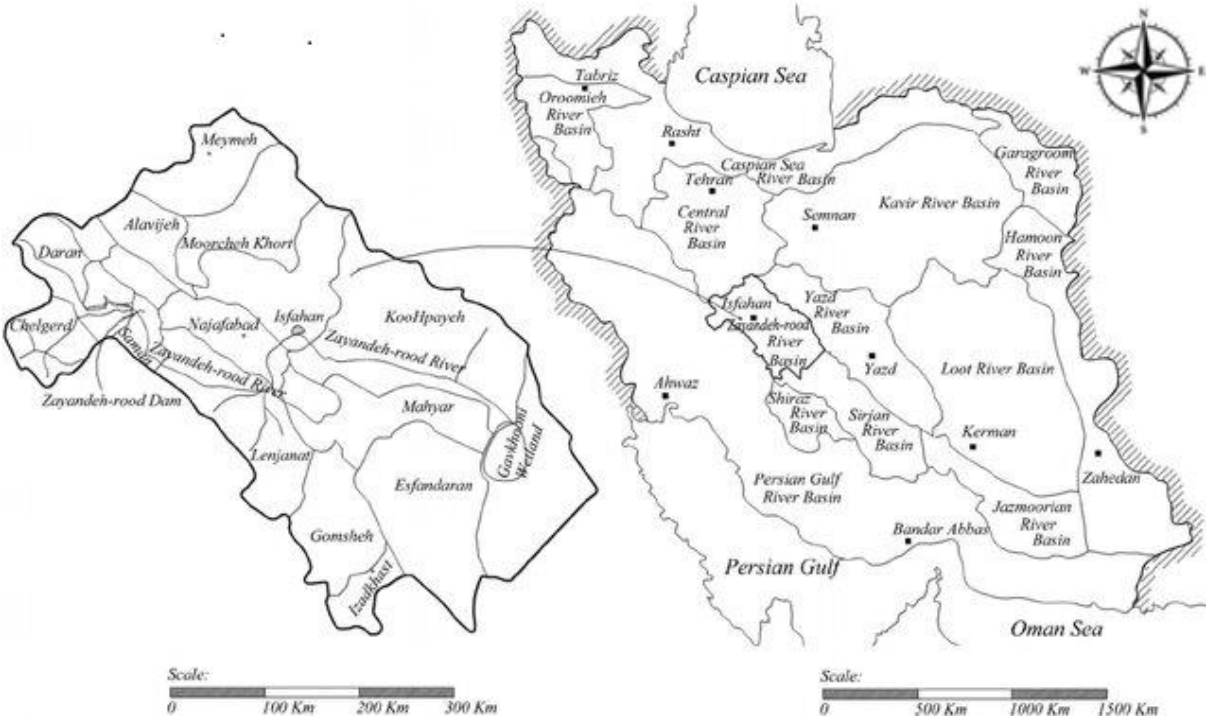
شکل ۱- روندنمای کلی تحقیق

Figure 1 - Overview of the research process

معرفی مطالعه موردی

محدوده مطالعاتی تحقیق حاضر، حوضه آبریز گاوخونی یا زاینده‌رود واقع در فلات مرکزی ایران می‌باشد. رودخانه جاری در این حوضه مهمترین منبع تأمین آب مورد نیاز بخش‌های کشاورزی، صنعت و شرب استان های چهارمحال و بختیاری و اصفهان و نیز انتقال آب بین‌حوضه‌ای آب این رودخانه به استان‌های یزد و کرمان برای مصارف شرب و صنعت می باشد. بیشتر بارشهای حوضه زاینده‌رود به صورت یخ و برف تا فرارسیدن ماه فروردین و افزایش درجه حرارت باقی می‌ماند. تأثیر برفاب بهاره به صورت دبی‌های حداکثر در فصل بهار و هنگام حداکثر نیاز بخش کشاورزی می باشد. رشد جمعیت و فعالیت انسانی و توسعه از مهمترین چالش های این حوضه است. عدم هماهنگی توسعه صنعت و رشد جمعیت با منابع آب در این حوضه منجر به عدم توازن منابع و مصارف آب شده است به نحوی که تقریباً در اکثر سال‌ها تأمین مطمئن آب شرب و صنعت با فشار به بخش‌های کشاورزی و محیط زیست همراه بوده است. بنابر این نیاز به انجام یک مدیریت صحیح و بهره برداری بهینه از مخزن به منظور مقابله با بحران آب لازم و ضروری بنظر می‌رسد. با توجه به مطالب مذکور، پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد به منظور برآورد میزان خروجی از سد و مدیریت مقدار آب ورودی‌از اهمیت زیادی، به ویژه در شرایط بحرانی سیل و خشکسالی، برخوردار است. در شکل (۲) موقعیت این حوضه در کشور نشان داده شده است.

[4]Canadian Meteorological Centre (CMC) Daily Snow Depth Analysis Data



شکل ۲- موقعیت حوضه آبریز گاوخونی (زاینده‌رود) در ایران (۲۸)

Figure 2 - Location of the Gavkhoni (Zayandehroud) watershed in Iran (28)

در تحقیق حاضر، داده‌های روزانه بارندگی ایستگاه‌های زمینی از دو منبع؛ الف) شبکه ایستگاه‌های سینوپتیکی و ب) داده‌های ایستگاه‌های اقلیم شناسی اداره هواشناسی تهیه شده است. بطور کلی در محدوده بالادست سد زاینده رود ایستگاه‌های باران‌سنجی به دو دسته باران‌سنجی معمولی (۲۷ عدد) و سینوپتیکی (۷ عدد) تقسیم می‌شوند که داده‌های آنها برای یک دوره بیست ساله ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۹ بصورت ماهانه جمع آوری شده است. در جدول (۱) بطور خلاصه و برای نمونه داده های میانگین بارندگی ماهانه برای ایستگاه‌های سینوپتیکی ارائه شده است. همچنین، در شکل ۳ توزیع مکانی ایستگاه‌های باران سنجی نسبت به مرزهای حوضه آبریز زاینده‌رود نیز نشان داده شده است. با توجه اطلاعات موجود، ۲۴ ایستگاه برای آنالیزهای داده‌کاوی و صحت سنجی بررسی شده است. در این بین، ۷ ایستگاه آبپونه، افوس، دولت اباد گل سفید، فریدونشهر، سنگبران، فراسان و خوانسار نیز بدلیل اینکه داده‌های بدون برداشت متوالی فراوانی داشته و اساسا راه اندازی آنها غالبا بعد از سال ۲۰۰۳ است، قابلیت استفاده را نداشته و بنابراین مورد استفاده قرار نخواهند گرفت و تنها ۱۷ ایستگاه برای تحلیل داده انتخاب شد. در بین ایستگاه‌های باقیمانده نیز ۴ ایستگاه بارده، صالح آباد زری، رستم آباد و رارا نیز دارای داده‌های مفقودی محدودی بودند که با استفاده از روش نسبت نرمال، داده های مفقودی مذکور با توجه به اطلاعات سایر ایستگاه‌ها جایگزین شد. در نهایت، ۱۷ ایستگاه برای آنالیز آماری انتخاب و با استفاده از روش جرم مضاعف سازگاری هریک با سایر ایستگاه‌ها بررسی شد که نتایج آن پیش آن ارائه شده است (۲).

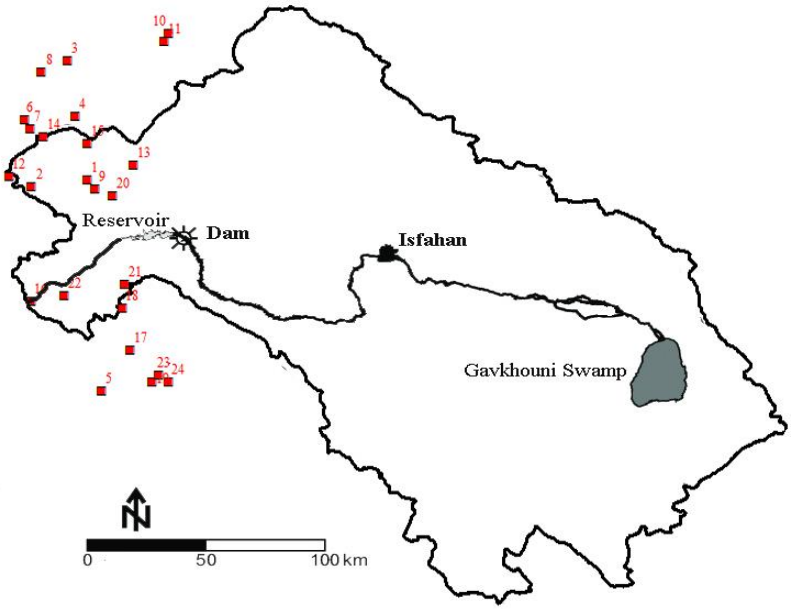
جدول ۱- میانگین بارندگی ماهانه گزارش شده از ایستگاه‌های سینوپتیکی مستقر در محدوده مطالعاتی (بالادست سد زاینده رود)

Table 1 - Average monthly precipitation reported from synoptic stations located in the study area (upstream of Zayandehroud dam)

نام ایستگاه	استان	دروه قرائت	میانگین بارندگی ماهانه (میلیمتر)
داران	اصفهان	۱۹۹۹-۲۰۱۹	۲۷/۱۴
فریدونشهر	اصفهان	۲۰۰۴-۲۰۱۹	۴۴/۳۶
گلپایگان	اصفهان	۱۹۹۹-۲۰۱۹	۱۹/۸۸
خوانسار	اصفهان	۲۰۰۶-۲۰۱۹	۳۲/۲۹
کوهرنگ	چهارمحال و بختیاری	۱۹۹۹-۲۰۱۹	۱۰۲/۷۰
فارسان	چهارمحال و بختیاری	۲۰۱۰-۲۰۱۹	۳۰/۰۴

علاوه بر این، به منظور بررسی اثر آب معادل برف در میزان رواناب ورودی به مخزن سد، داده‌های برف سنجی چهارده ایستگاه مختلف، که تحت نظر شرکت‌های آب منطقه‌ای استان‌های اصفهان و چهار محال و بختیاری هستند، در بازه زمانی بیست ساله (۱۹۹۹-۲۰۱۹) جمع آوری شده اند. داده‌های مذکور مربوط به ثبت چگالی برف و آب معادل برف ۱۴ ایستگاه مختلف است. در شکل (۴) توزیع مکانی ایستگاه‌های برف‌سنجی نسبت به مرزهای حوضه آبریز زاینده‌رود نشان داده شده است. همچنین، در جدول (۲) برای نمونه داده‌های مربوط به

مشاهدات برف زمستان به صورت میانگین برای دوره آماری ارائه شده است. شایان ذکر است که برداشت‌های مربوط به آب معادل برف تنها در سه ماه دی، بهمن و اسفند انجام شده است. نحوه عملکرد آن به گونه‌ای است که مقدار برف جمع‌آوری شده در ظروف مربوطه در دمای صفر درجه اتاق تبدیل به آب شده و میزان آب معادل برف بصورت روزانه قرائت شده است.



شماره	نام ایستگاه	Latitude	Longitude
1	داران	32.97	50.37
2	فریدونشهر	32.94	50.13
3	گلپایگان	33.47	50.28
4	خوانسار	33.23	50.32
5	آبپونه	32.08	50.43
6	افوس	33.22	50.10
7	ازناوله	33.18	50.12
8	بوین میاندشت	33.42	50.17
9	دولت آباد گل سفید	32.93	50.40
10	کلب علی	33.58	50.72
11	کرد علیا	33.55	50.70
12	رارا	32.98	50.03
13	روژوه چادگان	33.03	50.57
14	سنگبران	33.15	50.18
15	سواران	33.12	50.37
16	کوهرنگ	32.46	50.13
17	فارسان	32.26	50.56
18	پارده	32.43	50.52
19	چونقان	32.12	50.65
20	مرق ملک	32.90	50.48
21	رستم آباد	32.53	50.53
22	صالح آباد زری	32.48	50.27
23	سورشجان	32.15	50.68
24	پانچشمه	32.12	50.72

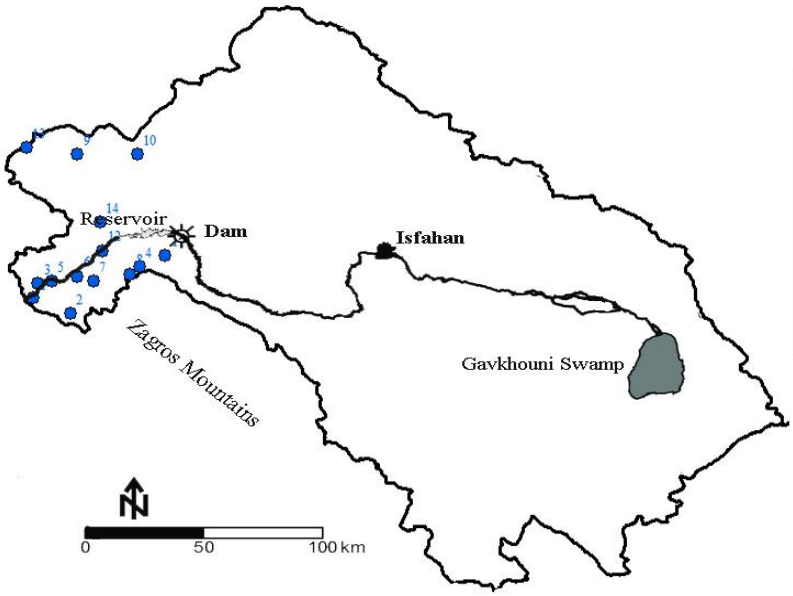
شکل۳- ایستگاه‌های باران‌سنجی مورد استفاده در تحقیق نسبت به مرزهای حوضه آبریز گاوخونی (زاینده‌رود)

Figure 3 - Rain gauge stations used in the study related to the boundaries of the Gavkhoni (Zayandehroud) watershed

جدول ۲- مقادیر میانگین مشاهداتی ایستگاه‌های برف سنجی مستقر در ناحیه مورد مطالعه

Table 2 - Average observed values from snow measurement stations located in the study area

ماه	میانگین ماهانه برف (میلیمتر)						
	چلگرد	نصیرآباد	محمدآباد	شیخ شبان	قلعه مرغ	دره گاو	سودجان
Jan	۱۱۸/۵۱۹	۵۸/۵۷	۹۰/۶۸	۲۲/۶۹	۶۰/۴۹	۳۴/۹۱	۳۷/۱
Feb	۱۷۹/۱	۱۰۱/۶۲	۱۵۵/۴۳	۵۷/۳۸	۱۰۴/۰۲	۳۸/۸۶	۴۴/۳۸
Mar	۸۰/۵	۱۶/۳۱	۴۲/۸۴	۹/۰۱	۱۳/۸	۴/۲۳	۴/۲۹
ماه	میانگین ماهانه برف (میلیمتر)						
	بارده	بادیجان	گردنه اوشن	اسلام آباد	قلعه شاهرخ	گردنه بوئین	سینجرد
Jan	۳۴/۶۸	۲۵/۶۶	۲۰/۱۹	۱۵/۴۸	۱۵/۷۸	۳۲/۴۳	۱۹/۸۵
Feb	۸۱/۷۴	۵۹/۲۴	۳۲/۷۶	۳۶/۳۳	۴۳/۱۷	۶۹/۰۵	۵۴/۲۹
Mar	۲۸/۲۶	۱۴/۴۸	۳/۶۲	۴/۵۲	۳/۸۶	۲۴/۲۱	۹/۰۵



شماره	نام ایستگاه	Latitude	Longitude
1	چلگرد	32.45	50.15
2	نصیرآباد	32.38	50.31
3	محمدآباد	32.51	50.17
4	شیخ شبان	32.58	50.61
5	قلعه مرغ	32.52	50.23
6	دره گاو	32.54	50.34
7	سودجان	32.52	50.41
8	بارده	32.55	50.57
9	بادیجان	33.06	50.34
10	گردنه اوشن	33.06	50.6
11	اسلام آباد	32.63	50.72
12	قلعه شاهرخ	32.65	50.45
13	گردنه بوئین	33.09	50.12
14	سینجرد	32.77	50.44

شکل۴- ایستگاه‌های برف سنجی مورد استفاده در تحقیق نسبت به مرزهای حوضه آبریز گاوخونی (زاینده‌رود)

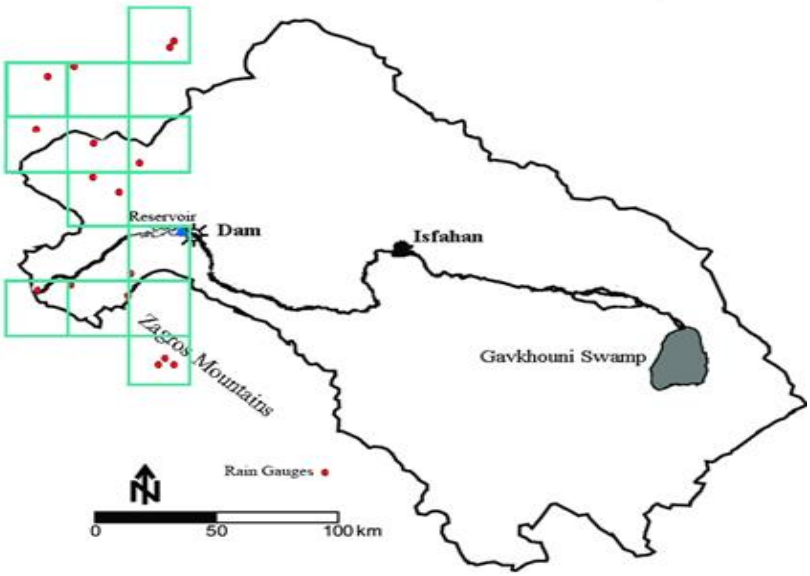
Figure 4: Snow gauge stations used in the research in relation with the boundaries of the Gavkhoni drainage basin (ZayandehRoud)

داده‌های ماهواره محور

در تحقیق حاضر از دو دسته داده شامل بارندگی و آب معادل برف در محدوده بالا دست سد زاینده‌رود استفاده شده است که از دو منبع ایستگاه‌های زمینی (ایستگاه‌های آب و هواشناسی) و تولیدات ماهواره‌محور تامین شده است. با توجه به توصیه سایر پژوهشگران (۲ و ۳)در خصوص صحت و نیزقابلیت دسترسی مناسب داده‌ها (از سال ۱۳۸۳ بدون محدودیت برای کاربران ایرانی)، از داده‌های تخمین بارندگی دراز مدت اقلیمیPERSIANN-CDR به عنوان داده ماهواره‌محورتخمین بارش استفاده شده است. همچنین، به منظور بررسی میزان آب معادل برف نیز از داده‌های تخمین آب معادل برف CMC (در دسترس از سال ۱۹۹۹ به بعد) استفاده شده است.

در این بخش، ابتدا توضیحاتی در خصوص این دو داده ماهواره‌محور ارائه شده است. به منظور دسترسی مناسب به داده‌های تخمینی بارندگی، نسل جدیدی از داده ها به نام داده‌های اقلیمی PERSIANN-CDRدر سال ۲۰۱۴ ارائه شد. از مزیت های این داده در مقایسه با دیگر داده‌ها، امکان دسترسی در بازه زمانی طولانی‌تری، بیش از ۳۰ سال، در محدوده تقریبا سراسری (60 S- 60 N) بصورت روزانه و با درشت‌نمایی مکانی ۰/۲۵ درجه می باشد. علاوه بر این، با انجام آنالیزهای عمق برف روزانه جهانی در مرکز هواشناسی کانادا (CMC)، مجموعه داده برای تخمین آب معادل برف در نیم کره شمالی تولید شده‌است. اصلی ترین محصولات این مجموعه داده،شامل عمق برفروزانه، میانگین عمق برف ماهیانه (در واحد سانتی متر) و آب معادل برف ماهیانه (در واحد میلی متر) از سال ۱۹۹۸ تا ۲۰۲۰ است. در تولید این نوع داده، از درجه حرارت و بارش پیش بینی شده شش ساعتی، به دست آمده از یک مدل کانادایی استفاده شده است. در این مدل اگر درجه حرارت کمتر از صفر درجه سانتیگراد باشد، بارش به صورت برف فرض می‌شود(۳).

در این تحقیق، تعداد ۱۲ سلول (با درشت نمایی مکانی ربع درجه) برای ارزیابی عملکرد داده تخمین بارندگی ماهواره‌محور PERSAINN-CDR بصورت سلول به سلول انتخاب شده است. در ادامه، میانگین بارندگی-های ماهانه کلیه ایستگاه‌های درون هر سلول به عنوان مقدار بارندگی مشاهداتی سلول منظور و با مقادیر تخمینی از داده‌های ماهواره‌محور مقایسه شده است. در خصوص داده تخمین آب معادل برف CMC نیز تعداد ۸ سلول (با درشتنمایی ربع درجه) انتخاب شد که در آنها مقادیر آب معادل برف ایستگاه‌های مشاهداتی با مقادیر تخمینی مقایسه شده است. نتایج ارزیابی عملکرد داده‌ها، توسط محققین حاضر ارائه شده است (۲). آرایش این سلول ها در شکل ۵ ارائه شده است. در ادامه، با استفاده از داده‌های ماهواره‌محور بدست آمده، از روش‌های هوش مصنوعی به منظور پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد زاینده‌رود استفاده شده است. بدین منظور، از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده‌است. همچنین، از داده‌های زمینی نیز بدین منظور استفاده شده و نتایج با نتایج داده‌های ماهواره‌محور مقایسه شده‌است.



شکل۵- آرایش سلول‌های با داده‌های تخمین بارندگی ماهواره‌محور نسبت به موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی برف‌سنجی مورد استفاده در تحقیق

Figure 5: The arrangement of cells containing satellite-based estimated precipitation data in related to the locations of the rain gauge and snow gauge stations used in the study

مدل شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی زیرمجموعه‌ای از علم هوش مصنوعی هستند. این سیستم، یک سیستم داده‌پردازی اطلاعات است که با هدف شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی طبیعی معرفی شده‌است. شبکه‌های عصبی مصنوعی تحت عنوان سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد[5] طبقه‌بندی می‌شوند. دلیل اینکه این روش‌ها هوشمند نامیده می‌شوند این است که، به وسیله‌ی پردازش داده‌های عددی تجربی، رابطه موجود بین داده‌ها آموزش داده می شود و از روابط آموزش دیده برای پیش‌بینی پدیده‌ها در آینده استفاده می‌شود (۱۱).

شبکه‌های عصبی پرسپترون، پرکاربردترین شبکه‌های عصبی هستند که با در نظرگیری تعداد مناسب لایه‌ها و سلول‌های عصبی، یک نگاشت غیرخطی با دقت مناسب تعریف می‌شود. شبکه عصبی پرسپترون تک لایه معمولا در طبقه‌بندی الگوها کاربرد دارد. شیوه آموزش این شبکه از نوع یادگیری بانظارت است که در آن اطلاعاتی نظیر تابع محرک، ورودی و خروجی مطلوب، پاسخ درست، الگو و اینکه الگو متعلق به چه طبقه‌ای می‌باشد، مشخص است. همچنین عملا خطای یادگیری برای مدل تعریف می‌شود و شبکه در هر مرحله، از خطای یادگیری به منظور تنظیم پارامترهای شبکه به شکلی استفاده می شود که اگر مجددا همان ورودی‌ها به مدل اعمال شود، خطای یادگیری کمتری حاصل شود. روش یادگیری پرسپترون تنها برای شبکه عصبی تک‌لایه و نرون‌ها با تابع تبدیل آستانه دو مقداره حدی، کاربرد دارد و برای طبقه بندی بردارهایی که به طور خطی از هم مستقل هستند، استفاده می‌شود. پرسپترون چند لایه (MLP[6]) شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است که تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در هر لایه ثابت نمی‌باشد. تعداد نرون‌های هر لایه بسته به نوع کار و وظیفه آن ممکن است متفاوت باشد و کاربر با توجه به مساله و هدف آن باید تعیین کند که شبکه چند لایه و چند نرون احتیاج دارد. تعداد بهینه لایه‌ها و نرون‌ها معمولا با روش سعی و خطا تعیین می شود (۲۱).

نتایج

در این تحقیق، به منظور بررسی عملکرد داده های ماهواره‌محور تخمین بارندگی و آب معادل برف در پیش بینی میزان جریان ورودی به مخزن سد زاینده رود، از مدل مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. نتایج با نتایج حاصل از داده‌های ایستگاههای زمینی مقایسه شده است. برای بررسی نتایج از شاخص‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) ، ضریب تبیین (هم‌بستگی،R^2) و شاخص نش- ساتکلیف (NSE) استفاده شده‌است. هم‌چنین از ضریب هم‌بستگی پیرسون به منظور بررسی وابستگی پارامترهای ورودی تاثیرگذار و مقادیر آن‌ها بر نتایج استفاده شده‌است. داده‌های مدل‌ها شامل جریان ورودی به مخزن سد، بارندگی و آب معادل برف می‌باشد. همچنین، به‌منظور بررسی اثرات تاخیرهای زمانی بردارهای ورودی، اطلاعات مربوط به مقدار دبی ورودی به سد زاینده‌رود از یک تا ۱۲ ماه تاخیر (t-1, t-2, … t-12) و همچنین اطلاعات هواشناسی نیز مشابه با اطلاعات مربوط به دبی، از یک تا ۱۲ ماه تاخیر (t-1, t-2, … t-12) به‌علاوه داده‌های مربوط به همان ماه به عنوان ورودی‌های احتمالی در محاسبات ضریب

[5]Model free

[6]Multi-Layer Perceptron (MLP)

هم‌بستگی پیرسون منظور شده است. داده خروجی نیزجریان ورودی به مخزن سد زاینده‌رود تعریف شده‌است. در جدول (۳) داده‌های در دسترس برای انجام تحقیق ارائه شده‌است. تمامی داده‌ها به صورت ماهانه ثبت شده‌اند. برای بارش از داده‌های زمینی و ماهواره PERSIANN- CDRاستفاده شده‌است. همچنین برای برف نیز از داده‌های زمینی و ماهواره CMC استفاده شده‌است. در ابتدا به‌منظور انتخاب داده‌های مناسب به عنوان ورودی برای مدل‌های پیش‌بینی کننده، از روش ضریب هم‌بستگی پیرسون استفاده شده‌است. در این تحقیق، با تعیین ضریب هم‌بستگی پیرسون، فقط از داده‌های ورودی موثر در ساخت مدل ها استفاده شده‌است. دلیل این کار، کاهش حجم داده‌های ورودی مدل‌های پیش‌بینی می‌باشد که به کاهش چشمگیر مدت زمان محاسبات و همچنین افزایش دقت[7] و کارایی مدل‌ها منتهی می‌شود.

جدول ۳- داده‌های ورودی و خروجی مساله

پارامتر	واحد	بازه زمانی(سال)
مقدار دبی حجمی	میلیون متر مکعب (MCM)	۲۰۰۳ تا ۲۰۱۹
بارش ماهانه (ایستگاه باران سنجی زمینی)	میلیمتر (mm)	۲۰۰۳ تا ۲۰۱۹
بارش ماهانه (داده‌های ماهواره PERSIANN-CDR)	میلیمتر (mm)	۲۰۰۳ تا ۲۰۱۹
برف (ایستگاه برف سنجی زمینی)	میلیمتر (mm)	۲۰۰۳ تا ۲۰۱۹
برف (داده‌های ماهواره CMC)	میلیمتر (mm)	۲۰۰۳ تا ۲۰۱۹

Table 3: Input and output data of the problem

در ابتدا، بررسی و تحلیل نتایج داده‌های ماهواره محور در مقایسه با داده‌های ایستگاههای زمینی نشان دهنده عملکرد مناسب داده‌های ماهواره محور PERSIANN-CDRو CMC در تخمین میزان بارندگی و برف می باشد. به عبارت دیگر، بهترین نتایج ارزیابی داده‌های تخمین بارندگی PERSIANN-CDRبرای شاخص R^2و RMSEبه ترتیب برابر ۰/۴۹ و ۶۰/۹۰ میلیمتر می‌باشد. همچنین نتایج ارزیابی داده‌های تخمین آب معادل برفCMCنشاندهنده آنست که بهترین نتایج برای شاخص R^2 و RMSE برابر با ۰/۳۴ و با ۴۱/۵۶ میلیمتر می باشد. بنابراین، از این داده‌ها به عنوان داده‌های ورودی در ساخت مدلهای شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است.

در ادامه، با شناسایی پارامترهای تاثیرگذار ورودی بر مبنای مقادیر ضریب پیرسون و ترکیب آنها مدل‌های مختلفی پیشنهاد و عملکرد آنها بررسی شده است. در این تحقیق فقط نتایج بهترین مدل ارائه شده است. در بهترین مدل (مدل *II*)، پارامترهای ورودی شامل جریان ورودی به مخزن با تاخیرهای زمانی یک، ۱۱ و ۱۲ ماهه (t-1, t-11, t-12) ، داده‌های بارش ماهواره PERSIANN-CDR در ماه هدف و با تاخیرهای زمانی ۲، ۳ و ۴ ماهه (t, t-2, t-3, t-4) و داده های آب معادل برف ماهواره CMC با تاخیرهای ۵ و ۶ (t-5, t-6) ماهه می باشد. علاوه بر این، به منظور مقایسه عملکرد داده های ماهواره محور در مقایسه با داده‌های زمینی، مدلی بر مبنای داده‌های زمینی نیز معرفی شده است که در این مدل (مدل *I*)، پارامترهای ورودی مشابه مدل*II* منظور شده است.

در حالت کلی، مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است که لایه‌های پنهان در شبکه عصبی توسط نرون‌ها به یکدیگر متصل می‌شوند. تعداد لایه‌های پنهان و هم-چنین تعداد نرون‌های اتصال‌دهنده لایه‌ها در دقت نتایج بدست‌آمده از مدل شبکه عصبی تاثیرگذار است. پارامترهای مذکور، هم‌چنین در مدت‌زمان انجام محاسبات و رخ‌دادن پدیده بیش‌برازش نیز موثر هستند. بنابراین، در این تحقیق با استفاده از روش سعی و خطا (آنالیز حساسیت) تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌های اتصال‌دهنده لایه‌ها و توابع انتقال و آموزش تعیین شده‌است. در جدول (۴) مقدار مطلوب پارامترهای مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده‌است. در مدل‌سازی با مدل شبکه عصبی مصنوعی، ۷۰ درصد داده‌های ابتدایی به عنوان داده‌های آموزش و ۳۰ درصد انتهایی به عنوان داده‌های صحت‌سنجی و آزمایش منظور شده‌است. هم‌چنین تمامی داده‌ها نرمالسازی شده‌است.

مدل‌های *I*، *II* با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی، ۱۰ مرتبه اجرا شده‌است. با انجام آنالیز حساسیت، تعداد نورون مناسب مدل‌ها برابر سه انتخاب شده است. در جدول (۵) میانگین مقادیر به‌دست‌آمده برای ۱۰ بار اجرای مدل‌های مختلف ارائه شده‌است. بررسی نتایج نشاندهنده آنست که که با استفاده از مدل دوم پیشنهادی پیش‌بینی مقدار دبی ورودی به مخزن سد زاینده‌رود (مدل *II*)، که در آن از داده‌های بارش ماهواره‌محور PERSIANN-CDR، آب معادل برف ماهواره‌محور CMC و جریان ورودی به مخزن سد به صورت همزمان استفاده شده است، در مقایسه با داده‌های زمینی عملکردی قابل قبول داشته به گونه ای که مقادیر R^2، RMSEو NSE برای داده‌های آموزش به ترتیب برابر ۰/۷۲، MCM۵۶/۰۸ و ۰/۸۵ برای داده‌های آزمایش و صحت‌سنجی به ترتیب ۰/۷۴ و MCM۷۵/۱۷۸ و ۰/۸۶ می‌باشد. به عبارت دیگر، مقدارR^2 برای داده های آموزش و آزمایش و صحت‌سنجی در این مدل نسبت به مدل *I*به ترتیب ۲۵/۳۸ درصد و ۲/۸۹ درصد کاهش یافته است که این مقادیر قابل‌قبول می باشد.

[7] Accuracy

جدول ٤: مقادیر مطلوب پارامترهای مدل ANN

Table 4: Proper values of ANN model parameters

پارامتر parameter	مقدار **value**
تعداد لایه پنهان **Number of hidden layers**	۱
تعداد نورون **Number of neurons**	۱ و۳ و ۵
تابع آموزش **Training function**	Levenberg-marquardt
تابع انتقال **Transfer function**	tansig
تابع انتقال (لایه پنهان به لایهخروجی) **Transfer function (output and hidden layer)**	Pureline

علاوه بر این، در شکل ۶ مقادیر بدست آمده برای جریان ورودی به مخزن سد برای مدل های *II*و *I* با استفاده از مدل ANNدر مقایسه با داده‌های مشاهداتی ارائه شده است. بررسی نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب و قابل قبول داده‌های ماهواره‌محور در ساخت مدل‌های بر مبنای روش ANNدر تعیین و پیش بینی جریان ورودی به مخزن سد زاینده رود می باشد.

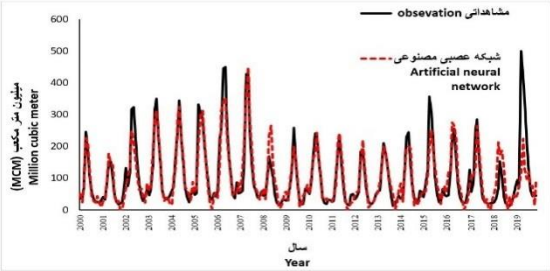
بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق، عملکرد استفاده از داده‌های ماهواره‌محور در تعیین مقدار جریان واقعی ورودی به مخزن سد زاینده رود بررسی شد. بدین منظور، از داده‌های ماهواره محور PERSIANN-CDR(در دسترس از سال ۱۹۸۳ به بعد)، CMC(در دسترس از سال ۱۹۹۹ به بعد) به منظور تعیین میزان دقیق بارندگی و آب معادل برف استفاده و نتایج با نتایج داده‌های‌زمینی نتایج مقایسه شد. بررسی نتایج داده‌های ماهواره‌محور نشان داد که با استفاده از داده ماهواره محورتخمین بارندگیPERSIANN-CDR و تخمین برف ماهواره CMCدقت نتایج قابل قبول بود. به عبارت دیگر، کمترین خطایRMSEبرای داده‌های تخمین بارندگی ماهواره‌محور PERSIANN-CDR و تخمین برف CMC۹۰/۶۰ و ۴۱/۵۶ میلیمتر بود. در ادامه، با ترکیب مختلف داده‌های ماهواره‌محور و زمینی ورودی شامل بارندگی، برف و جریان ورودی به مخزن سد به همراه تاخیرهای زمانی آنها، مدل معرفی و از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین جریان ورودی به مخزن سد استفاده شد. بررسی نتایج نشان داد که نتایج بدست آمده با استفاده از مدل *II* بر مبنای شبکه عصبی قابل قبول بود. به عبارت دیگر، مقادیرRMSE، R^2و NSE به ترتیب برای داده های آموزش (آزمایش و صحت سنجی) برابر با ۵۶/۰۸ (۷۵/۱۷۸)، ۰/۷۲ (۰/۷۴) و ۰/۸۵ (۰/۸۶) MCM بود. در حالت کلی، بررسی نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب مدل‌های پیشنهادی شبکه عصبی مصنوعی برمبنای داده های ماهواره‌محور در تعیین و پیش بینی میزان جریان ورودی به مخزن سد زاینده رود بود.

جدول ٥: میانگین نتایج به‌دست‌آمده از ۱۰ بار اجرای مدل‌های پیشنهادی ANN

Table 5: The average results obtained from 10 times run of the proposed ANN models

مدل **model**	داده ها **data**	RMSE (MCM)	R^2	NSE
I	آموزش Training	۲۴/۹۹۸	۰/۹۶۵	۰/۹۸
	آزمایش و صحت‌سنجی Test and validation	۶۳/۸۳۴	۰/۷۶۲	۰/۸۷
II	آموزش Training	۵۶/۰۸	۰/۷۲	۰/۸۵
	آزمایش و صحت سنجی Test and validation	۷۵/۱۷۸	۰/۷۴	۰/۸۶



شکل ۶: مقادیر بدست آمده برای جریان ورودی به مخزن سد زاینده رود با استفاده از مدل*II*روش ANN در مقایسه با داده های مشاهداتی

Figure 6: The obtained values of the inflow into the ZayandehRoud dam reservoir using model *II* of the ANN method compared to the observed data

ملاحظات اخلاقی پیروی از اصول اخلاق پژوهش

همکاری مشارکت‌کنندگان در تحقیق حاضر به صورت داوطلبانه و با رضایت آنان بوده است.

حامی مالی

هزینه‌تحقیق حاضر توسط نویسندگان مقاله تامین شده است.

تعارض منافع

بنابر اظهار نویسندگان، مقاله حاضر فاقد هرگونه تعارض منافع بوده است.

References

1. Adamowski J. & Sun, K. 2010. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds, Journal of Hydrology, 390(1): 85-91.
2. Alijanian, M.A., Moradizadeh, M., Moeini, R. 2022. Estimation of precipitation using PERSIANN-CDR and CMC-based satellite productions (Case study: upstream of the Zayandehroud dam), EcoHydrology, 9(1): 157-172 [in Persian].
3. Alijanian, M., Rakhshandehroo, G. R., Mishra, A. K., & Dehghani, M. 2017. Evaluation of Satellite Rainfall Climatology using CMORPH, PERSIANN-CDR, PERSIANN, TRMM, MSWEP over Iran. International Journal of Climatology. 37: 4896-4914.
4. Alijanian, M., Rakhshandehroo, G. R., Mishra, A. K., & Dehghani, M. 2019. Evaluation of remotely sensed precipitation estimates using PERSIANN-CDRand MSWEP for spatio-temporal drought assessment over Iran. Journal of Hydrology. 579: 124189.
5. Anctil, F. Michel, C. Perrin, C. &Andréassian, V. 2004. A soil moisture index as an auxiliary ANN input for stream flow forecasting," Journal of Hydrology, 286(1): 155-167.
6. Apaydin, H. Feizi, H. Sattari, M. T. Colak, M. S. Shamshirband, S. & Chau, K.-W. 2020. Comparative Analysis of Recurrent Neural Network Architectures for Reservoir Inflow Forecasting, Water, 12, (5): 1500.
7. Ashouri H., Hsu K. L., Sorooshian S., Braithwaite D.K., Knapp K.R., Cecil L.D., Nelson B. R., & Prat O. P. 2014. PERSIANN-CDR: daily precipitation climate data record from multi-satellite observations for hydrological and climate studies. Bulletin of the. American Meteorological Society. 96(1): 69–84.
8. Babaei, M. Moeini, R. &Ehsanzadeh, E. 2019. Artificial Neural Network and Support Vector Machine Models for InflowPrediction of Dam Reservoir (Case Study: Zayandehroud Dam Reservoir), Water Resources Management, 33(6): 2203-2218.
9. Budu, K. 2014. Comparison of Wavelet-Based ANN and Regression Models for Reservoir Inflow Forecasting, Journal of Hydrologic Engineering, 19(7): 1385-1400.
10. Dinku, T., Ceccato, P., Grover, K. E., Lemma, M., Connor, S. J., & Ropelewski, C. F. 2007. Validation of satellite rainfall products over East Africa's complex topography. International Journal of Remote Sensing, 28(7):1503-1526.
11. Gurney, K. 2000. Kevin Gurney, An Introduction to Neural Networks, University College London (UCL) Press, 1997. ISBN 1-85728-673-1 HB.£ 14.95. xi+ 234 pages,Natural Language Engineering, 6(2) : 203-204.
12. Guo W.D., Chen W.B., Chang, C.H. 2023.Prediction of hourly inflow for reservoirs at mountain catchments using residual error data and multiple-ahead correction technique, Hydrology Research 54 (9): 1072–1093.
13. Gupta, A. and Kumar A. 2022. Two-step daily reservoir inflow prediction using ARIMA-machine learning and ensemble models, Journal of Hydro-environment Research, 45: 39-52.
14. Javanmard, S. Yatagai, A. Nodzu, M. I. BodaghJamali, J. & Kawamoto, H. 2010. Comparing high-resolutiongridded precipitation data with satellite rainfall estimates of TRMM_3B42 over Iran. Advances in Geosciences. 25: 119- 125.
15. Kalteh, A. M. 2013. Monthly river flow forecasting using artificial neural network and support vector regression models coupled with wavelet transform, Computers & Geosciences, 54: 1-8.
16. Kalteh, A.M. 2015. Wavelet Genetic Algorithm-Support Vector Regression (Wavelet GA-SVR) for Monthly Flow Forecasting, Water Resources Management, 29 (4): 1283-1293.
17. Katiraie-Boroujerdy, P. S., Nasrollahi, N., Hsu, K. L., &Sorooshian, S. 2013. Evaluation of satellite-based precipitation estimation over Iran. Journal of Arid Environments, 97: 205-219.
18. Khazaee Poul, A. Shourian, M. & Ebrahimi, H. 2019. A Comparative Study of MLR, KNN, ANN and ANFIS Models with Wavelet Transform in Monthly Stream Flow Prediction, Water Resources Management, 33(8): 2907-2923.
19. Kisi O. &Partal, T. 2011. Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for streamflow forecasting, Hydrology Research, 42, (6): 447-456.
20. Latif, S. D. Ahmed, A. N.Sathiamurthy, E. Huang, Y. F. & El-Shafie, A. 2021. Evaluation of deep learning algorithm for inflow

forecasting: a case study of Durian Tunggal Reservoir, Peninsular Malaysia, Natural Hazards, 109(1): 351-369.

۲۱.Menhaj, M.B. 2021. Computational Intelligence (vol. 1), fundamental of neural networks, Amirkabir University of Technology (Tehran Polytechnic), Tehran [in Persian]

22.Moradizadeh, M., Alijanian M.A., Moeini, M. 2023. Spatial Downscaling of Snow Water Equivalent Using Machine Learning Methods Over the Zayandehroud River Basin, Iran, PFG – Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science (In press).

23.Noorbeh, P. Roozbahani, A. & Kardan Moghaddam, H. 2020, Annual and Monthly Dam Inflow Prediction Using Bayesian Networks, Water Resources Management, 34(9): 2933-2951.

24.Partal T. and Kişi, Ö. 2007. Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting, Journal of Hydrology, 342(1): 199-212.

25.Pramanik N. & Panda, R. K. 2009. Application of neural network and adaptive neuro-fuzzy inference systems for river flow prediction, Hydrological Sciences Journal, 54(2): 247-260.

26.Ravansalar, M. Rajaee, T. & Kisi, O. 2017. Wavelet-linear genetic programming: A new approach for modeling monthly streamflow, Journal of Hydrology, 549: 461-549.

27.PishgahHadiyan, P., Moeini, R., Ehsanzadeh, E., &Karvanpour, M. 2022. Trend Analysis of Water Inflow Into the Dam Reservoirs under future Conditions Predicted By Dynamic NAR and NARX Models, Water Resources Management, 36(8), pp. 2703–2723.

28.Safavi, H. R., Darzi, F., and Mariño, M. A. 2010. Simulation-optimization modeling of conjunctive use of surface water and groundwater. Water Resource Management, 24(10), 1965–1988.

29.Smith T, Arkin P, Bates J, & Huffman J. 2006. Estimating Bias of Satellite-Based Precipitation Estimates. Journal of Hydrometeorology, 7 (5): 841-856.

30.Suriya, S. Saran, K. Anto, L. C. Anbalagan, C. & Vinodh, K. 2021. Inflow Forecasting of Bhavanisagar Reservoir Using Artificial Neural Network (ANN): A Case Study, In: Ramanagopal, S., Gali, M., Venkataraman, K. (eds) Sustainable Practices and Innovations in Civil Engineering. Lecture Notes in Civil Engineering,79: 119-131.

31.Tan, M. L., Ibrahim, A. L., Duan, Z., Cracknell, A. P., &Chaplot, V. 2015. Evaluation of Six High-Resolution Satellite and Ground-Based Precipitation Products over Malaysia. Remote Sensing. 7: 1504-152.