Vol 16, No. 3, Autumn 2026

University of Tehran Press

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

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

Prediction of Cavitation Damage Levels in Ogee Spillways Using a Deep Learning Model: A Case Study

Kazem Shahverdi[1]✉ | Saghi Bagherzadeh[2] | Sharareh Yari[3]

1. Corresponding Author, Department of Water Sciences and Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran. E-mail: k.shahverdi@basu.ac.ir
2. Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran. E-mail: saghibagherzadeh.sb@gmail.com
3. Department of Water Sciences and Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran. E-mail: shararehyari22@gmail.com

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received 4 July 2026
Received in revised form
18 July 2026
Accepted 2 September 2026
Published online 26 October 2026

Keywords:
Cavitation
Damage prediction
Deep learning
Neural networks

ABSTRACT

Cavitation in ogee spillways is one of the most critical factors threatening the safety and reducing the service life of hydraulic structures. In this study, a deep learning model based on a multilayer perceptron (Deep MLP) was developed to predict different levels of cavitation damage on the Golvandak Dam spillway. To achieve optimal performance, the influence of key parameters such as data splitting strategy, training algorithm, activation function, and learning rate was systematically investigated. The results indicated that a data split of 70-15-15% for training, validation, and test, respectively, combined with the Trainlm algorithm, Tansig activation function in hidden layers, and a learning rate of 0.001, provided the highest accuracy. The final model with three hidden layers (10, 8, and 5 neurons) was able to simulate the nonlinear relationships governing cavitation with high precision, achieving correlation coefficients of 0.998 in training and 0.996 in testing, with RMSE values of 0.0158 and 0.028, respectively. The prediction results revealed that damage severity increases along the spillway and reaches its maximum level from station 90 m onward. Comparison with the Support Vector Machine (SVM) model demonstrated the significant superiority of the deep learning model in both training and testing phases. The developed model can serve as an efficient tool for identifying critical zones, prioritizing maintenance actions, and enhancing the safety of hydraulic structures.

Cite this article: Shahverdi, K., Bagherzadeh, S., & Yari, Sh. (2026). Prediction of Cavitation Damage Levels in Ogee Spillways Using a Deep Learning Model: A Case Study. *Journal of Water and Irrigation Management*, 16 (3), 625-640. DOI: https://doi.org/10.22059/jwim.2026.417189.1316

© The Author(s).
Publisher: University of Tehran Press.
DOI: https://doi.org/10.22059/jwim.2026.417189.1316

دوره شانزدهم، شماره سوم، پاییز ۱۴۰۵

انتشارات دانشگاه تهران

مدیریت آب و آبیاری

شاپا الکترونیکی: ۹۹۳۱-۲۳۸۲

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

پیش‌بینی سطوح آسیب کاویتاسیون در سرریز اوجی با استفاده از مدل یادگیری عمیق: مطالعه موردی

کاظم شاهوردی[۱]✉ | ساقی باقرزاده[۲] | شراره یاری[۳]

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

۲. گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران. رایانامه: saghibagherzadeh.sb@gmail.com

۳. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه: shararehyari22@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقالهٔ پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۴/۱۳

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۴/۲۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۶/۱۱

تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۸/۰۴

کلیدواژه‌ها:

پیش‌بینی آسیب

شبکه عصبی

کاویتاسیون

یادگیری عمیق

چکیده

پدیده کاویتاسیون در سرریزهای اوجی از جمله مهم‌ترین عوامل تهدیدکننده ایمنی و کاهش عمر مفید سازه‌های هیدرولیکی محسوب می‌شود. در این پژوهش، یک مدل یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای پیش‌بینی سطوح مختلف آسیب کاویتاسیون در سرریز سد گلوردنکا توسعه داده شد. به‌منظور دست‌یابی به عملکرد بهینه، تأثیر پارامترهای کلیدی نظیر نحوه تقسیم‌بندی داده‌ها، الگوریتم آموزش، تابع فعال‌سازی و نرخ یادگیری موردبررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که تقسیم‌بندی ۷۰–۱۵–۱۵ درصد به‌ترتیب برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمون، همراه با الگوریتم لوونبرگ–مارکوارت، تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید در لایه‌های مخفی و نرخ یادگیری ۰/۰۰۱، بیش‌ترین دقت را ارائه می‌دهد. مدل نهایی با سه لایه مخفی (۱۰، ۸ و ۵ نورون) توانست با ضریب همبستگی ۰/۹۹۸ در مرحله آموزش و ۰/۹۹۶ در مرحله آزمون و مقادیر RMSE به‌ترتیب ۰/۰۱۵۸ و ۰/۰۲۸، روابط غیرخطی حاکم بر پدیده کاویتاسیون را با دقت بالا شبیه‌سازی کند. نتایج پیش‌بینی نشان داد که شدت آسیب در طول سرریز روند افزایشی داشته و از ایستگاه ۹۰ متر به بعد به حداکثر میزان خود می‌رسد. مقایسه با مدل ماشین بردار پشتیبان حاکی از برتری چشم‌گیر مدل یادگیری عمیق در هر دو مرحله آموزش و آزمون بود. مدل توسعه‌یافته می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد در شناسایی نواحی بحرانی، اولویت‌بندی اقدامات نگهداری و افزایش ایمنی سازه‌های هیدرولیکی مورداستفاده قرار گیرد.

استناد: شاهوردی، کاظم؛ باقرزاده، ساقی و یاری، شراره (۱۴۰۵). پیش‌بینی سطوح آسیب کاویتاسیون در سرریز اوجی با استفاده از مدل یادگیری عمیق: مطالعه موردی. *نشریه مدیریت آب و آبیاری*، ۱۶ (۳)، ۶۲۵–۶۴۰. DOI: https://doi.org/10.22059/jwim.2026.417189.1316

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

© نویسندگان.

۱. مقدمه

کاویتاسیون[1] یا خوردگی پدیده‌ای پیچیده و مرتبط با سیالات است که در اثر افت موضعی فشار، با وجود ثابت‌بودن انرژی کل در مقطع، رخ می‌دهد. کاویتاسیون به تشکیل و رشد حباب‌های بخار درون مایع و فروپاشی ناگهانی آن‌ها در نواحی با فشار بالاتر گفته می‌شود. هنگامی‌که فشار سیال روی سرریز سدها از فشار بخار آب کم‌تر شود، حباب‌هایی تشکیل شده و سپس با ترکیدن ناگهانی این حباب‌ها، انرژی قابل‌توجهی آزاد می‌گردد. این فرایند که منجر به پیدایش پدیده کاویتاسیون می‌شود، یکی از شایع‌ترین عوامل آسیب به سازه سرریز سدها محسوب شده و تأثیرات نامطلوبی بر عملکرد و ایمنی سد می‌گذارد. از جمله پارامترهای مؤثر در ایجاد کاویتاسیون می‌توان به سرعت جریان، فشار جریان، مقاومت مصالح به‌کار به‌کاررفته و میزان هوای موجود در جریان اشاره کرد. اگر بدنه سرریز به‌درستی طراحی نشود، در دبی‌های زیاد یا حتی دبی‌های کم‌تر از دبی طراحی، احتمال ایجاد فشار پایین وجود داشته و زمینه برای وقوع کاویتاسیون فراهم می‌شود. ترکیدن حباب‌های بخار، امواج ضربه‌ای شدید و موضعی تولید می‌کند که به فرسایش سطحی، ارتعاشات و حتی تخریب سازه می‌انجامد. بنابراین، پیش‌بینی دقیق و پایش مداوم سرریز در شرایط مختلف دبی، برای تأمین ایمنی سد و جلوگیری از آسیب‌های احتمالی امری ضروری و حیاتی است.

در یک مرور جامع، به پیشرفت‌های دو دهه اخیر در مدل‌سازی جریان‌های سطح آزاد آشفته و پدیده هوادهی پرداخته شد. با بررسی نتایج، مشخص شد هرچه سرعت جریان عبوری از روی سرریزها بیش‌تر شود، احتمال وقوع پدیده کاویتاسیون در مسیر سرریز نیز بیش‌تر می‌شود (Chanson, 2013). در پژوهشی، جریان بر روی سد ونیار با استفاده از نرم‌افزار فلوئنت شبیه‌سازی و نتایج شبیه‌سازی با مدل آزمایشگاهی مقایسه شد. با بررسی نتایج مشخص شد بین مقادیر عددی و آزمایشگاهی انطباق مناسبی وجود دارد و سرریز احداث‌شده در این سد در مقابل پدیده کاویتاسیون ایمن است (Hasanzadeh Vaighan *et al*., 2015). در یک مطالعه، مدلی مبتنی بر الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی براساس داده‌های واقعی سرریز سد شهید عباسپور برای پیش‌بینی آسیب کاویتاسیون در سرریز سدها ارائه شد و عملکرد مدل تحت هشت شرایط مختلف دبی جریان موردارزیابی قرار گرفت. برای تعیین شدت آسیب از شاخص کاویتاسیون استفاده شد. نتایج نشان داد مدل نزدیک‌ترین همسایگی توانایی مناسبی در پیش‌بینی محل و شدت آسیب کاویتاسیون داشته و خروجی‌های مدل با آسیب‌های مشاهده‌شده در سیلاب‌های گذشته تطابق قابل‌قبولی دارد (Fadaei Kermani *et al*., 2015).

در پژوهشی، به بررسی احتمال وقوع کاویتاسیون در سرریز شوت سد دایران پرداخته شد. نتایج نشان داد سرعت زیاد جریان و فشار منفی از عوامل اصلی ایجاد کاویتاسیون هستند و استفاده از هواده‌ها می‌تواند در کاهش این پدیده مؤثر باشد (Moghaddam & Shahrabadi, 2020). به‌منظور بررسی و کنترل وقوع کاویتاسیون در سرریز تنداب سدهای بزرگ، مدل آزمایشگاهی سد داریان در مؤسسه تحقیقات آب ایران ساخته شد. برای مقایسه عملکرد هوادهی جریان بر کاویتاسیون، از مدل‌سازی با نرم‌افزار FLOW-3D در سه حالت بدون هواده، هواده به‌صورت رمپ و هواده به‌صورت ترکیب رمپ و داکت هواده استفاده شد. با استفاده از نتایج شبیه‌سازی، نواحی بحرانی سرریز که احتمال کاهش فشار و شروع کاویتاسیون در آن‌ها بیش‌تر است شناسایی شد. هم‌چنین نتایج نشان داد احتمال وقوع کاویتاسیون بر سرریز بدون هواده، بیش‌تر از ۳۳ درصد خواهد بود و استفاده از هواده، برای کاهش سرعت جریان و افزایش فشار وارد بر کف تنداب ضروری است. نصب هواده به‌صورت ترکیب رمپ و داکت هواده، احتمال وقوع کاویتاسیون را به ۴ درصد کاهش داد (Hasanalipour Shahrabadi & Azhdary Moghaddam, 2021).

در یک مطالعه آزمایشگاهی، پژوهش‌گران به بررسی پدیده کاویتاسیون روی سرریز سد کروئنگ کلوت و تأثیر آن بر ایمنی سازه هیدرولیکی پرداختند. با استفاده از مدل فیزیکی آزمایشگاهی، تغییرات فشار و سرعت جریان در دبی‌های

مختلف اندازه‌گیری و شاخص کاویتاسیون محاسبه شد. سرریز سد موردبررسی در سه سطح شامل بدون آسیب کاویتاسیونی، احتمال ایجاد کاویتاسیون و خطر بالای آسیب کاویتاسیون طبقه‌بندی شد. نتایج نشان داد فاصله ۶/۳ تا ۱۱/۱ متر از تاج سرریز مستعد وقوع کاویتاسیون قرار دارند و با افزایش سرعت جریان، احتمال آسیب سطحی افزایش می‌یابد. هم‌چنین مشخص شد به‌دلیل تمرکز سرعت بالا و تغییرات فشار، کاویتاسیون بیش‌تر در نواحی نزدیک به کف سرریز رخ می‌دهد و با زبرکردن سطح سرریز و استفاده از هواده می‌توان از آسیب ناشی از آن جلوگیری کرد (Athqa & Azmeri, 2023).

در پژوهشی، برای پیش‌بینی احتمال آسیب کاویتاسیون در سرریز نیلوفری سد، ابتدا جریان سه‌بعدی سرریز برای ۳۵ مدل با استفاده از دینامیک سیالات محاسباتی شبیه‌سازی شد و نتایج مدل عددی با داده‌های آزمایشگاهی موجود از مؤسسه تحقیقات آب ایران مقایسه و اعتبارسنجی شد. نتایج حاصل از شبیه‌سازی، برای توسعه یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر روش سطح پاسخ به‌کار گرفته شد. مدل سطح پاسخ برای تخمین پاسخ کاویتاسیون در نقاط بحرانی سرریز توسعه یافت و اثر متقابل پارامترهای جریان بر احتمال آسیب بررسی شد. نتایج نشان داد بین خروجی‌های مدل عددی و پیش‌بینی‌های مدل روش سطح پاسخ همبستگی بالایی با ضریب تعیین ۰/۹۵ وجود دارد. هم‌چنین تحلیل حساسیت پارامترها نشان داد که سرعت جریان بیش‌ترین تأثیر را بر آسیب کاویتاسیون دارد (Ghaffari *et al*., 2026).

استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای مسائلی از جمله از شناسایی و ارزیابی شدت کاویتاسیون در نواحی مستعد آسیب در سرریزها و تخمین میزان اتلاف انرژی روی سرریزها (Pujari *et al*., 2023) و پیش‌بینی انواع رژیم جریان روی سرریز (Weekaew *et al*., 2025) موردتوجه پژوهش‌گران قرار گرفته است. در یکی از مطالعات اخیر، با استفاده از ترکیب مدل‌سازی عددی و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به بررسی پدیده کاویتاسیون در سرریز اوجی سد پرداخته شد. به‌طوری‌که ابتدا جریان سه‌بعدی دوفازی آب–هوا در سرریز با استفاده از نرم‌افزار FLOW-3D شبیه‌سازی شد تا میدان سرعت، فشار و شاخص کاویتاسیون در طول سازه استخراج گردد. سپس، به‌کمک مدل ماشین بردار پشتیبان به پیش‌بینی شدت و طبقه‌بندی میزان آسیب کاویتاسیون پرداخته‌شد. نتایج نشان داد این مدل توانایی قابل‌قبولی در پیش‌بینی نواحی مستعد کاویتاسیون دارد و بیش‌ترین آسیب در فاصله ۷۰ تا ۱۹۰ متر از ابتدای سرریز رخ می‌دهد که این موضوع، اهمیت طراحی مناسب مسیر جریان و استفاده از تجهیزات هوادهی را برجسته می‌کند (Bagherzadeh *et al*., 2025).

در مطالعه‌ای، با ترکیب دینامیک سیالات محاسباتی و یادگیری ماشین، به پیش‌بینی نواحی مستعد کاویتاسیون در سرریز اوجی مجهز به جام پرتابی پرداخته شد. در این مطالعه، مجموعه‌ای شامل ۷۶۹ نمونه از شاخص کاویتاسیون تحت شرایط مختلف هیدرولیکی ایجاد و برای آموزش مدل‌های مختلف رگرسیونی استفاده شد. نتایج نشان داد که الگوریتم‌های یادگیری تقویتی مبتنی بر درخت، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ساده‌تر در پیش‌بینی شاخص کاویتاسیون داشته‌اند. هم‌چنین با تحلیل اهمیت پارامترها مشخص شد هندسه سرریز نقش تعیین‌کننده‌ای در توسعه نواحی مستعد کاویتاسیون دارند (Le *et al*., 2026). در پژوهشی، یک چارچوب مبتنی بر یادگیری ماشین برای پیش‌بینی محل شروع هوادهی در سرریزهای پله‌ای با تاج هیدروفویل توسعه داده شد. در این پژوهش، مجموعه‌ای از داده‌های آزمایشگاهی مربوط به ۶۰ پیکربندی مختلف سرریز پله‌ای جمع‌آوری و با پنج الگوریتم پیشرفته یادگیری ماشین موردبررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که عدد فرود جریان مهم‌ترین عامل مؤثر بر مکان شروع هوادهی است. هم‌چنین مشخص شد الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین می‌توانند به‌عنوان ابزار تصمیم‌یار برای طراحی سرریزهای پله‌ای و کاهش ریسک آسیب‌های ناشی از کاویتاسیون مورداستفاده قرار گیرند (Nejatipour *et al*., 2026).

رویکردهای رایج در مطالعه کاویتاسیون سرریزها، به‌طورعمده به شبیه‌سازی‌های عددی و آزمایشگاهی محدود شده و ارزیابی آن را به‌صورت دودویی (کاویتاسیون دارد/ندارد) ارائه می‌دهند. نوآوری پژوهش حاضر، توسعه یک

مدل یادگیری عمیق برای استخراج الگوهای پیچیده با استفاده از داده‌های فشار و سرعت حاصل از دینامیک سیالات محاسباتی است که امکان شناسایی سطوح مختلف آسیب در طول سرریز را فراهم می‌آورد. موضوعی که کم‌تر موردتوجه قرار گرفته است. هدف این پژوهش، ارائه چارچوبی داده‌محور مبتنی بر هوش مصنوعی برای پیش‌بینی و کمی‌سازی شدت کاویتاسیون در نواحی بحرانی است که به طراحی مقاوم‌تر و مدیریت هوشمندانه‌تر سازه‌ها کمک می‌کند.

۲. روش‌شناسی پژوهش

۲. ۱. مطالعه موردی

سد سنگریزه‌ای گلورد و سازه‌های وابسته به آن در امتداد رودخانه نکا ساخته شده و در سال ۱۳۹۶ به بهره‌برداری رسیده است. این سد در فاصله تقریبی ۴۵ کیلومتری جنوب‌شرقی شهر نکا، استان مازندران، ایران قرار دارد. سرریز سد گلوردنکا از نوع اوجی است که تاج آن در ارتفاع ۷۳۳ متری از سطح دریا قرار دارد. این سرریز در بخش تاج، عرضی برابر با ۶۶ متر دارد، درحالی‌که این عرض در انتهای مسیر خروجی به حدود ۴۲/۶ متر کاهش می‌یابد. سرریز سد نکا گلورد از نوع اوجی است با تاجی در تراز ۷۳۳ متر بالاتر از سطح دریا، عرض ۶۶ متر در مقطع اوجی و حدود ۴۲/۶ متر در انتها یا خروجی. ارتفاع تا بالای تاج سرریز ۶۷ متر است. شیب شوت سرریز ۱۰ درصد می‌باشد که با یک قوس ۵۰ متری و شیب طولی ۴۵ درجه به خروجی متصل می‌شود. تراز خروجی یا جت (پرتاب) ۶۸۰ متر از سطح دریا است که آب یا سیلاب را با زاویه منفی ۱۰ درجه نسبت به افق، به‌صورت شوت پرتاب می‌کند. محدوده سرریز شامل ورودی، تاج اوجی، شوت و حوضچه آرامش می‌باشد (Institute, 2011).

در این پژوهش، داده‌های مورداستفاده برای آموزش و ارزیابی مدل یادگیری عمیق از نتایج شبیه‌سازی جریان در نرم‌افزار Flow-3D استخراج شد. خروجی‌های شبیه‌سازی در گام‌های زمانی ۰/۵ ثانیه برداشت گردید و در مجموع ۱۰۳۸ داده شامل متغیرهای فشار و سرعت جریان به‌عنوان ورودی و شاخص آسیب کاویتاسیون به‌عنوان خروجی مدل تهیه شد. به‌منظور تشریح ویژگی‌های مجموعه داده، آمار توصیفی شامل میانگین، انحراف معیار، حداقل و حداکثر مقادیر هر متغیر در جدول (۱) ارائه شده است.

Table 1. Descriptive statistics of the input and output variables used for training the Deep MLP model

Variable	Samples	Minimum	Maximum	Mean	Standard Deviation
Pressure (P)	346	-23730.516	81951.500	8824.501	9186.377
Velocity (V)	346	2.335	30.361	16.292	5.440
Cavitation Index (σ)	346	-0.161	1.698	0.143	0.361

۲. ۲. کاویتاسیون

به‌منظور تعیین میزان کاویتاسیون در سازه‌های هیدرولیکی، از شاخص کاویتاسیون که به عدد اولر نیز معروف است استفاده می‌شود. هرگاه شاخص کاویتاسیون (σ_i) در هر نقطه ای از سرریز، از مقدار بحرانی شروع کاویتاسیون (σ_i) بیش‌تر شود، امکان وقوع این پدیده کاهش می‌یابد. شاخص کاویتاسیون با استفاده از رابطه (۱) محاسبه می‌شود:

$$\sigma = \frac{P - P_v}{\rho \frac{V^2}{2}}$$ رابطه ۱)

در معادله فوق، P فشار موضعی سیال، P_v فشار بخار، V سرعت سیال و ρ جرم مخصوص آب می‌باشد.

۲. ۳. یادگیری عمیق

یادگیری عمیق زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین است که از شبکه‌های عصبی با لایه‌های متعدد برای یادگیری الگوهای پیچیده با استفاده از داده‌ها استفاده می‌کند. در این روش، ویژگی‌ها به‌صورت خودکار از داده استخراج می‌شوند و یادگیری از ساده به پیچیده و به‌صورت لایه‌به‌لایه انجام می‌شود. به عبارت دیگر، در یادگیری عمیق، شبکه داده خام را دریافت کرده و پس از پردازش لایه‌ای، ویژگی‌های مهم داده را از داده خام می‌گیرد و به داده و خروجی نهایی تبدیل می‌کند.

این روش به سیستم‌ها امکان می‌دهد به‌جای استفاده از قوانین از پیش تعیین‌شده، به‌طور مستقیم از داده‌ها یاد بگیرند. در روش‌های کلاسیک، استخراج ویژگی‌ها توسط انسان انجام می‌شود. اما در یادگیری عمیق این فرایند به‌صورت خودکار توسط شبکه‌های عصبی چندلایه انجام می‌گیرد. با افزایش حجم داده‌ها و پیشرفت توان محاسباتی، به‌ویژه پردازنده‌های گرافیکی، یادگیری عمیق توانسته است الگوهای پیچیده و غیرخطی را با دقت بالا یاد بگیرد و در مسائلی مانند تشخیص تصویر، پردازش زبان و پیش‌بینی سیستم‌های پیچیده، عملکرد موفقی داشته باشد. در مقایسه با یادگیری ماشینی کلاسیک مانند ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم که در آن‌ها استخراج داده‌ها به‌صورت دستی انجام می‌شود و برای داده‌های کم و مدل‌های ساده قابل استفاده هستند، در یادگیری عمیق، استخراج داده‌ها به‌صورت خودکار است و شبکه‌های عصبی چندلایه برای داده‌های بزرگ استفاده می‌شوند.

در ساختار یادگیری عمیق سه لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه خروجی وجود دارد. در لایه ورودی، دریافت داده‌های خام (مانند پیکسل‌های تصویر یا اعداد سری زمانی)، پیش‌پردازش داده‌ها مانند نرمال‌سازی یا تغییر اندازه تصاویر و تقسیم داده‌ها به سه بخش آموزش، اعتبارسنجی و آزمون انجام می‌شود. در لایه‌های پنهان که لایه‌های میانی هستند، عملیات ریاضی و استخراج ویژگی‌ها در انجام می‌شود و محل اصلی یادگیری می‌باشد. در لایه خروجی، نتیجه نهایی مانند پیش‌بینی یا دسته‌بندی ارائه می‌دهد (شکل ۱).

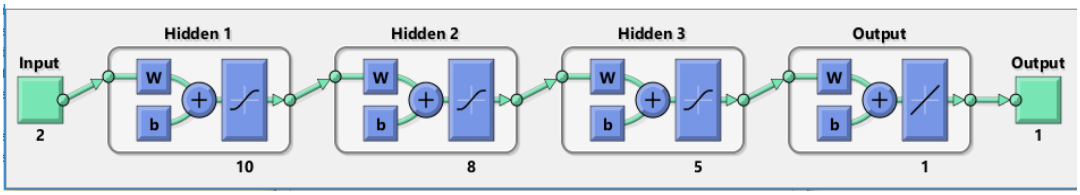


Figure 1. Deep learning network architecture implemented in MATLAB 2020a

لازم به ذکر است که هر لایه از شبکه عصبی از مجموعه‌ای از نورون‌ها تشکیل شده است که به‌صورت موازی عمل می‌کنند. نورون به‌عنوان واحد اصلی پردازش و محاسبات در شبکه عصبی، سیگنال‌های ورودی را دریافت کرده، پس از اعمال ضرایب وزنی به آن‌ها، مجموع وزنی ورودی‌ها را مطابق رابطه (۲) محاسبه می‌کند. سپس مقدار حاصل از طریق تابع فعال‌سازی پردازش شده و به‌عنوان خروجی نورون به لایه بعدی منتقل می‌شود.

$$z = \sum w_i x_i + b \qquad \text{رابطه ۲)}$$

که در آن، x_i داده‌های ورودی دریافت‌شده از لایه قبلی و w_i وزن‌های متناظر با هر ورودی هستند که به‌عنوان پارامترهای قابل یادگیری، میزان تأثیر هر ورودی بر خروجی نورون را تعیین می‌کنند. همچنین، b (بایاس) یک پارامتر قابل یادگیری است که به مجموع وزنی ورودی‌ها افزوده می‌شود و موجب جابه‌جایی تابع فعال‌سازی در امتداد محور افقی شده و در نتیجه توانایی شبکه در برازش داده‌ها را افزایش می‌دهد. وجود وزن‌ها و بایاس این امکان را فراهم می‌کند که شبکه عصبی روابط غیرخطی میان داده‌های ورودی و خروجی را به‌طور مؤثرتری مدل‌سازی کند.

پس از محاسبه مجموع وزنی ورودی‌ها و اعمال بایاس، مقدار حاصل به تابع فعال‌سازی منتقل می‌شود. تابع فعال‌سازی یکی از اجزای اساسی شبکه‌های عصبی مصنوعی است که با ایجاد خاصیت غیرخطی، امکان یادگیری و مدل‌سازی روابط پیچیده میان داده‌های ورودی و خروجی را فراهم می‌کند. در واقع، خروجی هر نورون پس از اعمال تابع فعال‌سازی تعیین شده و به لایه بعدی شبکه ارسال می‌شود. بدون استفاده از توابع فعال‌سازی، شبکه عصبی صرف‌نظر از تعداد لایه‌ها تنها قادر به مدل‌سازی روابط خطی خواهد بود. از جمله متداول‌ترین توابع فعال‌سازی می‌توان Tansig، RLUو Sigmoid اشاره کرد که هر یک ویژگی‌ها و عملکرد متفاوتی در فرایند یادگیری شبکه دارند. روابط ریاضی این توابع در ادامه ارائه شده است.

رابطه ۳) $$\mathrm{Tansig}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_j e^{z_j}}$$

رابطه ۴) $$\mathrm{ReLU(z)} = \max(0, z)$$

رابطه ۵) $$Sigmoid(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

انتخاب تابع فعال‌سازی مناسب نقش مهمی در عملکرد شبکه عصبی دارد، زیرا این توابع با کنترل رفتار غیرخطی نورون‌ها، قابلیت شبکه را در استخراج الگوهای پیچیده از داده‌ها افزایش می‌دهند. در این پژوهش، با توجه به ماهیت غیرخطی روابط حاکم بر فرایند کاویتاسیون و تأثیر متقابل پارامترهای هیدرولیکی، استفاده از توابع فعال‌سازی مناسب امکان دست‌یابی به پیش‌بینی دقیق‌تر سطح آسیب کاویتاسیون را فراهم می‌کند.

در این مدل، فشار و سرعت جریان به‌عنوان متغیرهای ورودی و شاخص کاویتاسیون به‌عنوان متغیر خروجی برای یادگیری روابط غیرخطی حاکم بر پدیده کاویتاسیون مورداستفاده قرار گرفتند. لازم به ذکر است که فرایند آموزش با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطا و بهینه‌ساز لوونبرگ–مارکوارت انجام شد تا مقدار تابع خطا به حداقل برسد. به‌طور خلاصه، در این پژوهش، نسخه نرم‌افزار MATLAB R2020a، جعبه‌ابزار مورداستفاده Neural Network Toolbox، روش نرمال‌سازی داده‌ها mapminmax، نحوه مقداردهی اولیه وزن‌ها و بایاس‌ها الگوریتم آموزش Levenberg– Marquardt، حداکثر تعداد تکرار 1000 Epoch، معیارهای توقف آموزش و نحوه تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون ۷۰، ۲۰ و ۱۵ درصد استفاده شد. در شکل (۲) مراحل به‌کار به‌کاررفته در این پژوهش برای به‌دست‌آوردن سطوح خطر کاویتاسیون نشان داده شده است.

۲. ۴. شاخص‌های ارزیابی

در این پژوهش، از شاخص‌های میانگین قدر مطلق خطاها[۲]، ضریب همبستگی (r) و ریشه میانگین مربع خطاها[۳] استفاده شد. شاخص میانگین قدر مطلق خطاها یکی از معیارهای پرکاربرد برای مقایسه عملکرد و دقت مدل‌های پیش‌بینی است که میانگین تفاوت بین خروجی مدل و مقادیر هدف را محاسبه می‌کند. مقدار آن هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل است. ضریب همبستگی، ابزاری آماری برای تعیین نوع و درجه رابطه دو متغیر است. مقدار آن بین ۱− تا ۱+ می‌باشد و درصورت عدم وجود رابطه بین دومتغیر، برابر صفر است. این ضریب، در مدل‌های پیش‌بینی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی‌شده محاسبه می‌شود. شاخص ریشه میانگین مربع خطاها، یک شاخص کاربردی در ارزیابی دقت مدل‌های رگرسیونی است که نشان‌دهنده ریشه میانگین مربعات اختلاف بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی‌شده می‌باشد. به‌طوری‌که مقدار آن هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد مطلوب‌تر است. مقادیر این شاخص‌ها به‌ترتیب در روابط رابطه ۶) تا (۸) ارائه شده است.

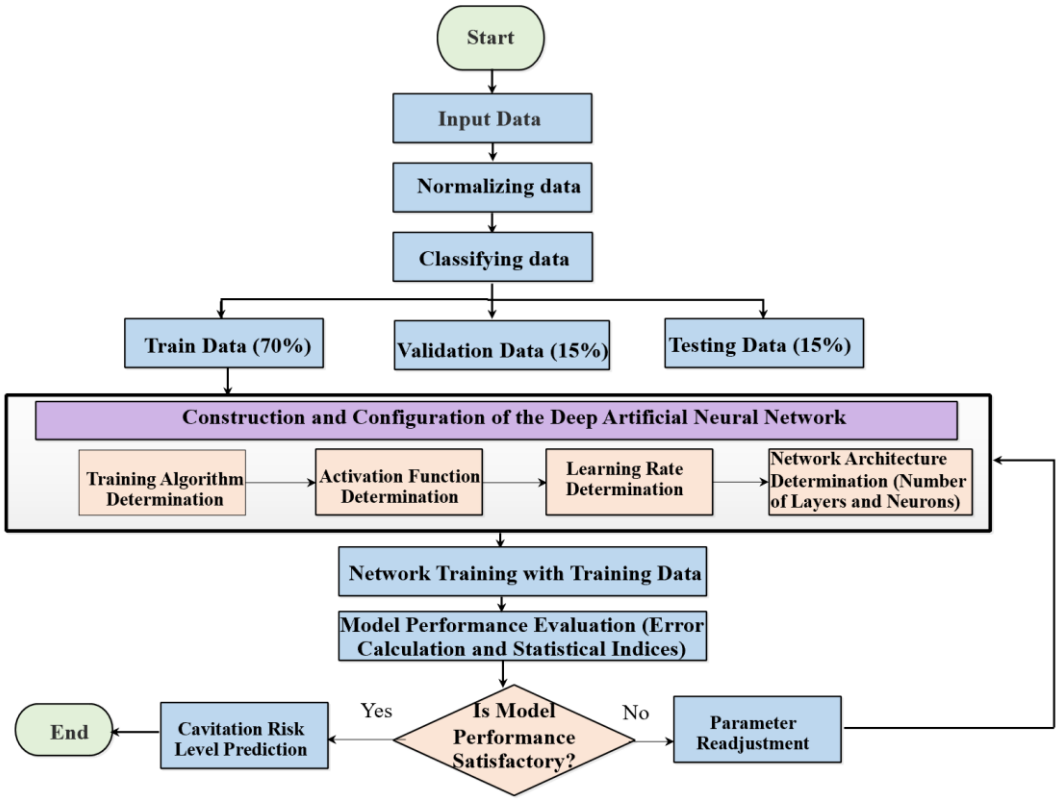


Figure 2. Flowchart of the deep artificial neural network model

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|Y_m - \mathrm{Y}_p| \quad \text{رابطه ۶)}$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_m - \bar{\mathrm{Y}}_m)(Y_p - \bar{\mathrm{Y}}_p)}{\sqrt{(Y_m - \bar{\mathrm{Y}}_m)^2}\sqrt{(Y_p - \bar{\mathrm{Y}}_p)^2}} \quad \text{رابطه ۷)}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(Y_m - \mathrm{Y}_p)^2} \quad \text{رابطه ۸)}$$

که در روابط بالا، Y_m مقدار مشاهداتی، $\bar{\mathrm{Y}}_m$ میانگین مقادیر مشاهداتی، Y_p مقدار پیش‌بینی‌شده و $\bar{\mathrm{Y}}_p$ میانگین مقادیر پیش‌بینی‌شده می‌باشد. با ارائه یک طبقه‌بندی پنج‌گانه، سطوح مختلف خطر کاویتاسیون براساس شدت آسیب ایجادشده در سطح بتن معرفی شد. مطابق این طبقه‌بندی، کلاس اول نشان‌دهنده شرایط بدون آسیب کاویتاسیونی، کلاس دوم بیانگر احتمال وقوع آسیب، کلاس سوم معرف آسیب‌های خفیف و کلاس‌های چهارم و پنجم به‌ترتیب بیانگر آسیب شدید و حداکثر شدت آسیب کاویتاسیونی هستند (جدول ۲). در پژوهش حاضر، از جدول مذکور برای پیش‌بینی سطح خطر کاویتاسیون با استفاده از نتایج یادگیری عمیق استفاده شد. لازم به ذکر است که در مطالعات اخیر از جمله Bagherzadeh *et al.* (2025) که به بررسی رفتار کاویتاسیون در سرریزهای اوجی پرداخته است، از همین چارچوب برای ارزیابی و تحلیل شدت خطر کاویتاسیون استفاده شده است. بنابراین، با توجه به تشابه شرایط هیدرولیکی و نوع سازه موردمطالعه، استفاده از این طبقه‌بندی در پژوهش حاضر معتبر و قابل استناد است.

Table 2. Cavitation damage risk level classification (Ermani *et al*., 2013)

Class	Damage Risk Level	Cavitation Index Range
1	No cavitation risk	$\sigma > 1$
2	Possible cavitation occurrence	$0.45 < \sigma \leq 1$
3	Mild to moderate damage	$0.25 < \sigma \leq 0.45$
4	Severe damage	$0.17 < \sigma \leq 0.25$
5	Maximum ultimate damage	$\sigma \leq 0.17$

۳. یافته‌های پژوهش و بحث

پدیده کاویتاسیون در سرریزهای اوجی به‌عنوان یکی از مهم‌ترین عوامل تخریب سازه و کاهش ایمنی بهره‌برداری شناخته می‌شود. ازاین‌رو، پیش‌بینی دقیق میزان آسیب ناشی از این پدیده از اهمیت ویژه‌ای در طراحی، بهره‌برداری و نگهداری سازه‌های هیدرولیکی برخوردار است. در این پژوهش، از داده‌های سد گلوردنکا به‌منظور توسعه یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر شبکه عصبی عمیق برای برآورد آسیب کاویتاسیون در سطح سرریز استفاده شد. به‌منظور دست‌یابی به مدلی با دقت بالا و قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب، تأثیر عوامل مؤثر بر عملکرد شبکه شامل نحوه تقسیم داده‌ها، نرخ یادگیری و الگوریتم آموزش به‌صورت نظام‌مند موردبررسی قرار گرفت و مقادیر بهینه هر یک از این پارامترها تعیین شد. در ادامه، عملکرد مدل توسعه‌یافته با استفاده از شاخص‌های آماری مختلف ارزیابی و نتایج آن با نتایج حاصل از مدل ماشین بردار پشتیبان مقایسه گردید.

به‌منظور تعیین مناسب‌ترین نسبت تقسیم داده‌ها، چهار سناریوی مختلف برای مجموعه‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون موردبررسی قرار گرفت (جدول ۳). نتایج ارزیابی مدل نشان داد که نحوه تقسیم داده‌ها تأثیر چشم‌گیری بر عملکرد شبکه عصبی عمیق دارد. در سناریوی اول با نسبت ۲۰–۲۰–۶۰، مقادیر ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطا به‌ترتیب ۰/۹۹۶ و ۰/۰۲۲۴ به‌دست آمد که عملکرد قابل‌قبولی را نشان می‌دهد. در سناریوی دوم، با نسبت ۱۰–۲۰–۷۰، عملکرد مدل به‌شدت افت کرد و مقادیر ۰/۸۹۸ و ۰/۱۱۴۸ برای ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطا حاصل شد که در مقایسه با سایر سناریوها، ضعیف‌ترین عملکرد را به خود اختصاص داد. این کاهش چشم‌گیر نشان می‌دهد که حجم ناکافی داده‌های آزمون (تنها ۱۰ درصد) منجر به ارزیابی ناقص و کاهش قابلیت تعمیم‌پذیری مدل می‌شود. در سناریوی سوم، با نسبت ۲۰–۱۰–۷۰، عملکرد دوباره بهبود یافت و مقادیر ۰/۹۹۷ و ۰/۰۱۹۸ برای ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطا ثبت شد که حاکی از تأثیر مثبت افزایش سهم داده‌های آزمون در ارزیابی دقیق‌تر مدل است. در نهایت، بهترین نتایج مربوط به سناریوی چهارم با تقسیم‌بندی ۱۵–۱۵–۷۰ بود که در آن بیش‌ترین مقدار ضریب تعیین (۰/۹۹۸) و کم‌ترین مقدار خطا (۰/۰۱۵۸) حاصل شد. این یافته نشان می‌دهد که نسبت ۱۵ درصد برای هر یک از مجموعه‌های اعتبارسنجی و آزمون، توازن مطلوبی را بین آموزش کافی مدل و ارزیابی معتبر از عملکرد آن برقرار می‌کند. به‌طور کلی، نتایج این بررسی تأکید می‌کند که انتخاب نسبت‌های مناسب برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون نقشی کلیدی در دست‌یابی به مدلی با دقت بالا و قابلیت تعمیم‌پذیری مطلوب ایفا می‌کند. بنابراین، این تقسیم‌بندی به‌عنوان ساختار برتر انتخاب شد و در ادامه پژوهش برای توسعه و ارزیابی نهایی مدل مورداستفاده قرار گرفت.

Table 3. Selection of appropriate data for prediction using deep neural network

Data Splitting	r	RMSE
Training 60% Validation 20% Test 20%	0.996	0.0224
Training 70% Validation 20% Test 10%	0.898	0.1148
Training 70% Validation 10% Test 20%	0.997	0.0198
Training 70% Validation 15% Test 15%	0.998	0.0158

به‌منظور بررسی حساسیت مدل شبکه عصبی عمیق نسبت به نرخ یادگیری، شش مقدار متفاوت در بازه ۰/۰۰۰۱ تا ۰/۱ موردارزیابی قرار گرفت. نتایج این بررسی نشان داد که انتخاب نرخ یادگیری تأثیر مستقیم و قابل‌توجهی بر عملکرد پیش‌بینی مدل دارد. در نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۱، مقدار ریشه میانگین مربع خطاها برابر با ۰/۰۹۰۱۳ محاسبه شد که عملکرد نسبتاً ضعیفی را نشان می‌دهد. با افزایش نرخ یادگیری به ۰/۰۰۰۵، خطا کاهش یافته و به ۰/۰۷۶۲ رسید که حاکی از شروع روند بهبود عملکرد مدل است. این روند کاهش خطا تا نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ ادامه یافت، جایی‌که کم‌ترین مقدار ریشه میانگین مربع خطاها یعنی ۰/۰۶۹۴ حاصل شد و بهترین عملکرد پیش‌بینی را به خود اختصاص داد. این یافته نشان می‌دهد که نرخ یادگیری ۰/۰۰۱، تعادل مطلوبی را بین سرعت همگرایی و پایداری فرایند آموزش برقرار می‌کند. با این‌حال، افزایش نرخ یادگیری به ۰/۰۰۵، ۰/۰۱ و ۰/۱ به‌ترتیب منجر به افزایش خطا به مقادیر ۰/۰۷۹۳، ۰/۰۸۲۵ و ۰/۰۹۶۳ گردید. این افزایش خطا در نرخ‌های یادگیری بزرگ‌تر را می‌توان به ناپایداری فرایند آموزش و پرش از نقاط بهینه حین به‌روزرسانی وزن‌ها نسبت داد که از نشانه‌های وقوع پدیده بیش‌آموزشی یا نوسانات شدید در تابع هزینه محسوب می‌شود. به‌طورکلی، نتایج این تحلیل حساسیت نشان می‌دهد که نرخ‌های یادگیری بسیار کوچک منجر به همگرایی کند و گیرافتادن در نقاط بهینه محلی می‌شوند، درحالی‌که نرخ‌های یادگیری بزرگ، فرایند آموزش را بی‌ثبات کرده و عملکرد مدل را به‌طور قابل‌توجهی کاهش می‌دهند. بنابراین، انتخاب نرخ یادگیری بهینه (۰/۰۰۱) نقش کلیدی در دست‌یابی به مدلی با دقت بالا و قابلیت تعمیم‌پذیری مطلوب ایفا می‌کند که به‌عنوان یک پارامتر مبنا در آموزش مدل نهایی مورداستفاده قرار گرفت (شکل ۳).

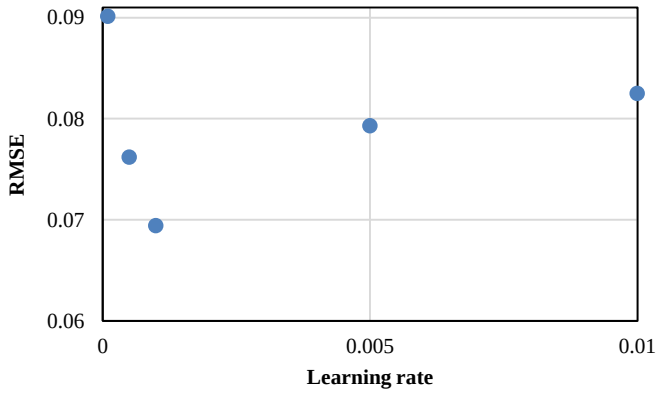


Figure 3. Effect of learning rate on the prediction performance of the deep neural network model

به‌منظور انتخاب مناسب‌ترین الگوریتم آموزش برای شبکه عصبی عمیق، عملکرد سه الگوریتم پرکاربرد شامل لوونبرگ–مارکوارت[۴]، پس‌انتشار مقاوم[۵] و شیب کاهشی با نرخ یادگیری تطبیقی و مومنتوم[۶] براساس معیار ارزیابی ریشه میانگین مربعات خطا موردارزیابی و مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد که هر سه الگوریتم قادر به مدل‌سازی رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی هستند، اما تفاوت قابل‌توجهی در دقت پیش‌بینی آن‌ها مشاهده شد. مطابق نتایج به‌دست‌آمده، الگوریتم لوونبرگ–مارکوارت با مقدار RMSE برابر با ۰/۰۱۸۴ کم‌ترین میزان خطا را به خود اختصاص داد و بهترین عملکرد را در میان الگوریتم‌های موردبررسی نشان داد. در مقابل، مقادیر RMSE برای الگوریتم‌های دوم و سوم به‌ترتیب برابر با ۰/۰۵۴۶ (۶۶ درصد کارهش) و ۰/۰۸۹۸ (۸۰ درصد کارهش) به‌دست آمد که بیانگر کاهش دقت پیش‌بینی نسبت به الگوریتم لوونبرگ–مارکوارت است. بر این اساس، الگوریتم لوونبرگ–مارکوارت به‌عنوان مناسب‌ترین الگوریتم آموزش شبکه

عصبی عمیق انتخاب شد و تمامی تحلیل‌های بعدی بر مبنای این الگوریتم انجام گرفت. پس از انتخاب الگوریتم آموزش، به‌منظور دست‌یابی به بیش‌ترین دقت پیش‌بینی، تنظیم ابر پارامترهای مدل با استفاده از روش سعی و خطا و Grid Search انجام شد. در جدول (۴) مقادیر پارامترهای مختلف استفاده شده در شبکه عصبی عمیق ذکر شده است.

Table 4. Parameters used in the deep neural network model

Parameter	Value
Network type	Deep MLP (Multilayer Perceptron)
Training algorithm	Levenberg–Marquardt
Hidden layer activation function	Tan-Sigmoid
Output layer activation function	Linear
Number of hidden layers	3
Network architecture (neurons per layer)	10, 8, 5

به‌منظور مدل‌سازی رابطه غیرخطی بین متغیرهای ورودی و خروجی، یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه عمیق (Deep MLP) با سه لایه مخفی طراحی و پیاده‌سازی شد. به‌منظور تعیین تعداد برتر نورون‌های لایه‌های مخفی، فرایند بهینه‌سازی ابر پارامتر با استفاده از روش Grid Search انجام شد. در این فرایند، ۲۷ ترکیب مختلف شامل سه مقدار برای هر لایه مخفی (هشت، ۱۰ و ۱۲ نورون برای لایه اول، شش، هشت و ۱۰ نورون برای لایه دوم و ۴، ۵ و ۶ نورون برای لایه سوم) موردارزیابی قرار گرفت. عملکرد هر ترکیب براساس شاخص‌های RMSE، MAE و ضریب همبستگی (R) مقایسه شد. براساس نتایج حاصل، معماری شامل ۱۰، هشت و پنج نورون در سه لایه مخفی، عملکرد بهتر را از نظر دقت پیش‌بینی و میزان خطا ارائه داد و به‌عنوان معماری نهایی انتخاب گردید (جدول ۵).

این ساختار با بهره‌گیری از تعداد مناسب نورون در هر لایه، توانایی لازم برای استخراج الگوهای پیچیده و غیرخطی حاکم بر داده‌های میدان جریان را بدون افت عملکرد یا وقوع پدیده بیش‌برازش فراهم می‌آورد. انتخاب تابع فعال‌سازی مناسب، گام اساسی دیگری در طراحی شبکه محسوب می‌شود. در این پژوهش، تابع تانژانت سیگموئید در تمامی لایه‌های مخفی به‌کار گرفته شد. این تابع با نگاشت داده‌ها به بازه ۱− تا ۱+، ضمن افزایش توانایی شبکه در شناسایی روابط غیرخطی، به پایداری فرایند آموزش و تسریع همگرایی کمک شایانی می‌کند. از سوی دیگر، در لایه خروجی از تابع خطی استفاده شده است. این انتخاب به‌دلیل پیوسته‌بودن متغیر هدف (شدت آسیب کاویتاسیون) و عدم محدودیت آن به دامنه خاص، صورت گرفته است تا مدل بتواند مقادیر واقعی را بدون اعمال محدودیت بر دامنه خروجی پیش‌بینی کند. این رویکرد به‌ویژه در مسائل رگرسیونی و پیش‌بینی عددی آسیب کاویتاسیون از کارایی بالایی برخوردار است. هم‌چنین، به‌منظور جلوگیری از تأثیر اختلاف مقیاس متغیرهای ورودی و خروجی بر عملکرد شبکه، تمامی داده‌ها پیش از شروع فرایند آموزش نرمال‌سازی شدند تا تمامی ویژگی‌ها به دامنه ۱− تا ۱+ نگاشت شوند. این اقدام تأثیر قابل‌توجهی در افزایش سرعت همگرایی و بهبود دقت نهایی مدل داشته است. به‌طورکلی، ترکیب معماری سه‌لایه با تعداد نورون‌های ۱۰، هشت و پنج، استفاده از تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید در لایه‌های مخفی و خطی در لایه خروجی، همراه با نرمال‌سازی مؤثر داده‌ها، امکان مدل‌سازی دقیق و کارآمد پدیده کاویتاسیون را فراهم آورده و نشان می‌دهد که پیکربندی انجام‌شده توانسته است به درک عمیقی از روابط پیچیده حاکم بر این پدیده دست یابد. پس از تعیین پارامترهای مدل و آموزش آن با استفاده از الگوریتم لونبرگ–مارکوارت، عملکرد مدل از جنبه‌های مختلف موردارزیابی قرار گرفت. بدین منظور، مجموعه‌ای از شاخص‌های آماری و نمودارهای تحلیلی شامل نمودارهای رگرسیون، منحنی عملکرد، موردبررسی قرار گرفتند. شکل (۴)، نتایج حاصل از این ارزیابی‌ها را برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل داده‌ها نشان می‌دهد.

Table 5. Grid Search Result for Optimizing the Hidden Layer Architecture of the MLP model

Architecture	R	RMSE	MAE
10-8-5	0.99	0.014	0.006

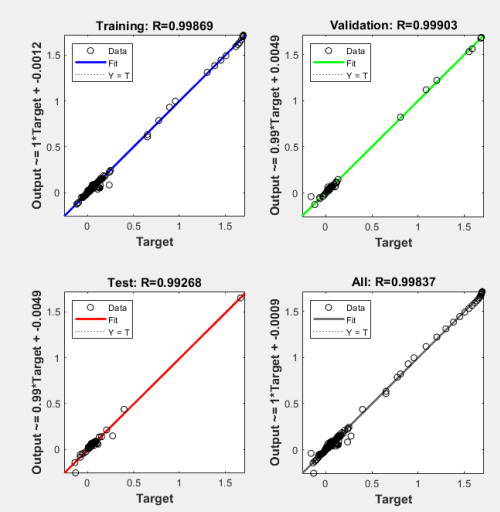


Figure 4. Performance evaluation of deep learning at different stages

همان‌طورکه مشاهده می‌شود، در شکل (۴) نقاط مربوط به هر سه مجموعه داده به‌صورت متراکم حول خط قطری (y=x) قرار گرفته‌اند که حاکی از همبستگی بسیار قوی بین مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل و مقادیر هدف (واقعی) می‌باشد. ضریب تعیین برای مجموعه‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون به‌ترتیب برابر با ۰/۹۹۸۶۹، ۰/۹۹۹۰۳ و ۰/۹۹۲۶۸ محاسبه شده است که نشان‌دهنده دقت بسیار بالای مدل در تمامی مراحل می‌باشد. مقدار r برابر با ۰/۹۹۸۳۷ برای کل داده‌ها نیز مؤید عملکرد عالی مدل در کل مجموعه داده است. لازم به ذکر است که عملکرد مجموعه آزمون با ضریب تعیین ۰/۹۹۲۶۸ اگرچه اندکی کم‌تر از مجموعه‌های آموزش و اعتبارسنجی است، اما همچنان در سطح بسیار مطلوبی قرار دارد و حاکی از قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب مدل به داده‌های جدید می‌باشد. هم‌چنین، نزدیکی مقادیر r در هر سه مجموعه داده، بیانگر آن است که مدل از پدیده بیش‌برازش مصون مانده و فرایند آموزش به‌خوبی انجام شده است. پراکندگی اندک نقاط در مجموعه آزمون، امری طبیعی بوده و نشان‌دهنده توانایی مدل در مواجهه با داده‌های دیده‌نشده است. مجموع نتایج ارزیابی عملکرد مدل نشان داد که شبکه عصبی عمیق توسعه‌یافته، توانایی مناسبی در یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی حاکم بر پدیده کاویتاسیون و بازتولید دقیق رفتار آن دارد. بنابراین، مدل آموزش‌دیده به‌عنوان ابزاری کارآمد برای پیش‌بینی شدت آسیب کاویتاسیون به‌کار گرفته شد. بر این اساس، نتایج پیش‌بینی سطوح خطر کاویتاسیون در طول سرریز تحت دبی طراحی در جدول (۶) ارائه شده است.

Table 6. Prediction of cavitation risk levels using the DNN model

Zone	Station (m)	Cavitation Damage Level	Risk Status
1	Stations 30 to 50	1	No risk
2	Stations 50 to 70	2	Possible damage
3	Stations 70 to 90	4	Severe damage
4	Stations 90 to 110	5	Maximum ultimate damage
5	Stations 110 to 130	5	Maximum ultimate damage
6	Stations 130 to 150	5	Maximum ultimate damage
7	Stations 150 to 170	5	Maximum ultimate damage
8	Stations 170 to 190	5	Maximum ultimate damage

نتایج ارائه‌شده در جدول (۶)، به‌وضوح نشان‌دهنده تغییرات شدت آسیب کاویتاسیون در طول سرریز تحت شرایط دبی طراحی می‌باشد. مطابق این نتایج، در بازه ایستگاه‌های ۳۰ تا ۵۰ متر (ناحیه ۱)، سطح خطر کاویتاسیون برابر با ۱ بوده و عملاً هیچ‌گونه خطری مشاهده نمی‌شود. در ناحیه ۲ (ایستگاه‌های ۵۰ تا ۷۰ متر)، سطح خطر به ۲ افزایش می‌یابد که نشان‌دهنده امکان وقوع آسیب است، هرچند شدت آن هنوز چشم‌گیر نمی‌باشد. از ایستگاه ۷۰ تا ۹۰ متر (ناحیه ۳)، سطح خطر به ۴ ارتقا یافته و شرایط آسیب شدید حاکم می‌شود. بحرانی‌ترین وضعیت مربوط به نواحی ۴ تا ۸ (ایستگاه‌های ۹۰ تا ۱۹۰ متر) است که در تمامی این بازه، سطح خطر ۵ (حداکثر آسیب نهایی) ثبت شده است. این الگوی افزایشی نشان می‌دهد که با حرکت در امتداد سرریز و افزایش طول، شدت کاویتاسیون به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌یابد و بخش‌های انتهایی سرریز بیش‌ترین پتانسیل وقوع آسیب را دارا می‌باشند. دلایل این افزایش را می‌توان به عواملی نظیر افزایش سرعت جریان، کاهش فشار موضعی در اثر شیب تند و ایجاد حباب‌های کاویتاسیون در نواحی انتهایی نسبت داد که در نتیجه، چگالی و شدت برخورد این حباب‌ها به سطح سرریز افزایش می‌یابد. از سوی دیگر، ماهیت تجمعی آسیب کاویتاسیون باعث می‌شود که در نواحی پایین‌دست، شدت تخریب به حداکثر مقدار خود برسد. این یافته‌ها تأکید می‌کند که بخش‌های انتهایی سرریز از حساسیت‌ترین نقاط از نظر وقوع کاویتاسیون بوده و نیازمند طراحی دقیق‌تر، استفاده از مصالح مقاوم‌تر و اجرای روش‌های پیشگیرانه مانند هوادهی می‌باشند. در جدول (۷)، مقایسه نتایج این تحقیق با نتایج روش ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است.

Table 7. Comparison of prediction performance between DNN and SVM models

Model	Function	Train			Test		
		MAE	R	RMSE	MAE	R	RMSE
DNN	DL MLP	0.0098	0.998	0.0208	0.018	0.996	0.028
SVM	RBF	0.32	0.882	0.127	0.024	0.857	0.133

نتایج ارائه‌شده در جدول (۷)، به‌وضوح نشان می‌دهد که مدل یادگیری عمیق در هر دو مرحله آموزش و آزمون، عملکرد برتری نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان داشته است. در مرحله آموزش، مقدار ضریب تعیین برای مدل مدل یادگیری عمیق برابر با ۰/۹۹۸ محاسبه شد، درحالی‌که این مقدار برای مدل ماشین بردار پشتیبان تنها ۰/۸۸۲ به‌دست آمد که حاکی از همبستگی بسیار قوی‌تر پیش‌بینی‌های مدل عمیق با مقادیر واقعی است. هم‌چنین، میزان خطای مدل DNN در مرحله آموزش با مقدار RMSE برابر با ۰/۰۲۰۸، در مقایسه با مدل ماشین بردار پشتیبان با RMSE معادل ۰/۱۲۷، کاهش چشم‌گیری را نشان می‌دهد که بیانگر دقت بسیار بالاتر شبکه عصبی عمیق در یادگیری الگوهای موجود در داده‌های آموزش است. در مرحله آزمون نیز مدل DNN با ضریب تعیین ۰/۹۹۶ و RMSE برابر با ۰/۰۲۸، عملکرد بسیار مطلوب‌تری نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان با R برابر ۰/۸۵۷ و RMSE معادل ۰/۱۳۳ ارائه داد. هم‌چنین برای ارزیابی بهتر عملکرد مدل، نتایج خطاها به‌صورت نمودار جعبه ای در شکل (۵) نشان داده است.

این نتایج به‌وضوح نشان می‌دهند که مدل یادگیری عمیق، باوجود پیچیدگی بیش‌تر و نیاز به تنظیم پارامترهای بیش‌تر، توانسته است روابط غیرخطی و پیچیده حاکم بر پدیده کاویتاسیون را با دقت بسیار بالاتری مدل‌سازی کند. کاهش قابل‌توجه مقادیر خطا (RMSE) و افزایش چشم‌گیر ضریب همبستگی در مدل مدل یادگیری عمیق نسبت به ماشین بردار پشتیبان، مؤید این واقعیت است که ساختار چندلایه و قابلیت استخراج ویژگی‌های انتزاعی در شبکه‌های عصبی عمیق، امکان شناسایی الگوهای پنهان و روابط غیرخطی میان متغیرهای ورودی (همچون فشار، سرعت جریان و شرایط هیدرولیکی) و شدت آسیب کاویتاسیون را به مراتب بهتر از مدل‌های کلاسیک یادگیری ماشین فراهم می‌آورد.

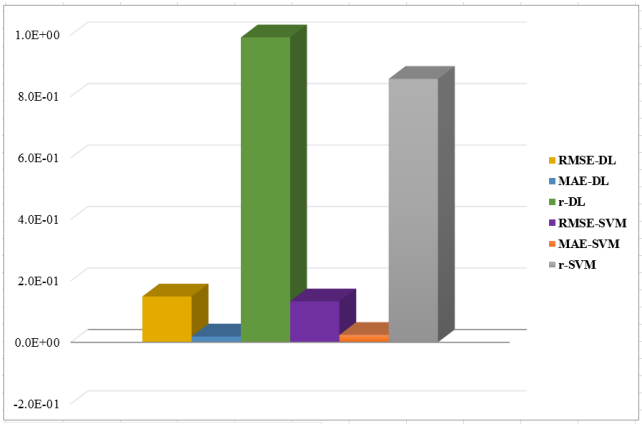


Figure 5. Diagram of test error values for the sensitivity analysis of the model

یکی از دلایل اصلی برتری مدل مدل یادگیری عمیق، توانایی آن در یادگیری سلسله‌مراتبی ویژگی‌ها و کشف وابستگی‌های پیچیده‌تر در داده‌ها است، درحالی‌که مدل ماشین بردار پشتیبان با وجود کارایی مناسب در مسائل با ابعاد پایین، در مواجهه با داده‌های با ابعاد بالا و روابط غیرخطی پیچیده، عملکرد ضعیف‌تری از خود نشان می‌دهد. از سوی دیگر، مدل یادگیری عمیق با به‌کارگیری توابع فعال‌سازی غیرخطی (همچون تانژانت سیگموئید) در لایه‌های مخفی و ساختار عمیق خود، می‌تواند فضاهای ویژگی با درجه بالایی از پیچیدگی را مدل‌سازی کند، در حالی که مدل ماشین بردار پشتیبان با تکیه بر هسته‌های غیرخطی (تابع کرنل) محدودیت بیش‌تری در مدل‌سازی توابع بسیار پیچیده دارد. با توجه به این نتایج، می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از مدل شبکه عصبی عمیق برای پیش‌بینی شدت آسیب کاویتاسیون در سرریزهای اوجی، به‌دلیل دقت بالاتر و قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب‌تر، انتخاب بهتری نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان محسوب می‌شود. این برتری به‌ویژه در مرحله آزمون که معیار اصلی سنجش کارایی مدل‌ها در مواجهه با داده‌های جدید است، کاملاً مشهود بوده و نشان می‌دهد که مدل عمیق، ابزاری کارآمدتر و قابل‌اعتمادتر برای کمک به طراحان و بهره‌برداران در جهت شناسایی نواحی بحرانی و اتخاذ تصمیمات پیشگیرانه در زمینه نگهداری و تعمیرات سازه‌های هیدرولیکی به‌شمار می‌رود.

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، قابلیت مدل یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه عصبی چندلایه برای پیش‌بینی آسیب کاویتاسیون در سرریز اوجی سد گلوردنکا موردارزیابی قرار گرفت. به‌منظور دست‌یابی به ساختار بهینه، تأثیر تقسیم‌بندی داده‌ها، الگوریتم‌های آموزش، توابع فعال‌سازی و ابرپارامترهای مختلف بررسی شد. نتایج نشان داد که تقسیم‌بندی ۱۵–۱۵–۷۰ درصد به‌ترتیب برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمون، بهترین عملکرد را با ضریب همبستگی ۰/۹۹۸ و RMSE برابر با ۰/۰۱۵۸ ارائه داده است. الگوریتم لوونبرگ–مارکوارت نسبت به الگوریتم‌های دیگر، عملکرد برتری داشت و نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ نیز به‌عنوان مقدار بهینه انتخاب شد. مدل نهایی با سه لایه مخفی شامل ۱۰، هشت و پنج نورون، تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید در لایه‌های مخفی و خطی در لایه خروجی، توانست روابط غیرخطی حاکم بر پدیده کاویتاسیون را با دقت بالایی شبیه‌سازی کند. شاخص‌های آماری در مرحله آزمون شامل ضریب همبستگی ۰/۹۹۶، RMSE برابر با ۰/۰۲۸ و MAE معادل ۰/۰۱۸، حاکی از قابلیت تعمیم‌پذیری مطلوب و عدم وقوع بیش‌برازش در مدل است. نتایج پیش‌بینی سطوح خطر نشان داد که شدت آسیب از ایستگاه ۹۰ متر به بعد بیش‌تر است، با این‌حال شناسایی محل و میزان آسیب ضروری است. مقایسه عملکرد مدل یادگیری عمیق با مدل ماشین بردار پشتیبان نشان داد که مدل عمیق با ضریب

همبستگی بالاتر و خطای کم‌تر RMSE، دقت بیش‌تری در پیش‌بینی آسیب کاویتاسیون دارد. وابستگی نتایج به داده‌های محدود یک سد خاص و عدم تعمیم‌پذیری مستقیم به سرریزهای با هندسه یا شرایط هیدرولیکی متفاوت، عدم لحاظ اثرات دینامیکی جریان دو فازی و تغییرات زبری سطح در طول زمان و حساسیت مدل به کیفیت داده‌های ورودی و نیاز به پیش‌پردازش دقیق از محدودیت‌های پژوهش حاضر است که برای پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود.

۵. پی‌نوشت‌ها

1. Cavitation
2. MAE
3. RMSE
4. Levenberg–Marquardt
5. Resilient Backpropagation
6. Gradient Descent with Adaptive Learning Rate and Momentum

۶. تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد.

۷. منابع

Athqa, R., & Azmeri. (2023). A study of cavitation on the spillway of Krueng Kluet Dam using physical laboratory model. *AIP Conference Proceedings*, *2711*, 050004. https://doi.org/10.1063/5.0137814

Bagherzadeh, S., Ghaeini-Hessaroeyeh, M., & Fadaei-Kermani, E. (2025). Prediction of cavitation damage using SVM model based on air–water two-phase flow over dam spillway. *Applied Water Science*, *15*, 70. https://doi.org/10.1007/s13201-025-02406-4

Chanson, H. (2013). Hydraulics of aerated flows: Qui pro quo? *Journal of Hydraulic Research*, *51*(3), 223–243. https://doi.org/10.1080/00221686.2013.795917

Fadaei-Kermani, E., Barani, G., & Ghaeini-Hessaroeyeh, M. (2015). Prediction of cavitation damage on spillway using K-nearest neighbor modeling. *Water Science and Technology*, *71*(3), 347–352. https://doi.org/10.2166/wst.2014.495

Ghaffari, M., Azhdary Moghaddam, M., Aziziyan, G., & Rashki, M. (2026). Response surface-based predictive modeling of cavitation damage in morning-glory spillways under uncertainty. *Modelling*, *7*(3), 78. https://doi.org/10.3390/modelling7030078

Hasanalipour Shahrabadi, A., & Azhdary Moghaddam, M. (2021). Probabilistic investigation of cavitation occurrence in chute spillway based on the results of Flow-3D numerical modeling. *Iranian Water Research Journal*, *15*(1), 1–12.

Hasanzadeh, V., Hasanzadeh, Y., Hosseinzadeh Delir, A., & Abdi, A. (2015). Investigation of cavitation over the Vanyar dam spillway using FLUENT numerical model. *Iranian Water Research Journal*, *9*(3), 177–180.

Institute, A.-N. C. E. (2011). *The final report of hydraulic design and discharge system of Neka Gelvard Dam spillway* (Ministry of Energy, Mazandaran, Iran).

Kermani, E. F., Barani, G., & Ghaeini-Hessaroeyeh, M. (2013). Investigation of cavitation damage levels on spillways. *World Applied Sciences Journal*, *21*(1), 73–78. https://doi.org/10.5829/idosi.wasj.2013.21.1.2630

Le, T. H., Truong, V.-H., & Nguyen, V. C. (2026). Physics-guided machine learning for cavitation damage prediction on ogee spillways with ski-jump buckets. *Environmental Research Communications*, *8*, 055054. https://doi.org/10.1088/2515-7620/ae6f7e

Moghaddam, M. A., & Shahrabadi, A. H. (2020). Evaluation of cavitation occurrence based on reliability in chute spillways by using first order reliable method and Monte Carlo simulation method from 18 spillways laboratory models, Iran. *KSCE Journal of Civil Engineering*, *24*(4), 1169–1182. https://doi.org/10.1007/s12205-020-2170-z

Nejatipour, P., Kiani, B., Salavat, S. K., Atajanova, S., Xudaynazarov, E., Matchanova, B., & Afaridegan, E. (2026). Evaluation of advanced AI models for accurate prediction and uncertainty analysis of aeration inception in hydrofoil-crested stepped spillways. *Scientific Reports, 16*, 18520. https://doi.org/10.1038/s41598-026-50458-6

Pujari, S., Kaushik, V., Awasthi, N., Gupta, S. K., & Kumar, S. A. (2023). Application of machine learning approaches in the computation of energy dissipation over rectangular stepped spillway. *H2Open Journal*, *6*(3), 433–448. https://doi.org/10.2166/h2oj.2023.007

Weekaew, J., Suksuwan, N., Baylar, A., & Ditthakit, P. (2025). Harnessing machine learning models to predict flow regimes over stepped spillways. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, *15*(3), 23721–23728. https://doi.org/10.48084/etasr.10159