

## Research Paper

# Modeling the Behavior of Density Current with Machine Learning Algorithms

Mehdi Derakhshannia<sup>1</sup>, Mehdi Ghomeshi<sup>2</sup>, Seyed Saeid Eslamian<sup>3\*</sup>, Seyed Mahmood Kashefipour<sup>2</sup>

1.Ph.D. Candidate, Department of Civil Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

2.Professor, Department of Water Structures, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

3.Professor, Department of Civil Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran. and Department of Water Engineering, College of Agriculture, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran

Received: 2021/01/19

Revised: 2021/03/13

Accepted: 2021/09/06

Use your device to scan and read the article online



DOI:

10.30495/wej.2021.27117.2290

### Keywords:

Density current, head reduction percentage, sedimentation, adaptive neural-fuzzy inference system, feed-forward artificial neural network

### Abstract

**Introduction:** Density current is one of the factors influencing the transfer of sediments to reservoirs of dams. One of the practical methods to control sediments is to build an obstacle in the path of these currents.

**Methods:** In this laboratory research, the behavior of the Density current under the effect of cylindrical obstacles made of wood with a diameter of 1.5 cm and a height of 30 cm (more than the height of the body of the Density current) was evaluated. Therefore, by considering variables such as floor slope, concentration and discharge, the values of the density current head were determined. Machine learning algorithms such as adaptive neural fuzzy inference system and artificial neural network were used to model the results.

**Findings:** Based on the results, the density salt flow head was modeled using machine learning algorithms such as adaptive fuzzy neural inference system and artificial neural network and the performance of these two methods were compared. The results showed that machine learning algorithms are useful in modeling the density salt flow head. And the regression of the adaptive neural fuzzy inference system for the training and test data was 0.99 and the regression of the artificial neural network was 0.94 and 0.91, respectively.

**Conclusion:** By comparing the two methods, it was found that the adaptive neural-fuzzy inference system is more effective in modeling the percent reduction of the head of Density current than the feed-forward artificial neural network method.

**Citation:** Mehdi Derakhshannia M, Ghomeshi M, Eslamian S, Kashefipour M. Modeling the behavior of density current with machine learning algorithms. Water Resources Engineering Journal. 2022; 15(54): 29-42..

**\*Corresponding author:** Seyed Saeid Eslamian

**Address:** Department of Civil Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran. and Department of Water Engineering, College of Agriculture, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran

**Tell:** +989131157554

**Email:** saeid@iut.ac.ir

## Extended Abstract

### Introduction

Sedimentation behind the dams is an important problem in the world (32), which causes the loss of storage capacity of reservoirs, blockage of dam outlet structures, and reduction of nutrients in the downstream ecosystem. rivers, which causes the loss of coastal lands and agricultural problems (32). The amount of sediment transfer to reservoirs and as a result the loss of its useful volume depends on various factors such as soil type, grain size distribution, morphological and hydrological parameters, but the effectiveness of these parameters is different (5). For example, reservoirs in China lose an average of 2.3% of their storage capacity annually (36), while Swiss reservoirs in critical conditions only 0.2% reduction in capacity (7). Recent decades of research showed that turbid currents are the main factor in transporting suspended sediments in reservoirs, the main movement mechanism in these currents is the difference in density between sediments and clear water. They are also called thick or dense currents (3). Such currents are usually formed during the annual flood and carry a large part of the sediments. Reservoir operators who deal with sedimentation and its problems are always looking for techniques to reduce or prevent the impact of sedimentation, for this purpose many management techniques have been studied and tested (4). Through the studies conducted, the researchers realized that the construction of obstacles in the reservoir of the dam has a good efficiency in controlling the density currents, which increases the useful life of this structure (2). In a laboratory study (37) investigated the effect of square cube obstacles on the head velocity of density currents and the results showed the proper performance of this obstacle in controlling the velocity of density currents. Oehy and Schleiss (28) investigated the effect of permeable obstacles on density currents in a laboratory design. By considering different variables such as concentration and flow rate, they realized that the effectiveness of this model of

obstacles is very effective on the behavior of density currents. Oehy et al. (29) stated that obstacles with a height of twice the body of density currents are efficient to control or block these flows, the research also showed that the density currents by a geotextile sheet is significantly decreases. (19) Experimentally investigated the effect of inlet Froude number and bed slope on the sedimentation behavior of density currents. The results showed that the effect of the inlet hydraulic jump on the behavior of the density currents increases with the increase of the inlet drop number.

### Materials and Methods

All the tests were done in Khuzestan water and electricity laboratory. In this research, a rectangular flume with a length of 12.5 meters, a width of 30 cm and a depth of 47 cm with the ability to change the slope was used. A movable plexiglass inlet valve was installed at the beginning of the flume to separate the density and clear fluid, and a drain was created at the end of the flume to drain the excess flow. Before the start of the experiments, a density saline fluid was prepared by adding permanganate to trace the fluid in 4 cubic tanks with a capacity of 5000 liters. After preparing all the devices and laboratory equipment, the flume was filled with city water and the density fluid was pumped through a pipeline from the tanks to the tank behind the inlet valve, after leveling the level of the density fluid behind the valve and The water in the flume was at a height of 35 cm, the valve suddenly opened to a height of 5 cm. To determine the density currents,

### Findings

In this section, the modeling of laboratory data has been done using the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), the inputs introduced to this network include floor slope, discharge and input concentration, and the output of the network is the reduction percentage. The flow head is a density current. In the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), the number of clusters is a parameter that is necessary for the design during the modeling stages and it is necessary to determine it optimally.

Saeid Eslamian, Seyed Mahmood

## Discussion

In this section, the performance of the intelligent method of the ANFIS system has been compared with the advanced artificial neural network method in modeling and predicting the percentage of head flow reduction in order to determine which modeling method has better performance, the result showed ANFIS has less prediction error and It has more predictive power.

## Conclusion

This laboratory research is one of the new researches that has modeled the percent reduction of concentrated flow head flux. Therefore, the effect of concentration, inlet flow rate, and floor slope has been investigated by considering cylindrical obstacles with a diameter of 1.5 cm on the head of concentrated saline flow. In the first part of this research, the values of the head flux of density current were calculated for the states with and without obstacles, and then the values of the percentage reduction of the salt density current head were determined, in the second part, the data of the percentage reduction of the head flow were determined for modeling purposes. The density salt current has been used using the ANFIS system and the feed-forward artificial neural network method. With the comparison, it was found that the ANFIS system performed much better than the artificial neural network method.

## Ethical Considerations compliance with ethical guidelines

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

## Funding

No funding.

## Authors' contributions

Design and conceptualization: Mehdi Derakhshannia, Mehdi Ghomeshi, Seyed Saeid Eslamian, Seyed Mahmood Kashefipour.

**Methodology and data analysis:** Mehdi Derakhshannia, Mehdi Ghomeshi, Seyed

**Supervision and final writing:** Mehdi Derakhshannia, Mehdi Ghomeshi.

## Conflicts of interest

The authors declared no conflict of interest. the device's flow meter was used with an accuracy of 1,000 liters per second. With the opening of the inlet valve and the entry of density currents, a little disturbance was created in the flume, therefore, the location of the obstacles was placed at a distance of 2.55 meters from the valve so that the flow reaches a stable state, and the distance from the valve to the end of the obstacles is also 4.7 meters. By piercing the rectangular plexiglass, cylindrical obstacles made of wood with a diameter of one and a half and a height of 30 cm were installed on the plexiglass with a distance of 3 cm from each other along the length and width. The obstacles were chosen in such a way that the flow head does not rise above the obstacles. A total of 120 density currents experiments were performed, of which 60 experiments were with obstacles and 60 experiments were without obstacles.

## مقاله پژوهشی

## مدل سازی رفتار جریان غلیظ با الگوریتم های یادگیری ماشین

مهدی درخشان نیا<sup>۱</sup>، مهدی قمشی<sup>۲</sup>، سید سعید اسلامیان<sup>۳\*</sup>، سید محمود کاشفی پور<sup>۲</sup>  
<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران .  
<sup>۲</sup> استاد، گروه سازه های آبی، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.  
<sup>۳</sup> استاد، گروه مهندسی عمران، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران . و گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران

## چکیده

**مقدمه:** جریان چگال یکی از عوامل موثر بر انتقال رسوبات به مخازن سدها می باشد. در این راستا یکی از روش های عملی برای کنترل رسوبات، ایجاد مانع در مسیر این جریان ها می باشد.

**روش:** در این تحقیق آزمایشگاهی، رفتار جریان چگالی تحت تأثیر موانع استوانه ای ساخته شده از چوب با قطر ۱٫۵ سانتی متر و ارتفاع ۳۰ سانتی متر (بیش از ارتفاع بدنه جریان چگالی) مورد ارزیابی قرار گرفت. بنابراین با در نظر گرفتن متغیرهایی مانند شیب کف، غلظت و دبی، مقادیر هد جریان غلیظ تعیین شد. همچنین در این مقاله از الگوریتم های یادگیری ماشین مانند سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی برای مدل سازی نتایج استفاده شد.

**یافته ها:** بر اساس نتایج، هد جریان نمک چگال با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشینی مانند سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی مدل سازی انجام شد و عملکرد این دو روش مقایسه شد. نتایج نشان داد که الگوریتم های یادگیری ماشین در مدل سازی هد جریان نمک چگالی مفید هستند و مقادیر رگرسیون سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی برای داده های آموزش و آزمون ۰٫۹۹ و رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۰٫۹۴ و ۰٫۹۱ به دست آمد.

**نتیجه گیری:** با مقایسه این دو روش مشخص شد که سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی در مدل سازی در صد کاهش جریان سر چگالی نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی پیش خور مؤثرتر بوده است.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۰/۳۰

تاریخ داوری: ۱۳۹۹/۱۲/۲۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۳/۱۹

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



DOI:

10.30495/wej.2021.27117.2290

واژه های کلیدی:

جریان غلیظ، درصد کاهش هد، رسوب گذاری، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی پیش خور

\* نویسنده مسئول: سید سعید اسلامیان

نشانی: گروه ترویج و آموزش کشاورزی، دانشکده مدیریت کشاورزی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران.

تلفن: +989131157554

پست الکترونیکی: saeid@iut.ac.ir

## مقدمه

رسوب‌گذاری در پشت دیواره سدها، یک معضل نگران کننده در سراسر جهان می‌باشد (۳۲) که سبب از بین رفتن ظرفیت ذخیره مخازن، انسداد سازه‌های خروجی سدها و کاهش مواد مغذی در پایین دست اکوسیستم‌های رودخانه‌ای شده، که همین امر باعث از بین رفتن زمین‌های ساحلی و مشکلات کشاورزی می‌شود (۳۳). میزان انتقال رسوب به مخازن و در نتیجه از بین رفتن حجم مفید آن بستگی به عوامل مختلفی از جمله نوع خاک، توزیع اندازه دانه، پارامترهای مورفولوژیکی و هیدرولوژیکی دارد اما میزان تاثیرگذاری این پارامترها در مناطق مختلف متفاوت می‌باشد (۵) به عنوان مثال مخازن در چین به طور متوسط سالانه ۲٫۳ در صد از ظرفیت ذخیره سازی خود را از دست می‌دهند (۳۴) در حالی که مخازن سوئیس در شرایط بحرانی تنها ۰/۲ در صد کاهش ظرفیت مشاهده می‌شود (۷). تحقیق‌های چند دهه اخیر نشان داد که جریان‌های کدر عامل اصلی انتقال رسوبات معلق در مخازن می‌باشند، مکانیسم اصلی حرکت در این جریان‌ها اختلاف چگالی بین رسوبات با آب شفاف می‌باشد به همین دلیل این جریان‌ها، جریان‌های غلیظ یا چگال نیز نامیده می‌شوند (۳). چنین جریان‌هایی معمولاً به هنگام سیل سالانه تشکیل شده و بخش بزرگی از رسوبات را حمل می‌کنند. اپراتورهای مخازن که با رسوب و معضلات آن سر و کار دارند همواره در جستجوی تکنیک‌هایی برای کاهش یا جلوگیری از تاثیر رسوب‌گذاری می‌باشند، برای این منظور بسیاری از تکنیک‌های مدیریتی مورد مطالعه و آزمایش قرار گرفته است (۴). محققین با مطالعه‌های انجام داده متوجه شدند که ساخت مخازن در مخزن سد، کارایی مناسبی در کنترل جریان‌های غلیظ داشته، که همین امر سبب افزایش طول عمر مفید این سازه می‌شود (۲). (۳۷) در تحقیق آزمایشگاهی به بررسی اثر موانع مکعب مربعی بر سرعت هد جریان غلیظ پرداخت و نتایج نشان از عملکرد مناسب این مانع در کنترل سرعت جریان غلیظ داشت. (۲۸) در طرحی آزمایشگاهی به بررسی اثر موانع نفوذپذیر بر جریان غلیظ پرداختند. مشخص شد با در نظر گرفتن متغیرهای مختلف همچون غلظت و دبی میزان تاثیرگذاری این مدل از موانع بر رفتار جریان غلیظ بسیار تاثیرگذار می‌باشد.

(۲۹) بیان کرد که موانع با ارتفاع دو برابر بدنه جریان غلیظ برای کنترل یا مسدود کردن این جریان‌ها کارآمد می‌باشند، تحقیق‌ها همچنین نشان داد که جریان غلیظ توسط یک صفحه ژئوتکستایل به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد. (۱۹) به طور آزمایشگاهی اثر عدد فرود ورودی و شیب بستر را بر رفتار رسوبی جریان‌های غلیظ مورد بررسی قرار داد. نتایج نشان داد که اثر پرش هیدرولیکی ورودی بر رفتار جریان غلیظ با افزایش عدد فرود ورودی افزایش می‌یابد. (۲۳) در تحقیق آزمایشگاهی به بررسی تاثیر تغییر ارتفاع مانع بر جریان غلیظ پرداختند. نتایج نشان از کاهش زیاد غلظت جریان در حالت مانع‌دار داشت که این روند با افزایش ارتفاع مانع بیشتر می‌شد، هر

چند افزایش شیب کف میزان کارایی مانع را کاهش می‌داد. (۱۵) در تحقیق آزمایشگاهی به بررسی رفتار هد جریان غلیظ عبوری از روی موانع گیاهی مصنوعی پرداختند و پروفیل سرعت و دبی را در بخش‌های مختلف جریان عبوری اندازه‌گیری کردند. گیاهان مصنوعی در طول فلوم با دو ارتفاع و پنج تراکم متفاوت نصب شدند. نتایج نشان داد که افزایش تراکم گیاهان مصنوعی سبب کاهش سرعت و غلظت جریان غلیظ عبوری می‌گردد. براساس نتایج حاصله مشخص شد که این موانع به طور مناسبی قادر به کنترل راس جریان غلیظ می‌باشند. (۱۳، ۲۰، ۳۴ و ۱۶) نیز به بررسی کارایی موانع بر کنترل جریان غلیظ پرداختند.

از چند دهه قبل روند پیشرفت برنامه‌های مدل‌سازی رشد قابل توجهی پیدا کرد، این روند به گونه‌ای بود که محققین رشته‌های مختلف تمایل به استفاده از روش‌های عددی پیدا کردند و با توجه به اینکه انجام طرح‌های آزمایشگاهی نیاز به هزینه و زمان زیاد داشت و در هر طرح فقط امکان بررسی متغیرهای محدود بود، در مدت زمانی نسبتاً کوتاه استفاده از این روش‌ها در بین متصديان امر بسیار رایج شد. استفاده از این روش‌ها بخصوص در دو دهه گذشته در مهندسی آب بسیار چشم‌گیر بوده است.

(۱۱) در تحقیقی عددی به مدل‌سازی داده‌های پروفیل سرعت بدنه، سرعت هد و عمق رسوب پرداختند. آنها براساس داده‌های آزمایشگاهی اقدام به پیش‌بینی داده‌های جدید نمودند و جهت صحت‌سنجی، نتایج آزمایشگاهی و مدل‌سازی را مقایسه نمودند که تطابق بسیار مناسب بین داده‌ها مشاهده شد. (۱۲) با استفاده از نرم‌افزار FLUENT به طور عددی اقدام به شبیه‌سازی دینامیکی جریان غلیظ نمودند. آنها تاثیر ترکیب مخلوط رسوبات معلق در تکامل زمانی و مکانی مختلف، فعل و انفعال جریان‌های غلیظ در لایه‌های پایین رسوب و تشکیل پرش‌های هیدرولیکی داخلی را مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان از دقت بسیار بالای این مدل در پیش‌بینی داده‌های جریان غلیظ داشت. (۱۵) در تحقیقی از روش شبکه عصبی (MLP) برای تعیین طول پرش هیدرولیکی در کانال U شکل استفاده نمودند. که کارایی نسبتاً مناسبی نشان داد. (۱) در تحقیقی آزمایشگاهی عددی و براساس متغیرهایی همچون مکان ایجاد و انرژی آزاد شده به بررسی و پیش‌بینی ویژگی‌های پرش هیدرولیکی ایجاد شده پرداختند. آنها از دو روش شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌نویسی ژنتیکی<sup>۱</sup> (GP) استفاده نمودند. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی کارایی بسیار بهتری نسبت به روش برنامه‌نویسی ژنتیکی (GP) داشت. (۲۲) در تحقیقی عددی و با استفاده از مش چند ضلعی با حجم محدود اقدام به شبیه‌سازی خصوصیات جریان کدر در مخازن نمودند. مقایسه نتایج مدل با داده‌های موجود نشان داد که مدل توسعه یافته با کالیبراسیون مناسب قادر است تا حرکت جریان کدر را در مخازن و میزان رسوب‌گذاری در امتداد مخزن و مقادیر رسوب‌گذاری را به خوبی پیش‌بینی نماید. (۲۷)

<sup>1</sup> Genetic programming

گاه‌ها امکان پذیر نمی‌باشد بنابراین ارایه یک ابزار هو شمند برای مجهز کردن طراح جهت پیش‌بینی دقیق شرایط و امکان ایجاد تغییرات متنوع در روند آزمایش‌ها لازم می‌باشد

در این تحقیق تلاش شده که با استفاده از دو روش هو شمند سیستم استنتاج عصبی\_ فازی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور به مدل‌سازی درصد شار هد جریان غلیظ نمکی پرداخته و همچنین عملکرد این روش‌ها در مدل‌سازی موانع مورد ارزیابی قرار گیرد.

### آزمایش‌ها

کلیه آزمایش‌ها در آزمایشگاه آب و برق خوزستان انجام شده است. در این تحقیق از یک فلوم مستطیل شکل با طول ۱۲/۵ متر، عرض ۳۰ سانتی‌متر و عمق ۴۷ سانتی‌متر با قابلیت تغییر شیب استفاده شده است. یک دریچه متحرک ورودی از جنس پلاک‌سی برای جدا کردن سیال غلیظ و شفاف در ابتدای فلوم نصب و یک زهکش در انتها فلوم برای تخلیه جریان اضافی ایجاد شد. قبل از شروع آزمایش‌ها سیال غلیظ نمکی با افزودن پرمنگنات جهت ردیابی سیال در ۴ مخزن مکعبی با ظرفیت ۵۰۰۰ لیتر تهیه می‌شد. پس از آماده‌سازی تمامی دستگاه‌ها و وسایل آزمایشگاهی، فلوم با آب شهری پر شده و سیال غلیظ توسط خط لوله‌ای از مخازن به مخزن پشت دریچه ورودی پمپ می‌شد، پس از هم‌ترازی سطح سیال غلیظ پشت دریچه و آب درون فلوم در ارتفاع ۳۵ سانتی‌متر، دریچه به‌طور ناگهانی به ارتفاع ۵ سانتی‌متر باز می‌شد. برای تعیین جریان غلیظ عبوری از دی‌سنج دستگاه با دقت یک‌هزارم لیتر در ثانیه استفاده شد. با باز شدن دریچه ورودی و ورود جریان غلیظ اندکی اغتشاش در فلوم ایجاد می‌شد، براین اساس محل موانع با فاصله ۲/۵۵ متری نسبت به دریچه قرار داده تا جریان به حالت پایدار برسد و فاصله دریچه تا انتها موانع نیز ۴/۷ متر بود. با سوراخ کردن پلاک‌سی مستطیل شکل، موانع استوانه‌ای از جنس چوب و به قطر یک‌ونیم و ارتفاع ۳۰ سانتی‌متر به‌صورت شطرنجی با فاصله ۳ سانتی‌متر از هم در راستای طول و عرض بر روی پلاک‌سی نصب شد، ارتفاع موانع به‌گونه‌ای انتخاب شد که هد جریان از موانع بالاتر نرود.

در مجموع ۱۲۰ آزمایش جریان غلیظ انجام شد، از این تعداد ۶۰ آزمایش با مانع و ۶۰ آزمایش بدون مانع بود. پارامترهای متغیر در این تحقیق در جدول (۱) ارایه شده است.

در این تحقیق جریان در کلیه آزمایش‌ها به صورت زیر بحرانی ایجاد می‌شد و مقدار غلظت هد جریان با استفاده از سیفون‌های نصب شده در قبل، بعد از مانع و ارتفاع و سرعت هد از فیلم‌های گرفته شده با استفاده از دوربین دیجیتال مشخص می‌شد.

به طور عددی به بررسی جریان کدر به صورت سه‌بعدی در تقابل با یک برآمدگی (به عنوان مانع) پرداختند. نتایج نشان داد که برخی ناهماهنگی‌ها در پروفیل‌های جریان به دلیل حرکت جانبی در نزدیکی دست انداز سه بعدی جریان مشاهده می‌شود. آنها همچنین بیان کردند که که اثر توپوگرافی برای ذرات بزرگتر بارزتر است. (۱۲) با انجام تست‌هایی در یک تحقیق عددی متوجه شدند که افزایش شیب سبب تشکیل سریع‌تر هد جریان غلیظ شده که همین امر کارایی موانع را کاهش می‌دهد. (۱۰) در یک تحقیق عددی و با توسعه مدل پویایی سیستم‌ها به شبیه‌سازی سد حاجیلرچای پرداختند که نتایج مناسبی از این مدل‌سازی بدست آمد. (۲۸) در یک تحقیق عددی روند انتشار دینامیکی جریان کدر چه قبل و چه پس از رسیدن به انتهای بسته را مورد تحلیل قرار دادند که مشخص شد این روش به خوبی و با دقت مناسب قادر به مدل‌سازی انتشار جریان غلیظ می‌باشد. (۶) به بررسی و پیش‌بینی جریان‌های رودخانه‌ها با استفاده از سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی متوالی پرداختند که این روش به خوبی توانست داده‌ها را مدل‌سازی کند. (۲۴) در تحقیقی عددی به بررسی روش ترکیبی مدل استنتاج عصبی- فازی تطبیقی با الگوریتم جهش قورباغه به هم ریخته در مدل‌سازی داده‌های رودخانه پرداختند و روش‌های ارایه شده به خوبی و با دقت مناسب توانستند داده‌ها را پیش‌بینی کنند. (۱۸) با استفاده از روش عصبی- فازی تطبیقی توسعه یافته، به مدل‌سازی درجه حرارت سطح دریاها پرداخت. در تهیه این روش تغییراتی توسط خود محقق در سیستم ایجاد شده بود. با آنالیز انجام شده مشخص شد که این روش دقت بسیار بالایی در مدل‌سازی داده‌ها دارد.

بر اساس مطالب ارایه شده در بخش قبل تلاش شده ابتدا بصورت آزمایشگاهی به بررسی تاثیر موانع استوانه‌ای به قطر ۱/۵ سانتی‌متر که بطور شطرنجی بر روی فلوم نصب شده بودند و با در نظر گرفتن متغیرهایی همچون دبی، غلظت ورودی و شیب پرداخته شود و بر اساس شار هد قبل و بعد از موانع، مقادیر درصد شار هد جریان غلیظ تعیین شود و سپس اقدام به آموزش سیستم استنتاج عصبی\_ فازی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور با نتایج آزمایشگاهی می‌شود و در نهایت میزان کارایی و دقت دو روش مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. دلیل استفاده از روش‌های هو شمند این می‌باشد که در مدل‌سازی پدیده‌های فیزیکی مختلف عملکردی نسبتاً مناسب داشته‌اند و توجهات بسیاری را به خود جلب نموده‌اند علاوه بر این بسیاری از اوقات طرح‌های آزمایشگاهی به صورت خاص برای شرایط یک مشکل طرح‌ریزی شده و هنگامی که طراحان نتایج آزمایشگاهی را دریافت می‌کنند، متوجه می‌شوند که در برخی شرایط نیاز به معرفی متغیرهای اضافی بوده که دست‌یابی به آزمایشگاه و ابزارآلات مربوطه و ایجاد تغییرات در محیط آزمایشگاهی بر اساس طرح تحقیقی جدید

### جدول ۱- معرفی پارامترهای مختلف اندازه‌گیری شده.

دبی (لیتر بر ثانیه)			غلظت (گرم بر لیتر)					شیب کف (درصد)				
Q <sub>1</sub>	Q <sub>2</sub>	Q <sub>3</sub>	Q <sub>4</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	S <sub>1</sub>	S <sub>2</sub>	S <sub>3</sub>	
۱/۵	۲	۲/۵	۳	۵	۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۰/۰۱	۰/۰۰۵	۰/۰۰۲	

سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی<sup>۲</sup>

گردآوری خروجی‌های تولید شده توسط قوانین مختلف (د) غیرفازی‌سازی نتایج فازی و تبدیل آن‌ها به یک خروجی مشخص. در بین سیستم‌های استنتاج فازی معمول، سیستم استنتاج فازی تاکاگی-سوگنو<sup>۳</sup> یکی از پرکاربردترین آنها می‌باشد. در سیستم استنتاج فازی تاکاگی-سوگنو، یک قانون فازی توسط یک ترکیب خطی وزنی از ورودی‌های واضح به جای یک مجموعه فازی ایجاد شده است. در این سیستم مرتبه اول یک قانون معمولی با دو قانون (IF\_THEN) فازی تنظیم شده است:

$$\text{IF } (x \text{ is } A_1) \text{ AND } (y \text{ is } B_1) \text{ THEN} \quad (1)$$

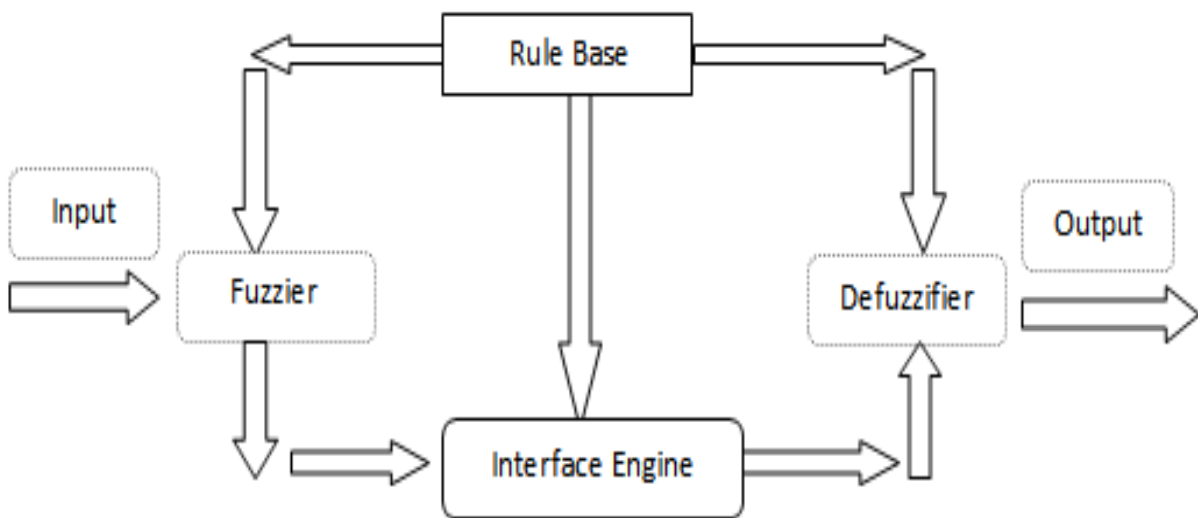
$$(f_1 = p_1x + q_1y + r_1)$$

$$\text{IF } (x \text{ is } A_2) \text{ AND } (y \text{ is } B_2) \text{ THEN} \quad (2)$$

$$(f_2 = p_2x + q_2y + r_2)$$

که  $A_1$ ،  $B_1$  و  $A_2$ ،  $B_2$  به ترتیب ارزش عضویت متغیرهای ورودی  $x$  و  $y$  را دارند و  $r_1, q_1, p_1$  و  $r_2, q_2, p_2$  به ترتیب پارامترهای عملکرد خروجی  $f_1$  و  $f_2$  می‌باشند. سیستم‌های فازی-عصبی نتیجه هیبریداسیون شبکه‌های عصبی و منطق فازی می‌باشند. در (۱۷) سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی به اسم انفیس<sup>۴</sup> معرفی شده است. سیستم انفیس یکی از قوی‌ترین سیستم‌های فازی-عصبی می‌باشد و در اصل از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه توابع عضویت سیستم فازی مبتنی بر سیستم استنتاج تاکاگی-سوگنو تشکیل شده است (۳۵).

منطق فازی مبتنی بر مفهوم مجموعه‌های فازی می‌باشد و براساس اصل عدم قطعیت در آن هیچ مرز واضح و روشنی وجود ندارد. مزیت منطق فازی نسبت به منطق بولی را می‌توان به توانایی آن در تعیین درجه عضویت و مقدار درستی بیان کرد که باعث شده در حل مسایل مختلف بسیار پرکاربرد باشد. این منطق از مجموعه اعداد حقیقی استفاده کرده که در آن صفر (کاملاً نادرست) و یک (کاملاً درست) مشخص شده، که به عنوان مقدار عضویت در آن شناخته می‌شود و عملکردی که نشان دهنده چنین مقادیری بوده، تابع عضویت نامیده می‌شود. توابع عضویت به اشکال مختلفی همچون مثلثی، دوزنقه‌ای، گوسی و سیگموئید معرفی شده‌اند و به هر حالتی براساس کاربرد و حالت مورد بررسی انتخاب می‌شوند. منطق فازی عملیات منطقی خاص خود مانند (or, and, IF) را دارد. هرکدام از این عملیات براساس مفهوم ارزش عضویت، تعریف خاص خود را دارند. قوانین فازی در واقع مؤلفه‌های مهم منطق فازی می‌باشند که قادر به مرتبط‌سازی مجموعه‌های فازی به یکدیگر هستند. طبق قانون (IF\_THEN) و در صورت صحیح بودن این قانون می‌توان تعیین کرد که چه نتیجه و با چه درجه عضویتی صحیح می‌باشد. یک سیستم استنتاج فازی معمولی از چهار مرحله تشکیل شده است (شکل ۱): (الف) فازی‌سازی متغیرهای ورودی (ب) بررسی خروجی هر قانون (ج)



شکل ۱- ساختار پایه شبکه انفیس.

دانش تجربی و در دسترس قرار دادن آن برای استفاده کاربران می‌باشد. از نظر ریاضی این شبکه‌ها اغلب به عنوان تقریبی جهانی شناخته شده و این توانایی را دارند که رابطه‌ای از الگوهای معین استخراج نمایند و مشکلات پیچیده‌ای مانند شناخت الگو، مدل‌سازی غیرخطی، طبقه‌بندی و کنترل را برطرف نمایند. متداول‌ترین معماری

شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور<sup>۵</sup>

شبکه عصبی با استفاده از زیست‌شناسی عصبی و با بهره‌گیری از پردازنده توزیع موازی قادر است که با تعمیم مدل‌های ریاضی، مطالب را برای درک انسان ایجاد نماید. در واقع شبکه عصبی متشکل از واحدهای پردازش ساده بعنوان نورون‌هایی بوده که قادر به ذخیره

<sup>4</sup> ANFIS

<sup>5</sup> feedforward neural network

<sup>2</sup> adaptive neuro-fuzzy inference system

<sup>3</sup>Takagi-Sugeno

پارامتری می‌باشد که در طی مراحل مدل‌سازی لازم به طراحی بوده و لازم است به صورت بهینه تعیین شود. در این بخش توجه به سه نکته حایز اهمیت می‌باشد:

۱- به منظور آموزش صحیح و جلوگیری از خطای احتمالی سیستم انفیس و تاثیر مناسب هر یک از ورودی‌ها بر خروجی مورد نظر لازم است ابتدا داده‌ها نرمالیزه شوند و سپس به شبکه اعمال گردند. جهت نرمالیزه نمودن نیز کفیسست به این صورت عمل کرده که داده‌های مربوط به هر پارامتر ورودی بر مقدار ماکزیمم آن پارامتر تقسیم شده تا داده‌های مربوطه در بازه صفر و یک قرار گیرند.

۲- در آموزش سیستم عصبی\_فازی تطبیقی (انفیس) از داده‌های بدست آمده از آزمایشات با دبی (۱/۵ و ۲ لیتر بر ثانیه)، غلظت (۵، ۱۰ و ۱۵ گرم بر لیتر) و شیب (۰/۰۱ و ۰/۰۵) استفاده شد و جهت آموزش سیستم به کار برده شده، از داده‌های آزمایشگاهی کاملاً جدیدی جهت تست استفاده شد به این صورت که از دبی (۲/۵ و ۳ لیتر بر ثانیه)، غلظت (۲۰ و ۲۵ گرم بر لیتر) و شیب (۰/۰۲) توسط نویسندگان مورد استفاده قرار گرفت، مشخصاً سیستمی عملکرد مناسب‌تری دارد که خطای تخمین خروجی آن برای هر دو داده‌های آموزشی و تست کمترین مقدار باشد.

۳- سیستم انفیس بهینه به صورتی انتخاب می‌شود که معیار RMSE برای داده‌های آموزشی بسیار کم بوده و R آن بسیار زیاد و نزدیک به یک باشد (این دو از اصلی‌ترین معیارهای بررسی کارایی روش‌های مدل‌سازی بوده و در ارزیابی روش‌های هوشمند مدل‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند (۳۱))، پس از اینکه نتایج مناسب برای داده‌های آموزش ارائه شد این دو شرط برای داده‌های تست نیز مورد ارزیابی قرار می‌گیرد سپس ساختاری انتخاب می‌شود که حالت بهینه برای داده‌های آموزشی و تست ایجاد کند.

بر اساس مطالب ارائه شده در بندهای بالا، در این بخش به شبیه‌سازی و آموزش سیستم به ازای تعداد خوشه‌های مختلف انفیس پرداخته شده تا بدین طریق تعداد خوشه‌هایی که در آنها خطای مدل‌سازی کمترین بوده، تعیین شود.

با بررسی جدول (۲) واضح است که سیستم با تعداد ۵ خوشه مناسب‌ترین شبکه برای مدل‌سازی داده‌های آزمایشی بوده و کمترین خطاها را به ترتیب ۰/۰۲ و ۰/۰۱۸ را برای داده‌های آموزشی و تست نشان داده است. البته با بررسی نتایج این شبکه با سایر ساختارهای مشخص شد که خطای آموزش کمتر نیز در سایر ساختارها مشاهده شده اما ساختار انفیس با تعداد ۵ خوشه مقدار خطای آموزش و تست کمتر و رگسیون (R) بیشتر داشته است که در پیش‌بینی داده‌های جدید بسیار کارآمد می‌باشد. در ادامه به بررسی دقیق‌تر نمودارهای رگرسیون این شبکه برای داده‌های آموزشی و تست در شکل (۳) پرداخته شده است.

شبکه‌های عصبی که توسط مهندسين آب مورد استفاده قرار می‌گیرد، پرسپترون چند لایه<sup>۶</sup> بوده که یک شبکه عصبی پیش‌خور می‌باشد و از سه لایه نورون شامل لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه خروجی تشکیل شده است.

$$Y_t = f_2 \left[ \sum_{j=1}^J W_{jt} f_1 \left( \sum_{i=1}^I W_{ij} X_i \right) \right] \quad (3)$$

به ترتیب  $W_j$  و  $W_i$  ورودی شبکه،  $X_i$  خروجی شبکه،  $Y_t$  که وزن‌های بین نورون‌های ورودی و لایه پنهان و بین لایه پنهان و لایه خروجی و به ترتیب توابع فعال‌سازی لایه پنهان و لایه  $f_1$  و  $f_2$  خروجی و تابعی از تانسینگموئید در نظر  $f_1$  خروجی می‌باشند. در این مقاله تابع خطی تعریف شده و  $f_2$  گرفته شده که تابعی غیر خطی بوده و (۵) معرفی شده است: (۴) توسط معادله

$$f_1 = \frac{2}{(1 + \exp(-2x))} - 1 \quad (4)$$

$$f_2(x) = x \quad (5)$$

روند کارکرد شبکه‌های پیش‌خور به این گونه می‌باشد که ابتدا اطلاعات از لایه ورودی به لایه پنهان و متعاقب آن به لایه خروجی انتقال داده و مورد پردازش قرار می‌گیرد. توابع انتقال در لایه پنهان به عنوان بخش غیرخطی شبکه عمل کرده و در بین الگوریتم‌های مختلف آموزش، الگوریتم لونیبرگ-مارکواریت<sup>۷</sup> از محبوب‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورد استفاده در آموزش شبکه‌های عصبی پیش‌خور می‌باشد. با توجه به کارایی بالا این الگوریتم، در این تحقیق نیز جهت آموزش مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته است (۳۱).

## نتایج

در این بخش بر اساس متغیرهایی همچون شیب کف، دبی و غلظت ورودی به ارائه نتایج حاصل از مدل‌سازی داده‌های درصد کاهش شار هد جریان پرداخته شده است این پارامتر با اندازه‌گیری مقدار شار هد جریان قبل و بعد از مانع محاسبه می‌گردد و با انتخاب ساختار بهینه از دو روش سیستم استنتاج عصبی\_فازی تطبیقی و عصبی پیش‌خور به مدل‌سازی درصد کاهش شار هد جریان پرداخته شده است.

## نتایج مدل‌سازی با سیستم استنتاج عصبی\_فازی تطبیقی

در این بخش به مدل‌سازی داده‌های آزمایشگاهی با استفاده از سیستم استنتاج عصبی\_فازی تطبیقی (انفیس) پرداخته شده است، ورودی‌های معرفی شده به این شبکه شامل شیب کف، دبی و غلظت ورودی بوده و خروجی شبکه درصد کاهش شار هد جریان غلیظ می‌باشد. در سیستم استنتاج عصبی\_فازی تطبیقی (انفیس) تعداد خوشه‌ها،

<sup>7</sup> Levenberg-Marquardt

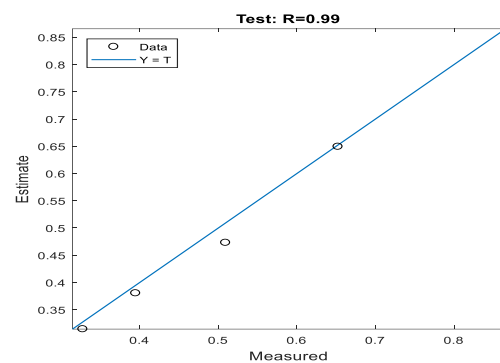
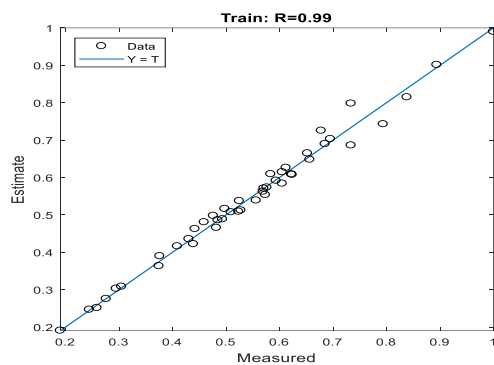
<sup>۶</sup> Multilayer Perceptrons



جدول ۲- عملکرد سیستم عصبی-فازی تطبیقی (انفیس) به ازای ساختارهای مختلف شبکه

تست		آموزش		ساختار
RMSE	R	RMSE	R	
۰/۰۳۵	۰/۹۹	۰/۰۲۹	۰/۹۸	۳
۰/۰۵۴	۰/۹۹	۰/۰۲۷	۰/۹۹	۴
۰/۰۱۸	۰/۹۹	۰/۰۰۲	۰/۹۹	۵
۰/۰۷۶	۰/۹۹	۰/۰۱۶	۰/۹۹	۶
۰/۰۴۵	۰/۹۸	۰/۰۱۲	۰/۹۹	۷
۰/۰۳۹	۰/۹۴	۰/۰۱۵	۰/۹۹	۸
۰/۰۶۸	۰/۹۶	۰/۰۰۳	۰/۹۹	۹
۰/۰۳۹	۰/۹۹	۰/۰۰۳	۰/۹۹	۱۰
۰/۰۲۴	۰/۹۵	۰/۰۰۲	۰/۹۹	۱۱
۰/۱۳۵	۰/۴۷	۰/۰۰۵	۰/۹۹	۱۲
۰/۰۳۳	۰/۳۸	۰/۰۰۷	۰/۹۹	۱۳
۰/۰۰۸	۰/۹۶	۰/۰۰۱	۰/۹۹	۱۴
۰/۰۶۳	۰/۸۶	۰/۰۰۱	۰/۹۹	۱۵
۰/۱۴۹	۰/۹۳	۰/۰۰۳	۰/۹۹	۱۶
۰/۰۶۶	۰/۸۶	۰/۰۰۲	۰/۹۹	۱۷
۰/۱۰۸	۰/۹۶	۰/۰۰۱	۰/۹۹	۱۸

درصد کاهش شار هد جریان غلیظ



شکل ۲- نمودار رگرسیون داده‌های آموزش و تست برای سیستم فازی-عصبی تطبیقی (انفیس)

در این بخش به ارزیابی نتایج مدل‌سازی داده‌های درصد کاهش هد جریان غلیظ نمکی بر اساس پارامترهای ورودی پرداخته شده است. به این صورت که ابتدا به مدل‌سازی داده‌ها برای شبکه‌های عصبی پیش‌خور با ساختارهای مختلف (تعداد خروجی، تعداد نورون‌های لایه پنهان و تعداد ورودی) پرداخته شده و سپس براساس معیار RMSE و R بهترین ساختار انتخاب شده است. در جدول (۳) نتایج مدل‌سازی داده‌ها توسط شبکه عصبی پیش‌خور ارائه شده است.

شکل (۲) نمودار رگرسیون را برای داده‌های آموزش و تست سیستم انفیس با تعداد ۵ خوشه نشان می‌دهد، همان‌طور که مشخص است هر چه مقدار رگرسیون به ۱ نزدیک‌تر بوده، آن شبکه عملکرد بهتری در پیش‌بینی داده‌های جدید دارد. مقدار رگرسیون داده‌های آموزشی و تست مقدار ۰/۹۹ بوده که عملاً یک می‌باشند و نشان از قدرت پیش‌بینی بسیار بالای این شبکه برای داده‌های مفروض دارد. در ادامه به مدل‌سازی داده‌های آزمایشگاهی با شبکه عصبی پیش‌خور پرداخته شده است.

**نتایج مدل‌سازی با روش شبکه عصبی پیش‌خور**

جدول (۳) عملکرد شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور به ازای ساختارهای مختلف شبکه

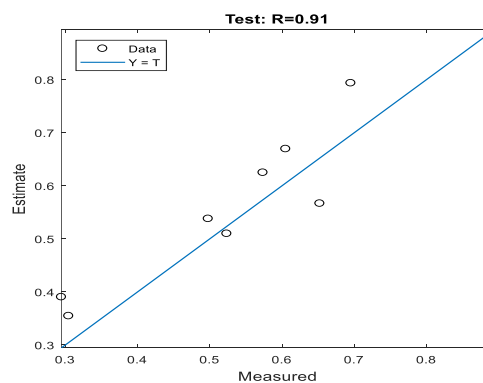
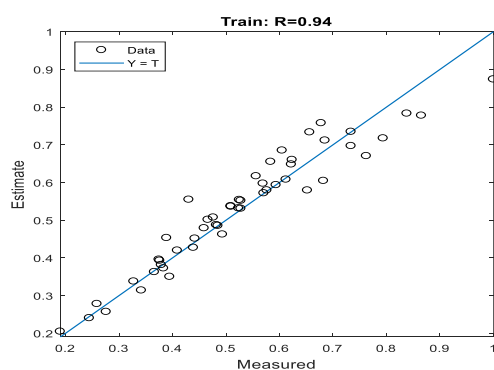
تست		آموزش		ساختار
RMSE	R	RMSE	R	
۱/۶۴۳	۰/۹۷	۰/۷۴۴	۰/۹۷	۱-۳-۳
۱/۶۶۶	۰/۹۸	۰/۷۵۴	۰/۹۷	۱-۴-۳
۱/۶۳۳	۰/۹۷	۰/۷۰۹	۰/۹۷	۱-۵-۳
۱/۶۶۲	۰/۹۹	۰/۷۴۵	۰/۹۸	۱-۶-۳
۱/۶۱۴	۰/۹۹	۰/۷۳۷	۰/۹۷	۱-۷-۳
۱/۶۴۳	۰/۹۷	۰/۷۵۵	۰/۹۸	۱-۸-۳
۱/۵۴۲	۰/۹۱	۰/۷۱۱	۰/۹۴	۱-۹-۳
۱/۷۷۵	۰/۹۶	۰/۷۶۶	۰/۹۶	۱-۱۰-۳
۱/۶۶۹	۰/۹۸	۰/۷۵۳	۰/۹۶	۱-۱۱-۳
۱/۶۱۳	۰/۹۹	۰/۷۲۶	۰/۹۶	۱-۱۲-۳
۱/۵۳۲	۰/۸۸	۰/۶۲۲	۰/۸۱	۱-۱۳-۳
۱/۶۴۱	۰/۹۹	۰/۷۴۳	۰/۹۶	۱-۱۴-۳
۱/۶۷۹	۰/۹۹	۰/۷۴۸	۰/۹۵	۱-۱۵-۳
۱/۶۳۷	۰/۹۷	۰/۷۹۱	۰/۹۷	۱-۱۶-۳
۱/۶۳۸	۰/۹۹	۰/۷۳۳	۰/۹۸	۱-۱۷-۳
۱/۶۳۱	۰/۹۷	۰/۷۹۹	۰/۹۴	۱-۱۸-۳

درصد کاهش شار هد جریان غلیظ

پرداخته شده است. در ادامه به بررسی مقادیر رگرسیون این ساختار شبکه عصبی برای داده‌های آموزشی و تست پرداخته شده است. براساس شکل (۳) که نشان دهنده نمودار رگرسیون برای شبکه عصبی پیش‌خور با ساختار (۱-۹-۳) می‌باشد مشخص شد که داده‌های برازش شده بر روی داده‌ها به خط مرجع با شیب ۱ بسیار نزدیک می‌باشند همچنین ضریب رگرسیون برای داده‌های آموزشی و تست به ترتیب ۰/۹۴ و ۰/۹۱ می‌باشد، که نشان از قدرت پیش‌بینی مطلوب‌تر این ساختار نسبت به سایرین دارد. اما همان‌گونه که مشخص است خطای آموزشی و تست مقادیر بسیار بیشتری نسبت به مدل‌سازی در روش قبلی بوده که نشان از کارایی نسبتاً پایین این روش دارد.

در جدول (۳) نتایج مدل‌سازی داده‌های درصد کاهش با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور به همراه تعداد نورون‌های لایه مخفی مختلف ارایه شده است. با توجه به جدول (۳) مشخص شد که شبکه عصبی پیش‌خور در مدل‌سازی و پیش‌بینی این داده‌ها اندکی به مشکل برخورد است.

با توجه به جدول (۳) واضح است که شبکه با ساختار (۱-۹-۳) مناسب‌ترین شبکه برای مدل‌سازی داده‌های مربوطه از میان سایر ساختارها می‌باشد و مقدار خطای پیش‌بینی را برای داده‌های آموزشی ۰/۷۱۱ و برای داده‌های تست ۱/۵۴۲ می‌باشد این مقادیر خطا در میان بقیه ساختارهای عصبی کمینه می‌باشد ولی در واقع مقدار خطای نسبتاً بالایی می‌باشد. هرچند برای بررسی بهتر و بیشتر در ادامه به ارایه اشکال و روندهای مربوط به آن

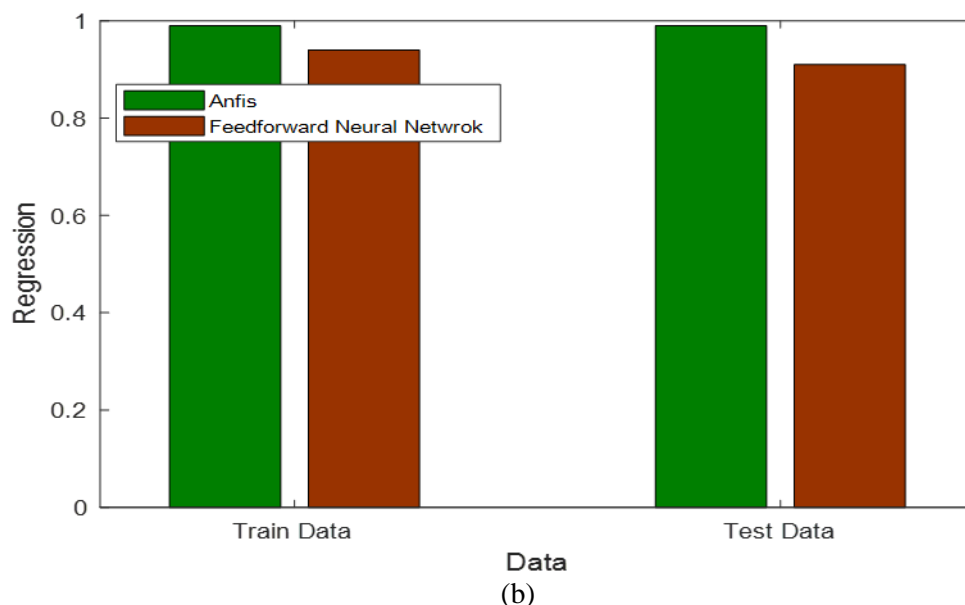
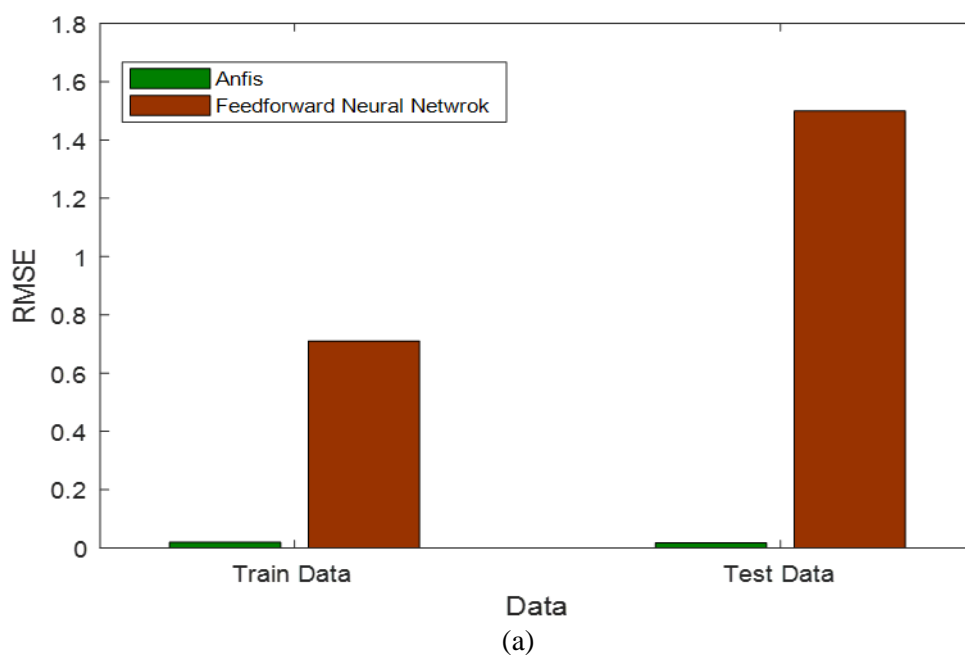


شکل ۳- نمودار رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور

کارایی بهتر، خطای پیش‌بینی کمتر و قدرت پیش‌بینی بیشتری دارد. براین اساس سیستم انفیس با مناسبترین تعداد خوشه و شبکه عصبی پیش‌خور با تعداد نورون مخفی بهینه با هم مقایسه شده‌اند. نتایج مقایسه در شکل (۴) ارائه شده است.

### مقایسه سیستم انفیس و شبکه عصبی پیش‌خور در مدل‌سازی درصد کاهش شار هد جریان

در این بخش عملکرد روش هوشمند سیستم انفیس با روش شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور در مدل‌سازی و پیش‌بینی مقادیر درصد کاهش هد جریان مورد مقایسه قرار گرفته است تا بتوان تعیین نمود کدام روش مدل‌سازی



شکل (۴) مقایسه سیستم عصبی\_فازی تطبیقی (انفیس) با شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور (a) مقایسه RMSE ، (b) مقایسه رگرسیون

شار هد جهت مدل سازی جریان غلیظ نمکی با استفاده از سیستم انفیس و روش شبکه عصبی مصنوعی پیش خور استفاده شده است. با مقایسه انجام شده مشخص شد که سیستم انفیس برای داده‌های آموزشی و تست عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی پیش خور داشته است.

### ملاحظات اخلاقی پیروی از اصول اخلاق پژوهش

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

### حامی مالی

هزینه تحقیق حاضر توسط نویسندگان مقاله تامین شده است.

### مشارکت نویسندگان

طراحی و ایده‌پردازی: مهدی درخشان نیا ، مهدی قمشی ، سید سعید اسلامیان ، سید محمود کاشفی پور  
روش شناسی و تحلیل داده‌ها: مهدی درخشان نیا ، مهدی قمشی ، سید سعید اسلامیان ، سید محمود کاشفی پور  
نظارت و نگارش نهایی: مهدی درخشان نیا ، مهدی قمشی

### تعارض منافع

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

### References

1. Abbaspour A, Farsadizadeh D, Ghorbani MA (2013). Estimation of hydraulic jump on corrugated bed using artificial neural networks and genetic programming. *Water Sci Eng* 6:189–198.
2. Abhari, M.N., Iranshahi, M., Ghodsian, M. and Firoozabadi, B., (2018). Experimental study of obstacle effect on sediment transport of turbidity currents. *Journal of Hydraulic Research*, 56(5), pp.618-629.
3. Asghari Pari, S. A., Kashefipour, S. M., Ghomeshi, M. (2017). An experimental study to determine the obstacle height required for the control of subcritical and supercritical gravity currents. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 21(9): 1080-1092.
4. Baghalian, S. and Ghodsian, M., (2020). Experimental study on the effects of artificial bed roughness on turbidity currents over abrupt bed slope change. *International*

همان‌طور که از شکل (۴a) مشخص است عملکرد سیستم انفیس با ۵ خوشه عملکرد بسیار بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی پیش خور با ۹ نورون مخفی داشته است و همان‌طور که مشخص شد شاخص RMSE برای سیستم انفیس در پیش‌بینی داده‌های آموزشی مقداری بسیار کم و نزدیک به صفر می‌باشد در حالی که این شاخص برای شبکه عصبی مصنوعی پیش خور به مراتب بیشتر بوده است. با بررسی عملکرد این دو روش برای داده‌های تست (داده‌های آزمایشی کاملاً جدید با شرایط متفاوت) مشخص شد که عملکرد سیستم انفیس بسیار بهتر از شبکه عصبی پیش خور بوده و کاملاً مشخص است که معیار RMSE نشان از برتری روش هوشمند سیستم انفیس دارد. در شکل (۴b) به مقایسه مقدار رگرسیون دو روش مدل‌سازی برای داده‌های آموزشی و تست پرداخته شده است. در هر دو روش مقدار رگرسیون نزدیک به یک بدست آمده، با این حال تفاوت‌هایی در مقدار رگرسیون آنها مشاهده می‌شود که به دلیل نزدیکی بسیار به ۱ می‌توان هر دو روش را از دیدگاه رگرسیون مناسب ارزیابی نمود.

### نتیجه‌گیری

این تحقیق آزمایشگاهی\_ عددی از تحقیق‌هایی نوینی می‌باشد که به مدل‌سازی مقادیر در صد کاهش شار هد جریان غلیظ پرداخته است. براین اساس به بررسی تاثیر غلظت، دبی جریان ورودی و شیب کف با در نظر گرفتن موانع استوانه‌ای به قطر ۱/۵ سانتی‌متر بر هد جریان غلیظ نمکی به طور آزمایشگاهی پرداخته شده است. در بخش اول این تحقیق به محاسبه مقادیر شار هد جریان غلیظ برای حالت‌های مانع‌دار و بدون مانع پرداخته و سپس مقادیر درصد کاهش هد جریان غلیظ نمکی مشخص شده است، در بخش دوم از داده‌های در صد کاهش

*Journal of Sediment Research*, 35(3), pp.256-268.

5. Basson, G. R. (2009). Management of siltation in existing and new reservoirs. General report Q. 89, Proc. of the 23rd congress of the Int. Commission on Large Dams CIGBICOLD (vol. 2),
6. Belvederesi, C., Dominic, J. A., Hassan, Q. K., Gupta, A., and Achari, G. (2020). Predicting river flow using an AI-based sequential adaptive neuro-fuzzy inference system. *Water*, 12(6), 1622.
7. Beyer Portner, N., and Schleiss, A. (1998). Erosion des bassins versants alpins par ruissellement de surface (PhD thesis No. 1815, Communication No. 6) Constructions (LCH), Ecole Polytechnique Federale de Lausanne EPFL, Switzerland. effect of shear-induced lift force. *Scientific Reports*, 10(1), 1-17.
8. Bishop, C. M. (2006). Pattern recognition and machine learning. Cambridge: Springer. and

- consequent coastal land loss. *Marine Geology*, 129(3-4), 189-195.
9. Davoodi, L., and Shafaei Bajestan, M. (2011). Application of submerged plates in bed sediment load control of branched catchments from trapezoidal irrigation canals. *Water and Irrigation Management*, 1 (2): 59-71. (In Persian).
  10. Ebrahimzadeh, A., Zarghami, M., Nooranif, V. (2019). Overtopping risk management by system dynamics and Monte-Carlo simulations, Hajilarchay Dam of Iran. *Water and Irrigation Management*, 5 (1): 96-81. (In Persian).
  11. Eghbalzadeh, A., and Javan, M. (2011). Numerical simulation of a turbidity current flowing over a solid obstacle. In 2nd International Conference on Environmental Science and Development.
  12. Georgoulas, A. N., Angelidis, P. B., Panagiotidis, T. G., and Kotsovinos, N. E. (2010). 3D numerical modelling of turbidity currents. *Environmental fluid mechanics*, 10(6), 603-635.
  13. Goodarzi, D., Lari, K. S., Khavasi, E., and Abolfathi, S. (2020). Large eddy simulation of turbidity currents in a narrow channel with different obstacle configurations. *Scientific Reports*, 10(1), 1-16.
  14. He, Z., Zhao, L., Hu, P., Yu, C. and Lin, Y.T., (2018). Investigations of dynamic behaviors of lock-exchange turbidity currents down a slope based on direct numerical simulation. *Advances in Water Resources*, 119, pp.164-177.
  15. Houichi L, Dechemi N, Heddam S, Achour B (2013). An evaluation of ANN methods for estimating the length of hydraulic jumps in U-shaped channel. *J Hydroinform* 15:147-154.
  16. Huang, S., Huang, W., and Shen, Q. (2020). Effects of Bottom Obstacle Structure on Density-Induced Flow. *E&ES*, 455(1), 012024.
  17. Jang J-SR (1993) ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 23(3):665-685.
  18. Kale, S. (2020). Development of an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model to predict sea surface temperature (SST). *Oceanological and Hydrobiological Studies*, 49(4), 354-373.
  19. Khavasi, E., Afshin, H., and Firoozabadi, B. (2012). Effect of selected parameters on the depositional behaviour of turbidity currents. *Journal of Hydraulic Research*, 50(1), 60-69.
  20. Koohandaz, A., Khavasi, E., Eyvazian, A., and Yousefi, H. (2020). Prediction of particles deposition in a dilute quasi-steady gravity current by Lagrangian markers:
  21. Ghorban Moghadam, A., and Ghomshi, M. (2015). Laboratory study of controlling concentrated salt flow by means of cylindrical barriers. *Iranian Journal of Water Research*, 9 (3 (18 in a row)), 111-120.
  22. Lai, Y. G., Huang, J., and Wu, K. (2015). Reservoir turbidity current modeling with a two-dimensional layer-averaged model. *Journal of Hydraulic Engineering*, 141(12), 04015029.
  23. Marosi, M., Ghomeshi, M. and Sarkardeh, H., (2015). Sedimentation control in the reservoirs by using an obstacle. *Sadhana*, 40(4), pp.1373-1383.
  24. Mohammadi, B., Linh, N. T. T., Pham, Q. B., Ahmed, A. N., Vojteková, J., Guan, Y., ... and El-Shafie, A. (2020). Adaptive neuro-fuzzy inference system coupled with shuffled frog leaping algorithm for predicting river streamflow time series. *Hydrological Sciences Journal*, 65(10), 1738-1751.
  25. Naftchali, A.K., Khozayemnezhad, H., Akbarpour, A. and Varjavand, P., (2016). Experimental study on the effects of artificial vegetation density on forehead of saline current flow. *Ain Shams Engineering Journal*, 7(2), pp.799-809.
  26. Nakajima, T. (2002). Laboratory experiments and numerical simulation of sediment-wave formation by turbidity currents. *Marine Geology*, 192(1-3), 105-121.
  27. Nasr-Azadani, M. M., and Meiburg, E. (2014). Influence of seafloor topography on the depositional behavior of bidisperse turbidity currents: A three-dimensional, depth-resolved numerical investigation. *Environmental Fluid Mechanics*, 14(2), 319-342.
  28. Oehy, C. D., and Schleiss, A. J. (2007). Control of turbidity currents in reservoirs by solid

- and permeable obstacles. *Journal of Hydraulic Engineering*, 133(6), 637-648.
29. Oehy, C. D., De Cesare, G., and Schleiss, A. J. (2010). Effect of inclined jet screen on turbidity current. *Journal of Hydraulic Research*, 48(1), 81-90.
  30. Pirnia, S. P., Wali Samani, J. and monaem, M. J. (2012). Spatial and temporal study of salinity infiltration in tidal river using COHERENS model: a case study of Bahmanshir river. *Journal of Water and Irrigation Management*, 3 (1): 27-13. (In Persian).
  31. Rojas, R., (2013). *Neural networks: a systematic introduction*. Springer Science & Business Media.
  32. Schleiss, A. J., Franca, M. J., Juez, C., and De Cesare, G. (2016). Reservoir sedimentation. *Journal of Hydraulic Research*, 54(6), 595-614.
  33. Stanley, D. J. (1996). Nile delta: extreme case of sediment entrapment on a delta plain
  34. Soler, M., Colomer, J., Folkard, A., and Serra, T. (2020). Particle size segregation of turbidity current deposits in vegetated canopies. *Science of The Total Environment*, 703, 134784.
  35. Takagi T, Sugeno M (1985) Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Trans Syst Man Cybern* 1:116-132.
  36. Wang, Z.-y., and Hu, C. (2009). Strategies for managing reservoir sedimentation. *International Journal of Sediment Research*, 24(4), 369-384.
  37. Wilson, R. I., and Friedrich, H. (2014). Dynamic analysis of the interaction between unconfined turbidity currents and obstacles. In *9th International Symposium on Ultrasonic Doppler Methods for Fluid Mechanics and Fluid Engineering*, Strasbourg, France.
  38. Xu, J., Li, Y., Xuan, G., Melville, B.W. and Macky, G.H., (2020). Numerical simulation of turbidity current in approach channels with a closed end. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 146(5), p.04020036.