

# کاربرد مدل‌های هوش مبتنی بر محاسبات نرم در بررسی میزان ضریب تخلیه دریچه کشویی در حالت جریان آزاد و آستانه متقارن به کمک مدل‌های ANN، GEP و SVM

- حمیدرضا عباس‌زاده<sup>۱</sup>، یوسف حسن‌زاده<sup>۲\*</sup>، رسول دانش‌فراز<sup>۴</sup>، رضا نوروزی<sup>۵</sup>
- ۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
  - ۲- استاد، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
  - ۳- شرکت مهندسی مشاور فرازآب، دفتر برنامه‌ریزی و مدیریت پروژه، تبریز، ایران
  - ۴- استاد، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران
  - ۵- دکتری، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران

پست الکترونیکی نویسندگان:

۱- [ha.abbaszadeh@tabrizu.ac.ir](mailto:ha.abbaszadeh@tabrizu.ac.ir)

۲ و ۳- [yhassanzadeh@tabrizu.ac.ir](mailto:yhassanzadeh@tabrizu.ac.ir)

۴- [daneshfaraz@maragheh.ac.ir](mailto:daneshfaraz@maragheh.ac.ir)

۵- [norouzi@maragheh.ac.ir](mailto:norouzi@maragheh.ac.ir)

## چکیده:

در پژوهش حاضر میزان ضریب‌دبی دریچه کشویی با استفاده از روش‌های داده کاوی مبتنی بر مدل‌های ماشین‌بردار پشتیبان (SVM)، برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه (KNN) برای نخستین رابطه تئوری ارائه شده برای دریچه‌های کشویی در حالت آستانه غیرهم‌عرض، مورد ارزیابی قرار گرفت، تا عملکرد آن با استفاده از روش‌های محاسبات نرم سنجیده شود. برای مدل SVM، کرنل تابع پایه شعاعی (RBF) نتایج بهتری در مقایسه با کرنل‌های چند جمله‌ای (Polynomial)، خطی (Linear) و سیگموئید (Sigmoid) دارد. شاخص‌های آماری R، KGE، RMSE و MRE% برای مدل SVM-RBF در مرحله آزمون به ترتیب ۰/۹۶، ۰/۹۰، ۰/۱۸ و ۱/۹۲ است. در مدل KNN فاصله اندازه‌گیری Manhattan دقت بالاتری در پیش‌بینی ضریب‌دبی نسبت به معیارهای Euclidean، Euclidean Squared و Chebychev داشت. روش ANN در مقایسه با مدل‌های SVM، GEP و KNN دقت بیشتری دارد به طوری که برای این مدل  $MRE\% = 1/15$  و  $RMSE = 0/098$  است.

## واژگان کلیدی:

اندازه‌گیری دبی، ضریب‌دبی، سازه کنترل، مدل‌های هوشمند، شاخص‌های آماری.

---

\* یوسف حسن‌زاده، استاد دانشکده مهندسی عمران - دانشگاه تبریز.  
ایمیل: [yhassanzadeh@tabrizu.ac.ir](mailto:yhassanzadeh@tabrizu.ac.ir) (نویسنده مسئول مقاله)

# Application of intelligence models based on soft computing in investigating the discharge coefficient of the sluice gate under free-flow condition and symmetrical sill with the help of KNN, ANN, GEP and SVM models

H. Abbaszadeh <sup>۱</sup>, Y. Hassanzadeh <sup>۲,۳\*</sup>, R. Daneshfaraz <sup>۴</sup>, R. Norouzi <sup>۵</sup>

۱- Ph.D. Student, Dept. of Civil Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

۲- Professor, Dept. of Civil Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

۳- Farazab Consulting Engineering Co., PMO, Tabriz, Iran

۴- Professor, Dept. of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran.

۵- Ph.D. Dept. of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran.

## Abstract:

The use of sills with the gates leads to a reduction in the height of the gate. The sills affecting the flow, change its quantities, especially the discharge coefficient. In the present research, the amount of discharge coefficient of the sluice gate is examined for the first presented theoretical relationship in a non-suppressed sill state; to measure its performance using soft computing methods. For the models, ۷۰% of the data were used for the training phase and the rest for the testing phase. The results of statistical indicators showed that in all SVM, KNN, GEP, and ANN models, the model with all input parameters was recognized as the superior model. In the SVM model, the results of various kernels showed that the Radial Basis Function kernel has better results in predicting the discharge coefficient compared to the Polynomial, Linear, and Sigmoid kernels. The results of the correlation coefficient (R), Root Mean Square Error (RMSE), mean percentage Relative Error (MRE%), and Kling Gupta Efficiency (KGE) in the test stage for the SVM model were ۰,۹۶, ۰,۰۱۸, ۰,۹۰, and ۱,۹۲%, respectively. The results of the neighbor coefficient (K) showed that in the K equal ۲, the RMSE and MRE had a lower value and were close to the experimental results. In addition, in the KNN model, among distance criteria measures (Manhattan, Euclidean, Euclidean Squared, and Chebychev), the Manhattan criteria has a higher accuracy in predicting the discharge coefficient than the other ones. For this model, the results were ۰,۹۷, ۰,۰۱۶, ۰,۹۶, and ۱,۷۰%, respectively in the testing phase. In addition, the results for the GEP model were ۰,۹۸, ۰,۰۱۹, ۰,۸۵, and ۲,۲۸%, respectively. In the present research, the ANN method is more accurate compared to SVM, GEP, and KNN models; so that, for the ANN model, the KGE was in the very good range.

**Keywords:** Discharge measurement, Discharge coefficient, Control structure, Intelligent models, Statistical indicators.

## ۱- مقدمه و تاریخچه تحقیقات

دریچه‌ها از انواع سازه‌های هیدرولیکی هستند که در آن‌ها حرکت آب از زیر دریچه و گاه از روی دریچه صورت می‌پذیرد. از پرکاربردترین این دریچه‌ها، دریچه‌های کشویی هستند که به صورت صفحه‌ای عمودی در مسیر جریان به منظور تنظیم میزان بازشدگی، بالا و پائین حرکت می‌کنند. تعیین میزان دبی عبوری و تخمین ضریب‌دبی یکی از مهم‌ترین مسائل موجود در مهندسی هیدرولیک بوده و کمک شایانی به مهندسان و کاربران به منظور طراحی سازه و آگاهی از وضعیت جریان می‌کند. کنترل میزان سطح آب بالادست دریچه، تنظیم دبی و همچنین میزان دقت عبوری جریان از زیر دریچه به ترتیب براساس میزان بازشدگی دریچه از کف کانال و تخمین ضریب‌دبی دریچه صورت می‌گیرد. در دهه‌های اخیر با توجه به کمبود منابع آب، لزوم استفاده بهینه از منابع آبی و بهره‌گیری مطلوب از آن بایستی مورد توجه قرار گیرد. جهت جلوگیری از هدر رفت آب بایستی در کنترل و توزیع آب در شبکه‌های آبیاری نهایت دقت به عمل آید و دریچه‌ها با توجه به شرایط هر منطقه به‌طور صحیح و اصولی انتخاب شوند. در مواقعی که ارتفاع دریچه از یک معیار خاص طراحی تجاوز نماید، از دریچه‌های دوتایی یا سه‌تایی استفاده می‌شود [۱،۲]. در حالی که استفاده از این نوع دریچه‌ها هزینه‌های زیادی در بردارد. یکی از راه‌حل‌های اساسی به منظور حل این مسئله، استفاده از ترکیب دریچه-آستانه می‌باشد [۲]. کاربرد آستانه باعث افزایش ضریب‌دبی دریچه می‌شود.

در زمینه وجود آستانه هم‌عرض کانال و ترکیب آن با دریچه کشویی مطالعات متعددی انجام شده است که می‌توان به بررسی آزمایشگاهی تأثیر استفاده از آستانه‌های چند ضلعی و دایروی در زیر دریچه کشویی بر میزان ضریب‌دبی در شرایط جریان آزاد اشاره کرد [۳]. Alhamid [۳] افزایش میزان ضریب‌دبی در حالت استفاده از آستانه نسبت به حالت بدون آستانه در تمامی مدل‌های آزمایشگاهی را گزارش نمود. Negm et al. [۱] بررسی آزمایشگاهی دریچه کشویی با آستانه را در شرایط جریان فوق بحرانی و زیر بحرانی مورد مطالعه قرار دادند. آن‌ها ضریب‌دبی را تابعی از نسبت اختلاف عمق بالادست و پائین‌دست دریچه به میزان بازشدگی دریچه، نسبت عمق بالادست به میزان بازشدگی، نسبت عمق پایاب به بازشدگی دریچه و پارامترهای هندسی آستانه عنوان کردند. Salmasi and Norouzi

[۴] تأثیر شکل‌های مختلف هندسی آستانه هم‌عرض کانال بر ضریب‌دبی دریچه کشویی را بررسی نمودند. نتایج نشان داد که آستانه ضریب‌دبی را حداقل ۲۳٪ و حداکثر ۳۱٪ افزایش می‌دهد. آستانه دایره‌ای موثرترین شکل و آستانه مثلثی از جمله بهترین آستانه‌های چندوجهی می‌باشد. [۵] Karami et al. تأثیر پارامترهای آستانه همچون ارتفاع و شکل بر ضریب‌دبی دریچه‌های کشویی در جریان آزاد را با استفاده از نرم‌افزار FLOW-۳D مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که آستانه نیم‌دایره‌ای باعث افزایش ۲۰٪ ضریب‌دبی می‌شود. [۶] Salmasi and Abraham ضریب‌دبی دریچه‌های کشویی با آستانه‌های چندوجهی و غیرچندوجهی را بررسی و نتیجه گرفتند که آستانه دایره‌ای بیشترین تأثیر و آستانه‌های دوزنقه‌ای کم‌ترین تأثیر را بر ضریب‌دبی دارند. [۷] Ghorbani et al. با استفاده از روش H<sub>2</sub>O و مدل‌های هوشمند از جمله DL، RF، GBM و GLM به تجزیه و تحلیل ضریب‌دبی دریچه‌های کشویی با آستانه هم‌عرض کانال پرداختند. نتایج نشان داد که روش یادگیری ماشین H<sub>2</sub>O، عملکرد خوبی در تخمین ضریب‌دبی دریچه کشویی دارد. [۸] Daneshfaraz et al. به بررسی آزمایشگاهی و عددی تأثیر کاربرد آستانه هم‌عرض و غیرهم‌عرض بر ضریب‌دبی دریچه کشویی پرداختند. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که ضریب‌دبی مربوط به آستانه در موقعیت مماس بر دریچه در بالادست آن بیشتر از موقعیت مماس در پائین‌دست و موقعیت قرارگیری آستانه در زیر دریچه است. [۲] Daneshfaraz et al. به بررسی آزمایشگاهی تأثیر فاصله آستانه‌های هم‌عرض و غیرهم‌عرض در بالادست دریچه پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که با افزایش فاصله ضریب‌دبی کاهش می‌یابد. در سال‌های اخیر روابط مختلفی برای تخمین ضریب‌دبی دریچه کشویی در حالت بدون آستانه و برای آستانه هم‌عرض کانال ارائه شده است. بررسی پیشینه تحقیق نشان داد که کاربرد آستانه‌های غیرهم‌عرض در دریچه‌های کشویی موضوع جدیدی بوده و به‌جز چند تحقیق انجام یافته در یک سال اخیر، هیچ پژوهشی در رابطه با آستانه‌های غیرهم‌عرض انجام نیافته است. لازم به‌ذکر است که در تحقیقات گذشته برای موضوع مذکور، رابطه تئوری برای تخمین میزان دبی عبوری از دریچه برای اولین بار ارائه شده است [۲،۸]. بنابراین با توجه به عدم قطعیت حاکم بر مسئله در این تحقیقات، انجام پژوهش‌های جدید در زمینه مدل‌سازی هوشمند ضریب‌دبی

آستانه،  $A_1$ ،  $A_2$  و  $A_3$  به ترتیب مساحت جریان عبوری از کناره‌های آستانه و بالای آستانه غیرهم‌عرض است.

مهم‌ترین پارامترهای تأثیرگذار بر ضریب‌دبی دریچه در حالت با آستانه عبارتند از [۲]:

$$f_1(C_d, A_{total}, H_0, B, Z, \varepsilon, W, X, \rho, g, \mu, \sigma) \quad (3)$$

در معادله (۱)،  $A_{total}$  مساحت جریان عبوری،  $B$  عرض کانال،  $\varepsilon$  ضخامت آستانه،  $X$  فاصله محور دریچه تا محور آستانه،  $\rho$  جرم مخصوص آب،  $\mu$  لزوجت دینامیکی و  $\sigma$  بیانگر کشش سطحی است. با استفاده از تئوری  $\pi$  باکینگهام می‌توان رابطه (۴) را ارائه کرد.

$$f_2\left(C_d, \frac{A_{total}}{B^2}, \frac{H_0}{B}, \frac{Z}{B}, \frac{\varepsilon}{B}, \frac{W}{B}, \frac{X}{B}, Re, We\right) \quad (4)$$

که در آن  $Re$  و  $We$  بیانگر عدد رینولدز و عدد وبر است. زمانی که مایع یکسان و دما ثابت باشد،  $Re$  و  $We$  به یکدیگر وابسته هستند و با بازشدگی دریچه تغییر می‌کنند، بنابراین می‌توان از تأثیر عدد وبر و یا عدد رینولدز چشم‌پوشی نمود [۹-۱۰، ۲]. همچنین با توجه به متلاطم بودن جریان از تأثیر عدد رینولدز چشم‌پوشی شد. پارامتر عرض کانال مقدار ثابتی به خود گرفته و از اهداف تحقیق [۲، ۸] Daneshfaraz et al. نبوده است. پارامترهای مورد بررسی در رابطه (۵) آورده شده است.

$$C_d = f_3\left(\frac{A_{total}}{B^2}, \frac{H_0}{B}, \frac{Z}{B}, \frac{\varepsilon}{B}, \frac{X}{B}\right) \quad (5)$$

دریچه-آستانه غیرهم‌عرض کانال در موقعیت‌های مختلف آستانه نسبت به دریچه در عرض‌های مختلف ضروری به نظر می‌رسد. همچنین تاکنون مطالعه‌ای در خصوص استفاده از محاسبات نرم مورد توجه قرار نگرفته است. بدین منظور در پژوهش حاضر با استفاده از مدل‌های هوشمند ماشین‌بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم  $K$  نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) به پیش‌بینی ضریب‌دبی دریچه کشویی پرداخته شده است.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- انتخاب پارامترها

در پژوهش حاضر از داده‌های آزمایشگاهی Daneshfaraz et al. [۲، ۸] استفاده شده است [۲، ۸]. تمامی آزمایش‌ها در کانالی به طول ۵ متر، عرض ۰/۳۰ متر و ارتفاع ۰/۵۰ متر صورت پذیرفته است. آزمایش‌ها در بازه دبی ۰/۰۰۲۵ الی ۰/۰۱۴۲ مترمکعب برثانیه و عمق بالادست ۰/۰۵ الی ۰/۴۴ متر انجام یافته است. جریان ورودی به فلوم توسط دو پمپ هر یک با دبی اسمی ۰/۰۷۵ مترمکعب بر ثانیه تأمین می‌شد. به منظور قرائت دبی ورودی از روتامترهای نصب شده روی فلوم با خطای نسبی  $\pm 2\%$  استفاده شده است. آستانه‌ها در عرض‌های مختلف ۰/۰۲۵ الی ۰/۳۰ متر (۸ عرض)، ضخامت ۰/۰۵ متر و ارتفاع ۰/۰۳ متر در موقعیت‌های مختلف نسبت به دریچه کشویی در زیر و مماس بر دریچه در بالادست و پائین‌دست آن در بازشدگی‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته بودند (شکل ۱). در مجموع ۳۴۵ داده آزمایشگاهی به منظور بررسی عملکرد مدل‌های SVM، ANN، GEP و KNN در پیش‌بینی ضریب‌دبی دریچه کشویی در حالت با آستانه در موقعیت‌های مختلف نسبت به دریچه کشویی مورد بررسی قرار گرفت.

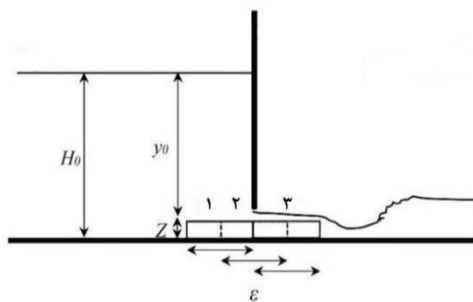
دبی عبوری از زیر دریچه در حالت آستانه هم‌عرض و آستانه غیرهم‌عرض کانال به ترتیب مطابق روابط (۱) و (۲) محاسبه می‌گردد.

$$Q = C_d W G \sqrt{2g(H_0 - Z)} \quad (1)$$

$$Q = C_d \left( A_1 \sqrt{2gH_0} + A_2 \sqrt{2g(H_0 - Z)} + A_3 \sqrt{2gH_0} \right) \quad (2)$$

در روابط فوق  $Q$  دبی،  $C_d$  ضریب‌دبی،  $W$  عرض کانال،  $G$  میزان بازشدگی،  $g$  شتاب گرانش زمین،  $H_0$  عمق بالادست دریچه،  $Z$  ارتفاع

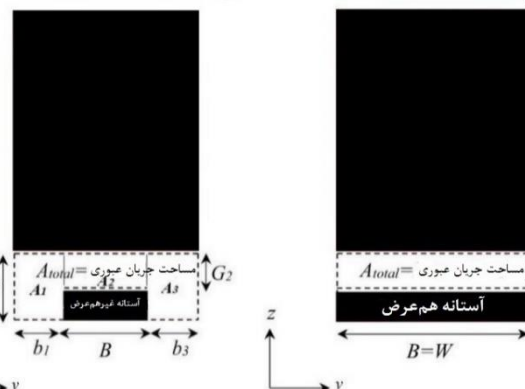
(الف)



(ج)



(ب)



شکل ۱: (الف) شماتیک دریاچه-آستانه (ب) آستانه هم‌عرض کانال (ج) آستانه غیرهم‌عرض کانال

محدوده پارامترهای مورد استفاده در این پژوهش، در جدول (۱) نشان داده شده است. پارامترهای ورودی به نرم‌افزار ۱۲ Statistica، در مدل‌های مختلف به SVM، KNN، GEP و ANN معرفی شدند (جدول ۱).

جدول ۱: مدل‌های تعریف شده و محدوده تغییرات پارامترها

مدل	پارامترهای ورودی	پارامترها	محدوده تغییرات
۱	$\frac{A_{total}}{B^2}, \frac{H_0}{B}$	$\frac{A_{total}}{B^2}$	$0.033 \leq \frac{A_{total}}{B^2} \leq 18$
۲	$\frac{A_{total}}{B^2}, \frac{H_0}{B}, \frac{X}{B}$	$\frac{H_0}{B}$	$0.296 \leq \frac{H_0}{B} \leq 8.6$
۳	$\frac{A_{total}}{B^2}, \frac{H_0}{B}, \frac{Z}{B}$	$\frac{Z}{B}$	$0.1 \leq \frac{Z}{B} \leq 1.2$
۴	$\frac{A_{total}}{B^2}, \frac{H_0}{B}, \frac{\epsilon}{B}$	$\frac{\epsilon}{B}$	$0.167 \leq \frac{\epsilon}{B} \leq 2$
۵	$\frac{A_{total}}{B^2}, \frac{H_0}{B}, \frac{Z}{B}, \frac{\epsilon}{B}$	$\frac{X}{B}$	$-0.084 \leq \frac{X}{B} \leq 0.084$
۶	$\frac{A_{total}}{B^2}, \frac{H_0}{B}, \frac{Z}{B}, \frac{\epsilon}{B}, \frac{X}{B}$		

## ۲-۲- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت، اولین بار توسط [۱۱] Vapnik برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفت. ماشین بردار پشتیبان یک سیستم یادگیری کارآمد بر مبنای تئوری بهینه‌سازی مقید است که از اصل استقرای کمینه‌سازی خطای ساختاری استفاده کرده و منجر به یک جواب بهینه کلی می‌گردد. در مدل رگرسیون SVM تابعی مرتبط با متغیر وابسته  $Y$  که خود تابعی از چند متغیر مستقل  $X$  است، برآورد می‌شود. انتخاب کرنل برای SVM به حجم داده‌های آموزشی و ابعاد بردار ویژگی بستگی دارد. به عبارت دیگر، باید با توجه به این پارامترها تابع کرنلی را انتخاب نمود که توانایی آموزش برای ورودی‌های مسئله را داشته باشد. در عمل چهار نوع کرنل خطی (Linear)، کرنل چندجمله‌ای (Polynomial)، کرنل سیگموئید (Sigmoid) و کرنل تابع پایه شعاعی (RBF) به کار گرفته می‌شوند [۱۲].

$$K(X_i, X_j) = (X_i, X_j) \quad (۶)$$

$$K(X_i, X_j) = (1 + (X_i, X_j))^d \quad (۷)$$

$$K(X_i, X_j) = \tanh(-a(X_i, X_j) + C) \quad (۸)$$

$$K(X_i, X_j) = \exp\left(-\frac{\|(X_i, X_j)\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (۹)$$

در روابط بالا  $K(X_i, X_j)$  تابع کواریانس یا کرنل بوده که در نقاط  $X_i$  و  $X_j$  محاسبه می‌گردد.  $a, C, d$  و  $\sigma$  بیانگر توابع کرنل هستند.  $d$  درجه چندجمله‌ای و  $C$  عددی صحیح و مثبت است که عامل تعیین‌گر جریمه در هنگام رخ دادن خطای آموزش مدل است.

## ۲-۳- الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه

الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه یا KNN یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین با ناظر است که برای حل مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این الگوریتم یک روش رایج برای طبقه‌بندی است و بر اساس سنجش فاصله می‌باشد. KNN همچنین به‌عنوان یک مدل مبتنی بر نمونه یا یک یادگیرنده‌ی تنبلی شناخته می‌شود؛ زیرا یک مدل داخلی ایجاد نمی‌کند و از داده‌های

دارا بودن دقت کافی، به‌عنوان مرسوم‌ترین شیوه بوده و از کاربرد بیشتری برخوردار است. زمینه اصلی برنامه‌ریزی بیان ژن، همان الگوریتم ژنتیک است، با این تفاوت که در این روش از شاخه‌های مجزا به جای نوارهای بیت استفاده می‌شود. هر شاخه نیز از یک مجموعه پایانه‌ها (متغیرهای مسئله) و مجموع توابع (عملگرهای اصلی) تشکیل می‌شود [۱۵].

## ۲-۶- شاخص‌های آماری

در پژوهش حاضر برای ارزیابی کارایی روش‌های به‌کاربرده شده برای پیش‌بینی ضریب‌دبی از شاخص‌های آماری میانگین درصد خطای نسبی (MRE%)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) و شاخص کلینگ گوپتا (KGE) استفاده شده است.

$$MRE \% = \frac{1}{n} \left( \frac{C_{d\text{obs}} - C_{d\text{cal}}}{C_{d\text{obs}}} \times 100 \right) \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (C_{d\text{obs}} - C_{d\text{cal}})_i^2}{n}} \quad (11)$$

$$KGE = \sqrt{(R-1)^2 + (\beta-1)^2 + (\gamma-1)^2} \quad (12)$$

$$\beta = \frac{\overline{C_{d\text{cal}}}}{\overline{C_{d\text{obs}}}}, \gamma = \frac{CV_{\text{cal}}}{CV_{\text{obs}}} = \frac{\frac{\sigma_{\text{cal}}}{\overline{C_{d\text{cal}}}}}{\frac{\sigma_{\text{obs}}}{\overline{C_{d\text{obs}}}}}$$

$$R = \frac{\left[ \sum_{i=1}^n (C_{d\text{obs}i} - \overline{C_{d\text{obs}}}) \times (C_{d\text{cal}i} - \overline{C_{d\text{cal}}}) \right]}{\sum_{i=1}^n (C_{d\text{obs}i} - \overline{C_{d\text{obs}}}) \sum_{i=1}^n (C_{d\text{cal}i} - \overline{C_{d\text{cal}}})}$$

$$0.6 < KGE < 0.7 (\text{good})$$

$$0.5 < KGE \leq 0.6 (\text{satisfactory})$$

$$0.4 < KGE \leq 0.5 (\text{acceptable})$$

$$KGE \leq 0.4 (\text{unsatisfactory})$$

در روابط بالا، Obs و Cal به ترتیب بیانگر نتایج مشاهداتی و محاسباتی و n تعداد کل داده‌ها می‌باشند. مقادیر روابط (۱۰) و (۱۱)

آموزش عملکرد متمایز را یاد نمی‌گیرد؛ فقط نمونه‌های آموزشی را حفظ می‌کند که به‌عنوان دانش برای مرحله پیش‌بینی استفاده می‌شود. برای مسائل رگرسیون K نزدیک‌ترین همسایه را پیدا و با محاسبه‌ی میانگین مقدار نزدیک‌ترین همسایه‌ها، مقدار مدنظر را پیش‌بینی می‌کند. برای تعیین فاصله از توابع فاصله همچون اقلیدسی (Euclidean)، اقلیدسی مربع (Euclidean Squared)، منهتن (Manhattan) و چیبیشو (Chebychev) استفاده می‌شود [۱۳].

## ۲-۴- شبکه عصبی مصنوعی

یک شبکه عصبی مصنوعی در حالت کلی از لایه‌های ورودی، لایه‌های پنهان و لایه‌های خروجی تشکیل می‌شود. نورون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. یک شبکه عصبی مجموعه‌ای از نورون‌هاست که با قرار گرفتن در لایه‌های مختلف، معماری خاصی را بر مبنای ارتباطات بین نورون‌ها در لایه‌های مختلف تشکیل می‌دهد. نورون می‌تواند یک تابع ریاضی غیرخطی باشد، در نتیجه یک شبکه عصبی که از اجتماع این نورون‌ها تشکیل می‌شود، نیز می‌تواند یک سامانه کاملاً پیچیده و غیرخطی باشد. در شبکه عصبی هر نورون به‌طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نورون‌های متعدد است. با استفاده از دانش برنامه‌نویسی رایانه می‌توان ساختار داده‌ای طراحی کرد که همانند یک نورون عمل نماید [۱۴]. سپس با ایجاد شبکه‌ای از این نورون‌های مصنوعی به هم پیوسته، ایجاد یک الگوریتم آموزشی برای شبکه و اعمال این الگوریتم به شبکه آن را آموزش داد. در پژوهش حاضر از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP) استفاده شده است.

## ۲-۵- برنامه‌ریزی بیان ژن

این روش جز روش‌های الگوریتم گردشی محسوب می‌شود که مبانی تمامی آن‌ها بر اساس نظریه تکامل داروین استوار است. الگوریتم‌های یاد شده اقدام به تعریف یک تابع هدف در قالب معیارها و سپس تابع یاد شده را برای اندازه‌گیری و مقایسه روش‌های مختلف حل، در یک فرآیند گام به گام تصحیح ساختار داده‌ها به کار می‌گیرند و در نهایت، روش حل مناسب را ارائه می‌نمایند. برنامه‌ریزی بیان ژن جدیدترین شیوه از بین روش‌های الگوریتم گردشی است که به‌دلیل

هرچه به عدد صفر نزدیک باشد، بیانگر دقت بالای حل مدل مورد نظر خواهند بود. در رابطه (۱۲)،  $R$  ضریب همبستگی،  $\beta$  نسبت میانگین داده‌های محاسباتی به میانگین داده‌های مشاهداتی و  $\gamma$  بیانگر نسبت انحراف استاندارد مقادیر محاسباتی به انحراف استاندارد مقادیر مشاهداتی می‌باشند. شاخص آماری KGE بر اساس تقسیم‌بندی این شاخص به خیلی خوب، خوب، رضایت بخش، قابل قبول و غیررضایت بخش، می‌تواند بیانگر دقت حل باشد [۱۶].

### ۳- نتایج و بحث

#### ۳-۱- کاربرد آستانه در دریچه کشویی

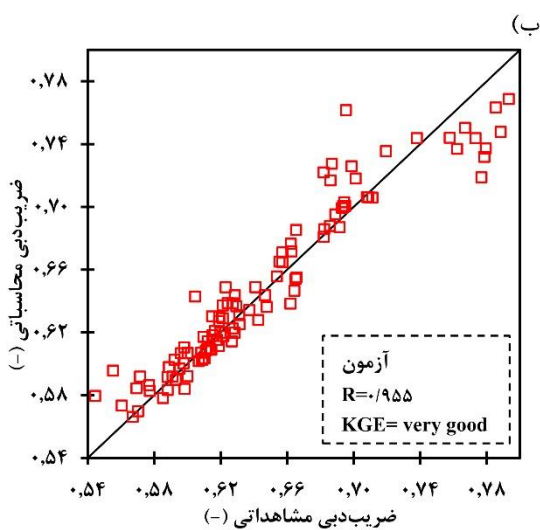
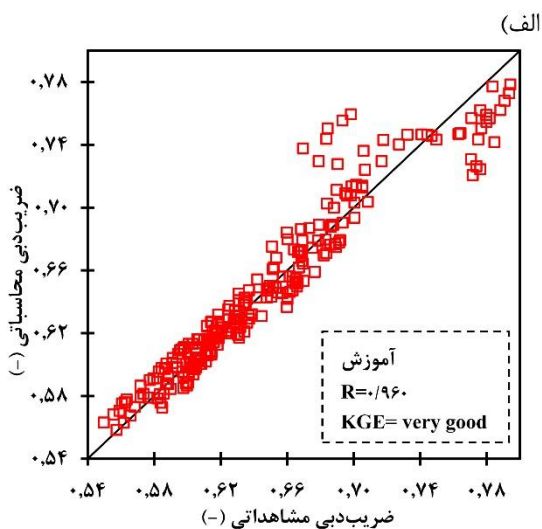
در مدل‌های آستانه در زیر و مماس بر دریچه در بالادست و پائین‌دست آن با افزایش عرض آستانه، ضریب‌دبی افزایش می‌یابد. به طوری که آستانه با کم‌ترین عرض، دارای حداقل مقدار ضریب‌دبی می‌باشد. همچنین مشاهده می‌گردد که با افزایش نسبت عمق جریان بالادست دریچه به عرض آستانه، ضریب‌دبی روند افزایشی دارد. با مقایسه ضریب‌دبی در موقعیت‌های مختلف، ضریب‌دبی در حالت مماس بر دریچه در بالادست آن، بیشتر از حالت زیر دریچه کشویی می‌باشد. علت این امر را می‌توان به قرارگیری آستانه اشاره نمود. به طوری که در حالت مماس، کل ضخامت آستانه در پشت دریچه قرار داشته و بعد از آن حجم بیشتری از آب از زیر دریچه با الگوی جریان یکنواخت، جریان می‌یابد. در مدل مربوط به حالت زیر آستانه، نصف آستانه در موقعیت بعد از دریچه قرار دارد که به صورت مانع عمل کرده و باعث افزایش ضریب اصطکاک جریان با آستانه و به تبع آن افزایش بیشتر عمق جریان در بالادست دریچه نسبت به حالت مماس می‌شود. برای مدل مماسی بعد دریچه در مقایسه با حالت آستانه زیر دریچه، ضریب‌دبی بیشتر و در مقایسه با مدل مماسی بالادست دریچه کم‌تر است. به طوری که در مدل مماسی بالادست، میزان عمق آب در بالادست دریچه در مقایسه با مدل زیر دریچه و پائین‌دست دریچه کم‌تر بوده و بیشترین میزان آن مربوط به حالت آستانه زیر دریچه است. بنابراین آستانه‌های غیرهم‌عرض مدل مماسی با توجه به عملکرد مطلوب آن از نظر افزایش میزان راندمان دبی عبوری و همچنین جلوگیری از تجمع رسوبات در پشت دریچه، می‌تواند مورد توجه و استفاده قرار گیرد. وجود آستانه زیر دریچه و مماس بر دریچه کشویی نسبت به بالادست و پائین‌دست دریچه در مقایسه با حالت

بدون آستانه، باعث افزایش ضریب‌دبی و عملکرد بهتر سیستم از نظر میزان آبگذری دارد و بیشترین مقدار آن مربوط به حالت آستانه مماس بر دریچه در بالادست (پشت دریچه) آن است. با توجه به اینکه موقعیت آستانه باعث تغییر شکل خطوط جریان می‌گردد، بنابراین تأثیر به‌سزایی بر ضریب‌دبی جریان می‌گذارد. به طوری که خطوط جریان در مدل مماسی پشت دریچه بلافاصله پس از طی مسیر روی آستانه با حالت ملایم‌تری بعد از آستانه به مسیر خود ادامه می‌دهد و لذا افت انرژی کم‌تری را باعث می‌شوند. در حالی که در مدل مماسی بعد از دریچه و مدل زیر دریچه، جریان به صورت جت آبی از روی آستانه رها گشته و جریان‌های گردابی منجر به افت بیشتر انرژی می‌شود. همچنین افزایش طول تماس جریان با آستانه باعث افزایش اصطکاک و مقاومت جریان خروجی از دریچه می‌گردد که منجر به افزایش عمق در پشت دریچه می‌شود. به ازای دبی ثابت، بار آبی بالادست دریچه کشویی در تمامی موقعیت‌های آستانه کم‌تر از حالت بدون آستانه است. وقتی عمق جریان بالادست دریچه افزایش می‌یابد، مقدار جریان عبوری از زیر دریچه دارای فشار بیشتری بوده و باعث ایجاد افت و جریان‌های ناهمگرا و چرخشی بعد از دریچه می‌شود که این امر منجر به کاهش ضریب‌دبی می‌گردد. همچنین وجود آستانه باعث می‌گردد تا فشار وارد بر دریچه به کم‌تر از  $\gamma H_0$  برسد. بنابراین کاهش فشار و مکش جریان منجر به افزایش ضریب‌دبی می‌گردد.

#### ۳-۲- SVM

پارامترهای بی‌بعد مختلف به‌عنوان ورودی مدل‌های مختلف، و ضریب‌دبی دریچه کشویی با آستانه به‌عنوان خروجی و ویژگی هدف در نظر گرفته شد و سعی گردید امکان کاربرد روش‌های داده‌کاوی در تخمین ضریب‌دبی مورد ارزیابی قرار گیرد. برای پیش‌بینی ضریب‌دبی توسط روش‌های داده‌کاوی در حالت کلی تعداد ۷۰٪ داده‌ها برای مرحله آموزش مدل و ۳۰٪ داده‌ها برای قسمت آزمون مدل انتخاب گردید. در پژوهش حاضر ضریب‌دبی به پارامترهای مختلفی بستگی دارد. این پارامترها مطابق جدول (۱) در مدل‌های مختلفی بررسی شدند. نتایج شاخص‌های آماری ماشین‌بردار پشتیبان برای این مدل‌ها در جدول (۲) نشان داده شده است. نحوه انتخاب بهترین مدل بدین صورت بود که شاخص‌های آماری  $R$ ،  $RMSE$ ،  $MRE\%$  و  $KGE$  مناسبی در مقایسه با نتایج آزمایشگاهی داشته باشد. مطابق جدول (۲)، مدل شماره ۶ در مقایسه با سایر مدل‌ها

KGE	۰/۷۰	۰/۵۶	۰/۹۰	-۲/۰۷
RMSE	۰/۰۳۶	۰/۰۵	۰/۰۱۸	۰/۲۴
MRE%	۴/۰۶	۵/۴۷	۱/۹۲	۲۲/۱



نتایج مطلوبی دارد، به طوری که برای این مدل در مرحله آموزش  $KGE=۰/۹۳۹$  و  $MRE\%=۱/۶۸$ ،  $RMSE=۰/۰۱۶۲$ ،  $R=۰/۹۶۰$  است. همچنین برای مرحله آزمون مقادیر این شاخص‌ها به ترتیب  $۰/۹۵۵$ ،  $۰/۰۱۸۲$ ،  $۰/۰۱۹۲$  و  $۰/۹$  است. مدل شماره ۶ بیانگر مدل برتر در بخش ماشین بردار پشتیبان است. در شکل (۲) نمودار داده‌ها مابین مقادیر آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده حاصل از مدل SVM برای مدل برتر نشان داده شده است. نتایج حاکی از آن است که روند میزان تغییرات حاصل از نتایج آزمایشگاهی همانند نتایج پیش‌بینی شده است. با توجه به شکل (۲-ب، ت)، ملاحظه می‌گردد که برای مدل برتر، در مرحله آموزش و آزمون دامنه وسیعی از داده‌ها در باند خطای  $\pm 3\%$  قرار دارند به طوری که در مرحله آموزش و آزمون به ترتیب بیش از ۹۰ و ۸۱ درصد داده‌ها در باند خطای  $\pm 3\%$  قرار دارند که این موضوع بیانگر دقت بالای حل در زمان انتخاب تمامی پارامترهای موثر ورودی به مدل SVM است. بررسی نتایج نشان داد که ضریب تخلیه حساسیت بیشتری به پارامتر  $H\sigma/B$  دارد. کم‌ترین میزان حساسیت نیز مربوط به پارامتر  $X/B$  است.

جدول ۲: نتایج پیش‌بینی ضریب‌دبی در نمونه‌های مختلف

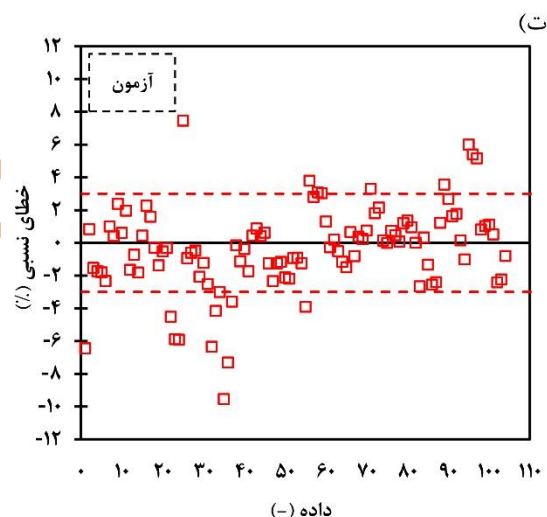
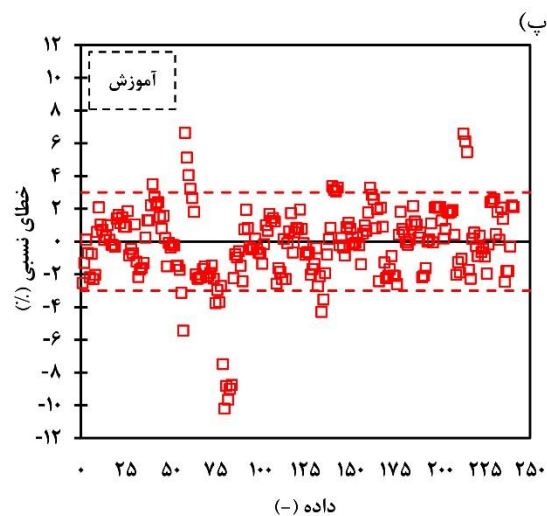
نمونه	آموزش				آزمون			
	R (-)	RMSE (-)	KGE (-)	MRE (%)	R (-)	RMSE (-)	KGE (-)	MRE (%)
۱	۰/۸۷	۰/۰۲۹۵	۰/۷۴	۲/۶۸	۰/۸۵	۰/۰۳۲۶	۰/۶۹	۲/۹۵
۲	۰/۸۸	۰/۰۲۹۲	۰/۷۲	۲/۶۳	۰/۸۶	۰/۰۳۲۵	۰/۶۷	۲/۸۷
۳	۰/۹۵	۰/۰۱۸۲	۰/۸۹	۰/۸۷	۰/۹۴	۰/۰۲۰۷	۰/۸۴	۲/۰۲
۴	۰/۹۵	۰/۰۱۸۱	۰/۹۲	۱/۸۳	۰/۹۴	۰/۰۲۰۴	۰/۸۷	۲/۰۷
۵	۰/۹۶	۰/۰۱۷۳	۰/۹۴	۱/۷۶	۰/۹۵	۰/۰۱۸۸	۰/۹۰	۱/۹۹
۶	۰/۹۶	۰/۰۱۶۲	۰/۹۴	۱/۶۸	۰/۹۶	۰/۰۱۸۲	۰/۹۰	۱/۹۲

مطابق جدول (۳)، از میان کرنل‌های Linear، Polynomial، RBF و Sigmoid، کرنل RBF با توجه به نتایج شاخص‌های آماری آن به عنوان کرنل برتر برای مدل ماشین بردار پشتیبان انتخاب گردید. جدول ۳: نتایج شاخص‌های آماری کرنل‌های مختلف در مرحله آزمون برای مدل SVM

شاخص آماری	کرنل			
	خطی	چندجمله‌ای	پایه تابع شعاعی	سیگموئید
R	۰/۸۱	۰/۶۵	۰/۹۶	۰/۳۴

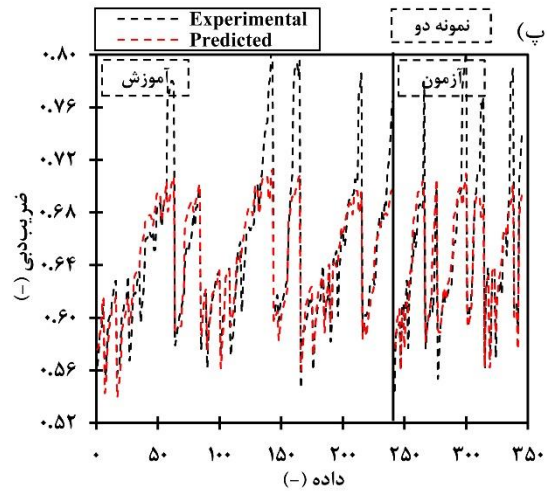
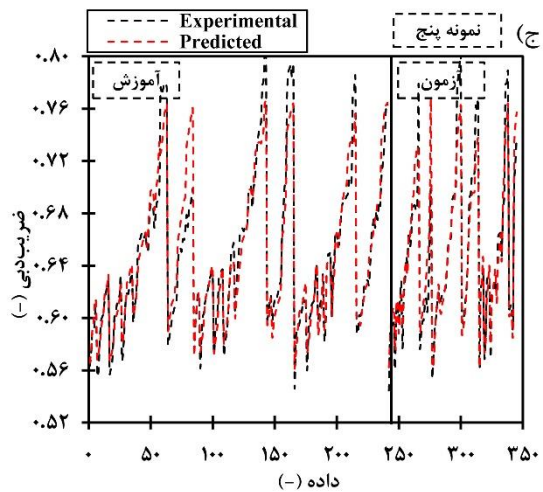
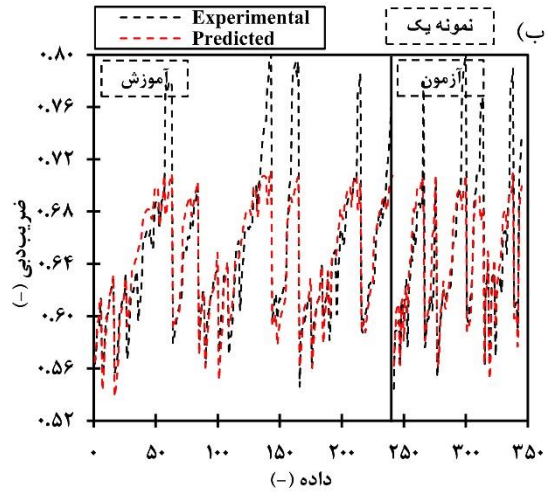
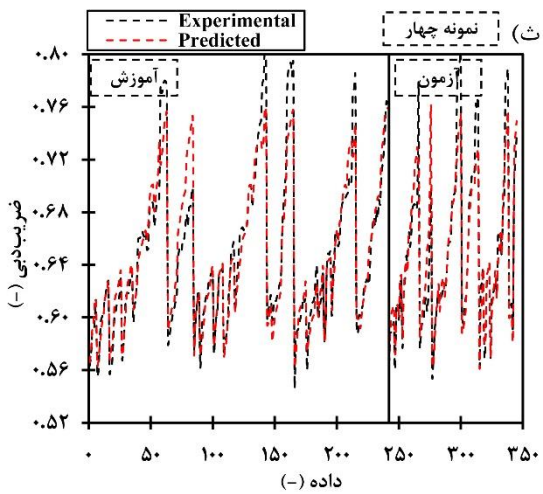
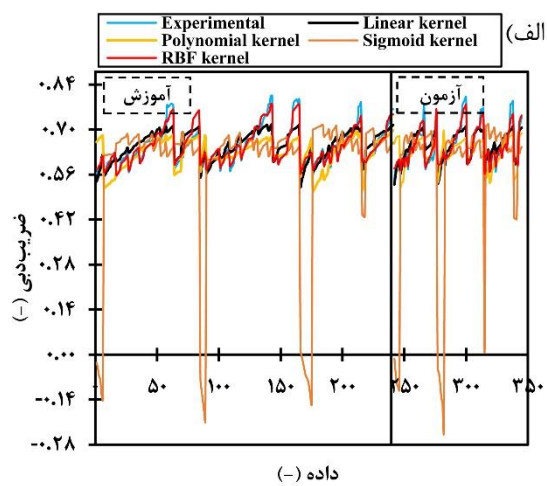
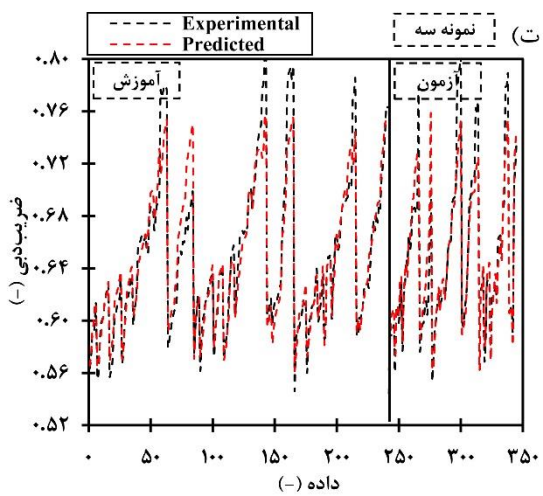


گردید، مدل شماره ۵ نیز نتایج نزدیک به نتایج آزمایشگاهی دارد. نتایج شاخص‌های آماری برای این مدل در مرحله آموزش  $R=0/955$ ،  $RMSE=0/0173$ ،  $KGE=0/94$  و  $MRE\%=1/76$  است. نتایج این شاخص‌ها برای مرحله آزمون به ترتیب  $0/951$ ،  $0/0188$ ،  $0/901$  و  $0/0199$  است. در مدل‌های شماره ۱ و ۲ این اختلاف بیشتر است. علت این موضوع را می‌توان به عدم استفاده از سایر پارامترهای بی‌بعد همچون  $X/B$ ،  $Z/B$  و  $\varepsilon/B$  دانست. هرچندکه پارامتر  $X$  نقش چندانی نداشته و نتایج مدل‌های ۵ و ۶ به یکدیگر نزدیک هستند. علت این مسئله می‌تواند به تأمین نقش این پارامتر توسط سایر پارامترها گردد. با اینکه موقعیت آستانه تأثیر مثبتی در افزایش ضریب‌دبی در پیچه کشویی دارد و بیشترین مقدار آن مربوط به حالت مماس بر در پیچه در بالادست آن است.



شکل ۲: ضریب‌دبی آزمایشگاهی در برابر پیش‌بینی شده (الف) مرحله آموزش (ب) مرحله آزمون، پراکندگی درصد خطای نسبی داده‌ها (پ) مرحله آموزش (ت) مرحله آزمون

به‌منظور بررسی دقیق‌تر مدل‌های مختلف در پژوهش حاضر، مقادیر ضریب‌دبی آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده به‌زای تعداد داده‌های مربوط به مرحله آموزش و آزمون در شکل (۳) نشان داده شده است. مقادیر ضریب‌دبی آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده برای کرنل‌های مختلف، در شکل (۳-الف) ارائه شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد کرنل RBF دقت بالایی در مقایسه با سایر کرنل‌ها داشته و ضریب‌دبی را با دقت بالایی پیش‌بینی کرده است. با توجه به شکل (۳)، در میان مدل‌ها که مدل شماره ۶ به‌عنوان مدل برتر معرفی



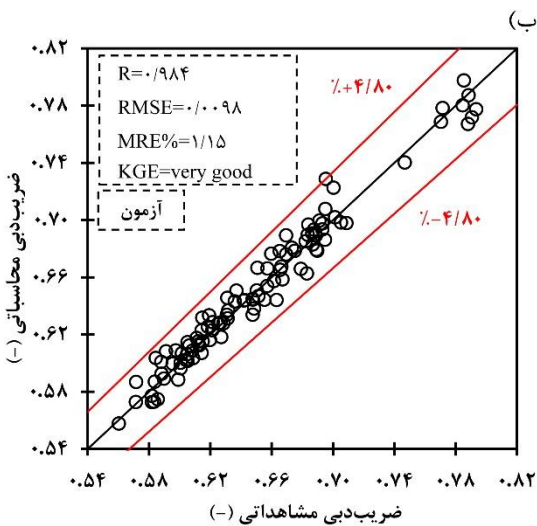
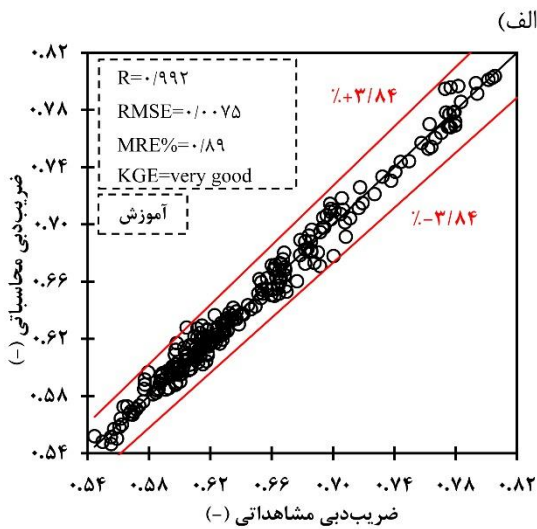
شکل ۳: مقادیر آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده ضریب‌دبی در مرحله آموزش و آزمون به‌ازای داده‌های مختلف

### ANN - ۳-۳

در جدول (۴) نتایج شاخص‌های آماری برای مدل‌های مختلف ورودی (جدول ۱) در روش ANN با استفاده از نوع شبکه MLP آورده شده است. در این روش نیز همانند مدل ماشین‌بردار پشتیبان، ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ داده‌ها برای آزمون به‌صورت تصادفی توسط نرم‌افزار انتخاب شدند. حداقل و حداکثر تعداد لایه‌های مخفی به ترتیب ۳ و ۲۱ انتخاب شد تا عملیات بیشتری به‌منظور پیدا کردن برترین مدل انجام گیرد. مطابق جدول (۴) زمانی که از تمام پارامترهای ابعادی استفاده می‌شود دقت حل در مقایسه با سایر مدل‌ها افزایش می‌یابد. هرچند که نتایج سایر مدل‌ها نیز به‌یکدیگر نزدیک هستند اما مورد شماره ۶ نتایج بهتری را تولید می‌کند. نتایج شاخص‌های R، RMSE، MRE% و KGE برای مورد شماره ۶ در مرحله آموزش به ترتیب ۰/۹۹۲، ۰/۰۰۷۵، ۰/۸۹ و ۰/۹۹۲ است این مقادیر برای مرحله آزمون نیز به ترتیب ۰/۹۸۴، ۰/۰۰۹۸، ۱/۱۵ و ۰/۹۷۶ است. نمودار اسکاتر پلات برای مرحله آموزش و آزمون مدل شماره ۶ در شکل (۴) نشان داده شده است.

جدول ۴: نتایج شاخص‌های آماری مدل‌های مختلف در روش ANN

نمونه	آموزش				آزمون			
	R (-)	RMSE (-)	KGE (-)	MRE (%)	R (-)	RMSE (-)	KGE (-)	MRE (%)
۱	۰/۹۷	۰/۰۱۴۰	۰/۹۶	۱/۶۱	۰/۹۵	۰/۰۱۷۲	۰/۹۵	۱/۷۲
۲	۰/۹۷	۰/۰۱۳۸	۰/۹۶	۱/۴۶	۰/۹۶	۰/۰۱۵۱	۰/۹۶	۱/۴۴
۳	۰/۹۸	۰/۰۱۲۵	۰/۹۷	۱/۳۰	۰/۹۵	۰/۰۱۶۸	۰/۹۵	۱/۶۶
۴	۰/۹۸	۰/۰۱۳۳	۰/۹۷	۱/۴۹	۰/۹۵	۰/۰۱۶۸	۰/۹۵	۱/۶۳
۵	۰/۹۸	۰/۰۱۲۹	۰/۹۶	۱/۳۸	۰/۹۵	۰/۰۱۶۷	۰/۹۵	۱/۵۶
۶	۰/۹۹	۰/۰۰۷۵	۰/۹۹	۰/۸۹	۰/۹۸	۰/۰۰۹۸	۰/۹۸	۱/۱۵

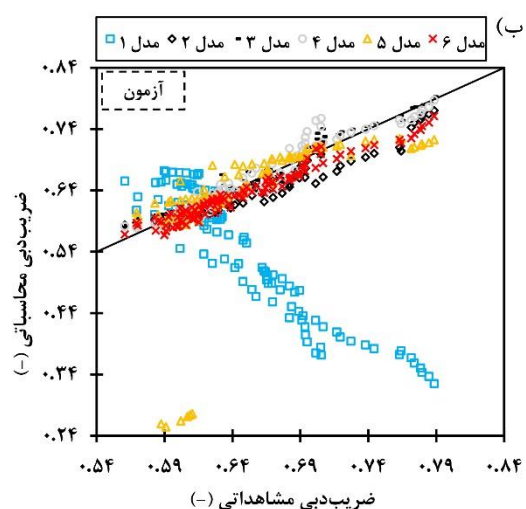
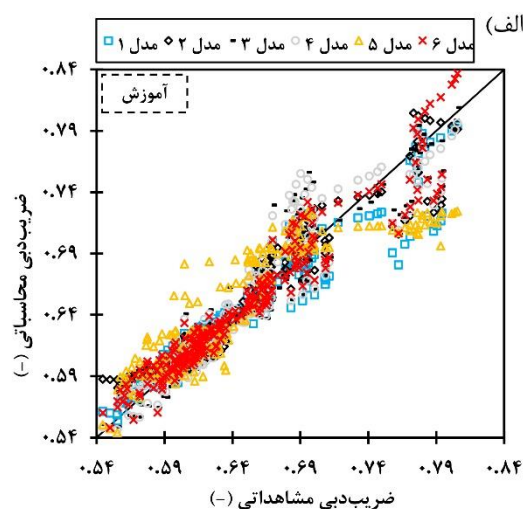


شکل ۴: ضریب‌دبی آزمایشگاهی در برابر ضریب‌دبی پیش‌بینی شده (الف) مرحله آموزش (ب) مرحله آزمون

### GEP - ۴-۳

در شکل (۵) نمودار پراکندگی در مرحله آموزش و آزمون برای تمامی موردهای مختلف در مدل GEP آورده شده است. نتایج شاخص‌های آماری R، RMSE، KGE و MRE% برای مرحله آموزش به ترتیب ۰/۹۶۶، ۰/۰۱۵۸، ۰/۹۴۲ و ۱/۶۹ است. برای مرحله آزمون نیز به ترتیب برابر با ۰/۹۷۹، ۰/۰۱۸۶، ۰/۸۵ و ۲/۲۸ است.

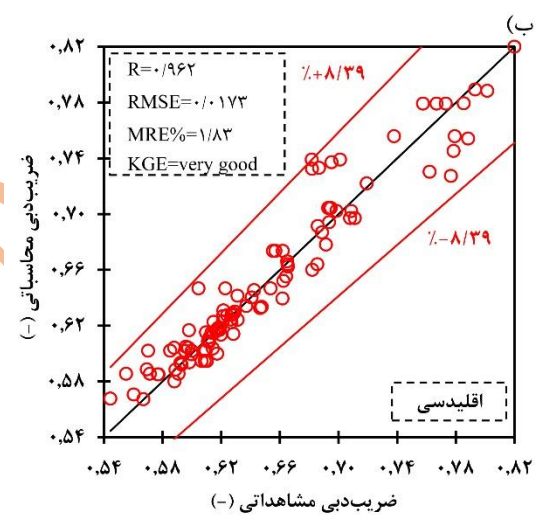
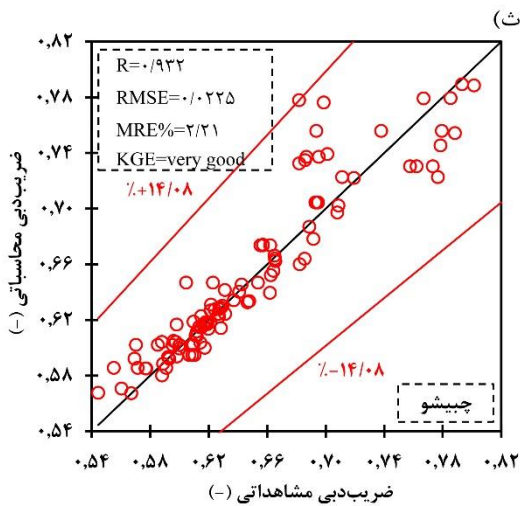
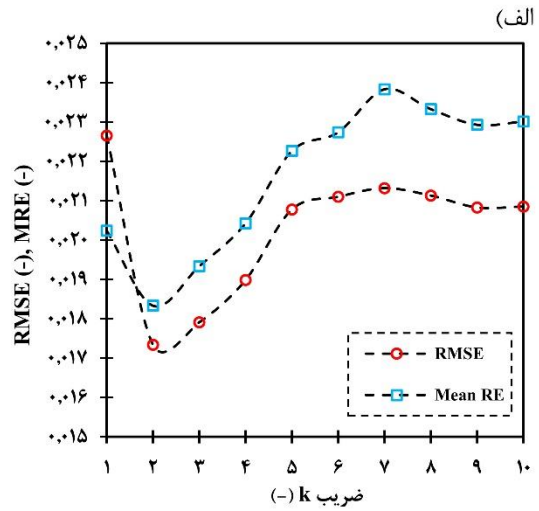
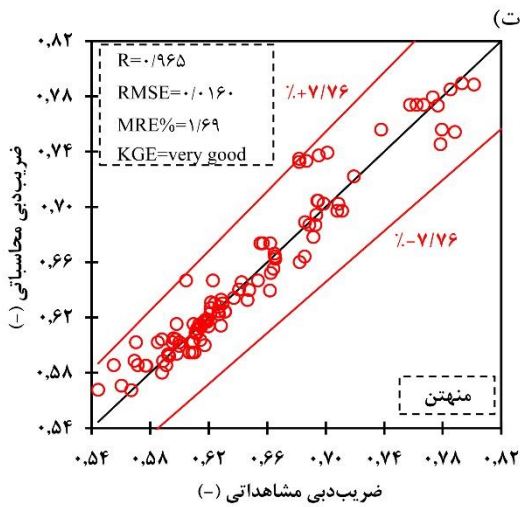
همان‌طور که ملاحظه می‌گردد در فاصله منتهن نتایج نزدیک به نتایج آزمایشگاهی بوده و مقادیر شاخص‌های آماری  $R$ ،  $RMSE$ ،  $MRE\%$  و  $KGE$  به ترتیب  $0/965$ ،  $0/16$ ،  $1/70$  و  $0/96$  است. نتایج در فاصله اقلیدسی و اقلیدسی مربع به یکدیگر نزدیک هستند. هر دو فاصله مذکور در بازه خطای  $\pm 8/39\%$  قرار دارند. هر چند که شاخص‌های آماری ذکر شده بر روی هر نمودار تفاوت‌هایی بایکدیگر دارند. معیار اندازه‌گیری فاصله چبیشو در مقایسه با سایر نمودارها بدترین نتایج شاخص‌های آماری را دارد. زمانی که مجموعه داده‌ها دارای ویژگی‌های گسسته باشند، به نظر می‌رسد فاصله منتهن مناسب و مطلوب کار کند، زیرا مسیری که به طور واقعی می‌توان در مقادیر آن ویژگی‌ها طی کرد را در نظر می‌گیرد. در حالی که فاصله اقلیدسی یک خط مستقیم بین دو بردار به دست می‌آورد ولی ممکن است این امر امکان‌پذیر نباشد. فاصله چبیشو را تنها می‌توان در یک سری موارد استفاده نمود و نمی‌توان از این معیار به عنوان یک معیار فاصله همه‌منظوره استفاده کرد.



شکل ۵: پراکندگی داده‌ها در مورد‌های مختلف در مدل GEP (الف) مرحله آموزش (ب) مرحله آزمون

### ۳-۵- KNN

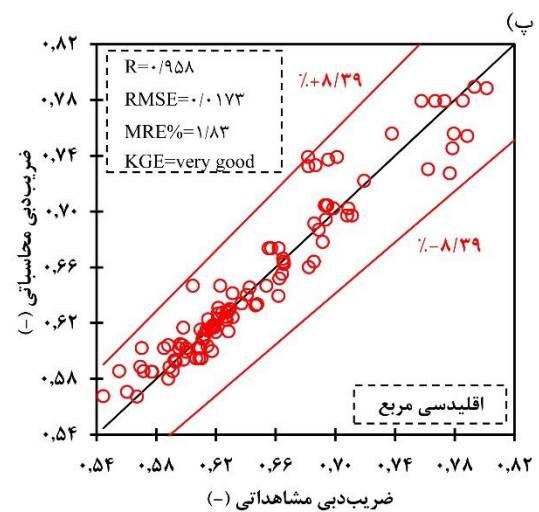
در شکل (۶-الف)، میزان  $RMSE$  و  $MRE$  برای مرحله آزمون مدل ۶ در مقادیر مختلف  $K$  آورده شده است. میزان  $K$  ای درست است که بتواند مرزی را تعیین کند که با کم‌ترین خطا داده‌ها را پیش‌بینی نماید. بررسی ضریب همسایگی نزدیک نشان داد بهترین نتیجه زمانی حاصل می‌گردد که از ضریب ۲ استفاده شود. در  $K$  برابر ۲ مقادیر شاخص‌های آماری  $RMSE$  و  $MRE$  کم‌ترین میزان را به خود اختصاص داده است. در شکل (۶-ب، پ، ت و ث) مقادیر ضریب‌دبی برای معیارهای مختلف فاصله اندازه‌گیری ارائه شده است.

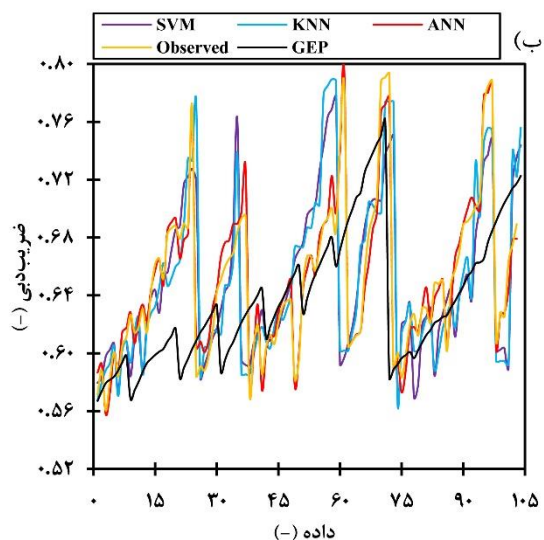
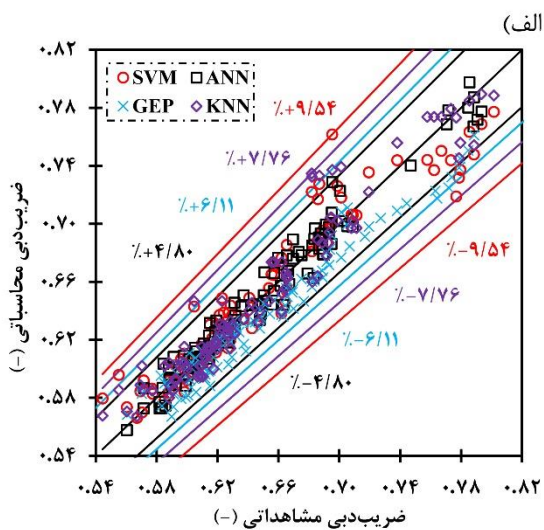


شکل ۶: الف) مقادیر RMSE و MRE% به‌ازای K مختلف، ضریب‌دبی پیش‌بینی شده در برابر آزمایشگاهی در معیار اندازه‌گیری (ب) فاصله اقلیدسی، (پ) فاصله اقلیدسی مربع، (ت) فاصله منهتن و (ث) فاصله چیشو

### ۳-۶- مدل برتر

به‌منظور انتخاب برترین مدل از میان مدل‌های SVM، KNN، ANN و GEP نتایج برترین‌های هر گروه در شکل (۷) نشان داده شده است. مطابق شکل (۷-الف) مشاهده می‌گردد که برای مدل SVM-RBF مقادیر در بازه خطای نسبی  $\pm 9/54\%$  قرار دارند. مقدار RMSE و MRE% برای این مدل به‌ترتیب  $0.182$  و  $1/92$  است. برای مدل KNN-Manhattan داده‌ها در بازه خطای نسبی  $\pm 7/76\%$  قرار دارند. این مدل در مقایسه با مدل SVM-RBF نتایج مطلوبی



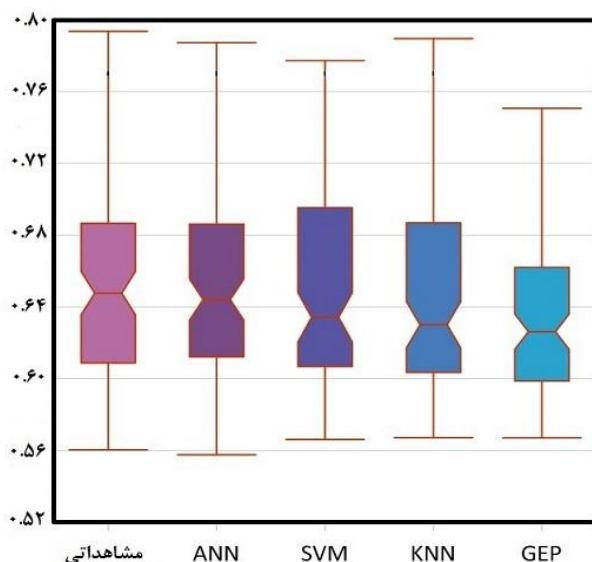


شکل ۷: الف) مقادیر ضریب‌دبی آزمایشگاهی در برابر پیش‌بینی شده ب) مقایسه مقادیر ضریب‌دبی به‌ازای داده‌های مختلف در مرحله آزمون

نمودار جعبه‌ای یک روش استاندارد برای نمایش توزیع داده‌ها است که براساس شاخص‌های آماری کوچک‌ترین مقدار، چارک اول، میانه، چارک سوم و بزرگ‌ترین مقدار ساخته شده است (شکل ۸). همچنین این نمودار می‌تواند در مورد وجود داده‌های دور افتاده یا پرت، اطلاعاتی را دهد و مقدار آن‌ها را تعیین کند. همچنین نشان دادن تقارن در داده‌ها از کارهایی این نمودار است. خط عمودی که به موازات جعبه‌ها امتداد می‌یابد، تغییرپذیری خارج از چارک‌های بالا و پائین را نشان می‌دهد. نمودار جعبه‌ای که در شکل (۸) برای مرحله

را ارائه داده است. به‌طوری که میزان RMSE و MRE% برای مدل مذکور به‌ترتیب ۰/۰۱۶۰ و ۱/۷۰ است. برای روش GEP حداکثر مقدار درصد خطای نسبی ۶/۱۱- است. نتایج روش ANN-MLP در مقایسه با سه مدل قبلی نتایج بهتری از نظر آماری دارد و به نتایج آزمایشگاهی نزدیک است. برای روش ANN-MLP داده‌ها در بازه درصد خطای نسبی  $\pm 4/80$  قرار گرفته‌اند. مقادیر شاخص‌های آماری فوق نیز برای این مدل به‌ترتیب ۰/۰۰۹۸ و ۱/۱۵- است. مقدار ضریب همبستگی برای مدل‌های فوق در مرحله آزمون به‌ترتیب ۰/۹۵۵، ۰/۹۶۵ و ۰/۹۸۴ است. مقایسه ضرایب‌دبی حاصل از مدل‌های مختلف و نتایج آزمایشگاهی حاکی از هم‌پوشانی بهتر داده‌ها در روش ANN با نتایج آزمایشگاهی است (شکل ۷-ب).

آزمون نشان داده شده است، نشان می‌دهد که مدل ANN دارای عمق انتهای بالاتر و پائین جعبه‌ها تقریباً با مقادیر مشاهده شده، یکسان است.



شکل ۸: نمودار جعبه ای داده‌های مشاهداتی و محاسباتی برای مرحله آزمون

در جدول (۵) مقایسه نتایج حاصل از پژوهش حاضر با رابطه تجربی تحقیق [۲] Daneshfaraz et al. نشان داده شده است. مطابق جدول (۵) نتایج شاخص‌های آماری RMSE، MRE% و R در مدل ANN نتایج مطلوبی در مقایسه با رابطه تحقیق [۲] Daneshfaraz et al. دارد.

جدول ۵: مقایسه نتایج پژوهش حاضر با تحقیق [۲] Daneshfaraz et al.

مورد	R	MRE (%)	RMSE
ANN-MLP	۰/۹۸۴	۱/۱۵	۰/۰۰۹۸
Daneshfaraz et al. [۲]	۰/۹۸۰	۱/۴۸	۰/۰۱۱۲

بر اساس آنالیز ابعادی استفاده گردید. برای تمامی مدل‌های مذکور به صورت تصادفی ۷۰٪ داده‌ها برای مرحله آموزش و ۳۰٪ برای مرحله آزمون مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج حاصل از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (R)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، میانگین درصد خطای نسبی (MRE%) و شاخص کلینگ گوپتا (KGE) نشان داد که در تمامی مدل‌های SVM، KNN، GEP و ANN، مدل با تمامی پارامترهای ورودی به عنوان مدل برتر شناخته شد. نتایج بررسی کرنل‌های مختلف نشان داد که کرنل تابع پایه شعاعی (RBF) در مقایسه با سایر کرنل‌های چند جمله‌ای (Polynomial)، خطی (Linear) و سیگنویید (Sigmoid) نتایج مطلوبی در مقایسه با نتایج آزمایشگاهی دارد. در مدل KNN به ازای ضرایب همسایگی مختلف، در K برابر با ۲ نتایج شاخص‌های آماری RMSE و MRE کم‌ترین میزان را دارا است. همچنین برای این مدل بررسی معیارهای مختلف فاصله اندازه‌گیری نشان داد که معیار فاصله منهن (Manhattan) در مقایسه با معیارهای اقلیدسی (Euclidean)، اقلیدسی مربع (Euclidean Squared) و چیبیشو (Chebychev) نتایج بهتری را دارد و به عنوان معیار برتر در مدل KNN با نتایج شاخص‌های فوق، به ترتیب برابر با ۰/۹۶۵، ۰/۰۱۶۰، ۰/۰۱۶۹ و ۰/۹۶۳ را به خود اختصاص داده است. بررسی نتایج مدل‌ها نشان داد که مدل‌های هوشمند مورد استفاده دقت بالایی در پیش‌بینی ضریب‌دبی دریچه با آستانه دارند که مبتنی بر پارامترهای مختلف ورودی که شامل مشخصات هندسی آستانه باشد، است. روش ANN در مقایسه با مدل‌های GEP، KNN و SVM نتایج بهتری دارد و به نتایج آزمایشگاهی نزدیک‌تر است.

هیچ گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.

## منابع

[۱] Negm, A.M., Alhamid, A.A. and El-Saiad, A.A. "Submerged flow below sluice gate with a sill", Proceedings of International Conference on Hydro-Science and Engineering Hydro-Science and Engineering ICHE<sup>۱۸</sup>, Advances in Hydro-Science and Engineering, Vol.III, Published on CD-Rom and A Booklet of Abstracts, ۲۱ Aug.-۳ Sep. ۱۹۹۸, Cottbus/Berlin, G.

## ۴- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر از روش‌های نوین داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبان (SVM)، الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه (KNN) برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در پیش‌بینی ضریب‌دبی دریچه کشویی در حالت با آستانه استفاده شد. بدین منظور از ۳۴۵ داده آزمایشگاهی در قالب ۶ مدل مختلف ورودی

- [۱۲] Jahed Armaghani, D., Asteris, P.G., Askarian, B., Hasanipanah, M., Tarinejad, R. and Huynh, V.V. "Examining hybrid and single SVM models with different kernels to predict rock brittleness", *Sustainability*, ۱۲(۶), ۲۲۲۹ (۲۰۲۰).
- [۱۳] Su, M.Y. "Real-Time anomaly detection systems for denial-of-service attacks by weighted K-nearest neighbor classifiers", *Expert Systems with Applications*, ۳۸, pp. ۳۴۹۲-۳۴۹۸ (۲۰۱۱).
- [۱۴] Al-Bulushi, N.I., King, P.R., Blunt, M.J. and Kraaijeveld, M. "Artificial neural networks workflow and its application in the petroleum industry", *Neural Comput. Appl*, ۲۱, ۴۰۹-۴۲۱ (۲۰۱۰).
- [۱۵] Mohammed, A.Y. and Sharifi, A. "Gene Expression Programming (GEP) to predict coefficient of discharge for oblique side weir", *Appl Water Sci*, ۱۰, ۱۴۵ (۲۰۲۰). <https://doi.org/10.1007/s13261-020-01211-5>
- [۱۶] Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz, K.K. and Martinez, G.F. "Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling", *J. Hydrol*, ۳۷۷(۱-۲), pp. ۸۰-۹۱ (۲۰۰۹). doi:10.1016/j.jhydrol.2009.08.003
- [۱۷] Daneshfaraz, R., Norouzi, R., Abbaszadeh, H. and Azamathulla, H.M. "Theoretical and experimental analysis of applicability of sill with different widths on the gate discharge coefficients", *Water Supply*, ۲۲(۱۰), pp. ۷۷۶۷-۷۷۸۱ (۲۰۲۲). doi: <https://doi.org/10.2166/ws.2022.354>.
- [۱۸] Alhamid, A.A. "Coefficient of discharge for free flow sluice gates", *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, ۱۱(۱), pp. ۳۳-۴۷ (۱۹۹۹).
- [۱۹] Salmasi, F. and Norouzi Sarkarabad, R. "Investigation of different geometric shapes of sills on discharge coefficient of vertical sluice gate", *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, ۵۲(۱):۲-۲ (۲۰۱۸). Doi: 10.22060/ajce.2018.14222.5596.
- [۲۰] Karami, S., Heidari, M.M. and Adib Rad, M.H. "Investigation of free flow under the sluice gate with the sill using flow-۲D model", *Iran J Sci Technol Trans Civ Eng*, ۴۴, pp. ۳۱۷-۳۲۴ (۲۰۲۰).
- [۲۱] Salmasi, F. and Abraham, J. "Prediction of discharge coefficients for sluice gates equipped with different geometric sills under the gate using multiple non-linear regression (MNL)", *Journal of Hydrology*, ۵۹۷, (۲۰۲۰). <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125728>
- [۲۲] Ghorbani, M.A., Salmasi, F., Saggi, M.K., Bhatia, A.S., Kahya, E. and Norouzi, R. "Deep learning under H۰O framework: A novel approach for quantitative analysis of discharge coefficient in sluice gates", *Journal of Hydroinformatics*, ۲۲(۶), pp. ۱۶۰۳-۱۶۱۹ (۲۰۲۰).
- [۲۳] Daneshfaraz, R., Norouzi, R., Abbaszadeh, H., Kuriqi, A. and Di Francesco, S. "Influence of sill on the hydraulic regime in sluice gates: An experimental and numerical analysis", *Fluids*, ۷(۷), ۲۴۴ (۲۰۲۲). <https://doi.org/10.3390/fluids707244>
- [۲۴] Lauria, A., Calomino, F., Alfonsi, G. and D'Ippolito, A. (۲۰۲۰) Discharge Coefficients for Sluice Gates Set in Weirs at Different Upstream Wall Inclinations. *Water*. ۱۲(۱), ۲۴۵.
- [۲۵] Raju, R. ۱۹۸۴ Scale Effects in Analysis of Discharge Characteristics of Weir and Sluice Gates; Kobus: Esslingen am Neckar, Germany.
- [۲۶] Vapnik. VN. "The Nature of Statistical Learning Theory", Springer-Verlag, New York (۱۹۹۵).