

**EXTENDED ABSTRACT**

**Estimating the Discharge Coefficient of the Type B Piano-Key Side Weir at a 120° Curve Using RBF and ANFIS Models in Comparison with Artificial Neural Networks**

Y. Mehri<sup>1</sup> and N. Abbasi<sup>2\*</sup>

1- M.Sc Graduate and PhD. Student, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran.

2\* - Corresponding Author, Professor, Agricultural Engineering Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran. (*nader\_iaeri@yahoo.com*).

Received: 6 December 2017

Revised: 11 March 2018

Accepted: 14 March 2018

**Keyword:** Artificial Intelligence, Experimental Study, Curved Channel, Discharge Coefficient, Estimation.

**DOI:** 10.22055/jise.2018.24375.1723.

**Introduction**

Side weirs are used to control the water level, flow deviations and drain the excess discharge in irrigation networks, sewer systems, and flood control systems. Considering that it is not possible to increase the length of side weirs to increase their capacity, other types of weirs may be used to overcome this problem. Therefore, incorporating weirs that are associated with a higher length of the same width can be helpful. Accordingly, non-linear piano-key weirs may be used side weirs. Numerical methods can be used to estimate the discharge coefficient of piano-key weirs. Bilhan et al. (2011) used an ANN to estimate the discharge coefficient in a curved canal with a labyrinth weir. Ebtehaj et al. (2015) used the GEP model to estimate the coefficient of discharge in a straight canal. Parsaei (2016) studied the accuracy of the ANN in estimating the coefficient of discharge in a sharp-crested rectangular ogee weir and found the ANN to offer an acceptable accuracy. None of the previous studies have addressed the efficiency of intelligent models in estimating the discharge coefficient of ogee-shaped piano-key weirs. Therefore, this study aims to obtain the discharge coefficient of the piano-key weirs using RBF, ANFIS, and ANN models.

**Materials and methods**

In this study, the RBF, ANFIS, and ANN models have been used to simulate and estimate the discharge coefficient of the side piano-key weir. To do this, RBF and ANFIS models were programmed by MATLAB and the neural network toolbox in the same software used for the ANN method. A 120° sector of an experimental side type-B piano-key weir was used to generate experimental data. Figure (1) illustrates a schematic view of the experimental type-B piano-key weir. The input parameters of the discharge coefficient are shown in Eq. (1).

$$C_d = f\left(\frac{L}{b}, F_1, \frac{L}{r_c}, \frac{p}{h_1}, \frac{p_d}{B}\right) \quad (1)$$

Where;  $C_d$  represents the discharge coefficient of the weir,  $b$  is the canal width,  $h_1$  is the depth of flow at the upstream edge of the weir,  $L$  is the length of the weir aperture,  $r_c$  is the canal radius from the central axis of the canal,  $P$  is the total height of the canal,  $P_d$  is the base of the weir,  $B$  represents

the length of the weir along the flow, and  $F_1$  is the Froude number. The different types of studied piano-key weirs in this research have been illustrated in Table (1).

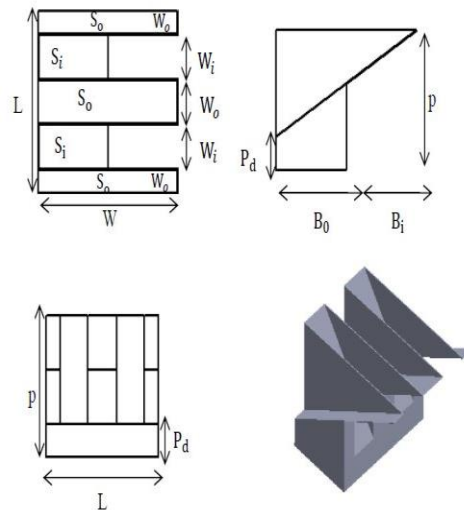


Fig. 1. A schematic view of the piano-key weir

Table 1- The models of the PKWs used in the research

TYPE	L	Wi	P	l	Pd
Model 1	0.35	0.0845	0.14	1.75	0
Model 2	0.35	0.0845	0.17	1.75	0.03
Model 3	0.35	0.0845	0.21	1.75	0.07
Model 4	0.35	0.0845	0.24	1.75	0.1
Model 5	0.25	0.0605	0.11	1.25	0
Model 6	0.25	0.0605	0.14	1.25	0.03
Model 7	0.25	0.0605	0.18	1.25	0.07
Model 8	0.25	0.0605	0.21	1.25	0.1
Model 9	0.15	0.0345	0.06	0.75	0
Model 10	0.15	0.0345	0.09	0.75	0.03
Model 11	0.15	0.0345	0.013	0.75	0.07
Model 12	0.15	0.0345	0.16	0.75	0.1

### Results and Discussion

The models were programmed in MATLAB. 70 percent of the data was used for training and 30 percent for testing in all three studied models. Also, the discharge coefficient of the type-B piano-key weirs was obtained experimentally. The findings suggest that the RBF model is in good agreement

with the experimental model as it is associated with RMSE=0.046 and  $R^2=0.962$  during training, and RMSE=0.044 and  $R^2=0.97$  in the testing phase. The ANFIS model was optimized with an iterative algorithm and its error was reduced to the point where the model was associated with RMSE=0.016 and  $R^2=0.99$  during training, and RMSE=0.0529 and  $R^2=0.981$  in the testing phase. Moreover, the optimal number of neurons in the network yielding the lowest error was found to be twelve. Given that the discharge coefficient of the type-B piano-key weir was calculated using ANFIS, RBF, and ANN models, and compared to experimental data, it is essential to compare and evaluate these methods. By evaluating the three models using Table (2), it was found that the RBF and ANFIS models have an acceptable capacity for estimating the discharge coefficient of the piano-key weir in the curve.

**Table 2- Statistical comparison of the studied models**

Model	RMSE	$R^2$
ANN	0.069	0.82
ANFIS	0.052	0.98
RBF	0.044	0.97

### Conclusion

In this study, the discharge coefficient of the side piano-key weir was calculated using RBF, ANFIS and ANN models. In this regard, an experimental type-B piano-key weir was used to gather the data required for calculating the discharge coefficient. A total of 156 experiments were carried out in this study. The RBF and ANFIS models were programmed using MATLAB. Considering the results from the three studied models, it was found that RBF and ANFIS models are superior in estimating the discharge coefficient based on experimental data. The RBF model was the most accurate among the three studied models. Finally, it was concluded that the RBF model is a more appropriate model to estimate the discharge coefficient of the side piano-key weirs.

### Acknowledgments

This research was partially supported by Soil Conservation and Watershed Management Institute. The authors would like to express their gratitude to colleagues from the mentioned institute who provided insight and expertise that greatly assisted the research.

### References

- 1- Bilhan, O., Emiroglu, M.E. and Kisi, O., 2011. Use of artificial neural networks for prediction of discharge coefficient of triangular labyrinth side weir in curved channels. *Advances in Engineering Software*, 42(4), pp.208-214.
- 2- Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Zaji, A.H., Azimi, H. and Khoshbin, F., 2015. GMDH-type neural network approach for modeling the discharge coefficient of rectangular sharp-crested side weirs. *Engineering Science and Technology*, an International Journal, 18(4), pp.746-757.
- 3- Parsaie, A., 2016. Predictive modeling the side weir discharge coefficient using neural network. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2(2), p.63.





## بر آورد ضریب تخلیه سرریز جانبی کلیدپیانویی تیپ B در انحنای ۱۲۰ درجه با استفاده از مدل های RBF و ANFIS و مقایسه با شبکه عصبی ANN

یاسر مهری<sup>۱</sup> و نادر عباسی<sup>۲\*</sup>

۱- دانشجوی دکتری سازه های آبی، دانشگاه تهران، دانشکده مهندسی فناوری و کشاورزی، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی  
 ۲- نویسنده مسئول، استاد موسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران.  
 nader\_iaeri@yahoo.com

دریافت: ۹۶/۹/۱۵

بازنگری: ۱۳۹۶/۱۲/۲۰

پذیرش: ۱۳۹۶/۱۲/۲۳

### چکیده

سرریزهای جانبی در شبکه های آبیاری و زهکشی، سیستم های آب و فاضلاب و کنترل سیلاب مورد استفاده قرار می گیرند و معمولاً برای کنترل تراز آب، انحراف جریان و تخلیه دبی اضافه استفاده می شوند. با توجه به اهمیت بهبود عملکرد سرریزهای جانبی، می توان از سرریزهای کلیدپیانویی که طول مؤثر بیشتری دارند، استفاده کرد. قوس بیرونی کانال های دارای انحنای، بهترین مکان برای تعبیه سرریزهای جانبی هستند. در این پژوهش در ابتدا با بررسی آزمایشگاهی بر روی سرریز جانبی کلیدپیانویی تیپ B در قطاع ۱۲۰ درجه ضریب تخلیه این سرریزها برای هر آزمایش استخراج شد. سپس توانایی مدل RBF, ANFIS و شبکه عصبی ANN در پیش بینی ضریب تخلیه سرریز مورد ارزیابی قرار گرفت. برای این منظور دو مدل RBF و ANFIS در محیط نرم افزار MATLAB کدنویسی شد. با تحلیل نتایج به دست آمده، هر دو مدل RBF و ANFIS دارای دقت بالاتری نسبت به شبکه عصبی ANN هستند. همچنین مشخص شد که مدل RBF با  $RMSE=0.044$  و  $R2=0.974$  دارای دقت بالاتری نسبت به مدل هوشمند ANFIS با  $RMSE=0.0529$  و  $R2=0.981$  است. شبکه عصبی مصنوعی با  $RMSE=0.0694$  و  $R2=0.82$  از لحاظ دقت پیش بینی بعد از دو مدل یادشده است.

**کلید واژه ها:** هوش مصنوعی، بررسی آزمایشگاهی، کانال قوسی شکل، ضریب تخلیه، پیش بینی

### مقدمه

سرریزهای جانبی برای کنترل تراز سطح آب، انحراف جریان و تخلیه دبی اضافی در شبکه های آبیاری و زهکشی، سیستم های آب و فاضلاب و سیستم های کنترل سیلاب مورد استفاده قرار می گیرند. با توجه به عدم امکان افزایش ظرفیت آبگذری سرریزهای جانبی خطی بایستی از سرریزهایی استفاده کرد که این مشکل را رفع نمایند. به همین منظور استفاده از سرریزهایی که در عرض ثابت طول بیشتری دارند می تواند مفید باشد و می توان از سرریزهای غیرخطی از نوع کلیدپیانویی به عنوان سرریزهای جانبی استفاده کرد. جهت طراحی مناسب سرریزهای جانبی بایستی ضریب تخلیه این سرریزها مورد بررسی قرار گیرد. قوس بیرونی کانال های دارای انحنای، مکان های مناسب برای تعبیه سرریزهای جانبی هستند و مکان هایی هستند که امکان افزایش خطی طول سرریزهای جانبی، بنابه دلایل ذکر شده وجود ندارد. لذا می توان سرریز کلیدپیانویی را در کانال های دارای انحنای به صورت جانبی تعبیه کرد. دو روش مدل سازی فیزیکی و مدلسازی عددی برای تجزیه و تحلیل مسائل مهندسی وجود دارد. از مدلسازی فیزیکی به طور گسترده در مباحث مختلف مهندسی هیدرولیک استفاده می شود و با توجه به اهمیت و اهداف مورد مطالعه درجه پیچیدگی برای مدل فیزیکی اعمال می شود. روش دیگر روش عددی است

که هزینه کمتری نسبت به روش فیزیکی دارد و انعطاف بالای آن و همچنین تجزیه و تحلیل آسان در آن سبب شده است که استفاده بیشتری از روش های کامپیوتری انجام شود. با توجه به پیچیدگی جریان در قوس و وجود همزمان سرریز جانبی استفاده از روش هایی که توانایی پیش بینی دقیق ضریب تخلیه را دارند بسیار مهم و ضروری است (Shamshirband et al., 2016). هوش مصنوعی یکی از روش های پیش بینی است که می توان از آن برای پیش بینی پدیده های هیدرولیکی نیز استفاده کرد. Karbasi و Azamathulla (2016) از شبکه عصبی مصنوعی ANN و مدل برنامه ریزی بیان ژن GEP برای پیش بینی پارامترهای هیدرولیکی پرش هیدرولیکی استفاده کردند که نشان دادند مدل GEP دارای دقت مناسبتری است. Dursun et al (2012) از سیستم استنتاج فازی - عصبی برای پیش بینی ضریب دبی سرریز جانبی نیمه بیضوی استفاده کردند و نشان دادند که این مدل توانایی پیش بینی ضریب تخلیه در سرریزهای جانبی نیمه بیضوی را داراست. Ebtehaj et al (2015a) از مدل دسته بندی گروهی داده ها GMDH برای پیش بینی ضریب تخلیه سرریز جانبی لبه تیز مستطیلی استفاده کردند و با ارزیابی آماری نشان دادند که این مدل تطابق قابل قبولی با مدل آزمایشگاهی دارد. Onen (2014) مقایسه ای بین مدل های

دقیق ضریب تخلیه سرریز کلیدپیانویی می‌تواند مفید باشد، لذا با توجه به اهمیت تخمین دبی عبوری از سرریزها، هدف این تحقیق بدست آوردن ضریب تخلیه سرریزهای کلیدپیانویی با استفاده از سه مدل هوشمند RBF، ANFIS و ANN است.

### مواد و روش‌ها

در این تحقیق از سه مدل هوشمند تابع پایه شعاعی (Radial Base Function (RBF)، سامانه استنتاج فازی - عصبی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) و شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks (ANN)) برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی ضریب تخلیه سرریزجانبی کلیدپیانویی استفاده شد. برای این منظور مدل RBF و ANFIS در محیط نرم‌افزار MATLAB کدنویسی شد و برای شبکه عصبی مصنوعی ANN از جعبه ابزار این نرم‌افزار استفاده شد. برای تولید داده‌های آزمایش، آزمایش‌ها روی سرریز جانبی کلیدپیانویی در قطاع ۱۲۰ درجه از قوس روی ۱۲ مدل سرریز تیپ B انجام شد. شکل (۱) نمایی از کانال مورد مطالعه در پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری و همچنین نمایی از سرریز کلیدپیانویی تیپ B را در محیط آزمایشگاه نشان می‌دهد. این نوع از سرریز در بالادست دارای شیروانی و در پایین دست خود بدون شیروانی است. در این تحقیق از دو سیکل ورودی و از ابعاد بهینه شده توسط محققین قبلی برای طراحی سرریز استفاده شد. مشخصات کانال مورد مطالعه در جدول (۱) مشاهده می‌شود. همچنین ابعاد سرریزهای مورد استفاده در این تحقیق در جدول (۲) مشاهده می‌شود که در آن P ارتفاع سرریز، L عرض سرریز کلید پیانویی، a طول موثر سرریز و (i) عرض کلید ورودی، (o) عرض کلید خروجی سرریز می‌باشد. طول موثر (l) سرریز تابعی از عرض شکاف سرریز (L) است به گونه‌ای در همه سرریزها برابر است (a = 5L). طول کانال مورد مطالعه ۱۴ متر که دارای قوس ۱۸۰ است. آزمایش‌ها در زاویه ۱۲۰ درجه از قوس انجام شد. عرض و ارتفاع کانال ۰/۵ متر است. سرریز به صورت جانبی (ابگیر) در زاویه ۱۲۰ تعبیه شد. مجموعاً ۱۵۶ آزمایش در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت.

هوشمند GEP و ANN و روابط رگرسیونی برای تعیین عمق آبستنگی داشت. Bilhan et al (2011) از شبکه عصبی مصنوعی ANN برای پیش‌بینی ضریب تخلیه در کانال قوسی با سرریز کنگره‌ای استفاده کردند. Ebtehaj et al (2015b) از مدل برنامه ریزی بیان ژن GEP برای پیش‌بینی ضریب تخلیه در سرریز جانبی در کانال مستقیم استفاده کردند. Salmasi et al (2013) دقت پیش‌بینی ضریب دبی را با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و GP در سرریزهای لبه پهن مورد بررسی قرار داد. Parsaie (2016) دقت شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزجانبی لبه‌تیز مستطیلی مورد بررسی قرار داد و نتیجه گرفت که دقت شبکه عصبی دارای مقدار مناسبی است. همچنین از سامانه استنتاج فازی-عصبی برای پیش‌بینی ضریب دبی سرریز جانبی استفاده نمودند. Kisi و Emiroglu (2013) مدل‌های مختلف هوش مصنوعی شامل فازی عصبی و همچنین شبکه عصبی به همراه رگرسیون چند متغیره غیر خطی در پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای کنگره‌ای بررسی کردند و نتیجه گرفتند که دقت مدل فازی عصبی بالاتر است. Mahdavi و Ahadiyan (2015) از روش‌های مختلف هوش مصنوعی شامل شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاج فازی عصبی و روش‌های رگرسیونی برای پیش‌بینی جریان مورد نیاز هوادهی استفاده کردند. همچنین Yar Mohammadi و Ahadiyan (2016) اثر دیواره‌های سپری را روی ضریب آبگذری سرریز مورد بررسی قرار دادند.

هدف این تحقیق، ارائه مدلی با دقت بیشتر برای تعیین ضریب تخلیه سرریز جانبی می‌باشد. این ضریب یکی از پارامترهای مهم در طراحی سرریزهای جانبی بوده و محاسبه آن مورد بررسی اکثر محققان هیدرولیک است و اندازه‌گیری آن کاری دشوار و زمان‌بر می‌باشد. اگرچه در روش‌های مبتنی بر حل عددی و تکنیک داده‌کاوی هزینه‌ها بسیار کاهش و نتیجه‌گیری نیز بسیار سریع‌تر و دقیق‌تر است ولی لازمه صحت سنجی و کالیبراسیون آن، وجود داده‌های آزمایشگاهی است. با توجه به لزوم اندازه‌گیری دقیق ضریب دبی در سرریزهای جانبی کلیدپیانویی برای طراحی مناسب، استفاده از روش‌های برپایه هوش مصنوعی برای تخمین

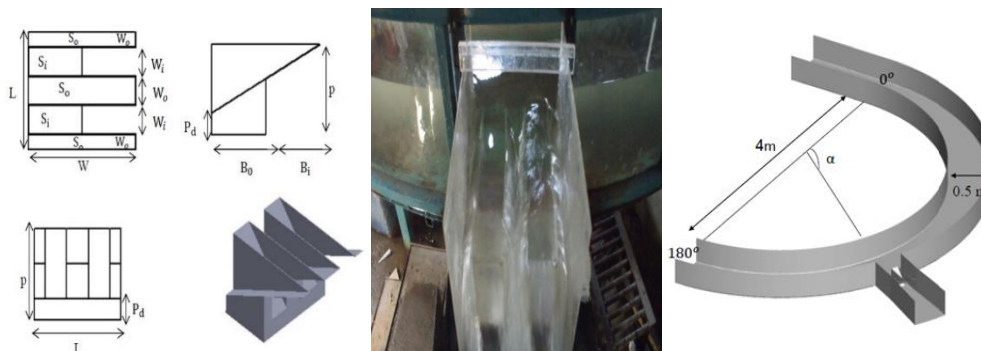


Fig. 1- A schematic view of B type of piano-key weir in this research

شکل ۱- نمایی از کانال قوسی و سرریز مورد استفاده در این پژوهش

جدول ۱ - محدوده متغیرهای استفاده شده در کانال

Table 1- The range of variables used in the canal

Variable	Value	Unit	Sign
Canal width	0.5	m	b
Bottom slope	0.001	-	S
Inlet discharge upstream of the main canal	6-41	LIT/S	$Q_1$
The width of the gap	0.15-0.25-0.35	m	L
Radius of main channel centreline	2.25	m	2.25
discharge over side weir	3-30	LIT/S	$Q_w$
Angle	120	-	$\alpha$

جدول ۲ - مدل‌های سرریزهای کلیدپیانویی

Table 1- Piano key weir models

Weir	l	P	Wi= Wo	L	Pd
1	1.75	0.14	0.0845	0.35	0
2	1.75	0.17	0.0845	0.35	0.03
3	1.75	0.21	0.0845	0.35	0.07
4	1.75	0.24	0.0845	0.35	0.01
5	1.25	0.11	0.0605	0.25	0
6	1.25	0.14	0.0605	0.25	0.03
7	1.25	0.18	0.0605	0.25	0.07
8	1.25	0.21	0.0605	0.25	0.1
9	0.75	0.06	0.0345	0.15	0
10	0.75	0.09	0.0345	0.15	0.03
11	0.75	0.013	0.0345	0.15	0.07
12	0.75	0.16	0.0345	0.15	0.01

گرایش، و  $h$  ارتفاع آب روی سرریز و  $P$  ارتفاع سرریز مورد نظر است. پارامترهای ورودی ضریب تخلیه سرریز در معادله (۳) نشان داده شده است.

$$C_d = f\left(\frac{L}{b}, F_1, \frac{L}{r_c}, \frac{p}{h_1}, \frac{Pd}{B}\right) \quad (3)$$

که در آن  $C_d$  ضریب تخلیه سرریز،  $b$  عرض کانال،  $h_1$  عمق جریان در لبه بالادست سرریز،  $L$  عرض شکاف سرریز،  $r_c$  شعاع کانال از محور مرکزی کانال،  $P$  ارتفاع کل سرریز،  $P_d$  پایه سرریز،  $B$  طول سرریز در راستای جریان و  $F_1$  عدد فرود است.

#### معرفی مدل‌ها

##### الف) مدل RBF

مدل هوشمند تابع پایه شعاعی (Radial Base Function (RBF)) مدلی است که بیشتر برای پردازش تصویر در رشته های مهندسی کامپیوتر استفاده می‌شود. مدل RBF دارای دو لایه است یک لایه پنهان و یک لایه خروجی است. به گونه‌ای که در لایه اول یک نگاشت خطی انجام می‌شود و در لایه دوم طبقه‌بندی صورت می‌گیرد که در شکل (۲) نشان داده شده است. این مدل به صورت غیر خطی داده‌های ورودی را طبقه بندی

#### مبانی سرریز جانبی

معادله دیفرانسیلی حاکم بر جریان متغیر مکانی با کاهش دبی در معادله (۱) نشان داده شده است.

$$\frac{dy}{ds} = \frac{S_0 - S_f - \left(\frac{Q}{gA^2}\right)\left(\frac{dQ}{dx}\right)}{1 - \left(\frac{Q^2 b}{gA^3}\right)} \quad (1)$$

که در آن  $s$  محور عرضی شکاف سرریز جانبی،  $S_0$  شیب کانال اصلی،  $S_f$  شیب خط انرژی،  $Q$  دبی کانال اصلی،  $\frac{dQ}{ds} = q$  دبی عبوری از واحد عرض سرریز جانبی است و  $y$  تغییرات تراز جریان می‌باشد. دبی در واحد عرض سرریزهای جانبی را می‌توان به شکل معادله (۲) نشان داد.

$$q = \frac{-dQ}{ds} = C_d \frac{2}{3} \sqrt{2g} (h - p)^{\frac{3}{2}} \quad (2)$$

که در آن  $\frac{dQ}{ds}$  برابر با تغییرات دبی در واحد عرض سرریزهای جانبی،  $C_d$  ضریب دبی (ضریب دیماچی)،  $g$  شتاب

عملکرد پیش‌بینی ضریب دبی همه مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی که در آموزش (Training) از آن استفاده نشده بود، و بر اساس شاخص‌های آماری مورد بررسی قرار گرفت. ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمون مدل‌ها استفاده شد. برای این منظور از جذر میانگین مربعات خط (RMSE) و ضریب رگرسیون همبستگی ( $R^2$ ) استفاده شد. این شاخص‌ها مطابق روابط (۶) و (۷) می‌باشند که در آن  $X$  مقدار واقعی و  $Y$  مقدار پیش‌بینی شده است. با ارزیابی این شاخص‌ها برای هریک از مدل‌های مورد بررسی، عملکرد و کارایی آنها مورد مقایسه قرار خواهد گرفت.

$$R^2 = \left( \frac{\sum XY}{\sqrt{\sum X^2 \sum Y^2}} \right)^2 \quad (۶)$$

$$RMSE = \left[ \frac{\sum (X - Y)^2}{N} \right]^{0.5} \quad (۷)$$

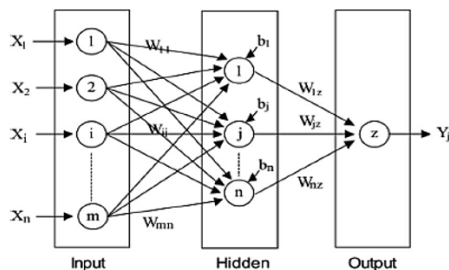
## نتایج و بحث

### مدل RBF

در این مدل ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد از داده‌های آزمایشگاهی برای آزمون مدل استفاده شد. در شکل (۳)

$$RMSE = \left[ \frac{\sum (X - Y)^2}{N} \right]^{0.5} \quad (۷)$$

ضریب تخلیه آزمایشگاهی با ضریب تخلیه پیش‌بینی شده توسط مدل RBF در مرحله آموزش نشان داده شده است. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود مقدار دقت این مدل دارای مقدار قابل قبولی است و از این مدل برای شبیه‌سازی این پدیده می‌توان استفاده کرد. مقدار انحراف از معیار و واریانس داده‌های پیش‌بینی شده را با توجه به اینکه مقدار آن  $\sigma = 0.046$  و  $\mu = -2.7e-15$  دارای مقدار قابل قبولی است. همچنین با توجه به مقدار خطای  $MSE = 0.00212$  دقت در این مرحله قابل قبول است. در جدول (۳) تعدادی از مدل‌های ساخته شده را می‌توان مشاهده کرد.



می‌کند. این مورد به این علت است که فضای ورودی خطی نبوده ولی فضای ویژگی به صورت خطی تفکیک‌پذیر است تابع انتقال RBF را می‌توان در رابطه (۴) مشاهده کرد:

$$y_k = \sum_{j=1}^M \omega_{kj} \phi_j(x) + \omega_{k0} \quad (۴)$$

که در آن  $M$  تعداد توابع پایه و  $X$  بردار داده‌های ورودی و  $\omega_{kj}$  ارتباط وزنی بین تابع پایه و لایه خروجی را نشان می‌دهد.  $\phi_j(x)$  تابع غیر خطی در واحد  $j^{th}$  را نشان می‌دهد و به صورت قوسی است که در رابطه (۵) نشان داده شده است.

$$\phi_j(x) = \exp\left(-\frac{|x - \mu_j|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (۵)$$

که در آن  $x$  و  $\mu$  ورودی هستند و  $\sigma_j$  مرکز تابع قوسی است.

### ب) مدل سیستم استنتاج فازی عصبی

در سیستم استنتاج فازی عصبی، تلفیقی از دو سامانه استنتاج فازی و شبکه عصبی پیاده سازی شده است. در این سیستم با اعمال توابع عضویت برای هریک ورودی‌ها سعی در اکتشاف رابطه‌ای غیر خطی به صورت فازی می‌شود و از شبکه عصبی در این سیستم برای بهینه کردن توابع عضویت اعمال شده برای پیش‌بینی پارامتر هدف استفاده می‌شود. مدل فازی عصبی از پنج لایه تشکیل شده است که هریک از این لایه‌ها به ترتیب وظیفه خاصی را دنبال می‌کنند. در این تحقیق از مدل فازی عصبی نوع سوگینو برای پیش‌بینی ضریب تخلیه سرریز استفاده شد. با توجه به شکل (۳) ورودی‌های مورد نظر در این تحقیق از پنج لایه عبور کرده و تا به پارامتر هدف می‌رسد. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که لایه اول شامل ورودی‌های تحقیق. ساختار مدل فازی - عصبی دارای پنج لایه است که هر کدام از لایه‌ها به ترتیب شامل گره‌های ورودی، گره‌های قاعده، گره‌های متوسط، گره‌های نتیجه و گره‌های خروجی می‌باشند.

### شاخص‌های ارزیابی عملکرد

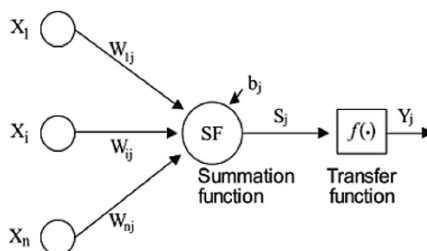


Fig.2- RBF Model Structure

شکل ۲- ساختار مدل RBF

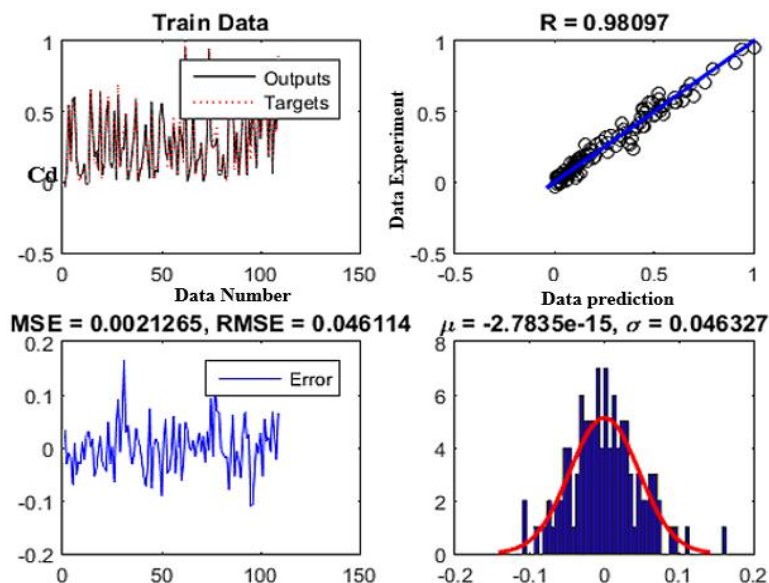


Fig. 3- RBF Model performance in train

شکل ۳- عملکرد مدل RBF در مرحله آموزش

جدول ۳- تعدادی از مدل‌های مورد بررسی RBF در این پژوهش

Table 3- Number of models for RBF in this research

model	neuron s	spread	RMSE	R
1	12	0.1	0.15	0.78
2	30	0.1	0.092	0.93
3	12	0.5	0.074	0.93
4	20	0.5	0.053	0.97
5	10	1	0.057	0.96
6	20	1	0.049	0.98
7	30	1	0.071	0.97
8	20	2	0.044	0.98
9	10	2	0.047	0.98
10	20	3	0.049	0.98
11	10	3	0.062	0.97
12	10	5	0.057	0.98
13	20	5	0.051	0.98

تکرار شونده در این تحقیق برای بهینه سازی مدل ANFIS مقدار خطا در داده‌های آموزش کاهش و به کمترین مقدار خود رسیده است. با تعیین قوانین فازی برای پیش‌بینی هر پارامتر ورودی به سه قسمت کم، متوسط و زیاد تقسیم بندی شد. سپس با استفاده از شبکه عصبی قوانین در این مدل بهینه شد. همانطور که در شکل (۵) با باند خطای پنج درصد مشاهده می‌شود، این مدل به خوبی ضریب تخلیه محاسباتی و مشاهداتی را در مرحله آموزش و آزمون پیش‌بینی کرده است. با توجه به شکل (۶) قوانین فازی و همچنین پارامترهای مؤثر روی این قوانین در نشان داده شده است. جدول (۴) تعدادی از الگوهای مورد بررسی را نشان می‌دهد.

ارزیابی مدل در مرحله آزمون مهم‌ترین بخش مدل‌سازی با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی است. با توجه به شکل (۴) مشاهده می‌شود که با توجه به انحراف معیار و واریانس ارائه شده در مرحله آزمون و همچنین مقدار خطای  $MSE=0.0019$  مدل RBF دارای دقت قابل قبولی است. همچنین با توجه به شکل (۴) مشاهده می‌شود که ضریب تخلیه آزمایشگاهی و محاسباتی دارای تطابق مناسب هستند به گونه‌ای که ضریب همبستگی آن برابر با  $R=0.98$  می‌باشد که مقدار قابل قبولی در پیش‌بینی می‌باشد.

#### مدل ANFIS

در این تحقیق با استفاده از الگوریتم تکرار شونده، با توجه به پیچیده بودن این مدل زمان حل کاسته و با استفاده از حلقه ایجاد شده مقدار خطای بهینه ارائه شد. با توجه به استفاده از الگوریتم



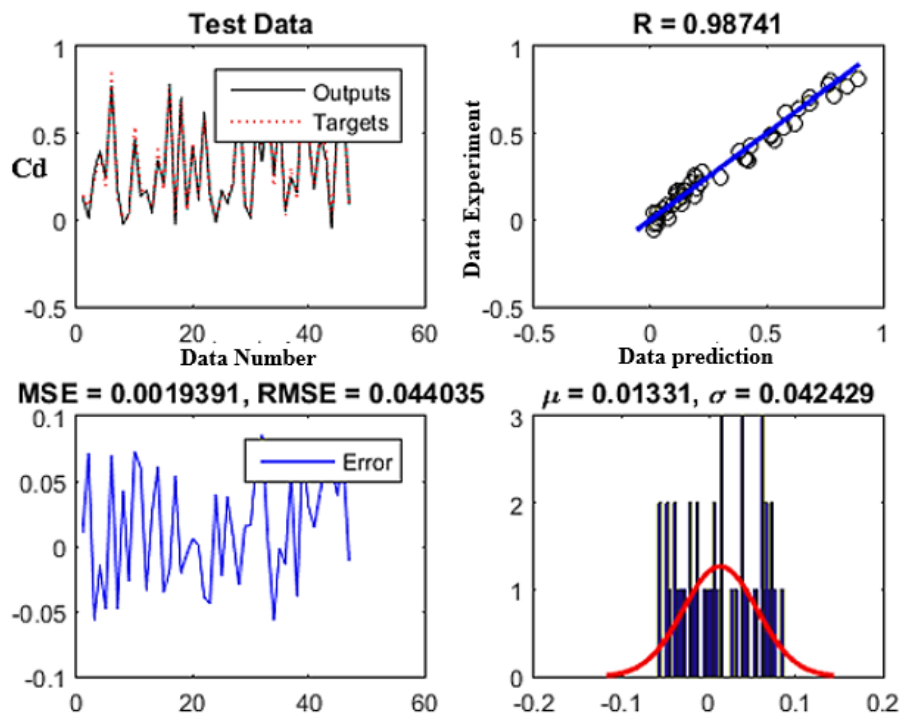


Fig. 4- RBF Model performance in test  
 شکل 4- عملکرد مدل RBF در مرحله آزمون

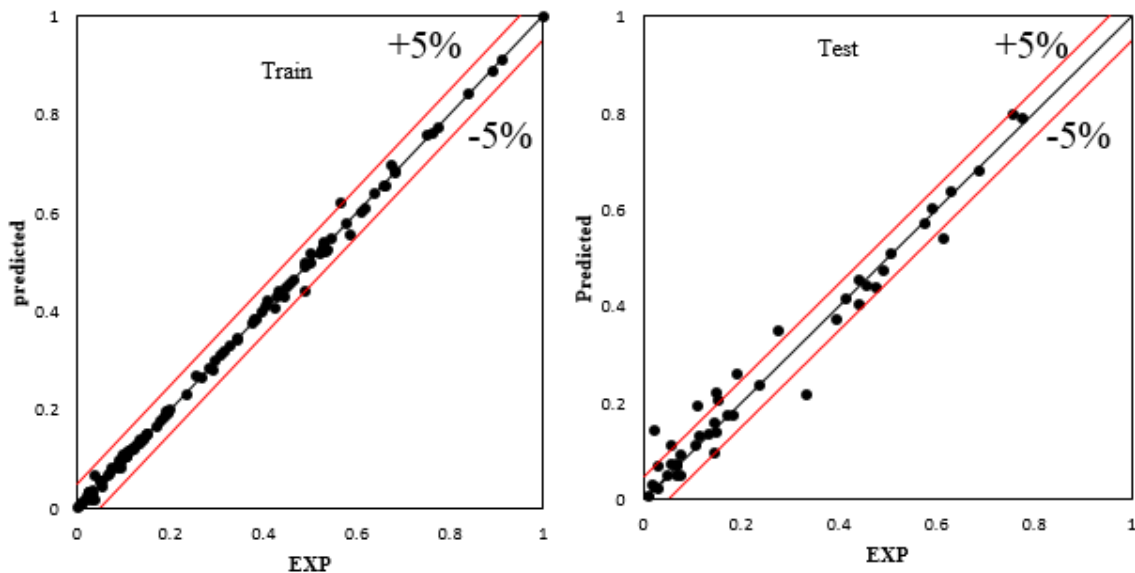


Fig. 5- Comparison of experimental discharge coefficient with predicting discharge coefficient in ANFIS

شکل 5- مقایسه ضریب تخلیه آزمایشگاهی با ضریب تخلیه پیش بینی شده در ANFIS

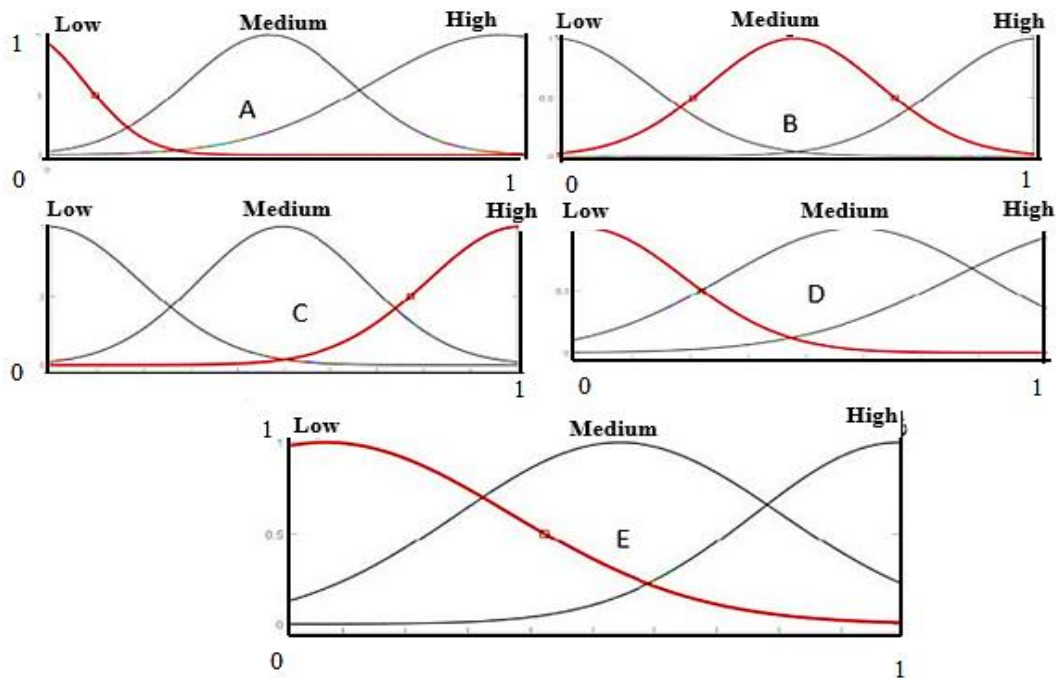


Fig. 6- Fuzzy rules  
شکل ۶- قوانین فازی

جدول ۴- مدل‌ها برای ANFIS  
Table 4- Models for ANFIS

Model	Number of Membership functions	Membership functions	R	RMSE
1	2-2-2-2-2	Gaussian	0.81	0.16
2	3-3-3-3-3	Gaussian	0.99	0.052
3	2-3-3-3-3	Gaussian	0.85	0.11
4	3-3-2-2-2	Gaussian	0.91	0.087
5	2-3-3-3-3	Gaussian	0.93	0.07

مقایسه مدل‌ها

با توجه به محاسبه ضریب تخلیه سرریز کلیدپیانویی تیپ B با استفاده از مدل‌های RBF ، ANFIS و شبکه عصبی مصنوعی ANN و مقایسه آن با برداشت‌های آزمایشگاهی ارزیابی و مقایسه این دو مدل ضروری است. با ارزیابی هر سه مدل در جدول (۶) مشخص شد که دو مدل RBF و ANFIS دارای توانایی قابل قبول در پیش‌بینی ضریب تخلیه سرریز کلیدپیانویی در قوس هستند. با توجه به جدول مدل RBF با دقت  $RMSE=0.043$  و  $R^2=0.982$  در مرحله آزمون دارای دقت بالاتری نسبت به ANFIS با  $RMSE=0.0529$  و  $R^2=0.981$  می‌باشد. در این تحقیق شبکه عصبی ANN با توجه به مقدار خطا در مرحله آزمون در رتبه بعدی قرار می‌گیرد.

شبکه عصبی مصنوعی ANN

شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان رایج‌ترین مدل از روش‌های هوش مصنوعی می‌باشد که بر پایه نرون‌ها کار می‌کند. در جدول (۵) تعداد نرون‌های به‌کار برده شده در این تحقیق با یک لایه پنهان مشاهده می‌شود. ثابت شده است که شبکه عصبی با یک لایه پنهان توانایی مدل‌سازی هر تابع پیوسته‌ای را دارا می‌باشد بنابراین در این تحقیق از یک لایه پنهان استفاده گردیده است. مقادیری که در آموزش و صحت‌سنجی و آزمون به‌کار رفته‌اند را می‌توان در این جدول مشاهده کرد. در این تحقیق تعداد نرون‌ها از روش سعی و خطا به‌دست آمده است.

جدول ۵- پیش بینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

Table 5- Predicting with ANN

	Train	Train	Validation	Validation	Test	Test
	R	MSE	R	MSE	R	MSE
Number of nerun	0.998	0.000164	0.994	0.000594	0.914	0.00483

جدول ۶- ارزیابی مدل های مورد مطالعه

Table 6- Comparison of the studied Models

	ANN		ANFIS		RBF	
	Test	Train	Test	Train	Test	Train
RMSE	0.0694	0.0121	0.0529	0.016	0.044	0.046
R2	0.82	0.981	0.981	0.99	0.974	0.962

مورد استفاده در این تحقیق مدل RBF دارای دقت بالاتری نسبت به ANFIS و شبکه عصبی ANN است. بنابراین برای پیش بینی ضریب تخلیه سرریز جانبی کلیدیانویی پیشنهاد می شود که از مدل RBF استفاده شود.

### تقدیر و تشکر

بدین وسیله از مدیریت و کارکنان پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری به خاطر مساعدت و همکاری های لازم برای انجام بخش آزمایشگاهی این تحقیق تشکر و قدردانی می شود.

### نتیجه گیری

در این تحقیق به بررسی ضریب تخلیه سرریز جانبی کلیدیانویی با استفاده از مدل RBF و ANFIS و شبکه عصبی ANN پرداخته شد. بدین منظور برای جمع آوری داده های مورد نیاز ضریب تخلیه سرریز جانبی کلیدیانویی تیپ B به صورت آزمایشگاهی مورد بررسی قرار گرفت. مجموعاً ۱۵۶ آزمایش در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت. مدل RBF و ANFIS با کدنویسی در محیط نرم افزار متلب پیاده سازی شدند. با توجه به نتایج سه مدل مورد استفاده در این تحقیق مشخص شد که دو مدل RBF و ANFIS دارای تطابق قابل قبول در پیش بینی ضریب تخلیه داده های آزمایشگاهی هستند. از بین این سه مدل

### References

- 1- Bilhan, O., Emiroglu, M.E. and Kisi, O., 2011. Use of artificial neural networks for prediction of discharge coefficient of triangular labyrinth side weir in curved channels. *Advances in Engineering Software*, 42(4), pp.208-214.
- 2- Dursun, O.F., Kaya, N. and Firat, M., 2012. Estimating discharge coefficient of semi-elliptical side weir using ANFIS. *Journal of Hydrology*, 426, pp.55-62.
- 3- Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Zaji, A.H., Azimi, H. and Khoshbin, F., 2015a. GMDH-type neural network approach for modeling the discharge coefficient of rectangular sharp-crested side weirs. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 18(4), pp.746-757.
- 4- Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Zaji, A.H., Azimi, H. and Sharifi, A., 2015b. Gene expression programming to predict the discharge coefficient in rectangular side weirs. *Applied Soft Computing*, 35, pp.618-628.
- 5- Emiroglu, M.E. and Kisi, O., 2013. Prediction of discharge coefficient for trapezoidal labyrinth side weir using a neuro-fuzzy approach. *Water Resources Management*, 27(5), pp.1473-1488.

- 6- Karbasi, M. and Azamathulla, H.M., 2016. GEP to predict characteristics of a hydraulic jump over a rough bed. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 20(7), pp.3006-3011.
- 7- Mahdavi, A. and Ahadiyan, J., 2015. Evaluation of Statistical, Empirical, Neural Networks and Neural – Fuzzy Techniques for Estimation of Spillway Aerators. *Journal of Water Sciences Engineering*, 38(3), pp.51-61. (In Persian)
- 8- Onen, F., 2014. GEP prediction of scour around a side weir in curved channel. *Journal of Environmental Engineering and Landscape Management*, 22(3), pp.161-170.
- 9- Parsaie, A., 2016. Predictive modeling the side weir discharge coefficient using neural network. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2:63, 1-11.
- 10- Salmasi, F., Yıldırım, G., Masoodi, A. and Parsamehr, P., 2013. Predicting discharge coefficient of compound broad-crested weir by using genetic programming (GP) and artificial neural network (ANN) techniques. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(7), pp.2709-2717.
- 11- Shamshirband, S., Bonakdari, H., Zaji, A.H., Petkovic, D. and Motamedi, S., 2016. Improved side weir discharge coefficient modeling by adaptive neuro-fuzzy methodology. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 20(7), pp.2999-3005.
- 12- Yar Mohammadi, B., and Ahadiyan, J., 2016. Experimental Study of Flow Hydraulic in Piano Key Weirs at Different Parapet Wall. *Journal of Water Sciences Engineering*, 39(4), PP. 47-48. (In Persian).