

Research Paper

Evaluating the Efficacy of Machine Learning Models in Quantifying Diverted Flow to Inlet Canal Influenced by L- and T-Shaped Groynes

Behzad Nasiri¹, Mohammad Heidarnejad^{2*}, Aslan Egdernezhad³

¹ M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

² Associate Professor, Department of Water Sciences and Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

³ Assistant professor, Department of Water Sciences and Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.



10.22125/iwe.2025.479523.1831

Received:
September 20, 2024
Accepted:
April 20, 2025
Available online:
August 4, 2025

Keywords:
Artificial Intelligence;
Diverted Flow; Groyne;
Performance Assessment

Abstract

Groynes are essential hydraulic structures in river engineering and water resources management, employed to regulate, diversion and direct water flow while mitigating riverbank erosion. The design and optimization of these structures necessitate a comprehensive understanding of their hydraulic and geometric behavior across varying flow conditions. This research examines the efficacy of three machine learning models (MLMs)—Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine (SVM), and Gene Expression Programming (GEP)—in simulating the diverted discharge in a channel within a physical model incorporating L-shaped and T-shaped groynes. A total of 96 experimental data points were utilized, considering three independent input variables: Froude number (Fr), relative length of groyne (L/B), and angle of the water intake channel (α). The models' performance was assessed using three evaluation metrics: RMSE, MAE, and R^2 . The results, while confirming the potential of all three MLMs for simulating diverted discharge, indicated that the GEP model with a three-gene structure exhibited superior accuracy compared to the other two models for both types of groynes. The values of RMSE, MAE, and R^2 during the training and testing phases for the L-shaped groyne were 0.9325, 0.9878, 1.2536 and 0.9836, 0.4102, 0.6325, respectively, and for the T-shaped groyne were 0.9025, 1.2534, 1.8502 and 0.9873, 0.3337, 0.4972, respectively. The second and third ranks were attributed to the MLP 3-8-1 and SVM models, respectively.

1) Introduction

Groynes are crucial hydraulic structures for controlling water flow, protecting shorelines, and improving water intake efficiency. A thorough understanding of their design and post-construction challenges is essential for optimizing river water extraction. Esmailnejad (2012) studied the hydraulics of inlet flow to the Hamidiyeh diversion dam using a micro model. Keshavarz and Hakimzadeh (2007) explored flow patterns around groynes with different slopes, focusing on shear stresses in the riverbed. Manadizadeh (2012) examined groyne impact on flow within the Dehkhoda intake. Studies by Kumar

* **Corresponding Author:** Mohammad Heidarnejad

Address: Associate Professor, Department of Water Sciences and Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

Email: mo_he3197@yahoo.com
Tel: 09113919533

et al. (2018) and Mall et al. (2023) found that T-shaped groynes are more effective and economical than other configurations in reducing scouring and flow interference.

While many studies have explored groynes' impact on flow patterns, none have simulated discharge diversion by intake canals affected by groyne installation. To address this gap, forthcoming research will use three MLMs—SVM, ANN, and GEP—to analyze discharge diversion effects of L-shaped and T-shaped groynes on a laboratory scale.

2) Materials and Methods

In this study, SVM, GEP and ANN have been employed to simulate the impact of the groyne's relative length, intake canal angle, and Froud number on the diverted discharge. This analysis is conducted for two types of groynes: T-shaped and L-shaped. A total of 96 laboratory data have been used. The models utilized in this research were evaluated to identify the most optimal performance during both the training and testing phases, with the aim of determining the best tuning parameters for each model. To facilitate this process, performance evaluation criteria were employed, namely: (1) Root Mean Square Error (RMSE), (2) Mean Absolute Error (MAE), and (3) Coefficient of Determination (R^2).

3) Results

The ANN model, specifically the Multi-Layer Perceptron (MLP) 3-8-1 configuration, showed the highest accuracy, with RMSE, MAE, and R^2 values of 0.8966, 1.949, and 1.8633 during training for the L-shaped groyne, and 0.9559, 0.4802, and 0.7696 during testing. The T-shaped groyne had corresponding values of 0.8303, 1.4463, and 2.894 during training, and 0.9661, 0.4059, and 0.7079 during testing. For the SVM model, the Radial Basis Function (RBF) kernel was identified as the most accurate, with optimal tuning parameters of $C = 40$, $\epsilon = 0.15$, and $\gamma = 0.5$, determined through trial and error. The GEP model, using a three-gene structure, also performed well. For the L-shaped groyne, it achieved RMSE, MAE, and R^2 values of 0.9325, 0.9878, and 1.2536 during training, and 0.9836, 0.4102, and 0.6325 during testing. For the T-shaped groyne, these values were 0.9025, 1.2534, and 1.8502 during training, and 0.9873, 0.3337, and 0.4972 during testing.

4) Discussion and Conclusion

This research compares the performance of three machine learning models—ANN, SVM, and GEP—in simulating flow diversion through an intake canal with L-shaped and T-shaped groynes. Using data from 48 laboratory datasets, the models were evaluated using RMSE, MAE, and R^2 metrics. The GEP model, with a three-gene structure, outperformed the others, showing superior accuracy for both groyne types. The ANN (MLP 3-8-1) and SVM models followed in performance.

5) Six important references

- 1) Ferreira, C. 2001. Algorithm for solving gene expression programming: a new adaptive problem. *Complex Systems*, 13(2): 87-129.
- 2) Kisi, O., H.M. Azamathulla, F. Cevat, C. Kulls, M. Kuhdaragh, and Fuladipناه M. 2024. Enhancing river flow predictions: Comparative analysis of machine learning approaches in modeling stage-discharge relationship. *Results in Engineering*, 22: 102017.
- 3) Koken, M. and M. Gogus, M. 2015. Effect of spur dike length on the horseshoe vortex system and the bed shear stress distribution. *Journal of Hydraulic Research*, 53(2): 196-206.
- 4) Kumar T., L.D. Tyagi-Aggarwal and M. Kumar. 2018. Comparison of scour around different shapes of groynes in open channel. *International Journal of Recent Trends in Engineering and Research*, 4(3): 382-392.
- 5) Vapnik. V. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag. New York. pp 113-141.
- 6) Mall, M., K.S. Priyanka, H. Prasad, and C.S.P. Ojha. 2023. Development of a Framework for Cost-Benefit Analysis of I-Head and T-Head Groynes Based on Scour and Turbulent Flow Characteristics. *Sustainability*, 15(20): 15000.



پتانسیل سنجی مدل‌های یادگیری ماشین در شبیه‌سازی میزان دبی انحرافی به کانال آبگیر متاثر از آبشکن‌های L-شکل و T-شکل

بهزاد نصیری^۱، محمد حیدر نژاد^{۲*}، اصلان اگدر نژاد^۳

تاریخ ارسال: ۱۴۰۳/۰۶/۳۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۱/۳۱

مقاله پژوهشی

چکیده

آبشکن‌ها یکی از سازه‌های هیدرولیکی مهم در مهندسی رودخانه‌ها و مدیریت منابع آب هستند که به منظور کنترل و هدایت جریان آب و همچنین جلوگیری از فرسایش سواحل رودخانه به کار می‌روند. طراحی و بهینه‌سازی این سازه‌ها نیازمند درک دقیقی از رفتار هیدرولیکی و هندسی آنها تحت شرایط مختلف جریان است. در این پژوهش، کارکرد سه مدل یادگیری ماشین شامل شبکه عصبی (ANN-MLP)، مدل پشتیبان بردار ماشین (SVM) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) برای شبیه‌سازی مقدار دبی انحرافی در یک کانال در مدل فیزیکی شامل دو آبشکن L-شکل و T-شکل مورد بررسی قرار گرفت. در مجموع ۹۶ داده آزمایشگاهی به صورت ترکیبی از سه پارامتر عدد فرود (Fr)، طول نسبی آبشکن (L/B) و زاویه کانال آبگیری (α) به عنوان متغیرهای مستقل ورودی برای مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفتند. ارزیابی عملکرد مدل‌ها با استفاده از سه سنجه RMSE، MAE و R^2 انجام گرفت. نتایج ضمن تأیید پتانسیل هر سه مدل برای شبیه‌سازی میزان دبی انحرافی نشان داد مدل GEP با ساختار سه ژن برای هر دو نوع آبشکن از دقت بیشتری نسبت به دو مدل دیگر برخوردار است به طوری که مقدار (RMSE, MAE, R2) در گام آموزش و آزمون برای آبشکن L-شکل به ترتیب برابر با (۰/۹۳۲۵، ۰/۹۸۷۸، ۱/۲۵۳۶) و (۰/۹۸۳۶، ۰/۴۱۰۲، ۰/۶۳۲۵) و برای آبشکن T-شکل به ترتیب (۰/۹۰۲۵، ۱/۲۵۳۴، ۱/۸۵۰۲) و (۰/۹۸۷۳، ۰/۳۳۳۷، ۰/۴۹۷۲) محاسبه شدند. رتبه‌های دوم و سوم به ترتیب متعلق به مدل 3-8-1 MLP و SVM بود.

واژه‌های کلیدی: ماشین آموزش، دبی انحرافی، آبشکن، ارزیابی عملکرد

۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.
۲ دانشیار، گروه علوم و مهندسی آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران. (نویسنده مسئول) پست الکترونیک: mo_he3197@yahoo.com
۳ استادیار، گروه علوم و مهندسی آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران. پست الکترونیک: a_eigder@ymail.com

مقدمه

آبشکن‌ها به‌عنوان سازه‌های هیدرولیکی اساسی، نقش مؤثری در هدایت و کنترل جریان آب، حفاظت از سواحل و بهبود عملکرد آبیگری دارند. این سازه‌ها با کاهش اثرات فرسایش و کنترل جریان، شرایط مناسبی را برای نصب آبیگرها فراهم می‌آورند. آبیگرها نیز سازه‌هایی هستند که برای برداشت آب از رودخانه‌ها طراحی و اجرا می‌شوند. به‌عبارتی، آبشکن‌ها می‌توانند با بهینه‌سازی جریان‌های آبی و کاهش مشکلات ناشی از فرسایش، عملکرد آبیگرها را بهبود بخشند. بنابراین، شناخت کامل از فرآیندهای طراحی و چالش‌های اجرایی هر دو سازه می‌تواند در بهینه‌سازی برداشت آب از رودخانه‌ها و افزایش کارایی سیستم‌های هیدرولیکی مؤثر باشد.

امیدی‌سراوانی و همکاران (۱۳۹۶) در پژوهش خود تاثیر به کارگیری همزمان صفحات مستغرق خمیده و آبشکن نفوذپذیر را بر مقدار آبیگری و تغییرات بستر در محل دهانه آبیگر را مورد بررسی قرار دادند. نتایج پژوهش آنها نشان داد وقتی آبشکن در موقعیت ۰/۵ برابر عرض دهانه آبیگر، بالادست ابتدای دهانه آبیگر جایگذاری شود، نسبت به زمان جاگذاری در موقعیت دو برابر عرض دهانه آبیگر نتایج بهتری در کاهش بیشینه عمق آبشستگی و افزایش مقدار دبی آبیگری دارد. عطارزاده و قدسیان (۱۳۹۹) به صورت آزمایشگاهی، تاثیر سازه‌های کنترل رسوب از قبیل آستانه، آبشکن و صفحات مستغرق و نیز ترکیب آنها با ابعاد مختلف بر توپوگرافی بستر از بالادست تا پایین‌دست آبیگر جانبی ۹۰ درجه را در یک کانال مستقیم و نیز بر ابعاد ناحیه آبشستگی در پایین‌دست آبیگر در کانال اصلی مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد هر یک از سازه‌ها و به ویژه صفحات مستغرق و آبشکن و هم ترکیب آنها و بعلاوه ابعاد سازه‌های مذکور، موجب تأثیرات چشمگیری بر توپوگرافی بستر در بالادست، جلوی دهانه آبیگر و پایین‌دست آبیگر در کانال اصلی و به ویژه در اطراف ساحل متصل به آبیگر می‌شوند.

عباسی و ملک‌نژاد یزدی (۱۳۹۳) به مطالعه آزمایشگاهی تأثیر طول، فاصله و شکل آبشکن‌های T-شکل

L-شکل نفوذپذیر بر عمق آبشستگی اطراف آنها پرداختند. نتایج پژوهش آنها نشان داد که در آبشکن‌های سرکج نسبت فاصله به طول سه و در آبشکن‌های سرسپری نسبت فاصله به طول چهار می‌تواند به عنوان نسبت‌های مناسب پیشنهاد شوند. واقفی و همکاران (۱۳۹۶) با استفاده از نرم‌افزار FLOW-3D به بررسی الگوی جریان پیرامون آبشکن T شکل مستقر در کانال قوسی ۹۰ درجه در شرایط تغییر موقعیت آبشکن در طول قوس با بستر صلب پرداختند. نتایج مدل‌سازی عددی نشان داد که در لایه‌های نزدیک به کف و سطح آب، برای تمامی زوایای استقرار آبشکن به جز موقعیت ۷۵ درجه، در پایین دست آبشکن یک گردابه پادساعت‌گرد تشکیل شده است. مهرآیین (۱۳۹۷) مطالعه میدان جریان اطراف آبشکن تیغه‌ای و T شکل با تأکید بر تحلیل طیفی و پارامترهای آماری را مورد مطالعه قرار داد. در مقاله حاضر میدان جریان اطراف آبشکن‌های تیغه‌ای و T شکل با هدف مقایسه بین پارامترهای آماری و تحلیل طیفی در اطراف این آبشکن‌ها انجام شده است. نتایج این تحقیق نشان داد که همبستگی خوبی بین روش‌های به کار گرفته شده برای تعیین پدیده‌های حاکم در اطراف آبشکن‌ها وجود دارد. اسمعیلی و همکاران (۱۳۹۹) به بررسی آزمایشگاهی تأثیر حضور و عدم حضور آبشکن‌های سری بر مولفه‌های طولی سرعت در یک کانال پیچان رود پرداخته است. نتایج تحقیق نشان داد که حضور آبشکن‌های سری ساده موجب کاهش سرعت جریان در دیواره خارجی می‌شود. پژوهش آزمایشگاهی انجام شده توسط زمانی و همکاران (۱۴۰۰) نشان داد حالتی که آبشکن در پایین‌دست و روبروی آبیگر قرار داشته باشد بهترین نتایج آبشستگی و نسبت انشعاب را در پی خواهد داشت. باجلوند و همکاران (۱۴۰۱) مطالعه آزمایشگاهی تاثیر زاویه آبشکن چوگانی بر آبشستگی و مقایسه آن با آبشکن ال شکل را بررسی کردند. آنها بیان داشتند آبشکن‌ها سازه‌های عرضی هستند که از دیواره طبیعی رودخانه با طول مناسب و با زاویه مناسبی نسبت به راستای اصلی جریان ساخته می‌شوند. تیموری یگانه (۱۴۰۱) از مدل عددی دو بعدی SRH2D برای شبیه‌سازی الگوی جریان



پژوهش‌های انجام شده نشان می‌دهد تاکنون مطالعه‌ای در خصوص شبیه‌سازی میزان دبی انحرافی توسط کانال آبگیر که متأثر از نصب آبشکن باشد، انجام نشده است. برای پوشش دادن به این موضوع، در پژوهش پیش رو با استفاده از سه مدل یادگیری ماشین شامل SVM¹، ANN² و GEP³ میزان دبی انحرافی توسط کانال آبگیر تحت تأثیر دو نوع آبشکن L-شکل و T-شکل در مقیاس آزمایشگاهی مورد مطالعه و بررسی قرار گرفت. مدل‌های SVM، GEP و ANN به دلیل کارایی بالا در مسائل هیدرولیکی و پیش‌بینی روابط پیچیده غیرخطی انتخاب شده‌اند. هر یک از این مدل‌ها رویکرد متفاوتی دارند. مدل SVM در دسته‌بندی و رگرسیون با داده‌های محدود مؤثر است، مدل GEP با برقراری روابط ریاضی پیچیده قابلیت شبیه‌سازی زیادی برای پدیده‌های پیچیده دارد و ANN قابلیت یادگیری الگوهای پیچیده را دارد. این انتخاب، مقایسه عملکرد مدل‌ها را امکان‌پذیر کرده و از پیچیدگی بیش‌ازحد و نیاز به داده‌های گسترده در مدل‌های پیشرفته‌تر جلوگیری می‌کند.

مواد و روش‌ها

داده‌های آزمایشگاهی

در این پژوهش از سه مدل یادگیری ماشین SVM، GEP و ANN برای شبیه‌سازی تأثیر طول نسبی آبشکن، زاویه آبگیری و عدد فرود جریان روی میزان دبی انحرافی در دو نوع آبشکن T-شکل و L-شکل استفاده شد. بدین منظور، از ۹۶ داده آزمایشگاهی گردآوری شده از مدل فیزیکی ساخته شده در دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهواز استفاده شد (شکل ۱ و شکل ۲). جزئیات داده‌های مورد استفاده برای آبشکن L-شکل و T-شکل به ترتیب در جدول ۱ و جدول ۲ ارائه شده‌اند. در شکل ۳ روند انجام شبیه‌سازی نشان داده شده است. لازم به ذکر است سهم گام‌های آموزش و آزمون مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده در این پژوهش به ترتیب ۷۰ درصد و ۳۰ درصد از تعداد کل داده‌ها بودند. هر سه مدل در محیط نرم‌افزاری MATLAB برنامه‌نویسی و اجرا شدند.

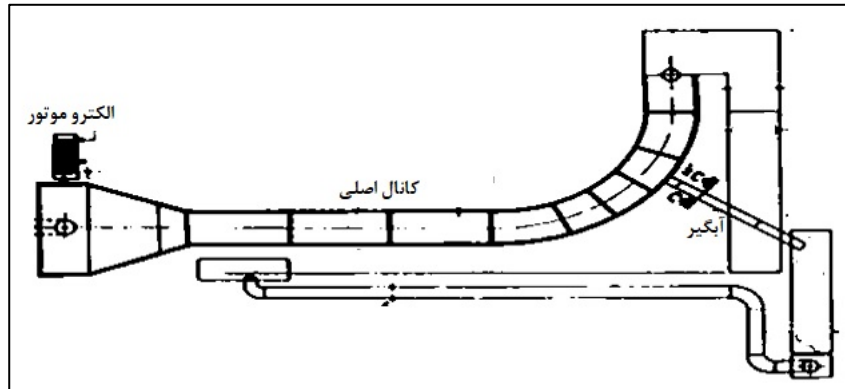
در اطراف آبشکن استفاده کرد. این پژوهش شامل شبیه‌سازی‌های دو بعدی با زوایای قرارگیری ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه آبشکن در کانال می‌باشد. چن و ایکدا (۱۹۹۷) بررسی الگوی جریان حول تک آبشکن را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج پژوهش آنها نشان داد گردابه‌های چرخشی از نوک آبشکن جدا شده و به صورت متناوب به سمت پایین دست منتقل می‌شوند. خیافانگ و همکاران (۲۰۱۲) الگوی جریان آشفته پیرامون تک آبشکن با هندسه متفاوت را مطالعه کردند. نتایج پژوهش آنها حاکی از این بود که بیشترین آشفتگی پیرامون آبشکن دوزنقه‌ای به وقوع می‌پیوندد. آچاریا و همکاران (۲۰۱۳) به مطالعه عددی سه بعدی الگوی جریان آشفته پیرامون سری آبشکن‌های تیغه-ای واقع در مسیر مستقیم با بستر ثابت و متحرک با استفاده از نرم‌افزار Flow3D پرداختند. آنها از مدل آشفتگی k-ε برای مدل‌سازی استفاده نمودند و نتایج حاصل از مدل‌سازی را با نتایج آزمایشگاهی مقایسه کردند. تحقیقات کوکن و گوگوس (۲۰۱۵) به مطالعه عددی تأثیر طول آبشکن مستقیم بر تغییرات گردابه‌های نعل اسبی و تنش برشی بستر در مسیر مستقیم پرداخته است. نتایج مطالعه نشان داده‌اند که با افزایش طول آبشکن، تنش برشی بستر افزایش می‌یابد. تحقیقات کومار و همکاران (۲۰۱۸) نشان می‌دهد که بررسی آبشستگی اطراف آبشکن‌های ساده و T شکل مورد مطالعه قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهند که آبشکن T شکل می‌تواند در حفاظت از بستر و کاهش عمق آبشستگی و خرابی‌های سازه‌های آبی مؤثرتر باشد. تحقیقات مال و همکاران (۲۰۲۳) نشان می‌دهد که در یک مطالعه آزمایشگاهی، آبشکن T شکل با آبشکن I شکل به منظور رسیدن به ساخت اقتصادی‌ترین گزینه مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهند که از بین این دو گزینه، آبشکن T-شکل دارای اقتصادی‌ترین حالت برای طراحی و اجرا با در نظر گرفتن شرایط آبشستگی و کاهش تداخل در میدان جریان است.

همانطور که مشخص است مطالعات مختلفی روی ویژگی‌ها و خصوصیات آبشکن و تأثیر آن بر الگوی جریان به صورت آزمایشگاهی و مدل عددی انجام شده است. مرور

³ Gene Expression Programing

¹ Support Vector Machine

² Artificial neural network



شکل (۱): نمایی کلی از پلان تجهیزات آزمایشگاهی



شکل (۲): نمایی از مدل فیزیکی فلوم و آبگیر نصب شده

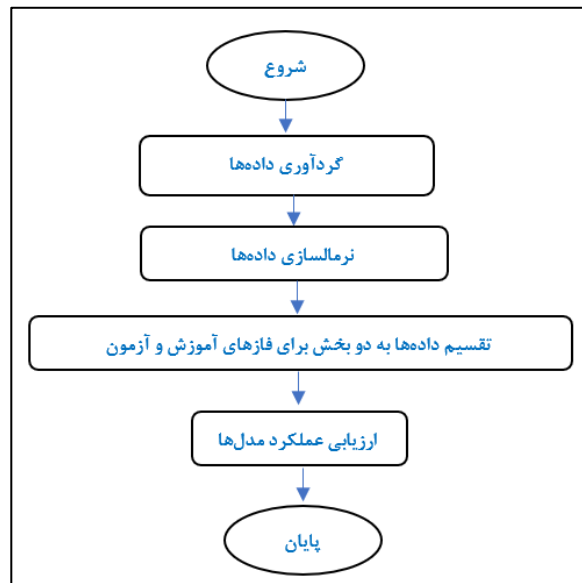


جدول (۱): داده‌های آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده برای آبشکن L-شکل

شماره آزمایش	نسبت طول آبشکن به عرض قلوم				نسبت طول آبشکن به عرض قلوم				نسبت طول آبشکن به عرض قلوم			
	درصد انحراف دبی	عدد فرود	سرعت متوسط (متر بر ثانیه)	دبی (لیتر بر ثانیه)	درصد انحراف دبی	عدد فرود	سرعت متوسط (متر بر ثانیه)	دبی (لیتر بر ثانیه)	درصد انحراف دبی	عدد فرود	سرعت متوسط (متر بر ثانیه)	دبی (لیتر بر ثانیه)
۱	۲۸.۴	۰.۰۵	۰.۰۵	۲۸.۲	۲۳	۰.۰۵	۰.۰۵	۲۸.۲	۲۳	۰.۰۵	۰.۰۵	۲۸.۴
۲	۳۶.۲	۰.۰۷	۰.۱۰	۳۵.۱	۲۴	۰.۰۷	۰.۱۰	۳۵.۱	۲۴	۰.۰۷	۰.۱۰	۳۶.۲
۳	۳۴.۲	۰.۱۱	۰.۱۵	۳۲.۴	۲۵	۰.۱۱	۰.۱۵	۳۲.۴	۲۵	۰.۱۱	۰.۱۵	۳۴.۲
۴	۳۱.۶	۰.۱۴	۰.۲۰	۳۰.۱	۲۶	۰.۱۴	۰.۲۰	۳۰.۱	۲۶	۰.۱۴	۰.۲۰	۳۱.۶
۵	۲۹.۷	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۷.۱	۲۷	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۷.۱	۲۷	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۹.۷
۶	۲۸.۲	۰.۲۱	۰.۳۰	۲۵.۴	۲۸	۰.۲۱	۰.۳۰	۲۵.۴	۲۸	۰.۲۱	۰.۳۰	۲۸.۲
۷	۲۴.۶	۰.۲۹	۰.۴۰	۲۳.۳	۲۹	۰.۲۹	۰.۴۰	۲۳.۳	۲۹	۰.۲۹	۰.۴۰	۲۴.۶
۸	۲۲.۳	۰.۳۹	۰.۵۵	۲۱.۸	۴۰	۰.۳۹	۰.۵۵	۲۱.۸	۴۰	۰.۳۹	۰.۵۵	۲۲.۳
۹	۴۱.۴	۰.۰۳	۰.۰۵	۴۰.۳	۴۱	۰.۰۳	۰.۰۵	۴۰.۳	۴۱	۰.۰۳	۰.۰۵	۴۱.۴
۱۰	۳۸.۶	۰.۰۷	۰.۱۰	۳۸.۵	۴۲	۰.۰۷	۰.۱۰	۳۸.۵	۴۲	۰.۰۷	۰.۱۰	۳۸.۶
۱۱	۳۶.۷	۰.۱۱	۰.۱۵	۳۵.۸	۴۳	۰.۱۱	۰.۱۵	۳۵.۸	۴۳	۰.۱۱	۰.۱۵	۳۶.۷
۱۲	۳۳.۶	۰.۱۴	۰.۲۰	۳۳.۱	۴۴	۰.۱۴	۰.۲۰	۳۳.۱	۴۴	۰.۱۴	۰.۲۰	۳۳.۶
۱۳	۳۱.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۳۰.۸	۴۵	۰.۱۸	۰.۲۵	۳۰.۸	۴۵	۰.۱۸	۰.۲۵	۳۱.۲
۱۴	۲۹.۷	۰.۲۱	۰.۳۰	۲۸.۲	۴۶	۰.۲۱	۰.۳۰	۲۸.۲	۴۶	۰.۲۱	۰.۳۰	۲۹.۷
۱۵	۲۶.۴	۰.۲۹	۰.۴۰	۲۴.۶	۴۷	۰.۲۹	۰.۴۰	۲۴.۶	۴۷	۰.۲۹	۰.۴۰	۲۶.۴
۱۶	۲۴.۱	۰.۳۹	۰.۵۵	۲۳.۱	۴۸	۰.۳۹	۰.۵۵	۲۳.۱	۴۸	۰.۳۹	۰.۵۵	۲۴.۱

جدول (۲): داده‌های آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده برای آبشکن T-شکل

شماره آزمایش	نسبت طول آبشکن به عرض قلم					زاویه آبگیری	نسبت طول آبشکن به عرض قلم																						
	درصد انحراف دبی	عدد فرود	سرعت متوسط (متر بر ثانیه)	دبی (لیتر بر ثانیه)	زاویه آبگیری		درصد انحراف دبی	عدد فرود	سرعت متوسط (متر بر ثانیه)	دبی (لیتر بر ثانیه)																			
۱	۴۳.۷	۰.۰۳	۰.۰۵	۵	۱۷	۳۹.۱	۰.۰۳	۰.۰۵	۵	۱	۴۳.۷	۰.۰۳	۰.۰۵	۵	۱۷	۳۹.۱	۰.۰۳	۰.۰۵	۵										
۲	۲۸.۹	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰	۱۸	۳۶.۲	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰	۲۰	۳۱.۲	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۱	۲۸.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲	۲۸.۹	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰	۱۸	۳۶.۲	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰
۳	۳۶.۲	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵	۱۹	۳۴.۱	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵	۲۰	۳۱.۲	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۱	۲۸.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۳	۳۶.۲	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵	۱۹	۳۴.۱	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵
۴	۳۳.۸	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۰	۳۱.۲	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۰	۳۱.۲	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۱	۲۸.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۴	۳۳.۸	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۰	۳۱.۲	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰
۵	۳۰.۵	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲۱	۲۸.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲۱	۲۸.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲۱	۲۸.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۵	۳۰.۵	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲۱	۲۸.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵
۶	۳۱.۲	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۲۲	۲۶.۳	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۲۲	۲۶.۳	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۲۲	۲۶.۳	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۶	۳۱.۲	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۲۲	۲۶.۳	۰.۲۱	۰.۳	۳۰
۷	۲۷.۸	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۲۳	۲۳	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۲۳	۲۳	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۲۳	۲۳	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۷	۲۷.۸	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۲۳	۲۳	۰.۲۹	۰.۴	۴۰
۸	۲۵.۹	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۲۴	۲۱.۵	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۲۴	۲۱.۵	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۲۴	۲۱.۵	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۸	۲۵.۹	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۲۴	۲۱.۵	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵
۹	۴۴.۵	۰.۰۳	۰.۰۵	۵	۲۵	۴۰.۲	۰.۰۳	۰.۰۵	۵	۲۵	۴۰.۲	۰.۰۳	۰.۰۵	۵	۲۵	۴۰.۲	۰.۰۳	۰.۰۵	۵	۹	۴۴.۵	۰.۰۳	۰.۰۵	۵	۲۵	۴۰.۲	۰.۰۳	۰.۰۵	۵
۱۰	۳۹.۷	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰	۲۶	۳۷.۱	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰	۲۶	۳۷.۱	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰	۲۶	۳۷.۱	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰	۱۰	۳۹.۷	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰	۲۶	۳۷.۱	۰.۰۷	۰.۱۰	۱۰
۱۱	۳۸.۱	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵	۲۷	۳۵.۰۶	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵	۲۷	۳۵.۰۶	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵	۲۷	۳۵.۰۶	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵	۱۱	۳۸.۱	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵	۲۷	۳۵.۰۶	۰.۱۱	۰.۱۵	۱۵
۱۲	۳۵.۶	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۸	۳۱.۷	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۸	۳۱.۷	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۸	۳۱.۷	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۱۲	۳۵.۶	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰	۲۸	۳۱.۷	۰.۱۴	۰.۲۰	۲۰
۱۳	۳۴.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲۹	۲۹.۸	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲۹	۲۹.۸	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲۹	۲۹.۸	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۱۳	۳۴.۲	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵	۲۹	۲۹.۸	۰.۱۸	۰.۲۵	۲۵
۱۴	۳۲.۵	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۳۰	۲۷.۶	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۳۰	۲۷.۶	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۳۰	۲۷.۶	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۱۴	۳۲.۵	۰.۲۱	۰.۳	۳۰	۳۰	۲۷.۶	۰.۲۱	۰.۳	۳۰
۱۵	۲۸.۹	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۳۱	۲۳.۸	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۳۱	۲۳.۸	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۳۱	۲۳.۸	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۱۵	۲۸.۹	۰.۲۹	۰.۴	۴۰	۳۱	۲۳.۸	۰.۲۹	۰.۴	۴۰
۱۶	۲۶.۷	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۳۲	۲۲.۳	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۳۲	۲۲.۳	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۳۲	۲۲.۳	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۱۶	۲۶.۷	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵	۳۲	۲۲.۳	۰.۳۹	۰.۵۵	۵۵



شکل (۳): روندنمای انجام پژوهش پیش رو

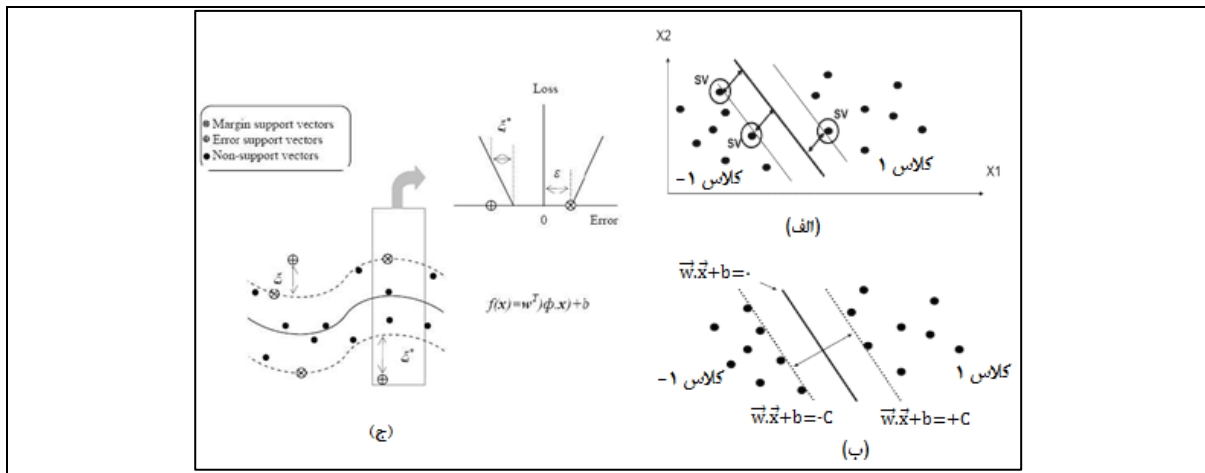
مروری بر مدل SVM

مدل SVM یک مدل رگرسیون مبتنی بر داده‌های عددی است که در آن تابعی وابسته به متغیر Y ، که خود تابعی از چندین متغیر مستقل X است، تخمین زده می‌شود. این مدل که توسط واپنیک (۱۹۹۵) ارائه شده است برای طبقه‌بندی، داده‌کاوی، شبیه‌سازی و دیگر تحلیل‌های آماری استفاده می‌شود. ایده اصلی در روش SVM ایجاد یک تابع رگرسیونی با استفاده از توابع خطی چندبعدي است. مدل SVM با استفاده از قیود موجود در معادلات، خطا را به حداقل می‌رساند. دلیل اصلی ترجیح روش SVM، توانایی آن در یادگیری بر اساس اطلاعات محدود موجود است که بهترین گزینه را بین مدل‌ها یا

پیچیدگی‌های مختلف انتخاب می‌کند. برای دستیابی به

بهترین

نتیجه، مدل SVM داده‌ها را با استفاده از نگاشت غیرخطی به یک فضای با ابعاد بزرگ منتقل می‌کند. در شکل ۴-الف، در فضای دو بعدی برای جداسازی داده‌های دو کلاس، بی‌نهایت خط وجود دارد. نزدیک‌ترین داده‌های آموزشی به صفحه تفکیک‌کننده، بردار پشتیبان نامیده می‌شوند که در شکل ۴-ب نشان داده شده‌اند. در مسائلی که داده‌ها به صورت خطی قابل تفکیک نیستند، معادله صفحه تفکیک‌کننده برای حالت غیرخطی (شکل ۴-ج) با استفاده از تابع کرنل که وظیفه نگاشت داده‌ها از فضای غیرخطی به خطی را بر عهده دارد، به دست می‌آید (عظمت‌الله و همکاران، ۲۰۱۶).



شکل (۴): (الف) تفکیک داده‌ها در SVM؛ (ب) بردارهای پشتیبان خطی؛ (ج) بردارهای پشتیبانی غیر خطی

$$C = \frac{\gamma}{\|w\|} \quad (۳)$$

که در این معادله w نشان دهنده بردارهای وزنی می‌باشد. بیشینه مقدار C به ازای کمینه مقدار $\|w\|$ حاصل خواهد شد در نتیجه، معادله صفحه بهینه به صورت معادله زیر نوشته خواهد شد:

$$w^T \cdot x + b = 0 \quad (۴)$$

که در این معادله w^T بیانگر ترانزاده بردار ضرایب است. در صورت خروج بخشی از داده‌ها از مرز تعیین شده برای کلاس خود، آنها در محدوده دیگری قرار خواهند گرفت. چنانچه نماد ξ نشان دهنده میزان تخطی داده‌ها باشد مسئله بهینه‌سازی با شرط کمینه شدن معادله زیر برای یافتن مقدار جدید برای w استفاده خواهد شد:

$$\text{Min} \frac{1}{\gamma} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i - \xi_i^*) \quad (۵)$$

با اعمال قیود بیان شده در معادله (۶)، معادله (۵) به کمینه مقدار خود خواهد رسید:

$$\begin{cases} W^T \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ y_i - W^T \cdot \phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (۶)$$

در معادله (۶)، C فاکتور تعیین جریمه در صورت وقوع خطای آموزش مدل یا مقدار مثبت، ξ_i و ξ_i^* بیانگر متغیرهای کمبود (حد بالا و پایین خطای آموزش مرتبط با

همانند هر معادله رگرسیونی، رابطه بین متغیر وابسته Y که خود تابعی از چندین متغیر مستقل X است، به صورت یک تابع جبری در معادله زیر بیان می‌شود:

$$f(x) = \sum_{i=1}^D w_i \cdot \phi_i(x) + b \quad (۱)$$

و با افزودن مقداری اغتشاش به صورت معادله زیر تعریف می‌شود:

$$Y = f(x) + \text{noise} \quad (۲)$$

که در آن $\phi_i(x)$ ویژگی‌ها (یا تابع کرنل)، b ثابت تابع رگرسیونی و $w_i(x)$ بردارهای وزنی هستند که باید با استفاده از داده‌ها تعیین شوند. هدف مدل SVM یافتن تابع $f(x)$ از طریق آموزش با استفاده از مجموعه داده‌ها است. در مدل SVM، اغتشاش به عنوان خطای مجاز که با نماد ϵ نشان داده می‌شود، مطرح است. بنابراین، در روش SVM، داده‌ها به یک فضای بزرگتر نگاشت می‌شوند. به عبارتی، حاشیه‌ای به ضخامت ϵ از هر دو طرف صفحه تفکیک‌کننده در نظر گرفته می‌شود. ناحیه بین دو خط کناری، ناحیه مجاز برای قرارگیری داده‌ها است و هر داده‌ای که خارج از این محدوده قرار گیرد، جریمه آن به نسبت تخطی از ناحیه مجاز، با یک تابع جریمه مشخص می‌شود. در نتیجه، مطلوب‌ترین صفحه تفکیک‌کننده، صفحه‌ای است که حداکثر فاصله بین دو کلاس را ایجاد کند. به عبارتی، مقدار $2C$ بیشترین مقدار ممکن را به خود بگیرد. در این حالت، می‌توان نوشت:



(ترفند کرنل). معادله‌های مختلف موجود برای تابع کرنل در جدول ۳ نشان داده شده‌اند (فولادی‌پناه و همکاران، ۱۳۹۹).

مقدار خطای مجاز ϵ و N تعداد نمونه‌های مورد استفاده در مدل SVM هستند. در صورت غیرخطی بودن بردارهای پشتیبان، یک تابع کلی‌تر به صورت $K(x_i, x_j)$ تعریف می‌شود که به کمک آن راهیابی به فضاهای پیچیده‌تر میسر می‌شود.

جدول (۳): انواع توابع کرنل

رابطه‌ی کرنل	نام کرنل
$K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$	خطی
$K(x_i, x_j) = [(x_i, x_j) + 1]^d$	چند جمله‌ای
$K(x_i, x_j) = \exp\left[-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}\right]$	گوسین
$K(x_i, x_j) = \tanh[-\alpha(x_i, x_j) + c]$	سیگموئید

بهینه‌تر شدن هدایت می‌کند (فریرا، ۲۰۰۱). گام‌های بنیادین در این مدل به قرار زیر هستند:

- ✓ انتخاب (Selection): فرآیندی که در آن کروموزوم‌های برتر بر اساس شایستگی انتخاب می‌شوند تا در نسل بعدی شرکت کنند.
- ✓ تقاطع (Crossover): عمل ترکیب دو کروموزوم والد برای تولید کروموزوم‌های جدید با ویژگی‌های ترکیبی از والدین.
- ✓ جهش (Mutation): تغییرات تصادفی در کروموزوم‌ها که به متنوع‌سازی جمعیت کمک می‌کند.
- ✓ جابجایی (Transposition): فرآیندی که بخش‌های مختلف کروموزوم را جابجا می‌کند تا تنوع ساختاری افزایش یابد.

مراحل و الگوریتم مورد استفاده در مدل GEP در شکل ۵ ارائه شده است (احمدزاده کلپور و فولادی‌پناه، ۱۴۰۲؛ فولادی‌پناه و ماجدی‌اصل، ۱۴۰۱).

مروری بر مدل GEP

مدل GEP یا تکامل دستوری، یک روش پیشرفته در زمینه محاسبات تکاملی است که از ترکیب الگوریتم‌های ژنتیکی و نظریه گرامرهای مستقل از متن برای تولید خودکار کدها و مدل‌های ریاضی استفاده می‌کند. این روش که بر پایه اصول انتخاب طبیعی داروینی و ساختارهای گرامری بنا شده است، به طور گسترده در بهینه‌سازی مسائل پیچیده و تولید سیستم‌های هوشمند به کار می‌رود. مدل GEP از یک جمعیت اولیه از کروموزوم‌ها که به صورت رشته‌های عددی یا بیتی نمایش داده می‌شوند، شروع می‌کند. این کروموزوم‌ها با استفاده از گرامرهای مستقل از متن، به عبارات برنامه‌نویسی یا مدل‌های ریاضی تبدیل می‌شوند (ماجدی‌اصل و همکاران، ۱۴۰۱). فرآیند تکامل شامل مراحل مختلفی از جمله انتخاب، تقاطع، جهش و جابجایی است که به تدریج کروموزوم‌ها را به سمت



شکل (۵): گام‌بندی شبیه‌سازی توسط مدل GEP

(Backpropagation) است. در این روش، شبکه با استفاده از یک مجموعه داده آموزشی، خطای بین خروجی پیش‌بینی شده و خروجی واقعی را محاسبه کرده و سپس با انتشار این خطا به عقب، وزن‌ها را به‌روزرسانی می‌کند (کیشی و همکاران، ۲۰۲۴).

سنجه‌های ارزیابی عملکرد

مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش برای دستیابی به بهترین خروجی طی فرآیندهای آموزش و آزمون مورد بررسی قرار گرفتند تا بهترین مقادیر برای پارامترهای تنظیمی هر یک از آنها مشخص شود. برای انجام این مرحله لازم است از معیارهای ارزیابی عملکرد استفاده شود. در این پژوهش از سه شاخص (۱) مجذور میانگین مربع خطا (RMSE)، (۲) میانگین مطلق خطا (MAE) و (۳) ضریب تعیین با معادلات زیر استفاده شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

که در این معادلات y_i و \hat{y}_i به ترتیب مقدار مشاهداتی و محاسباتی داده i ام، n تعداد کل داده‌ها و \bar{y} مقدار میانگین داده‌های مشاهداتی هستند (فولادی‌پناه و همکاران، ۱۳۹۹).

مروری بر مدل ANN

مدل ANN یکی از مهم‌ترین و پیشرفته‌ترین ابزارهای هوش مصنوعی است که بر اساس ساختار و عملکرد شبکه‌های عصبی زیستی طراحی شده است. این مدل با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری و پردازش موازی، قادر به حل مسائل پیچیده و یادگیری از داده‌های بزرگ است. پایه و اساس یک شبکه عصبی مصنوعی، نورون مصنوعی یا پردازنده واحد است. هر نورون مصنوعی شامل چندین ورودی، وزن‌های مرتبط با این ورودی‌ها، تابع تجمیع و تابع فعال‌سازی است. ورودی‌ها به وسیله وزن‌ها تعدیل شده و سپس در تابع تجمیع جمع‌بندی می‌شوند. خروجی تابع تجمیع از طریق تابع فعال‌سازی پردازش شده و خروجی نهایی نورون را تشکیل می‌دهد. شبکه‌های عصبی مصنوعی معمولاً شامل سه نوع لایه اصلی هستند:

- ✓ لایه ورودی (Input Layer): جایی که داده‌های ورودی به شبکه وارد می‌شوند.
- ✓ لایه‌های مخفی (Hidden Layers): یک یا چند لایه که پردازش میانی را انجام می‌دهند. این لایه‌ها به کشف و استخراج ویژگی‌های پیچیده از داده‌ها کمک می‌کنند.

✓ لایه خروجی (Output Layer): جایی که نتایج نهایی پردازش به عنوان خروجی شبکه تولید می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی از الگوریتم‌های یادگیری مختلفی برای بهینه‌سازی وزن‌ها استفاده می‌کنند. معروف‌ترین الگوریتم یادگیری، الگوریتم پس‌انتشار خطا



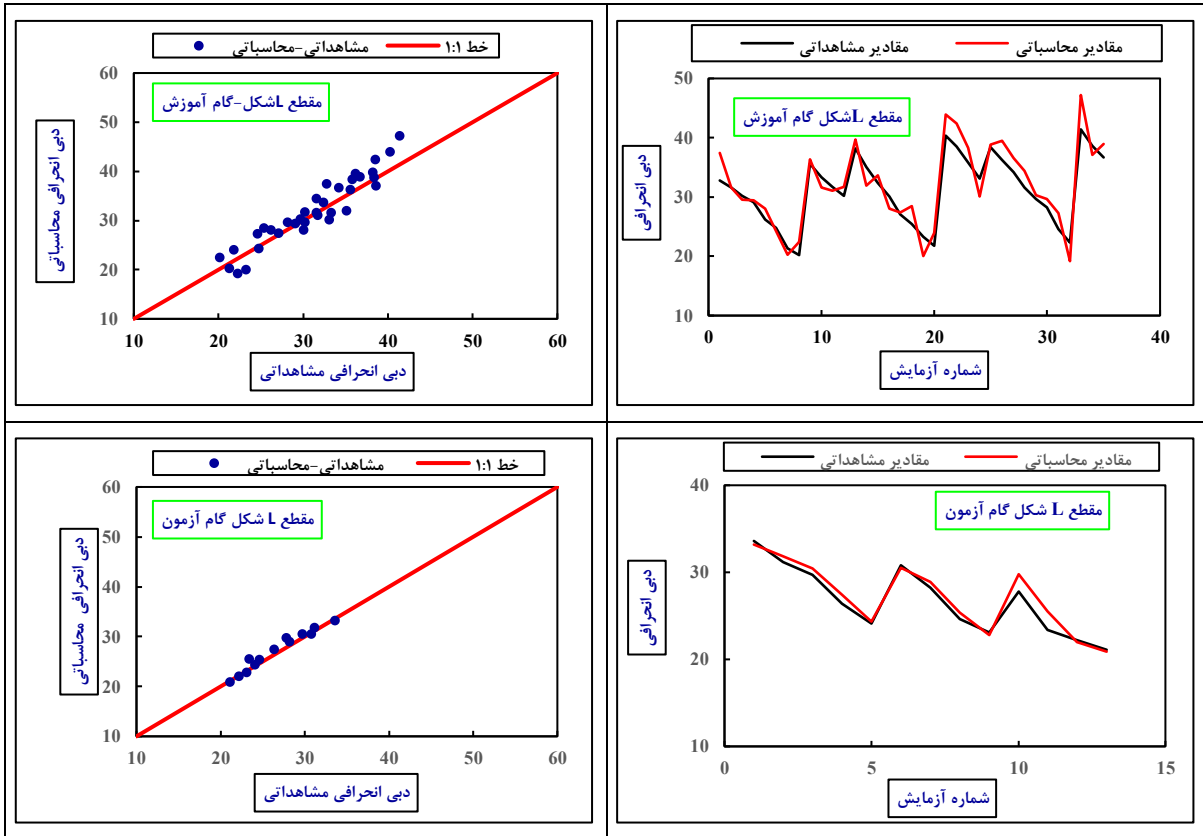
MLP 3-8-1 با ضریب تعیین (R^2) برابر با ۰/۹۵۵۹ در گام آزمون، انطباق قابل توجهی بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی ایجاد کرده است. مقادیر RMSE و MAE به ترتیب ۰/۷۶۹۶ و ۰/۴۸۰۲ محاسبه شده‌اند که بیانگر خطای پایین و کارایی بالای مدل در پیش‌بینی دبی انحرافی برای آبشکن‌های L-شکل است. در شکل ۶ نیز مدل MLP 3-8-1 با ضریب تعیین ۰/۹۶۶۱ در گام آزمون، عملکرد بهتری نسبت به آبشکن L-شکل نشان می‌دهد. مقادیر RMSE و MAE به ترتیب ۰/۷۰۷۹ و ۰/۴۰۵۹ هستند که تأییدکننده دقت بالای مدل در شبیه‌سازی پارامترهای هیدرولیکی مرتبط با آبشکن‌های T-شکل است. هر دو شکل تأیید می‌کنند که مدل MLP 3-8-1 توانسته است با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی، پیش‌بینی دقیقی از دبی انحرافی ارائه دهد. با این حال، عملکرد مدل برای آبشکن T-شکل اندکی بهتر از L-شکل است که احتمالاً ناشی از تأثیر ساختار هندسی متفاوت آبشکن‌ها بر الگوی جریان است. این نتایج با یافته‌های جدول ۴ و مقایسه سنجه‌های ارزیابی عملکرد همسو می‌باشد.

بحث و نتایج

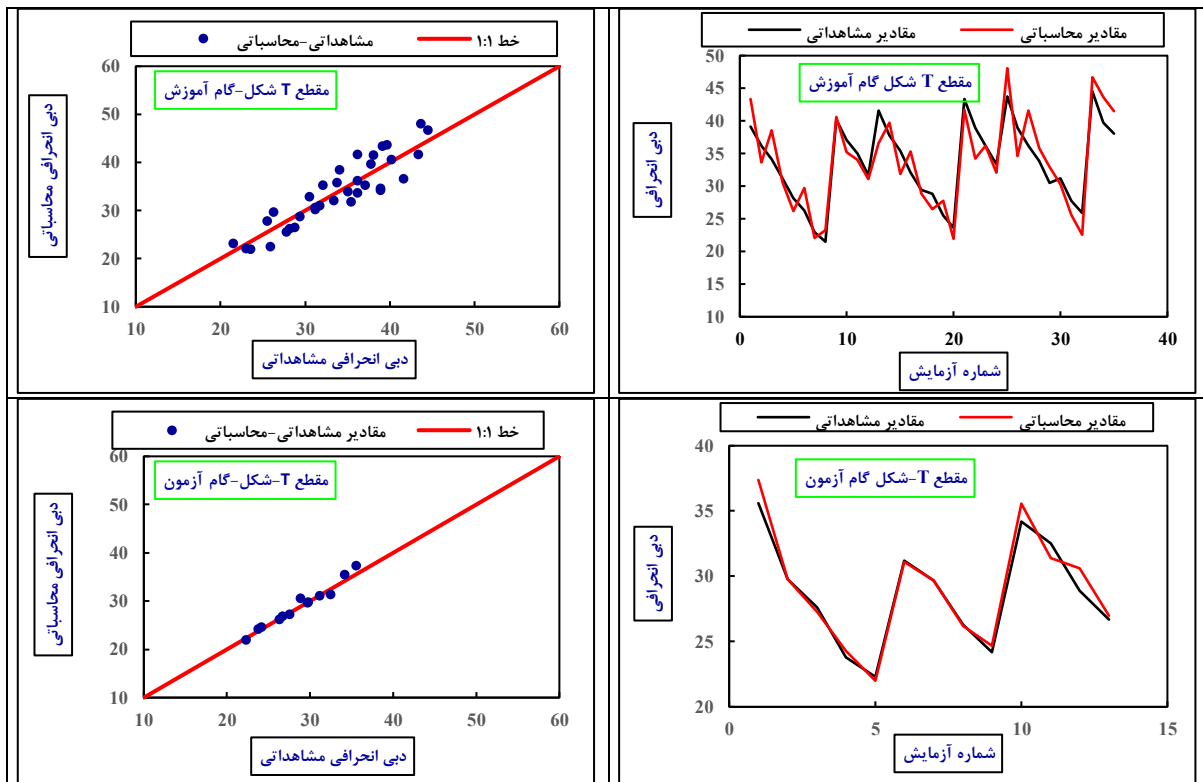
در این پژوهش، بررسی شبیه‌سازی تأثیر پارامترهای هندسی و هیدرولیکی آبشکن‌های L-شکل و T-شکل در میزان دبی انحرافی در کانال آبگیر توسط سه مدل یادگیری ماشین یعنی SVM، GEP و ANN انجام شده است. در خصوص مدل ANN، مدل‌های مختلفی برای ارزیابی خروجی بهینه مدل مورد بررسی قرار گرفت. همانطور که در جدول ۴ **Error! Reference source not found.** شکل ۵ و ۶ به ترتیب مقایسه کیفی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی دبی انحرافی را برای آبشکن‌های L-شکل و T-شکل با استفاده از مدل MLP 3-8-1 نشان می‌دهند. این شکل‌ها به صورت نمودارهای پراکندگی طراحی شده‌اند که در آنها محور افقی مقادیر واقعی و محور عمودی مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل را نمایش می‌دهند. نقاط نزدیک به خط ۱:۱ (خط مورب) نشان‌دهنده دقت بالای مدل در شبیه‌سازی هستند. شکل ۵ نشان می‌دهد که مدل

جدول (۴): خلاصه سنجه‌های ارزیابی عملکرد برای مدل MLP در خصوص آبشکن‌های L-شکل و T-شکل

آبشکن L شکل						
ردیف	ساختار مدل	گام آموزش	گام آزمون	MAE	RMSE	R^2
۱	۳-۴-۱	۴/۱۲۲۴	۲/۹۴۵۰	۱/۳۴۱۴	۲/۱۰۹۹	۰/۸۰۸۸
۲	۳-۷-۱	۳/۶۷۹۹	۲/۴۸۰۴	۱/۲۶۱۶	۲/۰۹۸۹	۰/۷۱۱۰
۳	۳-۸-۱	۱/۸۶۳۳	۱/۱۹۴۹	۰/۴۸۰۲	۰/۷۶۹۶	۰/۹۵۵۹
۴	۳-۹-۱	۴/۴۹۳۸	۲/۷۳۶۴	۱/۵۷۲۶	۲/۲۹۴۰	۰/۶۷۰۳
۵	۳-۱۱-۱	۳/۸۱۷۸	۲/۴۸۳۴	۱/۰۹۶۲	۱/۶۷۷۷	۰/۳۷۸۲
آبشکن T شکل						
ردیف	ساختار مدل	گام آموزش	گام آزمون	MAE	RMSE	R^2
۱	۳-۴-۱	۴/۰۸۱۷	۲/۷۷۱۰	۱/۲۴۶۳	۲/۲۵۸۹	۰/۶۰۳۸
۲	۳-۷-۱	۵/۴۸۳۴	۳/۳۰۷۷	۱/۲۰۴۳	۱/۷۰۹۸	۰/۷۱۵۰
۳	۳-۸-۱	۲/۱۸۹۴	۱/۴۴۶۳	۰/۴۰۵۹	۰/۷۰۷۹	۰/۹۶۶۱
۴	۳-۹-۱	۵/۴۴۱۸	۳/۵۴۵۱	۱/۴۰۹۲	۲/۱۰۲۷	۰/۷۴۶۷
۵	۳-۱۱-۱	۵/۱۰۷۰	۳/۳۱۲۰	۱/۳۸۱۱	۲/۰۴۹۰	۰/۶۵۲۵



شکل (۵): مقایسه کیفی خروجی مدل MLP 3-8-1 با مقادیر مشاهداتی در مقطع L-شکل



شکل (۶): مقایسه کیفی خروجی مدل MLP 3-8-1 با مقادیر مشاهده‌ای در مقطع T-شکل

آموزش و آزمون به ترتیب (۰/۷۶۴۹، ۰/۶۲۰۵، ۲/۵۰۸۷) و (۰/۹۷۷۶، ۰/۶۳۰۵، ۰/۹۲۲۷) به دست آمده‌اند. شکل‌های ۷ و ۸ به ترتیب مقایسه کیفی بین مقادیر مشاهده‌ای (واقعی) و محاسباتی (پیش‌بینی شده) دبی انحرافی را برای آبشکن‌های L-شکل و T-شکل با استفاده از مدل SVM همراه با تابع کرنل RBF نشان می‌دهند. این شکل‌ها نیز به صورت نمودارهای پراکنده طراحی شده‌اند که در آنها محور افقی مقادیر واقعی و محور عمودی مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل را نمایش می‌دهند. نزدیکی نقاط به خط ۱:۱ نشان دهنده دقت مدل در پیش‌بینی است. شکل ۷ نشان می‌دهد که مدل SVM با تابع کرنل RBF و پارامترهای تنظیمی بهینه ($C=40$ ، $\epsilon=0/15$ و $\gamma=0/5$) در گام آزمون، ضریب تعیین ($R^2=0/9469$) و خطای $RMSE=1/013$ و $MAE=0/5677$ را برای آبشکن L-شکل ارائه کرده است. این مقادیر بیانگر عملکرد قابل قبول مدل در شبیه‌سازی دبی انحرافی هستند، هرچند دقت آن نسبت به مدل GEP و ANN-MLP 3-8-1 اندکی پایین‌تر

در خصوص مدل SVM، خروجی مدل به ازای پارامترهای تنظیمی شامل (C ، ϵ ، γ) همراه با توابع کرنل مختلف توسط سنجه‌های ارزیابی عملکرد مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج نشان داد تابع RBF نسبت به دیگر توابع از خروجی دقیق‌تری برخوردار است. به همین دلیل بهینه‌ترین شبیه‌سازی به ازای مقادیر مختلف (C ، ϵ ، γ) برای رسیدن به بیشترین انطباق بین داده‌های مشاهده‌ای و محاسباتی از طریق روش آزمون و خطا مورد بررسی قرار گرفتند. مقدار C و ϵ به ترتیب به ازای ۴۰ و ۰/۱۵ مقادیر بهینه‌تری نسبت به دیگر مقادیر از خود نشان دادند. خلاصه‌ای از محاسبات از طریق بهینه‌یابی مقدار پارامتر γ برای دسترسی به دقیق‌ترین خروجی برای این مدل در جدول ۵ ارائه شده است. طبق جدول ۵، مقدار ضرایب ($RMSE$ ، MAE ، R^2) در آبشکن L-شکل در گام آموزش برابر با (۰/۸۰۲۳، ۰/۱۶۹، ۲/۶۵۳۹) و در گام آزمون برابر با (۰/۹۴۶۹، ۰/۵۶۷۷، ۱/۰۰۱۳) حاصل شده‌اند. مقدار این ضرایب برای گام آموزش آبشکن T-شکل در گام‌های

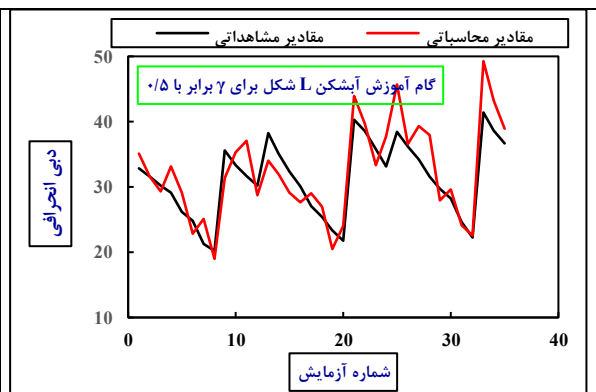
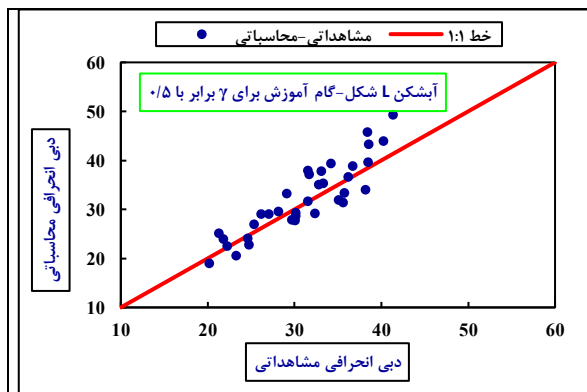
انحرافی با دقتی نزدیک به مدل‌های GEP و ANN است، اما به دلیل محدودیت‌های ذاتی در مدل‌های مبتنی بر کرنل (مانند وابستگی به تنظیم پارامترها)، رتبه دوم را در میان مدل‌های بررسی شده به خود اختصاص داده است. تفاوت جزئی در عملکرد مدل بین دو نوع آبشکن نیز می‌تواند ناشی از تفاوت در الگوی جریان و تأثیر هندسه آبشکن‌ها باشد. این یافته‌ها با داده‌های جدول ۵ و مقایسه سنجه‌های ارزیابی همسو هستند

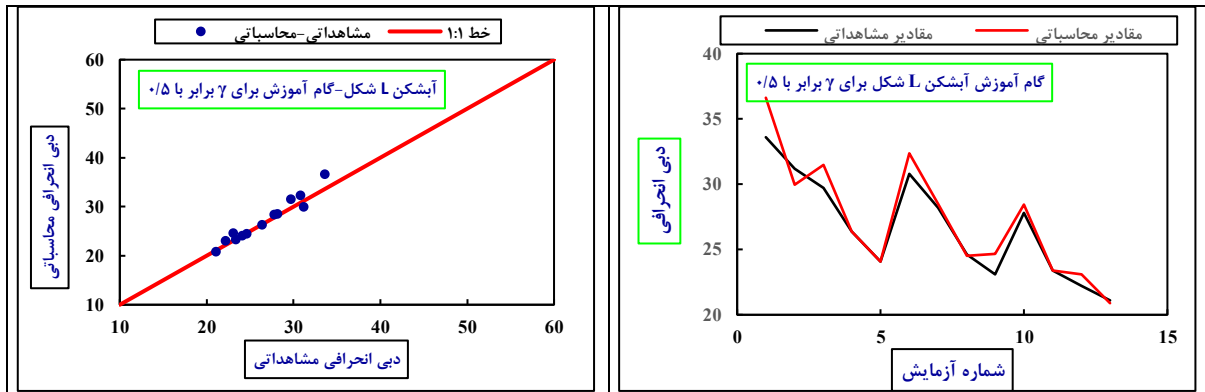
است. در شکل ۸، مدل SVM با همان پارامترهای تنظیمی، ضریب تعیین $R^2=0.9776$ و خطای $RMSE=0.9227$ و $MAE=0.6305$ را در گام آزمون نشان می‌دهد. این نتایج حاکی از آن است که مدل SVM برای آبشکن T-شکل عملکرد بهتری نسبت به L-شکل دارد که می‌تواند ناشی از تأثیر ساختار T-شکل بر کاهش آشفتگی جریان و بهبود پیش‌بینی‌پذیری مدل باشد. شکل‌های ۷ و ۸ تأیید می‌کنند که مدل SVM با تابع کرنل RBF قادر به شبیه‌سازی دبی

جدول (۵): ارزیابی عملکرد تابع کرنل RBF به ازای پارامترهای تنظیمی $C=40$ و $\epsilon=0.15$

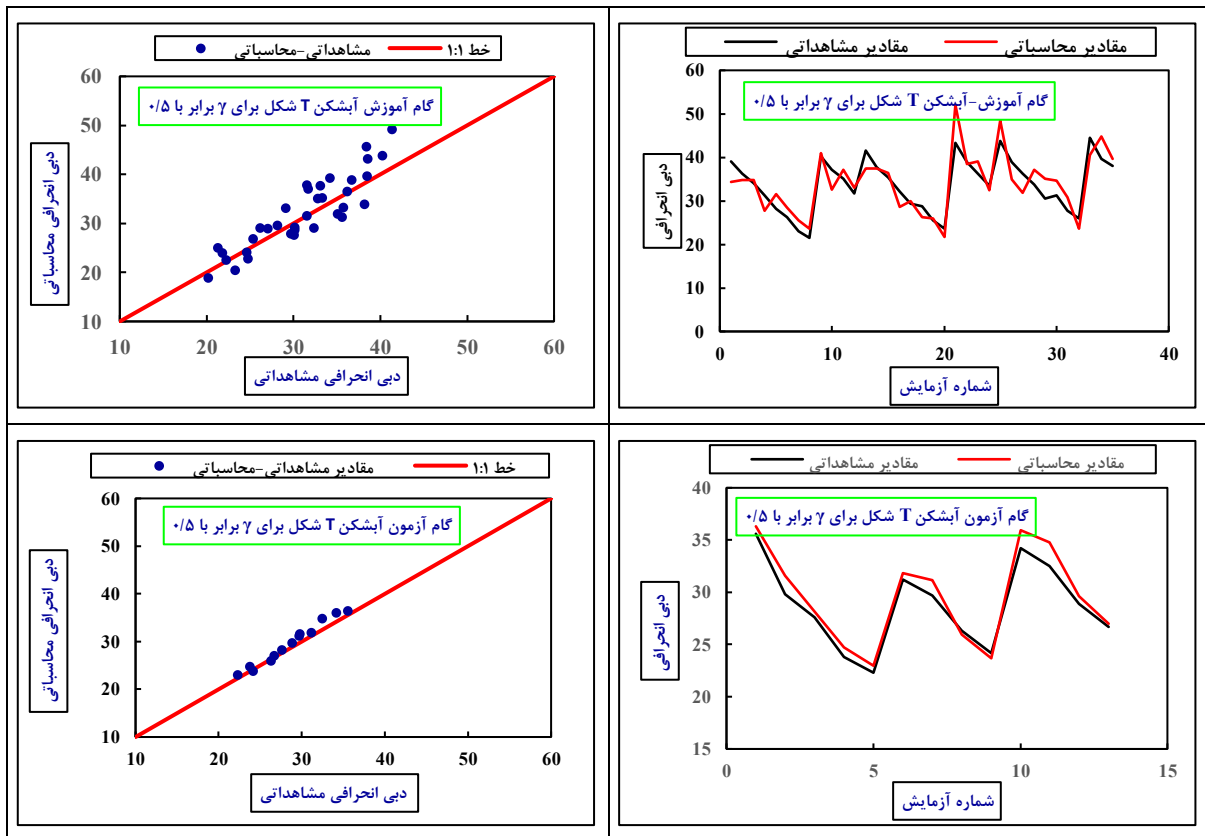
آبشکن L شکل						مقدار γ	ردیف
گام آزمون			گام آموزش				
R^2	MAE	RMSE	R^2	MAE	RMSE		
۰/۶۱۶۶	۱/۵۱۷۲	۲/۳۱۹۶	۰/۳۶۴۲	۳/۰۳۶۹	۴/۷۰۶۵	۰/۱	۱
۰/۴۱۹۸	۲/۲۵۹۱	۳/۱۳۴۱	۰/۴۴۰۰	۲/۴۵۳۰	۳/۹۲۶۴	۰/۲	۲
۰/۶۴۱۹	۱/۷۶۹۹	۲/۶۱۱۵	۰/۵۶۱۳	۲/۵۲۹۷	۳/۷۲۷۶	۰/۳	۳
۰/۷۰۳۵	۱/۴۹۴۱	۲/۱۸۱۱	۰/۶۳۸۶	۲/۳۷۲۲	۳/۷۲۹۳	۰/۴	۴
۰/۹۴۶۹	۰/۵۶۷۷	۱/۰۰۱۳	۰/۸۰۲۳	۱/۶۹۰۰	۲/۶۵۳۹	۰/۵	۵

آبشکن T شکل						مقدار γ	ردیف
گام آزمون			گام آموزش				
R^2	MAE	RMSE	R^2	MAE	RMSE		
۰/۶۲۵۰	۱/۶۷۳۸	۲/۵۸۴۱	۰/۶۱۸۵	۲/۹۴۳۹	۴/۴۳۰۸	۰/۱	۱
۰/۵۵۱۷	۲/۴۳۰۲	۳/۳۹۲۹	۰/۶۶۴۷	۳/۱۴۰۷	۴/۸۲۱۰	۰/۲	۲
۰/۵۹۵۶	۱/۹۶۰۰	۲/۹۲۸۸	۰/۵۶۵۳	۲/۷۴۱۷	۴/۰۳۹۷	۰/۳	۳
۰/۶۵۰۱	۱/۵۸۹۹	۲/۳۰۴۰	۰/۶۲۱۵	۲/۵۵۳۵	۳/۹۹۲۴	۰/۴	۴
۰/۹۷۷۶	۰/۶۳۰۵	۰/۹۲۲۷	۰/۷۶۴۹	۱/۶۲۰۵	۲/۵۰۸۷	۰/۵	۵





شکل (۷): مقایسه کیفی داده‌های مشاهداتی و محاسباتی مدل SVM با تابع کرنل RBF در آبشکن L-شکل



شکل (۸): مقایسه کیفی داده‌های مشاهداتی و محاسباتی مدل SVM با تابع کرنل RBF در آبشکن T-شکل

شاخص‌های ارزیابی عملکرد ($RMSE$, MAE , R^2) در گام آموزش و آزمون برای آبشکن L-شکل به ترتیب (۰/۹۳۲۵)، (۰/۹۸۷۸، ۰/۲۵۳۶) و (۰/۹۸۳۶، ۰/۴۱۰۲، ۰/۶۳۲۵) محاسبه شده‌اند. مقدار این سنجها در گام آموزش و آزمون آبشکن T-شکل به ترتیب (۰/۹۰۲۵، ۰/۲۵۳۴، ۰/۸۵۰۲)

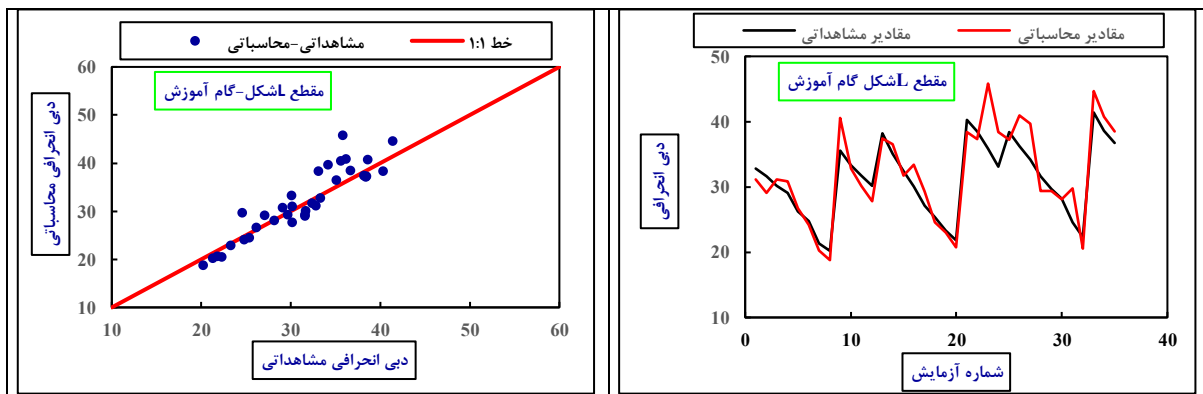
سومین مدل یادگیری ماشین مورد استفاده در این پژوهش، مدل GEP است. مقدار پارامترهای تنظیمی بهینه‌ترین مدل GEP در جدول ۶ ارائه شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود برای هر دو نوع آبشکن، مدل با ساختار سه زن مناسب‌ترین خروجی را در بر داشته است. مقدار

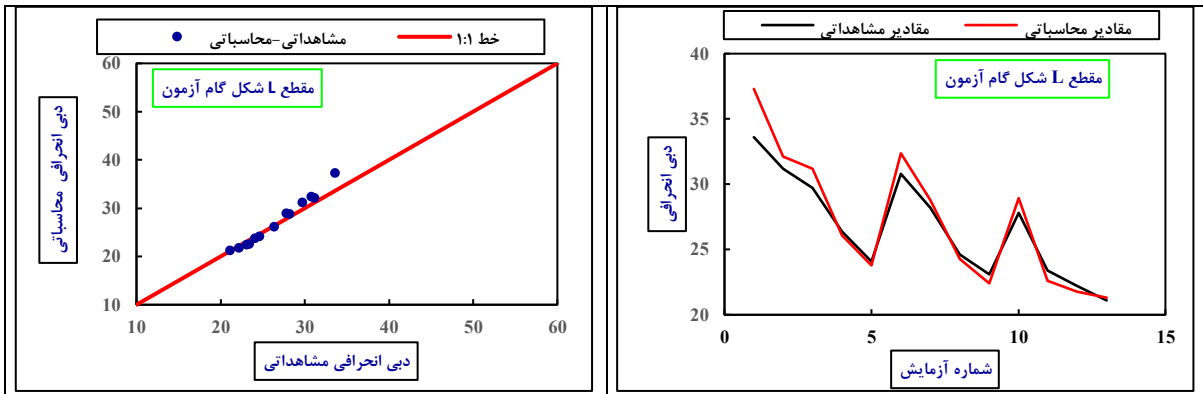
شکل) مشخص است عملکرد مدل GEP برای آبشکن T- شکل حتی بهتر از L- شکل است که احتمالاً ناشی از تأثیر ساختار هندسی T- شکل بر کاهش آشفتگی جریان و افزایش پایداری الگوی جریان است. مقادیر RMSE و MAE پایین‌تر برای آبشکن T- شکل، نشان‌دهنده خطای کمتر و دقت بالاتر مدل در این حالت است. پراکندگی نقاط در این نمودار نیز بسیار نزدیک به خط ۱:۱ است، که تأییدکننده قابلیت بالای مدل GEP است. مدل GEP به دلیل استفاده از مکانیسم‌های تکاملی (مانند تقاطع، جهش، و جابجایی)، نسبت به مدل‌های ANN و SVM عملکرد بهتری داشته است. این مدل قادر است وابستگی‌های غیرخطی و تعاملات پیچیده بین متغیرهای مستقل و وابسته را با دقت بالایی شناسایی کند. ساختار T- شکل به دلیل هندسه خاص خود، جریان آب را به گونه‌ای هدایت می‌کند که کاهش آشفتگی و افزایش پایداری در الگوی جریان ایجاد می‌شود. این ویژگی باعث شده مدل GEP برای آبشکن T- شکل نتایج دقیق‌تری ارائه دهد.

و (۰/۹۸۷۳، ۰/۳۳۳۷، ۰/۴۹۷۲) هستند. شکل‌های ۹ و ۱۰ به ترتیب نمایش گرافیکی از عملکرد مدل GEP در شبیه- سازی دبی انحرافی برای آبشکن‌های L- شکل و T- شکل را ارائه می‌دهند. این شکل‌ها به صورت نمودارهای پراکندگی طراحی شده‌اند که مقادیر مشاهداتی را در محور افقی و مقادیر محاسباتی را در محور عمودی نشان می‌دهند. خط ۱:۱ به عنوان معیار دقت کامل مدل در نظر گرفته شده است. شکل ۹ نشان می‌دهد که مدل GEP با ساختار سه ژن و پارامترهای تنظیمی بهینه (جدول ۶)، توانسته است با دقت بسیار بالایی مقادیر دبی انحرافی را شبیه‌سازی کند. مقادیر پایین RMSE و MAE همراه با ضریب تعیین (R^2) نزدیک به ۱، نشان‌دهنده تطابق عالی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده است. نقاط در این نمودار به طور فشرده حول خط ۱:۱ پراکنده شده‌اند که بیانگر توانایی مدل GEP در یادگیری روابط غیرخطی پیچیده بین پارامترهای ورودی (عدد فرود، زاویه آبگیری، و نسبت طول آبشکن) و خروجی (دبی انحرافی) است. همانطور که در شکل ۱۰ (آبشکن T-

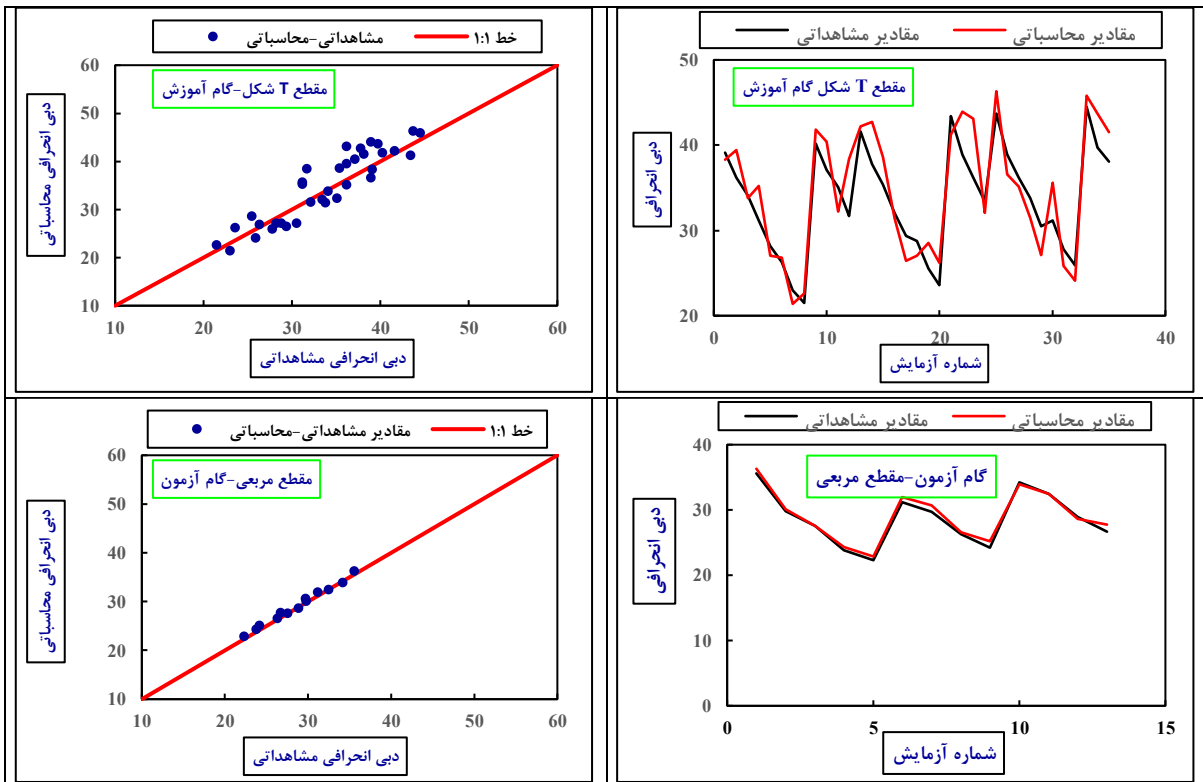
جدول (۶): مقادیر پارامترهای تنظیمی بهینه‌ترین مدل GEP برای آبشکن‌های مورد بررسی

مقدار		پارامتر
آبشکن T- شکل	آبشکن L- شکل	
RMSE	RMSE	تابع برازندگی
+	+	تابع اتصال ژن‌ها
۵۵	۴۵	تعداد کروموزم
۳	۳	تعداد ژن
۳۰	۳۰	اندازه رأس
۰/۱	۰/۱	نرخ ترکیب
۰/۱	۰/۱	نرخ جهش





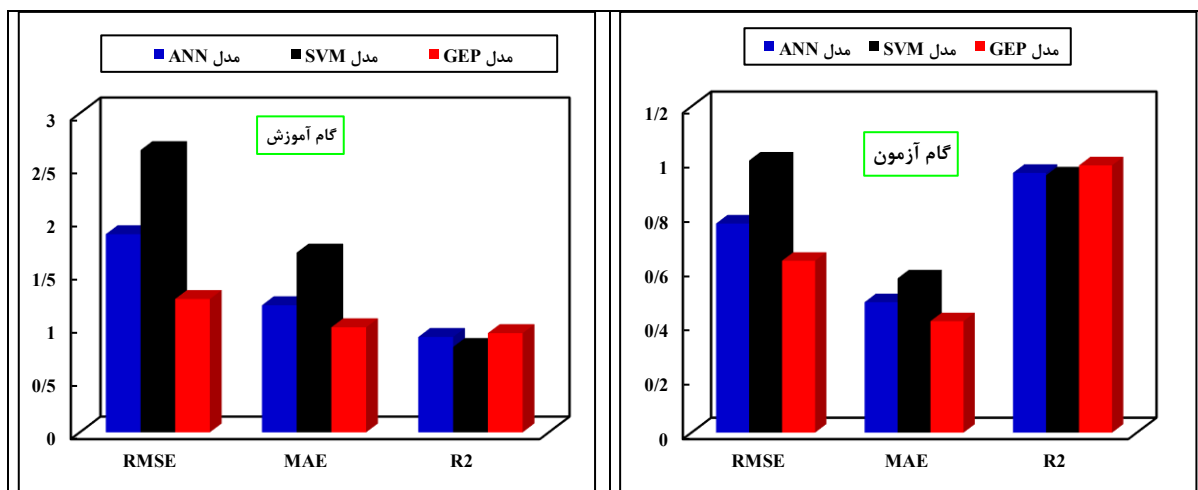
شکل (۹): بیان گرافیکی از مدل بهینه GEP در آفشکن L-شکل



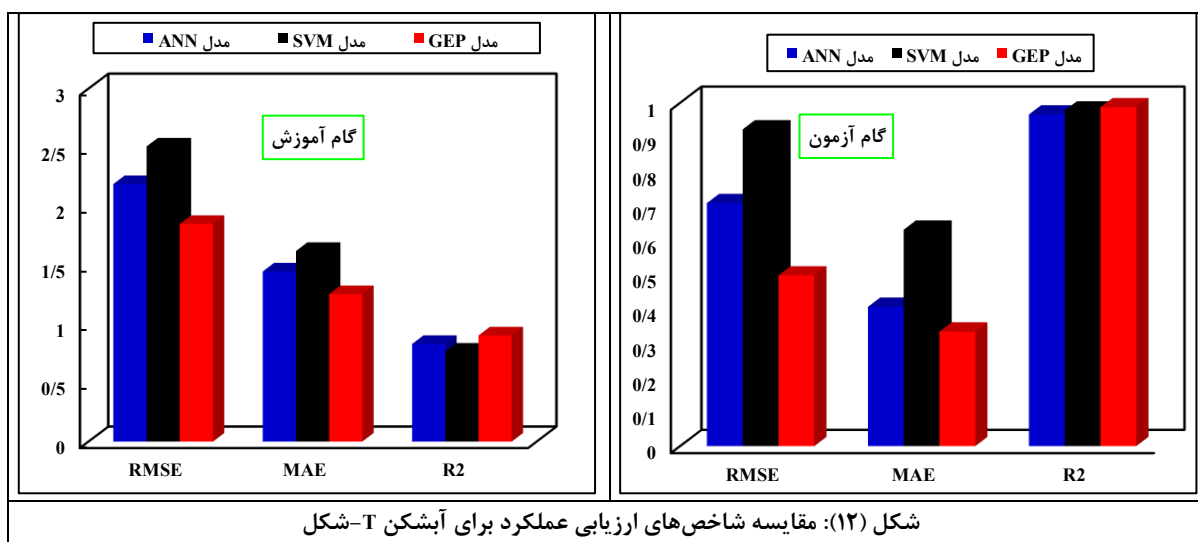
شکل (۱۰): بیان گرافیکی از مدل بهینه GEP در آفشکن T-شکل

T-شکل در گام‌های آموزش و آزمون در شکل ۱۱ و شکل ۱۲ ارائه شده‌اند. مقایسه بین این شاخص‌ها بیانگر این مطلب است که مدل GEP نسبت به دو مدل دیگر از دقت بیشتری در شبیه‌سازی مقدار دبی انحرافی از آبگیر دارد.

در مجموع برای مقایسه بین کارکرد مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده در این پژوهش، بیان گرافیکی از سنجش‌های ارزیابی عملکرد سه مدل ANN، SVM و GEP در دو گام آموزش و آزمون برای هر دو آفشکن L-شکل و



شکل (۱۱): مقایسه شاخص‌های ارزیابی عملکرد برای آبشکن L-شکل



شکل (۱۲): مقایسه شاخص‌های ارزیابی عملکرد برای آبشکن T-شکل

بین خروجی‌های این سه مدل استفاده شد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد هر سه مدل دارای پتانسیل مناسب برای شبیه‌سازی مقدار دبی انحرافی هستند اما در این بین مدل GEP بهترین خروجی را نسبت به دو مدل دیگر داشته است به طوری مقدار شاخص‌های ($RMSE$, MAE , R^2) برای آبشکن L-شکل در گام آموزش برابر با (۰/۹۸۷۸، ۰/۹۳۲۵)، (۰/۶۳۲۵، ۰/۴۱۰۲، ۰/۹۸۳۶) و در گام آزمون (۰/۲۵۳۶، ۰/۳۳۳۷، ۰/۹۸۷۳) محاسبه شدند. مقادیر (۰/۹۰۲۵، ۰/۲۵۳۴، ۰/۱۸۵۰۲) و (۰/۴۹۷۲، ۰/۳۳۳۷، ۰/۹۸۷۳) به ترتیب برای گام‌های آموزش و آزمون آبشکن T-شکل به دست آمدند. برای هر دو نوع آبشکن، مدل GEP با ساختار سه ژن منجر به

نتیجه‌گیری

ساختار اصلی این پژوهش، مقایسه کارکرد سه مدل یادگیری ماشین ANN، SVM و GEP برای شبیه‌سازی مقدار دبی انحرافی بوسیله کانال آبگیری با نصب دو آبشکن L-شکل و T-شکل می‌باشد. بدین منظر از داده‌های گردآوری شده از مدل فیزیکی ساخته شده در دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهواز استفاده شد. برای هر آبشکن ۴۸ داده آزمایشگاهی شامل عدد فرود، زاویه آبگیری و طول نسبی آبشکن به کار گرفته شدند. سهم گام‌های آموزش و آزمون به ترتیب ۷۰ درصد و ۳۰ درصد لحاظ شدند. از سه پارامتر ارزیابی عملکرد شامل $RMSE$ ، MAE و R^2 برای مقایسه



بهینه‌ترین خروجی شد. مدل‌های ANN-MLP 3-8-1 و SVM به ترتیب در رتبه‌های بعدی عملکرد قرار گرفتند.

منابع

- احمدزاده کلیبر، ف. و م. فولادی‌پناه. ۱۴۰۲. ارزیابی تابع‌های انتقالی رگرسیونی، ماشین بردار پشتیبان و برنامه‌ریزی بیان ژن در پیش‌بینی پارامترهای رطوبتی خاک در دشت ارسباران. علوم آب و خاک، ۲۷(۲)، ص ۱۴۹-۱۳۵.
- اسمعیلی، پ.، س. بوداقپور، م. رستمی و م. میرزایی. ۱۳۹۹. مطالعه آزمایشگاهی مولفه‌های طولی سرعت پیرامون آبشکن‌های سری ساده. نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران، ۱۱(۴۲)، ص ۷۴-۶۰.
- امیدی‌سراوانی، ف.، فضالولی، ر. و صانعی، م. ۱۳۹۶. بررسی آزمایشگاهی تاثیر به کارگیری توام صفحات مستغرق خمیده و آبشکن نفوذپذیر بر میزان آبیگری و تغییرات بستر در دهانه آبیگر، مجله پژوهش آب ایران، ۱۱(۲۶)، ص ۱.
- باجلوند، س.، س. گوهری و م. حیدری. ۱۴۰۱. مطالعه آزمایشگاهی تاثیر زاویه آبشکن چوگانی بر آبشستگی و مقایسه آن با آبشکن ال شکل. مجله مدیریت آب و آبیاری، ۱۲(۳)، ص ۴۶۶-۴۵۵.
- تیموری‌یگانه، م. ۱۴۰۱. شبیه سازی دو بعدی الگوی جریان در اطراف آبشکن با استفاده از مدل عددی SRH-2. نشریه آب و توسعه پایدار، ۱(۱)، ص ۱۳۴-۱۲۷.
- زمانی، م.، ربیعی‌فر، ح. ر. و رستمی، م. ۱۴۰۰. بررسی آزمایشگاهی و عددی تاثیر مکان آبشکن بر شرایط هیدرولیکی و رسوبی آبیگر جانبی. پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، ۱۲(۲۴)، ص ۲۹۷-۲۸۷.
- عباسی، ع. ا. و م. ملک‌نژاد یزدی. ۱۳۹۳. مطالعه آزمایشگاهی تاثیر طول، فاصله و شکل آبشکن‌های T شکل و L شکل نفوذپذیر بر عمق آبشستگی اطراف آنها. دو ماهنامه پژوهش های حفاظت آب و خاک دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان. ۴(۲۱)، ص ۲۴۶-۲۳۱.
- عطارزاده، ع. و قدسیان، م. ۱۳۹۹. بررسی تاثیر سامانه‌های مختلف کنترل رسوب بر توپوگرافی بستر در آبیگر جانبی ۹۰ درجه. نشریه مهندسی عمران مدرس، ۳(۳)، ص ۱۲۸-۱۱۷.
- فولادی‌پناه، م. و م. ماجدی‌اصل. ۱۴۰۱. کاربرد محاسبات نرم در افزایش دقت پیش‌بینی ضریب دبی جریان سرریزهای جانبی مستطیلی. نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران، ۱۲(۴)، ص ۲۳۳-۲۱۳.
- فولادی‌پناه، م. و م. ماجدی‌اصل و آ. حق‌گویی. ۱۳۹۹. کاربرد الگوریتم‌های هوشمند برای مدلسازی رابطه دبی-اشل در شرایط استغراق سرریزهای کنگره‌ای و خطی. نشریه هیدرولیک، ۱۵(۲)، ص ۱۶۴-۱۴۹.
- فولادی‌پناه، م. و م. ماجدی‌اصل و ر. جعفری‌نیا. ۱۳۹۹. کاربرد و ارزیابی الگوریتم SVM برای شبیه‌سازی هندسه‌ی گودال آبشستگی پایین‌دست سرریز سیفونی، نشریه آبیاری و زهکشی ایران، ۱۴(۳)، ص ۱۰۴۵-۱۰۳۲.
- ماجدی‌اصل، م. و م. فولادی‌پناه، ر. دانشفراز و خ. جنت. ۱۴۰۰. مدل‌سازی و ارزیابی ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای قوسی با روش‌های آزمایشگاهی و فرامدلی. تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۲(۷)، ص ۱۹۸۷-۲۰۰۰.
- منادی‌زاده، م. ۱۳۹۲. بررسی آزمایشگاهی هیدرولیک جریان در آستانه آبیگر کشت و صنعت دهخدا با استفاده از میکرو مدل، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد شوشتر، شوشتر، ایران.
- مهرآیین، م. ۱۳۹۷. مطالعه میدان جریان اطراف آبشکن تیغه‌ای و T شکل با تاکید بر تحلیل طیفی و پارامترهای آماری. نشریه مهندسی عمران و محیط زیست دانشگاه تبریز، ۴۸(۳)، ص ۸۶-۷۵.
- واقفی، م.، ع. خوشابی، م. اکبری و م. قدسیان. ۱۳۹۶. تاثیر زاویه استقرار آبشکن T شکل در قوس بر الگوی جریان با استفاده از مدل عددی FLOW3D. نشریه آبیاری و زهکشی ایران، ۱۱(۱)، ص ۱۴۰-۱۲۸.

Acharya, A. and Duan J.G. 2011. Three-dimensional simulation of flow field around series of spur dikes. International Refereed Journal of Engineering and Science, 2(7): 36-57.



- Azamathulla, H.M., A.H. Haghiabi, and A. Parsaie. 2016. Prediction of Side Weir Discharge coefficient by Support Vector Machine Technique. *Water Supply*, 16: 1002-1016.
- Chen, E.Y. and S. Ikeda. 1997. Horizontal separation in shallow open channel with spur sike. *Journal of hydrosience and hydraulic engineering*, 15(2): 15-30.
- Ferreira, C. 2001. Algorithm for solving gene expression programming: a new adaptive problem. *Complex Systems*, 13(2): 87-129.
- Kisi, O., H.M. Azamathulla, F. Cevat, C. Kulls, M. Kuhdaragh, and Fuladipanah M. 2024. Enhancing river flow predictions: Comparative analysis of machine learning approaches in modeling stage-discharge relationship. *Results in Engineering*, 22: 102017.
- Koken, M. and M. Gogus, M. 2015. Effect of spur dike length on the horseshoe vortex system and the bed shear stress distribution. *Journal of Hydraulic Research*, 53(2): 196-206.
- Kumar T., L.D. Tyagi-Aggarwal and M. Kumar. 2018. Comparison of scour around different shapes of groynes in open channel. *International Journal of Recent Trends in Engineering and Research*, 4(3): 382-392.
- Mall, M., K.S. Priyanka, H. Prasad, and C.S.P. Ojha. 2023. Development of a Framework for Cost-Benefit Analysis of I-Head and T-Head Groynes Based on Scour and Turbulent Flow Characteristics. *Sustainability*, 15(20): 15000.
- Vapnik. V. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag. New York. pp 113-141.
- Xiufang Z., M. Pingyi and Y. Chengyu. 2012. Experimental study on flow turbulence distribution around a spur dike with different structure. *Procedia Engineering*, 28(5): 772-775