

بررسی عملکرد روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی در پیش‌بینی عمق استغراق بحرانی آبگیرهای افقی در کانال‌های با جریان روباز

کیومرث روشنگر^{۱*}، رقیه قاسم‌پور^۲

تاریخ دریافت: ۹۵/۵/۷ تاریخ پذیرش: ۹۶/۳/۳۱

۱- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز

۲- کارشناس ارشد مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز

* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: kroshangar@yahoo.com

چکیده

آبگیرهای افقی یکی از سازه‌های متداول در برداشت آب از کانال‌های روباز مانند رودخانه‌ها و منابعی مانند دریاچه‌ها و مخازن سدها می‌باشند. یکی از پدیده‌های هیدرولیکی که عمدتاً به هنگام آبیگری از کانال‌ها ایجاد می‌شود، تشکیل جریان گردابی و حباب‌های هوا می‌باشد که می‌تواند مشکلات زیادی برای تأسیسات هیدرومکانیکی آبگیرها ایجاد نماید. ارتفاع ناکافی آب بالای لوله آبگیر (عمق استغراق) از دلایل عمده تشکیل جریان گردابی در آبگیرهای افقی می‌باشد. به دلیل اهمیت این پدیده تاکنون مطالعات بسیاری جهت تخمین عمق استغراق بحرانی انجام گرفته است. با این وجود، به دلیل عدم قطعیت در تشکیل گرداب در نزدیکی لوله آبگیر، نتایج حاصل از دقت مطلوبی برخوردار نمی‌باشد. در تحقیق کنونی با استفاده از سه سری داده آزمایشگاهی، کارآیی روش‌های هوش مصنوعی (ماشین بردار پشتیبان SVM و سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی ANFIS و برنامه‌ریزی بیان ژن GEP) و روابط کلاسیک در تخمین عمق استغراق بحرانی آبگیرهای افقی در کانال‌های روباز و با فاصله متفاوت آبگیر از کف کانال مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج به دست آمده بیانگر آن است که روش‌های هوش مصنوعی در تخمین عمق استغراق بحرانی بسیار دقیق‌تر از مدل‌های کلاسیک بوده و می‌توان همبستگی مناسبی را بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی مشاهده نمود. بهترین نتایج برای داده‌های آزمون، با استفاده از روش SVM در حالت $C=di/2$ و C به ترتیب قطر و فاصله آبگیر از کف کانال می‌باشند) با مقادیر $DC=0/976$ ، $R=0/988$ و $RMSE=0/191$ به دست آمد. مطابق با نتایج تحلیل حساسیت مشاهده گردید که سرعت نسبی جریان و عدد وبر در لوله آبگیر به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را در تخمین عمق استغراق بحرانی دارا می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: آبگیر افقی، استغراق بحرانی، روابط کلاسیک، ANFIS، GEP

Evaluation of the Performance of Classical and Artificial Intelligence Approaches in Prediction of Critical Submergence of Horizontal Intakes in Open Channel Flows

K Roushangar*¹, R Ghasempour ²

Received:2016.07.28 Accepted: 2017.06.21

1-Assoc. Prof., Dept. of Water Eng., Faculty of Civil Eng., University of Tabriz, Iran

2-Master of Water and Hydraulic Structure Engineering, Faculty of Civil Eng., University of Tabriz, Iran

* Corresponding Author, E-mail: kroshangar@yahoo.com

Abstract

Horizontal intakes are of the most common structures for water withdrawal from open channels such as rivers, lakes and dam reservoirs. One of the hydraulic phenomena that mainly occurs during the water withdrawal process of the channels is the formation of vortex and air bubbles that can cause many problems for hydro-mechanical facilities of intakes. Insufficient height of water above the intake pipes (submergence depth) is the major cause of the vortex formation on horizontal intakes. Due to the importance of this phenomenon, many models have been developed to estimate the critical submergence depth. However, due to the uncertainties of the vortex formation near the intake, the obtained results often do not show a desired accuracy. In this study, using three experimental data series, the performance of artificial intelligence techniques (adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), support vector machine (SVM), gene expression programming (GEP)) and classical models were investigated for predicting the critical submergence depth of horizontal intakes with different bottom clearances in open channel flows. The results indicated that in estimating the critical submergence depth, the artificial intelligence techniques are more accurate than the classical models and a good agreement could be seen between the observed and predicted values. The best result for the test series was obtained for $C=di/2$ state (di and C were intake diameter and bottom clearance, respectively) using SVM method with the values of $R=0.988$, $DC=0.976$ and $RMSE=0.191$. According to the results of sensitivity analysis, it was observed that the relative velocity and Weber number in intake pipe were the most and the least significant parameters in the estimation of critical submergence depth, respectively.

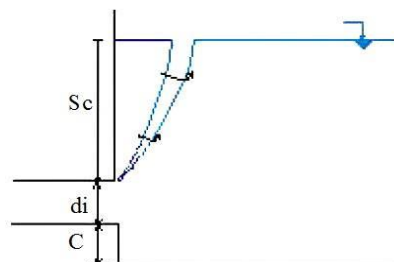
Keywords: ANFIS, Classical formula, Critical submergence, GEP, Horizontal intakes

مقدمه

موقعیت تشکیل گرداب نسبت به آبگیر، زمان پایداری گرداب و شکل ظاهری گرداب که در ارتباط با شکل و قدرت گرداب می باشد، به شکل های متعدد ظاهر می-شوند. ایجاد گرداب در نزدیکی لوله باعث ایجاد مشکلاتی از قبیل ایجاد لرزش و سروصدا، افزایش افت انرژی، کاهش نرخ آبیگری، آسیب‌های سازه‌ای، کاهش راندمان ماشین‌های هیدرولیکی و کاهش جریان در توربین‌ها و پمپ‌ها می‌گردد.



شکل ۱- جریان گرداب در هنگام آبیگری.



فاصله عمودی بین سطح آب ولوله آبگیر عمق استغراق نامیده می‌شود. به‌منظور کاهش هزینه‌های ساخت‌وساز، محل قرارگیری لوله باید تا حد امکان نزدیک به سطح آب باشد. از طرفی اگر ارتفاع آب بالای لوله به‌اندازه کافی نباشد، می‌تواند منجر به ایجاد جریان گردابی و حباب‌های هوا گردد. شکل ۱ جریان گرداب هنگام آبیگری از کانال روباز با استفاده از لوله افقی را نشان می‌دهد. گردابه‌ها در محدوده آبگیرها و با توجه به

بحرانی در آبگیرهای متقارن بدون چرخش در سطح آزاد آب اتفاق می‌افتد. لی و همکاران (۲۰۰۸) مدل تجربی شکل‌گیری و توسعه جریان گردابی در لوله آبگیر قائم را مورد بررسی قرار دادند و مشاهده کردند که در مراحل شکل‌گیری گردابه، توزیع سرعت شعاعی دچار تغییر اندکی می‌شود. احمد و همکاران (۲۰۰۸) مطالعه‌ای تجربی و تحلیلی را جهت تخمین عمق استغراق بحرانی در آبگیر افقی ۹۰ درجه در یک کانال روباز انجام دادند و رابطه‌ای برای پیش‌بینی آن ارائه کردند. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که سرعت جریان در کانال و آبگیر تأثیر مهمی در تخمین عمق استغراق بحرانی دارد. همچنین مشاهده گردید که روابط نیمه تجربی موجود از دقت کمی برخوردار می‌باشند. سرکرده و همکاران (۲۰۱۰) آزمایش‌هایی را جهت بررسی اثرات بار آب و شیب دیواره‌ها و وجود زباله در ایجاد گرداب در آبگیرهای افقی مخزن انجام دادند. در تحقیق آن‌ها گرداب‌های سطحی براساس مخاطره‌آمیز بودن به سه گروه تقسیم شدند. گروه نخست گرداب‌هایی هستند که تنها می‌توانند چرخشی جزئی و یا فروافتادگی کوچکی در سطح آب ایجاد کنند، گروه دوم گرداب‌هایی هستند که قدرت حمل

رایج‌ترین روش برای جلوگیری از ورود هوا ایجاد عمق استغراق کافی برای آبگیر است. تلاش‌های بسیاری توسط محققان جهت تخمین عمق استغراق آبگیرهای افقی با استفاده از روش‌های تحلیلی و عددی صورت گرفته است. گوردون (۱۹۷۰) ۲۹ آبگیر نیروگاهی را مورد بررسی قرار داد و یک معیار طراحی که مانع از ایجاد گرداب در بارهای آبی پایین می‌شد، ارائه داد. مطابق با تحقیق وی مشخص گردید که سرعت جریان در آبگیر، اندازه آبگیر و استغراق مهمترین پارامترها در تشکیل گردابه‌ها هستند. ایلدیریم و همکاران (۲۰۰۰) اثر شرایط مرزی جریان را بر روی عمق استغراق بحرانی لوله آبگیرها به‌صورت تحلیلی و آزمایشگاهی مورد مطالعه قرار دادند. در تحقیق آن‌ها فاصله لوله آبگیر از کف کانال بزرگتر از عمق استغراق در نظر گرفته شد و مشاهده گردید که پارامتر چرخش تأثیر چندانی در تخمین عمق استغراق ندارد. هاشمی مرغزار و همکاران (۲۰۰۳) با استفاده از مدل ترکیبی عددی-آزمایشگاهی اثر عواملی نظیر عدد فرود و نامتقارنی آبگیر نسبت به مخزن بر ساختارهای اصلی جریان‌های گردابی را مورد تجزیه و تحلیل قرار دادند و مشاهده کردند که شرایط

ارائه می‌دهد در تخمین پارامترهایی مانند پیش‌بینی بارش-رواناب (کیشی و همکاران ۲۰۱۳)، مدل‌سازی افت انرژی در سرریزها (روشنگر و همکاران ۲۰۱۴) و پیش-بینی عمق آب‌های زیرزمینی (شیری و کیشی ۲۰۱۱) استفاده شده است. بنابراین در این تحقیق با استفاده از سه سری داده آزمایشگاهی قابلیت و کارایی روش‌های هوشمند SVM و ANFIS در تخمین عمق استغراق بحرانی آبگیرهای افقی در کانال‌های با جریان روباز و با فاصله متفاوت محل قرارگیری لوله آبگیر از کف کانال، مورد بررسی قرار گرفته و با استفاده از روش GEP فرمول نیمه‌صریحی برای تخمین عمق استغراق بحرانی ارائه شده و سپس نتایج حاصل از این روش‌ها با روابط کلاسیک موجود مقایسه گردیده است. همچنین با استفاده از تحلیل حساسیت پارامترهای تأثیرگذار در تخمین عمق استغراق بحرانی مورد ارزیابی قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

سری داده‌های مورد استفاده در تحقیق

در این مطالعه برای به‌دست آوردن داده‌های لازم به‌عنوان ورودی روش‌های هوش مصنوعی و مدل‌سازی عمق استغراق بحرانی آبگیرهای افقی در کانال‌های روباز از داده‌های آزمایشگاهی انجام‌گرفته توسط احمد و همکاران (۲۰۰۸)، گوربوزدال (۲۰۰۹) و بایکارا (۲۰۱۳) استفاده گردیده است. محدوده برخی از پارامترهای استفاده‌شده در این آزمایش‌ها مطابق جدول ۱ می‌باشد. آزمایش‌های مربوط به احمد و همکاران (۲۰۰۸) که شامل ۳۲۴ داده می‌باشد مطابق با شکل ۲ در فلوچارت بتنی به طول ۱۰ متر، عرض ۰/۳۷ متر و عمق ۰/۶ متر و با استفاده از آبگیر افقی به فاصله ۵ متر از بالادست فلوچارت انجام گرفته است. در طی این آزمایش‌ها از سه لوله آبگیر با قطر متفاوت و با فاصله متفاوت آبگیر از کف کانال (C) استفاده گردید. برای هرکدام از لوله‌ها دبی چندین بار تغییر پیدا کرده و سرعت در لوله، سرعت در کانال و عمق استغراق متناظر اندازه‌گیری شد.

نرات شناور به داخل آبگیر را دارند و گروه سوم قویترین و خطرناکترین نوع گرداب در این تقسیم‌بندی محسوب می‌شوند. با این وجود به دلیل پیچیده بودن پدیده شکل‌گیری حباب‌های هوا و جریان گردابی، در نظر گرفتن فرضیات متفاوت در استخراج روابط و نادیده گرفتن تأثیر برخی از پارامترها در شکل‌گیری گرداب‌ها، تاکنون نتایج جامع و قابل قبولی از روابط نیمه تجربی موجود حاصل نشده است و اغلب در استفاده از مدل‌های کلاسیک با تخمین بیشینه و یا کمینه عمق استغراق مواجه می‌شویم. لذا استفاده از روش‌های هوشمندی که بتوانند این پارامتر را دقیق‌تر تخمین بزنند ضروری به نظر می‌رسد.

در دهه‌های اخیر استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در بسیاری از زمینه‌ها به‌ویژه در پروژه‌های مهندسی آب گسترش یافته است. این روش‌ها که الهام گرفته از قوانین طبیعت می‌باشند به‌عنوان ابزاری توانمند در حل مسائل پیچیده بشمار می‌آیند (گاوین‌داراجو ۲۰۰۰). از جمله این روش‌ها می‌توان به شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و مدل‌های فازی (NF) اشاره کرد.

تاکنون از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) که به‌عنوان یکی از روش‌های هوشمند اغلب گزینه خوبی برای تکنیک‌های پیش‌بینی بر مبنای رگرسیون می‌باشد و همچنین سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی (ANFIS) که ترکیب شبکه‌های عصبی و سیستم فازی بر مبنای ریاضیات فازی است و قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی دارد، برای پیش‌بینی پارامترهای مختلفی استفاده گردیده است که از آن جمله می‌توان به تخمین بار رسوبی معلق (کیشی و همکاران ۲۰۰۶)، دبی بار جامد در رودخانه‌های آبرفتی (روشنگر و علیزاده ۲۰۱۵)، رابطه بین غلظت رسوب معلق و دبی جریان (لوهانی و همکاران ۲۰۰۷) و تخمین سطح آب دریاچه (خان و کولیالی ۲۰۰۶) اشاره کرد. همچنین از روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) که نتایج را به‌صورت نیمه‌صریح

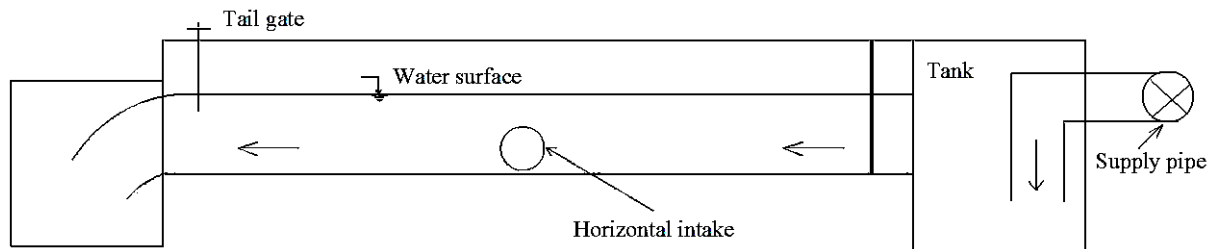
¹ bottoms clearance

جدول ۱- محدوده‌ی داده‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها.

شرایط قرار گیری لوله	محقق	پارامترها					نعداد داده‌ها	
		d_i (cm) قطر لوله	V_i ($m s^{-1}$) سرعت درآبگیر	Sc (cm) عمق استغراق	$Re*10^5$ عدد رینولتز	Fr عدد فرود		We عدد وبر
$C=0$	احمد و همکاران (۲۰۰۸)	۴/۲۵-۱۰/۱۶	۰/۴۵-۴/۲۳	۱/۹۹-۲۱/۰۵	۰/۴۵-۱/۸	۰/۴۵-۶/۵۶	۲۸۲-۱۰۴۲۵	۱۶۲
	بایکارا (۲۰۱۳)	۵-۳۰	۰/۵۰۲-۷/۴۸	۱/۴۹-۲۶/۹۴	۱/۲۳-۶/۲	۰/۳۰۳-۱۰/۶۸	۸۴۲-۵۹۲۵۱	۳۰۸
$C=di/2$	احمد و همکاران (۲۰۰۸)	۴/۲۵-۱۰/۱۶	۰/۳۷-۴/۳	۰/۸۶-۲۵/۱۳	۰/۳۷۶-۱/۸۳	۰/۳۷-۶/۶۶	۱۹۰-۱۰۸۰۰	۱۶۲
	گوربوزدال (۲۰۰۹)	۱/۵۹۷-۵/۱۴۷	۰/۴۸۶-۳/۱۲۴	۱/۶۸-۲۴/۷۷	۰/۲۶۳-۲/۸۹	۰/۵۰۹-۴/۰۳۲	۱۹۸-۱۰۷۰۰	۴۱

بایکارا (۲۰۱۳) نیز به بررسی عمق استغراق در آبگیرهای افقی با استفاده از مخزن به ابعاد $۳/۱ \times ۳/۱ \times ۲/۲$ متر پرداخت و از ۵ لوله با قطرهای متفاوت و طول ۳۰ سانتی‌متر به‌عنوان آبگیر استفاده کرد. در طی آزمایش‌ها دبی چندین بار تغییر داده شد و پارامترهای مد نظر اندازه‌گیری گردیدند.

گوربوزدال (۲۰۰۹) با استفاده از کار آزمایشگاهی به مطالعه عمق استغراق در آبگیرهای افقی پرداخت. چند سری آزمایش با استفاده از لوله‌های آبگیر با قطر متفاوت در مخزن بزرگ انجام گرفت. مخزن دارای $۲/۲$ متر طول، $۱/۴$ متر عرض و ۲ متر ارتفاع بوده و بیشینه دبی جریان $۳۸/۸۵$ لیتر بر ثانیه و سرعت در لوله بین $۰/۴۸۶$ تا $۳/۱۲۷$ متر بر ثانیه متغیر بود.



شکل ۲- شماتیک سیستم آزمایشگاهی احمد و همکاران (۲۰۰۸).

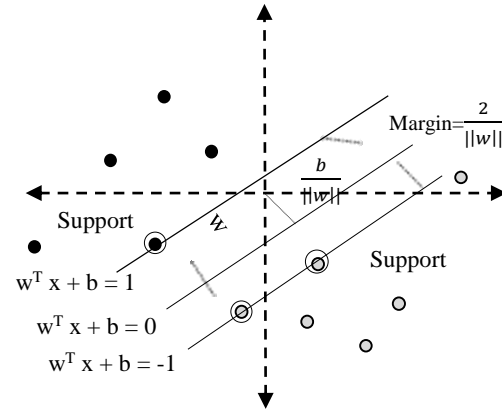
که به داده‌ها برخورد کنند از هم دور می‌شوند. صفحه تفکیک کننده‌ای که بیشترین فاصله را از صفحات دسته‌بندی داشته باشد بهترین صفحه تفکیک‌کننده است. نزدیک‌ترین داده‌های آموزشی به صفحات تفکیک‌کننده، بردار پشتیبان نامیده می‌شود. در مسائلی که داده‌ها به‌طور خطی تفکیک‌پذیر نباشند، می‌توان با نگاشت داده‌ها به یک فضای ویژگی، آن‌ها را بصورت خطی جداپذیر نمود. نگاشت داده‌ها به فضای ویژگی با استفاده از توابع کرنل انجام می‌گیرد. در مسائل SVM انتخاب تابع کرنل بسیار مهم می‌باشد و انتخاب آن به نوع و ماهیت مسئله بستگی دارد؛ بنابراین نمی‌توان تابعی را به‌طور قطعی

ماشین بردار پشتیبان SVM الگوریتم SVM، جزء الگوریتم‌های تشخیص الگو دسته‌بندی می‌شود که برای اولین بار توسط وپنیک (۱۹۹۵) معرفی شد. مبنای کاری SVM دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد (شکل ۳). در واقع هدف الگوریتم SVM این است که خطی را بیابد که از داده‌های موجود در دو کلاس دارای بیشترین فاصله باشد و یا به عبارت دیگر دارای کمترین ریسک عملیاتی باشد. در مرحله بعد دو صفحه مرزی موازی با صفحه‌ی تفکیک‌کننده رسم می‌شود و تا زمانی

سیستم استنتاج عصبی - فازی انطباقی ANFIS

شبکه‌های عصبی- فازی با الگوبرداری از سیستم کارکرد مغز انسان، با پردازش داده‌ها تجربی و بدون توجه به فیزیک مسئله، قانون نهفته مابین داده‌ها را کشف می‌نمایند. نکته مهم منطق فازی امکان برقراری ارتباط بین فضای ورودی به فضای خروجی می‌باشد و مکانیسم اولیه برای انجام این کار لیستی از جملات است که قانون نامیده می‌شوند. در فرآیند If-Then آموزش، این قوانین به صورت موازی ارزیابی و تعیین می‌شوند. از طرف دیگر شبکه‌های عصبی دارای توانایی آموزش از محیط (جفت‌های ورودی- خروجی) می‌باشد. جانگ (۱۹۹۳) برای اولین بار با در نظر گرفتن توانایی‌های تئوری فازی و شبکه عصبی، مدل سیستم استنتاج عصبی- فازی انطباقی را ارائه داد. مدل سیستم استنتاج عصبی انطباقی شبکه‌ای چندلایه، متشکل از گره‌ها (ANFIS) فازی و کمانهای اتصال‌دهنده گره‌ها می‌باشد. سیستم فازی با مجموعه‌ای شامل N قاعده فازی بیان می‌گردد و مطابق شکل ۴ شامل پنج لایه: گره‌های ورودی، گره‌های قاعده، گره‌های متوسط، گره‌های نتیجه و گره‌های خروجی است. در شکل زیر ساختار کلی و روند سیستم استنتاج عصبی- فازی انطباقی نشان داده شده است.

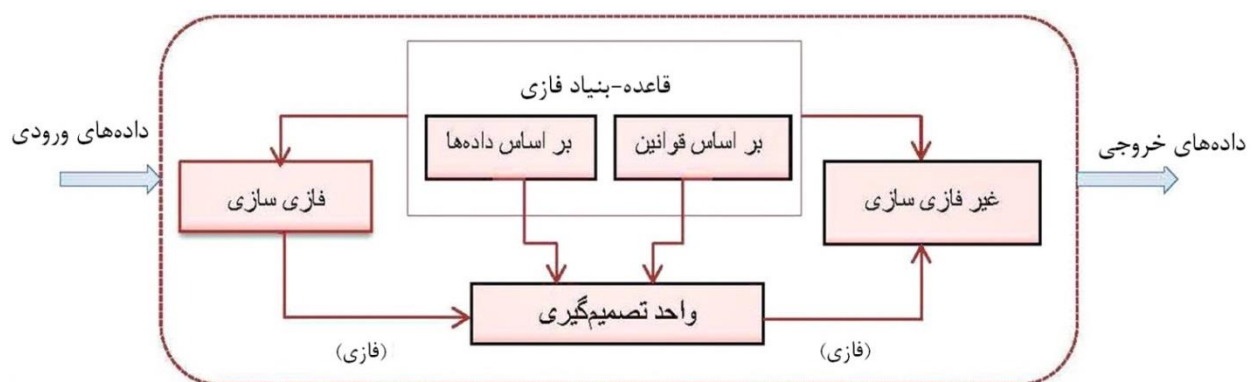
به‌عنوان تابع مناسب برای SVM معرفی کرد و نسبت به شرایط این موضوع می‌تواند متغیر باشد. انواع مختلف تابع کرنل در جدول ۲ نمایش داده شده است.



شکل ۳- جداسازی داده‌ها در SVM و بردارهای پشتیبان.

جدول ۲- انواع تابع کرنل (گان ۱۹۹۸).

نوع کرنل	تابع کرنل	پارامتر کرنل
Linear	$K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$	-
Polynomial	$K(x_i, x_j) = ((x_i, x_j) + 1)^d$	d
RBF	$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2})$	γ
Sigmoid	$K(x_i, x_j) = \tanh(-\alpha(x_i, x_j) + c)$	α, c



شکل ۴- ساختار کلی شبکه عصبی - فازی (تایفور و همکاران ۲۰۰۳).

برنامه‌ریزی بیان ژن توسط فریرا در سال ۱۹۹۹ ابداع شد (فریرا ۲۰۰۱). در این برنامه، کروموزوم‌های

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

	For $C=0$: $S_c/di=0.36 Fr^{0.8} [V_\infty/(g*di)^{0.5}]^{-0.9}$	[۶]
Ahmad (2008)	For $C=di/2$: $S_c/di=0.27 Fr^{0.039} [Vi/V_\infty]^{1.02}$	

در این جدول S_c استغراق بحرانی، Vi سرعت در آبگیر، V_∞ سرعت در کانال باز، C فاصله آبگیر از کف کانال، ρ چگالی آب، μ ویسکوزیته دینامیکی، di قطر آبگیر، کشش سطحی و g شتاب گرانش، Fr عدد فرود، Re عدد رینولدز، b عرض کانال می‌باشد.

معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی کارایی روش‌های به‌کاررفته در این تحقیق از سه معیار ارزیابی مدل استفاده گردیده است که عبارت‌اند از: (R) ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی، (DC) ضریب تبیین و (RMSE) ریشه میانگین مربعات خطاها. هر چه مقدار R و DC به یک نزدیک‌تر و مقدار RMSE برای یک مدل کوچک‌تر باشد به معنی مطلوب بودن آن مدل می‌باشد. روابط این پارامترهای آماری به صورت زیر می‌باشند:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - \bar{l}_{mi}) \times (l_{pi} - \bar{l}_{pi})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - \bar{l}_{mi})^2 \times \sum_{i=1}^N (l_{pi} - \bar{l}_{pi})^2}} \quad [6]$$

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - l_{pi})^2}{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - \bar{l}_{mi})^2} \quad [7]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - l_{pi})^2}{N}} \quad [8]$$

l_{mi} : عمق استغراق بحرانی اندازه‌گیری شده، \bar{l}_{mi} : متوسط عمق استغراق بحرانی اندازه‌گیری شده، l_{pi} : عمق استغراق بحرانی پیش‌بینی شده، \bar{l}_{pi} : متوسط عمق استغراق بحرانی پیش‌بینی شده، N : تعداد داده‌ها.

تعریف پارامترهای ورودی مدل‌ها

با توجه به آزمایش‌های صورت گرفته توسط گالیور و همکاران (۱۹۸۶) و پروسر (۱۹۷۷) پارامترهای مؤثر در تخمین عمق استغراق بحرانی شامل di قطر لوله آبگیر، Vi سرعت در آبگیر، V_∞ سرعت در کانال، C فاصله آبگیر از کف کانال، فاصله لوله از دیواره‌های کانال

خطی و ساده با طول ثابت، مشابه با آنچه در الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود و ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت، مشابه با درختان تجزیه در برنامه‌ریزی ژنتیک، ترکیب می‌شوند. از آنجایی که تمامی ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت، در کروموزوم‌های خطی با طول ثابت کدگذاری می‌شوند، معادل این است که در (GEP)، ژنوتیپ و فنوتیپ سرانجام از یکدیگر جدا شده و اکنون سیستم می‌تواند از تمام مزایای تکاملی به سبب وجود آن‌ها بهره ببرد. ساختارهای شاخه‌ای که به وسیله GEP استنتاج می‌شوند مبین تمامی ژنوم‌های مستقل هستند؛ بنابراین موضوع قابل توجه در GEP این است که دومین آستانه تکاملی یعنی آستانه فنوتیپ عبور داده می‌شود و این بدان معنا است که در طول تولیدمثل، تنها ژنوم که اندکی اصلاح شده برای نسل بعد عبور داده می‌شود و در نتیجه نیازی به ساختارهای نسبتاً سنگین برای تکثیر شدن و جهش نیست، به طوری که تمامی بهسازی‌ها در یک ساختار خطی ساده که بعداً داخل یک بیان درختی بزرگ می‌شود، اتفاق می‌افتد (فریرا ۲۰۰۴).

مدل‌های کلاسیک عمق استغراق

تلاش‌های بسیاری جهت تعیین عمق استغراق بحرانی در آبگیرهای کانال‌های روباز صورت گرفته است. در توسعه و استخراج روابط عمق استغراق از فرضیات متفاوتی استفاده گردیده و در نتیجه فرمول‌های متعددی جهت تعیین این پارامتر وجود دارد که اغلب نتایج حاصل از آن‌ها متفاوت از یکدیگر می‌باشد. در تحقیق حاضر جهت بررسی کارایی و دقت روابط نیمه تجربی از روابط جدول ۳ استفاده شده است.

جدول ۳- روابط به‌کار رفته در این تحقیق.

شماره فرمول	فرمول نیمه تجربی	محقق
[۱]	$S_c/di=1+Fr$	Reddy & Pikford (1972)
[۲]	$S_c/di=1.5+Fr$	Swaroop (1973)
[۳]	$S_c/di=3.95Fr^{0.5} - 0.5$	Amphlet (1978)
[۴]	$S_c/di=Fr^{0.865} (b/di)^{-0.565} Re^{0.0424}$	Gurbuzdal (2009)

شکل ۵- پارامترهای اندازه‌گیری شده در آزمایش‌ها.

جدول ۴- مدل‌های تعریف شده.

مدل	پارامترهای ورودی	پارامتر خروجی
M1	$Fr, Vi/V\infty$	S_c/d_i
M2	$Fr, We, Vi/V\infty$	S_c/d_i
M3	$Fr, Re, Vi/V\infty$	S_c/d_i
M4	Fr, Re, We	S_c/d_i
M5	$Fr, Re, We, Vi/V\infty$	S_c/d_i
M6	$Fr, Re, We, b/d_i$	S_c/d_i

نتایج و بحث

نتایج مدل‌های SVM و ANFIS

نتایج حاصل از تحلیل مدل‌های هوش مصنوعی به‌کار رفته در این تحقیق در جدول ۵ و شکل ۶ نشان داده شده است. نتایج ارائه شده نشان دهنده آن است که برای هر دو حالت آبیگر واقع در کف کانال ($C=0$) و آبیگر واقع در فاصله‌ای به‌اندازه نصف قطر لوله از کف کانال ($C=di/2$), و با استفاده از هر دو روش ANFIS و SVM, مدل M5 با پارامترهای $Fr, Vi/V\infty, We, Re$ به‌عنوان متغیرهای ورودی, بیشترین دقت و کارایی را با داشتن بیشترین ضریب همبستگی و ضریب تبیین (R و DC) و کمترین خطا (RMSE) در بین سایر مدل‌ها دارا می‌باشد. همچنین مشاهده می‌گردد که مدل M3 با پارامترهای ورودی Fr, Re و $Vi/V\infty$ جواب‌های نسبتاً مشابهی را با مدل M5 ارائه داده است. با مقایسه این دو مدل چنین به نظر می‌رسد که عدد وبر (We) تأثیر چندانی در افزایش کارایی مدل‌ها نداشته است. نتایج حاصل از مدل‌های M1 و M2 نیز نشان‌دهنده آن است که عدد وبر تأثیر اندکی بر روی دقت مدل‌ها گذاشته است. همچنین مقایسه نتایج مدل‌های M1 و M3 بیان‌گر آن است که افزودن پارامتر Re به پارامترهای ورودی تا حدودی باعث بهبود دقت مدل گردیده است. مدل M4 با متغیرهای ورودی Fr, Re و We نیز کمترین دقت را داراست. مقایسه نتایج مدل‌های M4, M5 و M6 تأثیر پارامتر نسبت سرعت‌ها در لوله آبیگر و کانال را در تخمین عمق استغراق بحرانی به‌خوبی نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌گردد با افزودن پارامتر $Vi/V\infty$ به پارامترهای ورودی مدل, دقت مدل به‌طور قابل ملاحظه افزایش یافته است. مطابق با نتایج

(فاصله b_1 و b_2 مطابق با شکل ۵), ρ چگالی آب, μ ویسکوزیته دینامیکی, σ کشش سطحی, g شتاب گرانش و Γ چرخش می‌باشند. رابطه تابع عمق استغراق بحرانی می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$S_c = f(d_i, V_i, V_\infty, C, b_1, b_2, \mu, \rho, \sigma, g, \Gamma) \quad [9]$$

با استفاده از تحلیل ابعادی و در نظر گرفتن پارامترهای ρ, Vi و di به‌عنوان پارامترهای تکراری رابطه و در نظر گرفتن این نکته که لوله آبیگر همیشه به فاصله مساوی از دیواره‌ها در عرض کانال قرار می‌گیرد بنابراین ($b_1=b_2=b$) می‌تواند به‌صورت رابطه ۱۰ بیان شود که در آن Fr عدد فرود, Re عدد رینولدز و We

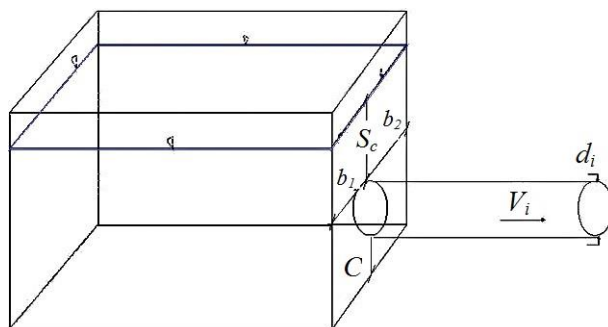
عدد وبر در لوله آبیگر و $\frac{\Gamma}{Vi di}$ عدد کلف می‌باشد.

$$\frac{S_c}{d_i} = f\left(Fr, Re, We, \frac{V_i}{V_\infty}, \frac{C}{d_i}, \frac{b}{d_i}, \frac{\Gamma}{Vi d_i}\right) \quad [10]$$

با توجه به اینکه در طی آزمایش‌ها مقدار C برابر صفر یا نصف قطر لوله در نظر گرفته شده است بنابراین مقدار (C/d_i) برای هر دو حالت در نظر گرفته شده ($C=0$ و $C=di/2$) همواره مقدار ثابتی بوده و می‌توان آن را از معادله ۱۰ حذف کرد. مطالعات آزمایشگاهی انجام‌گرفته توسط ایلدیریم و همکاران (۲۰۰۰) و احمد و همکاران (۲۰۰۸) نشان داده است که عمق استغراق بحرانی می‌تواند تابعی از پارامترهای بدون بعد زیر باشد:

$$\frac{S_c}{d_i} = f\left(Fr, Re, We, \frac{V_i}{V_\infty}, \frac{b}{d_i}\right) \quad [11]$$

بنابراین در این تحقیق نیز از متغیرهای رابطه ۱۱ جهت تعریف مدل‌ها استفاده گردید. جدول ۴ بیان‌گر مدل‌های تعریف شده می‌باشد. لازم به ذکر است که در تحلیل مدل‌ها از ۷۵ درصد داده‌ها جهت آموزش و ۲۵ درصد دیگر جهت آزمون مدل‌ها استفاده گردیده است.



SVM نسبت به نتایج ANFIS تا حدودی بهبود یافته است. با این‌وجود هر دو روش از کارایی مطلوبی جهت تخمین عمق استغراق بحرانی در کانال‌های با جریان روباز برخوردار می‌باشند.

جدول ۵ مشاهده می‌گردد که کارایی مدل‌های تعریف شده برای حالتی که لوله در فاصله‌ای به اندازه نصف قطر لوله از کف کانال روباز قرار گیرد ($C=d/2$) اندکی بیشتر از حالتی است که لوله در کف کانال قرار گیرد ($C=0$). همچنین بررسی نتایج بیان‌گر آن است که نتایج

جدول ۵- پارامترهای ارزیابی مدل‌های تعریف‌شده.

شرایط	مدل	روش	معیارهای ارزیابی			مدل	روش	معیارهای ارزیابی		
			مرحله آزمون					مرحله آزمون		
			R	DC	RMSE			R	DC	RMSE
$C=0$	M1	SVM	۰/۹۶۵	۰/۹۳۵	۰/۲۳۸	M4	SVM	۰/۷۳۶	۰/۵۹۴	۰/۶۳۷
		ANFIS	۰/۹۵۱	۰/۹۲۲	۰/۲۴۸		ANFIS	۰/۷۰۲	۰/۵۸	۰/۶۵۸
	M2	SVM	۰/۹۶۴	۰/۹۳۷	۰/۲۳۷	M5	SVM	۰/۹۸۵	۰/۹۷۱	۰/۱۹۹
		ANFIS	۰/۹۴۲	۰/۹۲۳	۰/۲۴۶		ANFIS	۰/۹۷۷	۰/۹۵۸	۰/۱۲۲
	M3	SVM	۰/۹۸۴	۰/۹۶۷	۰/۲۰۸	M6	SVM	۰/۹۰۱	۰/۸۳۵	۰/۳۶۷
		ANFIS	۰/۹۷۵	۰/۹۵۴	۰/۲۲۱		ANFIS	۰/۸۸۸	۰/۸۲۳	۰/۳۶۹
$C=d_i/2$	M1	SVM	۰/۹۷۴	۰/۹۵۶	۰/۲۳۲	M4	SVM	۰/۸۱۸	۰/۷۱۶	۰/۵۶۵
		ANFIS	۰/۹۷۱	۰/۹۴۴	۰/۲۴۵		ANFIS	۰/۸۱۱	۰/۷۰۵	۰/۵۷۲
	M2	SVM	۰/۹۷۲	۰/۹۵۴	۰/۲۳۵	M5	SVM	۰/۹۸۸	۰/۹۷۶	۰/۱۹۷
		ANFIS	۰/۹۷۲	۰/۹۴۲	۰/۲۴۶		ANFIS	۰/۹۸۲	۰/۹۶۴	۰/۲۱۵
	M3	SVM	۰/۹۸۶	۰/۹۷۱	۰/۲۰۳	M6	SVM	۰/۹۰۱	۰/۸۵۶	۰/۳۴۹
		ANFIS	۰/۹۸	۰/۹۶۱	۰/۲۱۹		ANFIS	۰/۸۹۴	۰/۸۲۷	۰/۳۵۱

ژنتیکی و نرخ آن‌ها است. در این تحقیق ترکیبی از عملگرهای ژنتیکی (جهش، وارون‌سازی، ترکیب و ترانسپوز) مطابق جدول ۶ استفاده گردیده است. نتایج حاصل از اجرای مدل‌ها به صورت جدول ۷ و شکل ۶ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد دقت نتایج حاصل از روش GEP نسبت به دو روش دیگر کمتر می‌باشد. با این حال لازم به ذکر است که نتایج حاصل از روش برنامه‌ریزی بیان ژن، نیمه صریح و همراه با رابطه کاربردی بوده ولی نتایج حاصل از SVM و ANFIS به صورت غیرصریح و ضمنی می‌باشد. فرمول‌های حاصله از اجرای مدل GEP به صورت زیر می‌باشند:

$$C=0 : \quad \frac{S_c}{d_i} = \frac{9.82 \times We}{18.164 + We + Re} + \frac{7.252 + 6.47 - Fr}{7.252 + 6.47 \times \frac{V_i}{V_\infty}} + \frac{9.55 \times We - Fr}{(We - Re) \times (-1.52 \times Fr)} \quad [12]$$

$$C = \frac{d_i}{2} : \quad \frac{S_c}{d_i} = \frac{Fr}{3.65} + \left(11.71 \times \frac{We}{2 \times Fr \times Re \times \frac{V_i}{V_\infty}} \right) + \frac{(7.66 - Fr) \left(5.96 + \frac{V_i}{V_\infty} \right) \left(5.96 \times \frac{V_i}{V_\infty} \right)}{7.66 + \frac{V_i}{V_\infty}} \quad [13]$$

استخراج فرمول عمق استغراق بحرانی با روش GEP با استفاده از روش GEP مدل برتر به دست آمده در هر حالت دوباره اجرا گردید تا کارایی روش GEP نسبت به روش‌های قبلی مورد بررسی قرار گیرد. روند تعیین مدل تخمین استغراق بحرانی با استفاده از روش برنامه‌ریزی بیان ژن شامل ۵ مرحله می‌باشد؛ که به ترتیب عبارت‌اند از تعیین تابع برازش، انتخاب مجموعه ترمینال‌ها و مجموعه توابع برای ایجاد کروموزوم‌ها، انتخاب ساختار کروموزوم‌ها که شامل طول سر و تعداد ژن‌ها است، انتخاب تابع پیوند که تعیین‌کننده پیوند بین ریز درخت‌ها می‌باشد و مرحله آخر انتخاب عملگرهای

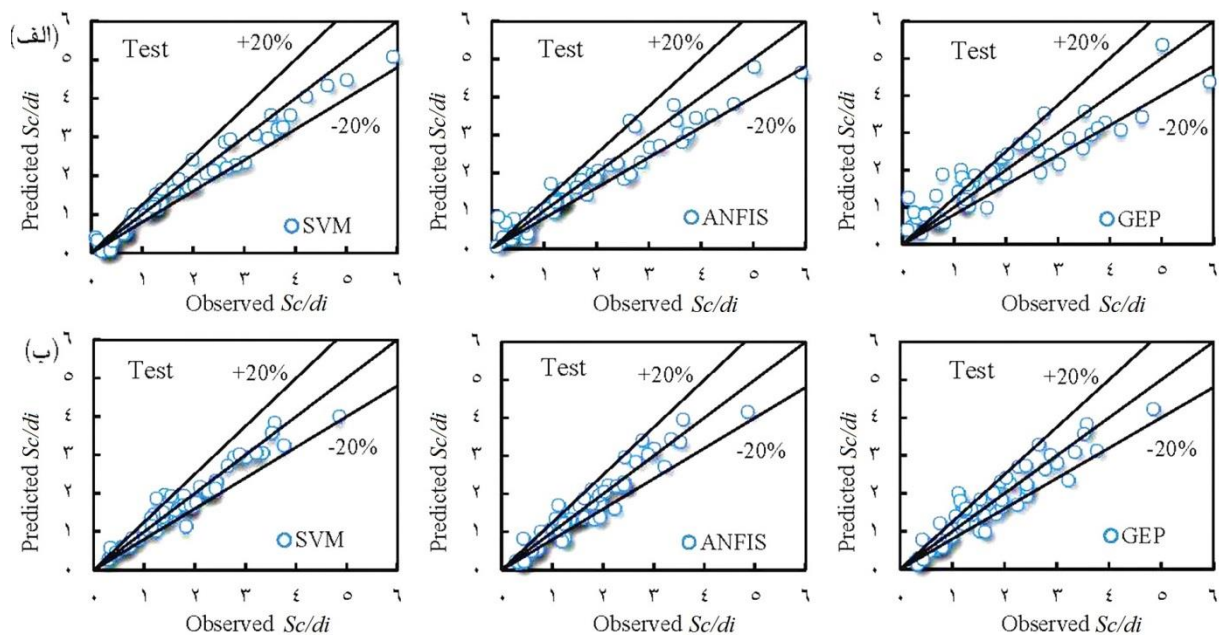
نمودارهای مربوط به مدل برتر هر سه روش در مرحله آزمون برای هر دو روش در شکل ۶ نشان داده شده است. مطابق با این شکل همبستگی خوبی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی حاصل از روش‌های هوشمند به-کار رفته مشاهده می‌گردد.

جدول ۷- مقایسه روش‌های هوش مصنوعی.

شرایط	مدل	روش	معیارهای ارزیابی مرحله آزمون		
			R	DC	RMSE
C=0	M5	SVM	۰/۹۸۵	۰/۹۷۱	۰/۱۹۹
	M5	ANFIS	۰/۹۷۷	۰/۹۵۸	۰/۲۲
	M5	GEP	۰/۹۶۵	۰/۹۳۱	۰/۲۴۱
C=di/2	M5	SVM	۰/۹۸۸	۰/۹۷۶	۰/۱۹۷
	M5	ANFIS	۰/۹۸۲	۰/۹۶۴	۰/۲۱۵
	M5	GEP	۰/۹۷۴	۰/۹۵۶	۰/۲۵۱

جدول ۶- پارامترهای مدل‌های GEP به‌کاررفته در تحقیق.

تعریف پارامترها	تنظیمات پارامترها
Function set	+ , - , × , / , √ , X ²
Chromosomes	30
Head size	7
Number of genes	3
Linking function	Addition
Fitness function error type	Root Mean Square Error (RMSE)
Mutation rate	0.044
Inversion, IS and RIS transposition rate, Gene recombination and transposition rate	0.1
One and Two-point recombination rate	0.3



شکل ۶- نمودار پراکنش داده‌های آزمون استغراق بحرانی مدل برتر: (الف) حالت C=0، (ب) C=di/2.

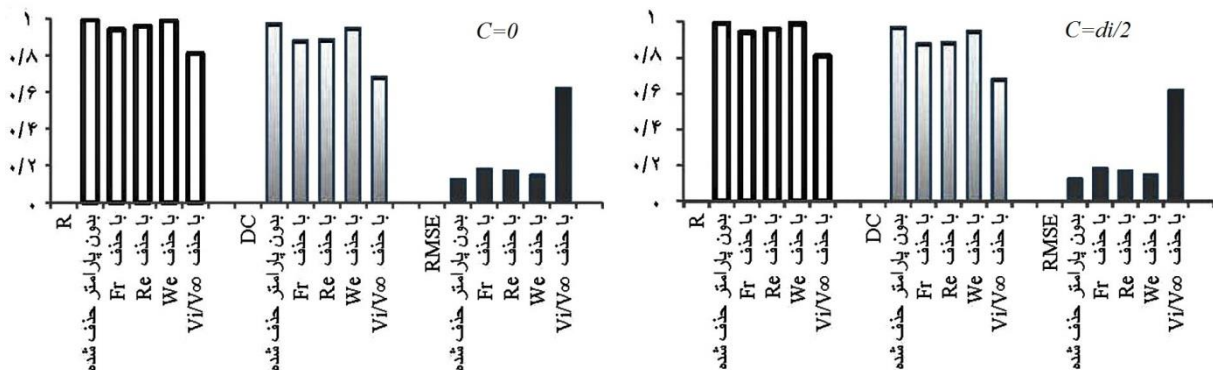
ورودی، مدل دوباره اجرا گردید و میزان تأثیر پارامتر حذف شده در کاهش دقت مدل با استفاده از معیارهای ارزیابی مدل مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصله مطابق شکل ۷ می‌باشد. با توجه به شکل ۷ مشاهده می‌گردد که برای هر دو حالت لوله آبگیر با فاصله متفاوت از

تحلیل حساسیت مدل برتر هر حالت

جهت درک بهتر میزان تأثیر هر یک از متغیرهای مستقل روی عمق استغراق بحرانی، تحلیل حساسیت با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان که بهترین نتایج را دارا بود، انجام شد. بدین منظور در مدل برتر هر سری، با حذف تک‌تک پارامترها از سری پارامترهای

تأثیر را در تخمین پارامتر عمق استغراق بحرانی داراست. نتایج حاصل از حذف پارامتر We نیز نشان‌گر تأثیر کمتر این پارامتر نسبت به سایر پارامترهای ورودی می‌باشد.

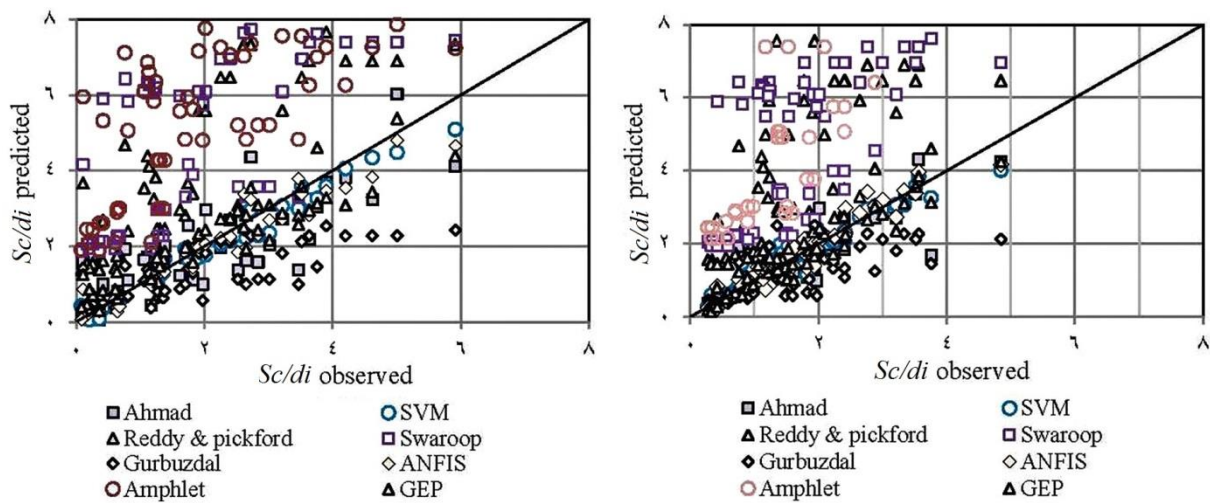
کف کانال ($C=0$ و $C=di/2$) با حذف پارامتر ورودی $\frac{V_i}{V_\infty}$ خطا (RMSE) به مقدار زیادی افزایش یافته است و مقادیر R و DC نیز نسبت به سایر پارامترها بیشتر کاهش یافته است؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که بیشترین



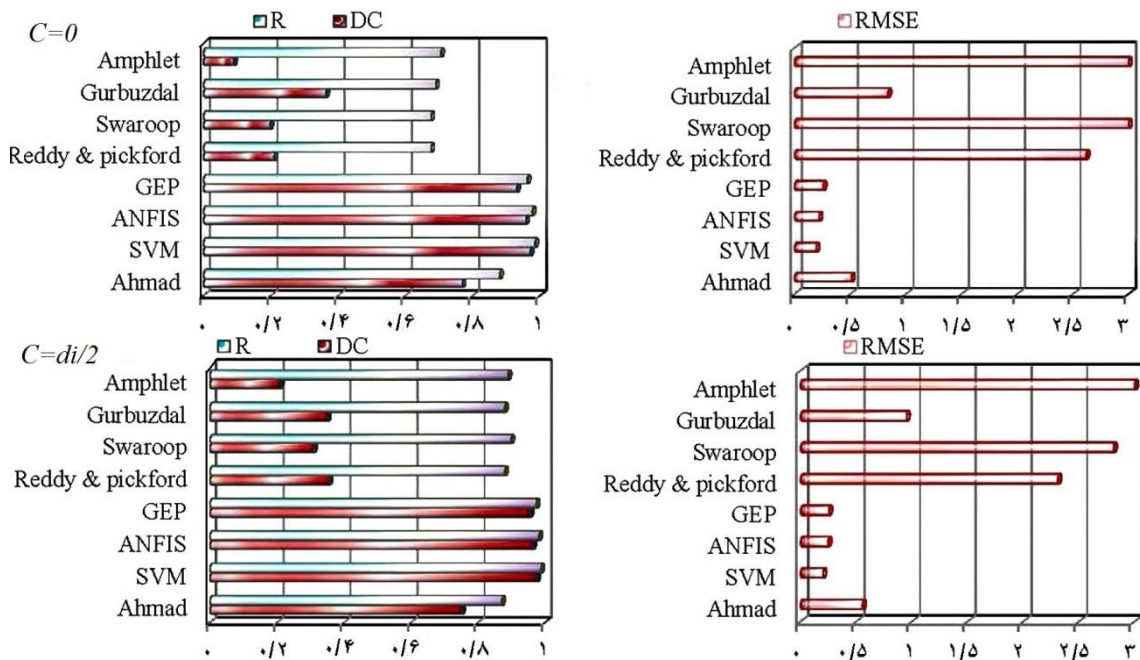
شکل ۷- نمودار مقادیر خطاهای آزمون تحلیل حساسیت مدل‌های برتر SVM.

دلیل این امر را می‌توان به وجود پارامتر نسبت سرعت‌ها در این فرمول نسبت داد. با این حال در مقایسه با SVM، ANFIS و GEP ضعیف‌تر عمل کرده است. مطابق با پارامترهای آماری ارائه‌شده در شکل ۹ روش‌های هوش مصنوعی دارای بیشترین R و DC و کمترین RMSE بوده و این امر حاکی از کارایی بالای این روش‌ها در پیش‌بینی عمق استغراق بحرانی نسبت به مدل‌های کلاسیک می‌باشد. لازم به توضیح است که روابط کلاسیک موجود با توجه به شرایط خاص جریان و تحت فرضیات متفاوت توسعه داده‌شده‌اند و قابلیت تعمیم دادن به همه شرایط را ندارند، درحالی‌که روش‌های هوش مصنوعی در هر دو حالت لوله آبیگر با فاصله متفاوت از کف کانال، جواب‌های قابل قبولی را ارائه داده‌اند و این امر حاکی از عملکرد مناسب آن می‌باشد.

مقایسه روش‌های هوش مصنوعی با مدل‌های کلاسیک قابلیت و کارایی چندین فرمول نیمه‌تجربی ارائه شده در جدول ۲ جهت تخمین عمق استغراق بحرانی مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج حاصله با روش‌های به‌کار رفته در این تحقیق مقایسه گردید. نتایج مقایسه به‌صورت شکل‌های ۸ و ۹ نشان داده‌شده است. با توجه به نتایج ارائه‌شده، مشاهده می‌گردد که مدل برتر روش‌های هوش مصنوعی جواب‌های دقیق‌تری را نسبت به تمامی روابط نشان داده‌اند. نتایج شکل ۸ بیان‌گر آن است که برای هر دو حالت، روابط Reddy & Pikford و Amphet و Swaroop که مطابق با جدول ۲ تنها پارامتر Fr را در تخمین عمق استغراق بحرانی در نظر گرفته‌اند، مقدار عمق استغراق بحرانی را بیشتر از مقدار واقعی تخمین زده‌اند و فرمول Gurbuzdal این مقدار را کمتر از مقدار واقعی تخمین زده است. در بین تمامی روابط، فرمول احمد جواب نسبتاً دقیق‌تری را ارائه داده است.



شکل ۸- مقایسه نتایج پیش‌بینی عمق مستغرق بحرانی فرمول‌های نیمه‌تجربی و مدل برتر روش‌های هوش مصنوعی.



شکل ۹- مقایسه معیارهای ارزیابی فرمول‌های نیمه‌تجربی و مدل برتر روش‌های هوش مصنوعی.

نسبت به فرمول‌های نیمه‌تجربی در تخمین عمق استغراق بحرانی برخوردار بوده و قابل اعتمادتر می‌باشند. مشاهده گردید که در استفاده از اکثر روابط کلاسیک با مقدار کمینه و یا بیشینه عمق استغراق روبرو می‌شویم و این روش‌ها در تعیین پارامتر عمق استغراق بحرانی دقیق نمی‌باشند. برای هر دو حالت آبیگر واقع در کف کانال ($C=0$) و واقع در فاصله‌ای به اندازه نصف قطر لوله آبیگر از کف کانال ($C=di/2$)، مدل M5 با پارامترهای مستقل Re ، We ، $Vi/V\infty$ و Fr بیشترین دقت و کارایی را در بین تمامی مدل‌ها نشان داد. همچنین مشاهده گردید که مدل

نتیجه‌گیری کلی

ارتفاع ناکافی آب بالای لوله آبیگر می‌تواند منجر به ایجاد جریان گرداب و حباب‌های هوا در نزدیکی لوله آبیگر گردد که این امر به نوبه خود می‌تواند مشکلات زیادی را برای تأسیسات هیدرومکانیکی آبیگرها ایجاد نماید. در این تحقیق کارایی روش‌های هوش مصنوعی و کلاسیک جهت پیش‌بینی عمق استغراق بحرانی با یکدیگر مقایسه گردید و فرمول نیمه‌صریحی برای پارامتر مورد پیش‌بینی ارائه گردید. نتایج حاصله نشان داد که روش‌های هوشمند SVM، ANFIS و GEP از قابلیت بالایی

است. با این حال نتایج حاصل از برنامه‌ریزی بیان ژن، نیمه‌صریح و همراه با رابطه کاربردی می‌باشد. در حالت کلی هر سه روش هوش مصنوعی عملکرد مناسبی را از خود نشان دادند. به لحاظ کمی در بهترین حالت ارزیابی آزمون، با روش SVM در حالت $C=di/2$ ، $R=0.985$ ، $RMSE=0.199$ و $DC=0.971$ برای روش ANFIS در حالت $C=di/2$ ، $R=0.988$ ، $RMSE=0.197$ و $DC=0.976$ مشاهده گردید که دقت بالایی پیش‌بینی‌ها را نشان می‌دهند.

M3 با پارامترهای Re ، $Vi/V\infty$ و Fr جواب‌های نسبتاً مشابهی با مدل M5 ارائه می‌دهد. با مقایسه این دو مدل مشاهده گردید که عدد We تأثیر چندانی در افزایش کارایی مدل‌ها نداشته است. نتایج حاصل از تحلیل حساسیت نیز نشان‌دهنده تأثیر کم پارامتر We در تخمین عمق استغراق بحرانی در آبیگرهای افقی می‌باشد در حالی که پارامتر $Vi/V\infty$ بیشترین تأثیر را داراست. با توجه به نتایج به دست آمده مشخص گردید که نتایج SVM و ANFIS نسبت به نتایج GEP تا حدودی بهبودیافته

منابع مورد استفاده

- Ahmad Z, Rao KV and Mittal MK, 2008. Critical Submergence for Horizontal Intakes in Open Channel Flows. Department of Civil Engineering, Indian Institute of Technology Roorkee, India.
- Amphlett MB, 1978. Air entraining vortices at a vertically inverted intake. Hydraulic Research Station, Report No. OD 17, Wallingford, England.
- Govindaraju RS, 2000. Artificial neural networks in hydrology. I: preliminary concepts. Journal of Hydrologic Engineering 5(2): 115-123.
- Baykara A, 2013. Effect of hydraulic parameters on the formation of vortices at intake structures. Master Thesis, Middle East Technical University (METU), Ankara, Turkey.
- Ferreria C, 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. Complex System 13(2): 87-129.
- Ferreira C, 2004. Gene expression programming and the evolution of computer programs. Pp. 82-103. In: Custro LN, Von Zuben FJ, (eds.), Recent Developments in Biologically Inspired Computing, Chapter V, GEP and the Evolution of Computer Programs, Idea Group Publishing, New York, USA.
- Gordon JL, 1970. Vortices at intakes. Water Power 22(4): 137-138.
- Gulliver JS, Rindels AJ and Lindblom KC, 1986. Designing intakes to avoid free-surface Vortices. International Journal of Water Power & Dam Construction 38(9): 24-28.
- Gunn SR, 1998. Support vector machines for classification and regression. ISIS Technical Report 14, Department of Engineering, Science and Mathematics, University of Southampton, UK.
- Gurbuzdal FA, 2009. Scale effects on the formation of vortices at intake structures. Doctoral dissertation, Middle East Technical University (METU), Ankara, Turkey.
- Hashemi Marghzar S, Montazerin N and Rahimzadeh H, 2003. Flow field, turbulence and critical condition at a horizontal intake Journal of Power and Energy 217(1): 53-62.
- Jang JR, 1993. ANFIS: adaptive network-based fuzzy inference system. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 23: 665-685.
- Khan MS and Coulibaly P, 2006. Application of support vector machine in lake water level Prediction. Journal of Hydraulic Engineering 11(3): 199-205.
- Kisi O, Karahan ME and Sen Z, 2006. River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach. Hydrological Processes 20(20): 4351-4362.
- Kisi O, Shiri J and Tombul M, 2013. Modeling rain fall-runoff process using soft computing techniques. Computers & Geosciences 51: 108-117.
- Li H, Chen H, Ma Z and Zhou Y, 2008. Experimental and numerical investigation of free surface vortex. Journal of Hydrodynamics 4: 485-491.
- Lohani AK, Goel NK and Bhatia KS, 2007. Deriving stage-discharge-sediment concentration relationships using fuzzy logic. Hydrological Sciences Journal 52(4):793-807.
- Prosser MJ, 1977. The Hydraulic Design of Pump Sumps and Intakes. British Hydromechanics Research Association/Construction Industry Research & Information Association, London.
- Reddy YR and Pickford JA, 1973. Vortices at intakes in conventional sumps. Water power 3:108-9.

- Roushangar K and Alizadeh F, 2015. Suitability of different modelling strategies in predicting of solid load discharge of an alluvial river. Pp 1-10. 36th world congress of IAHR, 3 July, The Netherlands.
- Roushangar K, Akhgar S, Salmasi F and Shiri J, 2014. Modeling energy dissipation over stepped spillways using machine learning approaches. *Journal of Hydrology* 508: 254-265.
- Sarkardeh H, Zarrati AR and Roshan R, 2010. Effect of intake head wall and trash rack on vortices. *Journal of Hydraulic Research* 48(1): 108-112.
- Shiri J and Kisi O, 2011. Comparison of genetic programming with neuro-fuzzy systems for predicting short-term water table depth fluctuations. *Computers Geosciences* 37(10): 1692-1701.
- Swaroop R, 1973. Vortex formation at intakes. M.S. Dissertation, Civil Engineering Department, University of Roorkee (now IIT Roorkee), Roorkee, India.
- Tayfur G, Ozdemir S and Singh VP, 2003. Fuzzy logic algorithm for runoff-induced sediment transport from bare soil surfaces. *Advanced Water Resource* 26: 1249-1256.
- Vapnik V, 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Data Mining and Knowledge Discovery, Springer Verlag, New York, 47p.
- Yildirim N, Kocabas F and Gulcan SC, 2000. Flow-boundary effects on critical submergence of intake pipe. *Journal of Hydraulic Engineering* 126(4): 288-297.