

مدل سازی ضریب دبی سرریز جانبی واقع بر کانال همگرا با استفاده از ماشین آموزش نیرومند

سهراب زارعی^۱

سعید شهبانلو^{۲*}

فریبرز یوسفوند^۳

چکیده

در این مطالعه با استفاده روش جدید ماشین آموزش نیرومند برای اولین بار ضریب دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانال‌های همگرا شبیه‌سازی شد. برای بهینه‌سازی عملکرد مدل عددی از شبیه‌سازی‌های مونت‌کارلو استفاده و برای اعتبار سنجی مقادیر آزمایشگاهی از روش اعتبارسنجی ضربدری بهره گرفته شد. سپس پارامترهای ورودی برای شبیه‌سازی ضریب دبی شناسایی گردید. در ادامه با یک پروسه سعی و خطا تعداد نرون‌های لایه مخفی ماشین آموزش نیرومند تعیین گردید. در قسمت بعد نیز بهینه‌ترین تابع فعال‌سازی به دست آمد. در ادامه با استفاده از پارامترهای ورودی شش مدل ماشین آموزش نیرومند توسعه داده شد و با انجام یک تحلیل حساسیت، مدل برتر و مؤثرترین پارامتر ورودی شناسایی گردید. مدل برتر مقادیر ضریب دبی را با دقت مناسبی تخمین زد. به‌عنوان مثال مقادیر شاخص‌های R^2 و MAPE برای این مدل به ترتیب مساوی ۰/۹۶۳ و ۵/۱۳۵ تخمین زده شد و عدد فرود در پائین‌دست سرریز جانبی (F_d) به‌عنوان تأثیرگذارترین پارامتر معرفی گردید. سپس برای مدل برتر یک رابطه ارائه گردید.

واژه‌های کلیدی:

کانال همگرا، سرریز جانبی، ضریب دبی، تحلیل حساسیت.

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۲. دانشیار منابع آب، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۳. استادیار سازه‌های آبی، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

* نویسنده مسئول: saeid.shabanlou@gmail.com

مقدمه

سرریز جانبی عبارت است از یک سازه آبی با جریان آزاد که در کناره کانال و به موازات یا متعامد با آن تعبیه می‌شود و اجازه می‌دهد تا در مواقعی که ارتفاع آب بالاتر از تاج سرریز است مقداری آب از روی آن خارج شود. به دلیل اهمیت این نوع از سازه‌های هیدرولیکی مطالعات فراوانی بر روی آن‌ها انجام شده است. (لی و هولی^۱، ۲۰۰۲) جریان روی سرریزهای جانبی را در کانال‌های منشوری با مقاطع عرضی دوزنقه‌ای را مورد مطالعه قرار داده‌اند. آن‌ها اثر شیب جانبی مقطع سرریز جانبی دوزنقه‌ای را بررسی کردند و نشان دادند که تغییرات سرعت در کف کانال بسیار زیاد است و اختلاف ناچیز در محل اندازه‌گیری سرعت می‌تواند به مقدار بسیار زیادی سرعت را تغییر دهد. (رامامورتی و همکاران^۲، ۲۰۰۶) با استفاده از روش PLS جریان روی سرریزهای جانبی واقع بر کانال‌های مستطیلی و دایروی را مورد تجزیه و تحلیل قرار داد. وی ضریب آبگذری سرریزهای جانبی مستطیلی را مورد بررسی قرار داد و نشان داد که رابطه ضریب دبی آن‌ها تابعی از عدد فرود جریان و مشخصات هندسی مدل مذکور بود. همچنین (امیراقلو و همکاران^۳، ۲۰۱۱) در یک مطالعه آزمایشگاهی میدان جریان و ضریب دبی سرریزهای جانبی لبه تیز را مورد ارزیابی قرار داد. آن‌ها تأثیرات عدد فرود را بر روی ضریب آبگذری این نوع از سازه‌های انحرافی مورد بررسی قرار دادند. (پروانه و همکاران^۴، ۲۰۱۲) جریان عبوری از روی سرریزهای جانبی مستطیلی، زیگزاگی، متقارن و زیگزاگی غیرمتقارن را به صورت آزمایشگاهی مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها همچنین رابطه‌ای را برای سرریزهای جانبی زیگزاگی نامتقارن ارائه نمودند. علاوه بر این (باقری و همکاران^۵، ۲۰۱۴) در یک مطالعه آزمایشگاهی مشخصات هیدرولیکی سرریزهای جانبی مستطیلی را مورد ارزیابی قرار دادند. آن‌ها تغییرات سطح آزاد جریان در امتداد سرریز جانبی را اندازه‌گیری نمودند که و نشان دادند عمق جریان در امتداد سرریز جانبی افزایش می‌یابد. (امیراقلو و همکاران^۳، ۲۰۱۷) با تعبیه antivortex در دهانه سرریزهای جانبی

کنگره‌ای دوزنقه‌ای مشخصات هیدرولیکی این نوع از سازه‌های انحرافی از قبیل ظرفیت آبگذری و آبشستگی را مورد مطالعه آزمایشگاهی قرار دادند. آن‌ها با antivortex به شکل مختلف و در موقعیت‌های متفاوت نشان دادند که antivortex باعث افزایش کارایی سرریز جانبی می‌شود. (مارانزونی و همکاران^۶، ۲۰۱۷) در یک مطالعه آزمایشگاهی مشخصات هیدرولیکی سرریزهای جانبی مستطیلی در داخل کانال همگرا را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها بیان نمودند که غیرمنشوری بودن کانال اصلی باعث افزایش قابل توجه کارایی سرریز جانبی می‌شود. در سال‌های اخیر تکنیک‌های مختلف شبکه عصبی و هوش مصنوعی در پیش‌بینی و الگوشناسی پدیده‌های پیچیده و غیرخطی علوم گوناگون توسط بسیاری از محققین مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین مدل‌های نرو-فازی و الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای حل مسائل مختلف علم هیدرولوژی و هیدرولیک بکار گرفته شده‌اند. (بیهان و همکاران^۷، ۲۰۱۰) ضریب دبی آزمایشگاهی سرریزهای جانبی لبه تیز واقع بر دیواره یک کانال مستطیلی در شرایط جریان زیربحرانی را با ضریب دبی پیش‌بینی شده از تکنیک‌های شبکه عصبی مقایسه نمود. مدل‌های عددی آن‌ها مقادیر ظرفیت آبدی سازه‌های انحرافی مذکور را با دقت مناسبی مدل‌سازی نمود. استفاده مدل انفیس^۸ معادله‌ای برای محاسبه ضریب دبی سرریزهای جانبی نیمه بیضوی واقع بر کانال‌های مستطیلی در شرایط جریان زیربحرانی توسط (درسان و همکاران^۹، ۲۰۱۲) ارائه شده است. معادله ضریب دبی پیشنهادی آن‌ها تابعی از عدد فرود بالادست سرریز جانبی، نسبت طول دهانه سرریز جانبی به عرض کانال اصلی، طول دهانه سرریز جانبی به طول تاج سرریز، ارتفاع تاج سرریز جانبی به عمق جریان در ابتدای بالادست سرریز جانبی و شعاع کوچک به شعاع بزرگ سرریز جانبی بیضوی است. همچنین (عظمت الله و احمد^{۱۰}، ۲۰۱۳) با استفاده از مدل برنامه‌نویسی بیان ژن دبی عبوری از میان درچه‌های جانبی مستطیلی شکل را پیش‌بینی نمودند. آن‌ها با تجزیه و تحلیل نتایج مطالعه خود

⁶ Maranzoni et al.

⁷ Bilhan et al.

⁸ ANFIS

⁹ Dursun et al.

¹⁰ Azamathulla & Ahmad

¹ Ka-Leung L, Holley

² Ramamurthy et al.

³ Emiroglu et al.

⁴ Parvaneh et al.

⁵ Bagheri et al.

مواد و روش ها

ماشین آموزش نیرومند^۴ (ELM)

یکی از روش‌هایی که به‌صورت گسترده برای حل مسائل غیرخطی در علوم مهندسی مورد استفاده قرار می‌گیرد، الگوریتم پس انتشار (BP) است. این الگوریتم یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌ها جهت آموزش شبکه‌های عصبی چندلایه است. عمومیت یافتن الگوریتم BP، به خاطر سادگی و کاربردهای موفقیت‌آمیز آن در حل مسائل غیرخطی پیچیده است. علیرغم موفقیت‌های این الگوریتم در یادگیری شبکه عصبی پیش‌خور چندلایه، این الگوریتم ممکن است به نقاط مینیمم محلی در فضای پارامتر، همگرا شود؛ بنابراین زمانی که الگوریتم BP همگرا می‌شود، نمی‌توان مطمئن شد که به یک جواب بهینه رسیده باشیم. از طرفی، سرعت همگرایی الگوریتم BP، خیلی کند است. از این گذشته، همگرایی الگوریتم BP، به انتخاب مقادیر اولیه وزن‌های شبکه، بردارهای بایاس و پارامترهای موجود در الگوریتم، مانند نرخ یادگیری، وابسته است و گاهی ممکن است برای دستیابی به عملکردی بهتر، به تعداد زیاد تکرار مراحل یادگیری، نیاز باشد. شبکه‌های عصبی مبتنی بر ماشین آموزش نیرومند (ELM) برخلاف الگوریتم BP، نیازی به تنظیم پارامترهای لایه پنهان (وزن و بایاس) ندارد و این پارامترها به‌طور تصادفی انتخاب می‌شوند. هدف در این روش، رسیدن به کوچک‌ترین خطای آموزش و کوچک‌ترین نرم^۵ وزن خروجی است. این الگوریتم عملکرد کلی خوبی را نتیجه می‌دهد و بسیار سریع اجرا می‌شود و مشکل کمینه محلی ندارد و حداقل مداخله انسانی را نسبت به الگوریتم BP دارد. لازم به ذکر است که ELM که توسط (هووانگ و همکاران^۶، ۲۰۰۶) ارائه شده است، از معماری شبکه عصبی پیش‌خور تک لایه (SLFFNN) استفاده می‌کند. وزن‌های لایه ورودی به لایه پنهان به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و وزن‌های خروجی از طریق عملیات شبه معکوس به دست می‌آیند. روش ELM از قابلیت تعمیم‌پذیری بالاتر و زمان آموزش کمتری نسبت به شبکه عصبی برخوردار است. همچنین، این روش نسبت به سایر روش‌ها از مداخله انسانی کمتری برخوردار است. تمامی

نشان دادند که مدل برنامه‌نویسی بیان ژن توانایی قابل‌توجهی در مدل‌سازی ضریب دبی این نوع از سازه‌های هیدرولیکی دارد. همچنین آن‌ها رابطه‌ای را برای محاسبه ضریب دبی دریچه جانبی ارائه کردند. (ابتهاج و همکاران^۱، ۲۰۱۵) با استفاده از روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها ضریب دبی روزنه‌های جانبی مستطیلی را تخمین زدند. (عظیمی و همکاران^۲، ۲۰۱۷) توسط ماشین آموزش نیرومند ضریب دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانال‌های دوزنقه‌ای را تخمین زدند. آن‌ها با انجام تحلیل حساسیت پارامترهای مؤثر بر روی ضریب دبی را شناسایی نمودند. همچنین، (حق یابی و همکاران^۳، ۲۰۱۸) با استفاده از مدل انفیس، ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای مثلثی شکل را مدل‌سازی کردند. آن‌ها برای شناسایی مؤثرترین پارامترهای مؤثر بر روی ضریب دبی از روش گاما بهره گرفتند. در ادامه، (عظیمی و همکاران^۲، ۲۰۱۹) ضریب دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانال‌های دوزنقه‌ای شکل را توسط مدل بردار آموزش پشتیبان شبیه‌سازی نمودند.

از یک‌طرف ضریب دبی سرریزهای جانبی یکی از مهم‌ترین پارامترها برای طراحی سرریزهای جانبی است که توسط محققین مختلفی مورد ارزیابی قرار گرفته است. از طرف دیگر، روش‌های هوش مصنوعی و محاسبات نرم بسیار کاربردی و دقیق هستند و هزینه‌های آزمایشگاهی را به شکل قابل‌توجهی کاهش می‌دهند. این روش‌ها بسیار سریع بوده و از انعطاف‌پذیری بالایی برخوردار هستند. علاوه بر این، با بررسی مطالعات گذشتگان مشاهده می‌شود که ضریب دبی سرریزهای جانبی بر روی کانال‌های همگرا تاکنون توسط مدل‌های هوش مصنوعی شبیه‌سازی نشده‌اند؛ بنابراین در این مطالعه، برای اولین بار، با استفاده از یک مدل هوش مصنوعی نوین تحت عنوان ماشین آموزش نیرومند (ELM) ضریب دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانال‌های همگرا مدل‌سازی شد. در ابتدا با استفاده از پارامترهای ورودی شش مدل ELM توسعه داده شد که با استفاده از تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌سازی مدل برتر معرفی و برای آن یک معادله کاربردی ارائه داده شد. همچنین مؤثرترین پارامتر ورودی معرفی شد.

4 Extreme Learning Machine

5 Norm

6 Huang et al.

1 Ebtehaj et al.

2 Azimi et al.

3 Haghiabi et al.

محل همگرایی کانال و بر روی دیواره جانبی متصل شده است. کانال مورد استفاده آن‌ها دارای ۱۱ متر طول، ۰/۷ متر عرض و ۰/۴ متر ارتفاع است. محدوده مقادیر آزمایشگاهی استفاده شده این دو مدل فیزیکی در جدول ۱ نشان داده شده است.

ضریب دبی روزه‌های جانبی بر روی کانال‌های همگرا

(مارانزونی و همکاران^۵، ۲۰۱۷) دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانال همگرا (Q_w) را به‌عنوان تابعی از عرض کانال اصلی قبل از همگرایی (B)، عرض کانال اصلی بعد از همگرایی (b_d)، ارتفاع سرریز (w)، طول سرریز جانبی (L)، ضخامت تاج سرریز جانبی (s)، شیب کف کانال (S_0)، ضریب زبری کانال (ε)، عمق پائین‌دست سرریز جانبی (h_d)، دبی پائین‌دست سرریز جانبی (Q_d)، چگالی آب (ρ)، وزن مخصوص (γ)، ویسکوزیته دینامیکی (μ) و تنش کشش سطحی (σ) در نظر گرفتند.

$$Q_w = f_1(B, b_d, w, L, s, S_0, \varepsilon, h_d, Q_d, \rho, \gamma, \mu, \sigma) \quad (1)$$

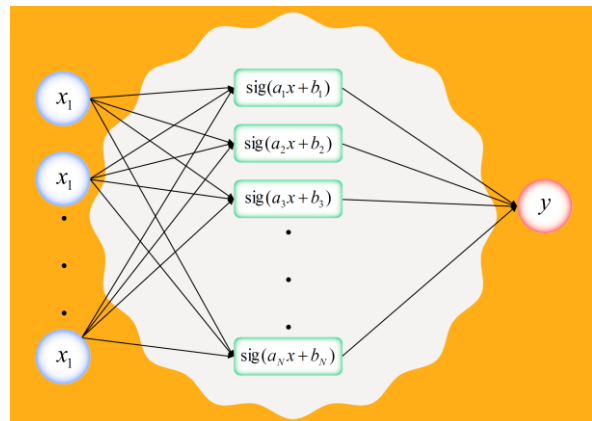
آن‌ها با معرفی شش گروه بدون ضریب دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانال‌های همگرا را به‌صورت زیر در نظر گرفتند:

$$Q_w = f_1(\theta, b_d / h_d, w / h_d, L / h_d, F_d) \quad (2)$$

در معادله ۲ پارامترهای θ نسبت همگرایی بوده و F_d شامل عدد فرود در پائین‌دست سرریز جانبی است؛ بنابراین پارامترهای بدون بعد معادله ۲ به‌عنوان پارامترهای ورودی مدل‌های عددی در نظر گرفته می‌شود. در این مطالعه، شش مدل عددی مختلف برای مدل‌های عددی تعریف می‌گردد که در شکل (۲) نحوه ترکیب پارامترهای ورودی نشان داده شده است.

همچنین در این مقاله برای بررسی توانایی مدل‌های عددی از شبیه‌سازی‌های مونت کارلو استفاده می‌شود. روش مونت کارلو^۶ یک طبقه از الگوریتم‌های محاسبه‌گر است که برای محاسبه نتایج خود بر نمونه‌گیری‌های تکرارشونده تصادفی اتکاء می‌کنند. روش‌های مونت کارلو اغلب زمان انجام شبیه‌سازی یک سامانه ریاضیاتی یا فیزیکی استفاده می‌شوند. به دلیل اتکای آن‌ها بر محاسبات تکراری و اعداد تصادفی یا تصادفی کاذب، روش‌های مونت کارلو و اغلب به‌گونه‌ای تنظیم می‌شوند که

پارامترهای شبکه به‌صورت خودکار تعیین می‌شوند که این امر باعث جلوگیری از مداخله انسانی شده و این روش را در کاربردهای برخط، کارآمد می‌کند. روش ELM مزایای زیادی نسبت به همتایان خود دارد از جمله این برتری‌ها می‌توان به استفاده آسان، سرعت بالای آموزش، عدم رخداد overfitting، قدرت تعمیم بالاتر و قابلیت استفاده از توابع فعال‌سازی، اشاره کرد. شکل (۱)، یک معماری از شبکه ELM با تعداد L نرون^۱ پنهان را نشان می‌دهد که (a_i, b_i) پارامترهای لایه پنهان شامل وزن ورودی به لایه پنهان و وزن‌های Bias هستند و β_L وزن لایه پنهان L به نرون خروجی است (هووانگ و همکاران^۲، ۲۰۰۶؛ لیانگ و همکاران^۳، ۲۰۰۶).



شکل (۱): معماری شبکه ELM

مدل آزمایشگاهی

در مطالعه حاضر برای اعتبار سنجی نتایج مدل عددی از دو دسته مقادیر آزمایشگاهی شامل (باقری^۴ و همکاران، ۲۰۱۴) و (مارانزونی و همکاران^۵، ۲۰۱۷) استفاده می‌شود. مدل آزمایشگاهی (باقری و همکاران^۴، ۲۰۱۴) شامل یک کانال مستطیلی منشوری است که سرریز جانبی بر روی دیواره جانبی آن نصب شده است. این کانال مستطیلی دارای ۸ متر طول، ۰/۴ متر عرض و ۰/۶ متر ارتفاع است. علاوه بر این مدل آزمایشگاهی (مارانزونی و همکاران^۵، ۲۰۱۷) متشکل از یک کانال همگرا مستطیلی شکل است که سرریز جانبی در

¹ neurons

² Huang et al.

³ Liang et al.

⁴ Bagheri et al.

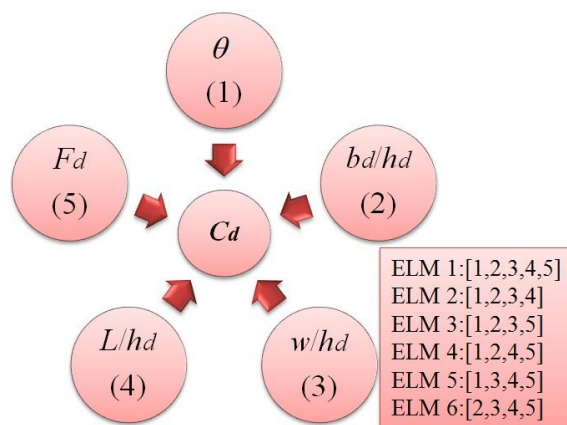
⁵ Maranzoni et al.

⁶ Monte Carlo simulations

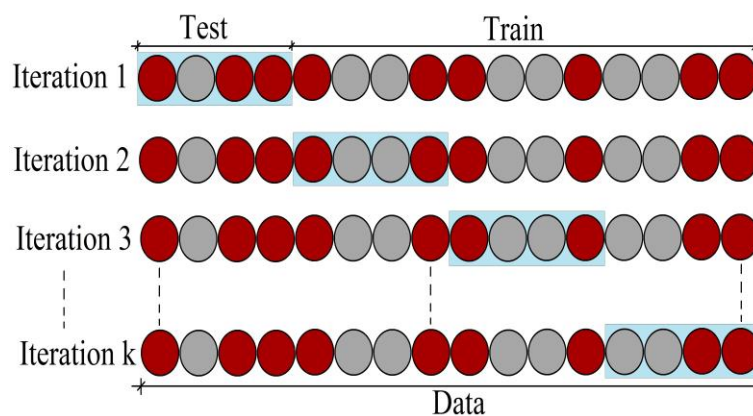
توسط رایانه اجرا شوند. گرایش به استفاده از روش‌های کمک الگوریتم‌های قطعی غیرممکن باشد. مونت کارلو زمانی بیشتر می‌شود که محاسبه پاسخ دقیق با

جدول (۱): محدوده مقادیر آزمایشگاهی مدل‌های (باقری و همکاران^۱، ۲۰۱۴ و مارانزونی و همکاران^۲، ۲۰۱۷)

مطالعه	محدوده	θ	bd/h_d	w/h_d	L/h_d	F_d	C_d
باقری و همکاران ^۱ (۲۰۱۴)	بیشینه	0	۱/۰۸۴	۰/۹۲۶	۹/۰۳۳	۰/۱۶۶	۰/۴۶۴
	کمینه	-۰/۱۲	۰/۶۹۸	۰/۶۷۹	۵/۸۱۲	۰/۰۱۷	۰/۳۳۶
مارانزونی و همکاران ^۲ (۲۰۱۷)	بیشینه	۰	۴/۰۶۱	۰/۷۶۸	۵/۸۸۳	۰/۳۶۷	۰/۹۵۹
	کمینه	۰	۱/۳۷۵	۰/۲۶۷	۰/۷۵۲	۰/۰۷۳	۰/۵۵۳



شکل (۲): نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای مدل‌های ماشین آموزش نیرومند



شکل (۳): نحوه برخورد روش اعتبار سنجی ضربدری با مقادیر آزمایشگاهی

¹ Bagheri et al.

² Maranzoni et al.

روش‌های شبیه‌سازی مونت‌کارلو مخصوصاً در مطالعه سیستم‌هایی که در آن تعداد زیادی متغیر با درجه آزادی‌های دوبه‌دو مرتبط وجود دارد مفید است. در مطالعه حاضر، ماشین آموزش نیرومند دارای یک سری ضرایب است که در هر بار تکرار یک جواب ارائه می‌نمایند.

به‌طور کلی هدف از روش مونت‌کارلو تنظیم نمودن ضرایب مذکور در یک محدوده ثابت است که در مرحله آخر میانگین تمامی اجراها (مثلاً ۱۰۰۰ اجرا) به‌عنوان مقادیر بهینه‌سازی شده ارائه می‌شود. در صورت عدم استفاده از روش مونت‌کارلو هر مرحله، مقادیر ضریب مذکور تغییر کرده و از الگوی خاصی پیروی نخواهند کرد. به‌طور کلی مونت‌کارلو یک الگوریتم است که جهت بهینه‌سازی ضرایب مورد استفاده در سایر الگوریتم‌ها در محیط زبان برنامه‌نویسی اجرا می‌شود و توزیع آماری استفاده نمی‌شود. به‌عبارت‌دیگر، کد برنامه‌نویسی روش مونت‌کارلو با کد ماشین آموزش نیرومند ترکیب می‌شود و با استفاده از آن کل مدل به تعداد دفعات زیاد اجرا گردید (۱۰۰۰ بار). در هر تکرار ماشین آموزش نیرومند، با رسیدن به کد روش مونت‌کارلو، کل شبیه‌سازی به‌طور هم‌زمان ۱۰۰۰ بار تکرار می‌گردد.

با افزایش تعداد تکرارها عملکرد مدل عددی به شکل قابل توجهی افزایش می‌یابد. علاوه بر این از روش اعتبارسنجی چندلایه‌ای برای آموزش و آزمون نتایج مدل‌های مذکور بهره گرفته می‌شود. یکی از روش‌های جدید و کاربردی برای اعتبارسنجی، آموزش و آزمون مدل‌های عددی، روش اعتبارسنجی است. این روش برای افزایش انعطاف‌پذیری مدل عددی در مواجهه با مقادیر مشاهداتی استفاده می‌گردد. به‌عبارت‌دیگر هر مقدار مشاهداتی حداقل یک‌بار برای آموزش و آزمون مدل عددی مورد استفاده می‌شود. در روش اعتبارسنجی چندلایه‌ای، نمونه اصلی است به‌طور تصادفی به k نمونه‌های فرعی به‌اندازه مساوی تقسیم شود.

در بین نمونه‌های فرعی k ، یک نمونه فرعی به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی و باقی‌مانده آن‌ها به‌عنوان داده‌های آزمون این مدل استفاده می‌شوند. سپس روند اعتبارسنجی چندلایه k بار تکرار می‌شود (برابر تعداد لایه‌ها)، هر کدام از نمونه‌های فرعی k دقیقاً یک‌بار به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند. نتایج به‌دست‌آمده از k لایه‌ی

مذکور متوسط‌گیری شده و به‌عنوان یک تخمین ارائه می‌شود. مزیت این روش، تکرار تصادفی نمونه‌های فرعی در روند آزمون و آموزش برای کلیه مشاهدات است و هر مشاهده دقیقاً یک‌بار برای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرد (عظیمی و همکاران^۱، ۲۰۱۹). در این مطالعه مقدار k برابر با ۴ فرض شده است. روش اعتبارسنجی چندلایه در این مطالعه بدین‌صورت اجرا شده که در ابتدا مقادیر مشاهداتی به چهار زیرگروه تقریباً مساوی تقسیم می‌شوند و در اولین تکرار سه زیرگروه اول برای آموزش مدل عددی و زیرگروه باقیمانده برای آزمون نتایج شبیه‌سازی استفاده می‌گردند. این روند چهار بار تکرار شده و در انتها نتایج اعتبارسنجی چندلایه برای چهار تکرار متوسط‌گیری شده و به‌عنوان نتایج صحت‌سنجی مدل عددی معرفی خواهند شد. همچنین تعداد کل مقادیر مشاهداتی ۱۴۴ مورد است که تعداد اعضای هر زیرگروه برابر ۳۶ است. طرح کلی روش اعتبارسنجی چندلایه نیز در شکل (۳) قابل مشاهده است.

معیارهای بررسی دقت مدل‌های عددی

در این مطالعه جهت بررسی دقت مدل‌های ماشین آموزش نیرومند از شاخص‌های آماری خطای مطلق میانگین (MAE)، خطای جذر میانگین مربعات ($RMSE$)، ضریب تبیین (R^2) و درصد میانگین مطلق خطا ($MAPE$) به‌صورت زیر استفاده می‌شوند.

در معادلات (۳) تا (۶) مقادیر $(R)(Observed)_i$ ، $(R)(Predicted)_i$ و $(\bar{R})(Observed)_i$ به ترتیب برابر مقادیر آزمایشگاهی، نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل‌های عددی، میانگین مقادیر آزمایشگاهی و تعداد اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی می‌باشند.

¹Azimi et al.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(R)_{(Predicted)_i} - (R)_{(Observed)_i}| \quad (۳)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)_i} - R_{(Observed)_i})^2} \quad (۴)$$

$$R^2 = \frac{\left(n \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)_i} R_{(Observed)_i} - \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)_i} \sum_{i=1}^n R_{(Observed)_i} \right)^2}{\left(n \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)_i})^2 - \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)_i}) \right) \left(n \sum_{i=1}^n (R_{(Observed)_i})^2 - \sum_{i=1}^n (R_{(Observed)_i}) \right)} \quad (۵)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{|(R)_{(Predicted)_i} - (R)_{(Observed)_i}|}{(R)_{(Observed)_i}} \right) \times 100 \quad (۶)$$

تعداد نرون‌های لایه مخفی

در این مطالعه برای مدل‌سازی ضریب دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانال‌های همگرا از ۲ نرون لایه مخفی استفاده شد. سپس با افزایش تعداد نرون‌ها مقادیر خطای هر مرحله محاسبه و با مرحله قبل مقایسه شد. این روند تا جایی ادامه یافت که خطای مدل عددی در حد قابل قبولی تخمین زده شد. در شکل (۴) تغییرات شاخص‌های آماری مختلف در برابر تغییرات تعداد نرون‌های لایه مخفی به نمایش گذاشته شده است. همان‌طور که از شکل (۴) مشاهده می‌شود بعد از اینکه تعداد نرون‌های لایه مخفی مساوی ۶ فرض شد مقدار خطای مدل عددی در حد قابل قبولی محاسبه شد. به‌عنوان مثال مقادیر RMSE و MAPE مدل عددی در حالی که تعداد نرون‌های لایه مخفی مساوی ۶ بود به ترتیب برابر با ۰/۰۳۴ و ۵/۱۳۵ محاسبه گردید. همچنین برای این تعداد نرون لایه مخفی مقدار ۰/۰۲۷ به دست آمد. لازم به ذکر است ضریب تبیین محاسبه شده برای این شرایط برابر با ۰/۹۶۳ تخمین زده شد؛ بنابراین در ادامه مدل‌سازی تعداد نرون‌های لایه مخفی مساوی ۶ در نظر گرفته می‌شود.

شاخص‌های آماری معرفی شده، مقایسه هم‌زمانی از میانگین و واریانس از مدل‌ها را ارائه نمی‌کنند؛ بنابراین شاخص اطلاعات آکیاکی^۱ (AIC) برای مقایسه ضریب دبی پیش‌بینی شده با ضریب دبی آزمایشگاهی به صورت زیر معرفی می‌شود:

$$AIC = n \cdot \log \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (C_{d(Observed)_i} - C_{d(Predicted)_i})^2 \right] + 2k \quad (۷)$$

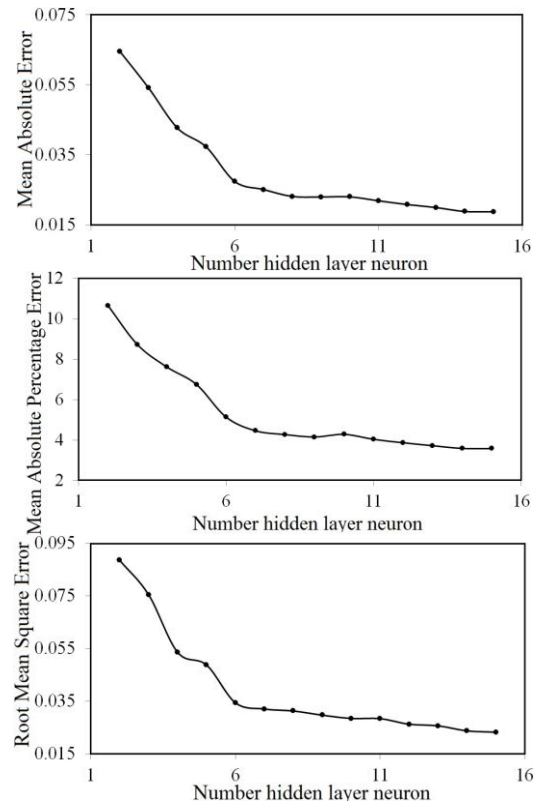
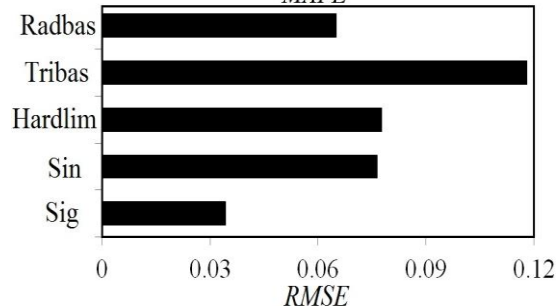
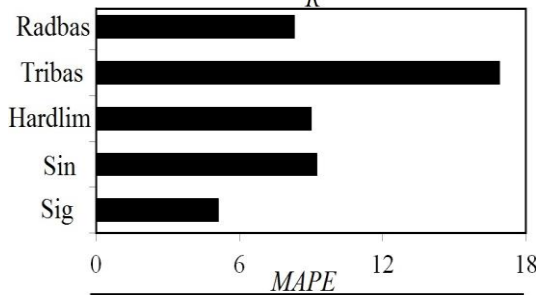
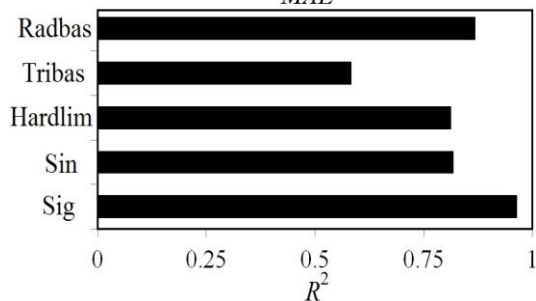
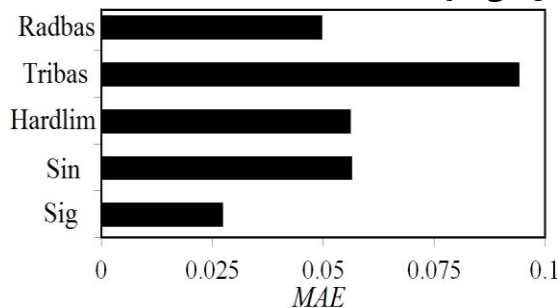
در اینجا k برابر تعداد پارامترهای تخمین زده شده مورداستفاده در مدل عددی است. پارامتر ACI به‌عنوان یک معیار برای انطباق مناسب یک مدل آماری در نظر گرفته می‌شود. همچنین این شاخص به‌عنوان ابزاری برای انتخاب مدل استفاده می‌گردد و به‌طور هم‌زمان پیچیدگی و دقت مدل عددی را توصیف می‌کند.

بحث و نتیجه‌گیری

در ادامه ابتدا حساسیت مدل عددی نسبت به تعداد نرون‌های لایه مخفی مورد بررسی قرار می‌گردد. سپس توابع فعال‌سازی ماشین آموزش نیرومند مورد مطالعه قرار می‌گیرند. در قسمت بعدی با اجرای تحلیل حساسیت مدل برتر معرفی می‌شود و برای این مدل یک رابطه ارائه می‌گردد.

^۱ AKIACI

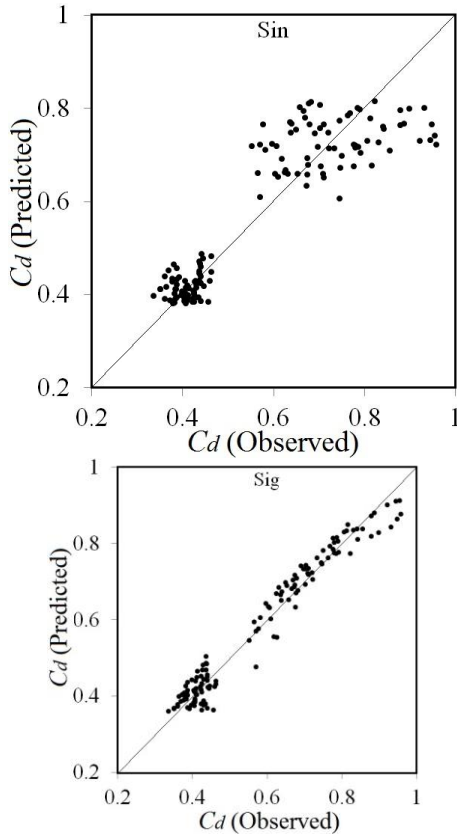
آماري MAE ، R^2 و ACI برای تابع فعال‌سازی $hardlim$ به ترتیب مساوی $۰/۰۵۶$ ، $۰/۸۱۲$ و $۲۷۳/۱۶۹$ - تخمین زده شده است. تابع فعال‌سازی $triangle\ basis$ مقادیر $RMSE$ و $MAPE$ را به ترتیب $۰/۱۱۸$ و $۱۶/۹۱۵$ به دست آمده است. علاوه بر این مقدار شاخص آماری ضریب تبیین برای تابع فعال‌سازی $radial\ basis$ مساوی $۰/۵۸۴$ است. همچنین مقادیر MAE ، $MAPE$ و ACI برای این تابع به ترتیب برابر $۰/۰۵۰$ ، $۸/۳۱۷$ و $۲۹۶/۲۰۶$ - محاسبه شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود تابع فعال‌سازی $sigmoid$ مقادیر ضریب دبی را با دقت بیشتری در مقایسه با سایر توابع فعال‌سازی پیش‌بینی نمود.



شکل (۴): تغییرات شاخص‌های آماری مختلف در برابر تغییرات تعداد نرونها لایه مخفی

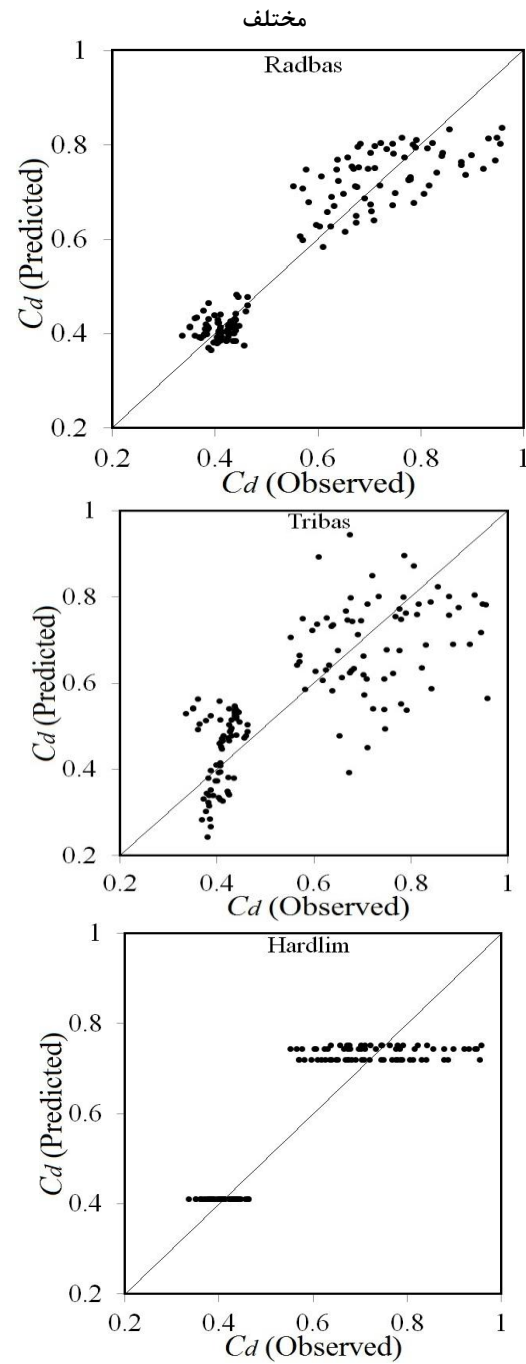
توابع فعال‌سازی

در قسمت بعدی نتایج توابع فعال‌سازی برای مدل ماشین آموزش نیرومند مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. همان‌طور که در قسمت‌های قبل بیان شد، ماشین آموزش نیرومند دارای پنج تابع فعال‌سازی دارای پنج تابع فعال‌سازی با عناوین $radial\ basis$ ، $triangle\ basis$ ، $hardlimit$ ، $sine$ ، $sigmoid$ است. در شکل (۵) نتایج شاخص آماری برای توابع فعال‌سازی مختلف نشان داده شده است. همچنین نمودارهای پراکندگی برای این توابع فعال‌سازی در شکل (۶) قابل مشاهده هستند. به عنوان مثال مقادیر $RMSE$ ، R^2 و $MAPE$ برای تابع فعال‌سازی $sigmoid$ به ترتیب برابر $۰/۹۶۳$ ، $۰/۰۴۳$ و $۵/۱۳۵$ محاسبه شده است. علاوه بر این مقدار MAE برای این تابع فعال‌سازی مساوی $۰/۰۲۷$ تخمین زده شده است. برای تابع $sine$ مقدار MAE تقریباً مساوی $۰/۰۵۶$ پیش‌بینی شده است. این در حالی است که تابع $sine$ مقادیر ACI و R^2 را به ترتیب مساوی $۲۷۵/۲۰۵$ و $۰/۸۱۸$ پیش‌بینی نموده است. لازم به ذکر است که شاخص‌های



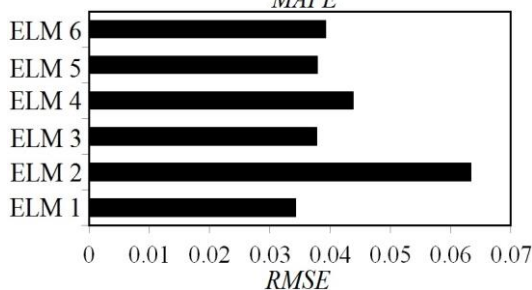
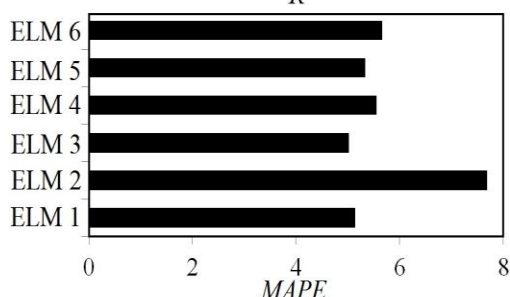
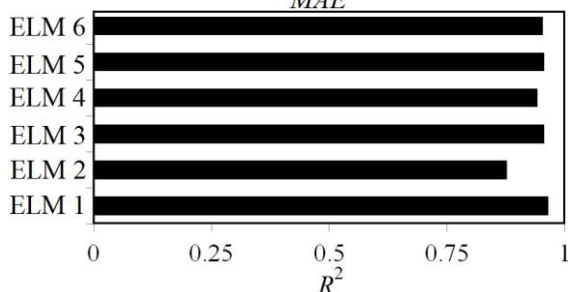
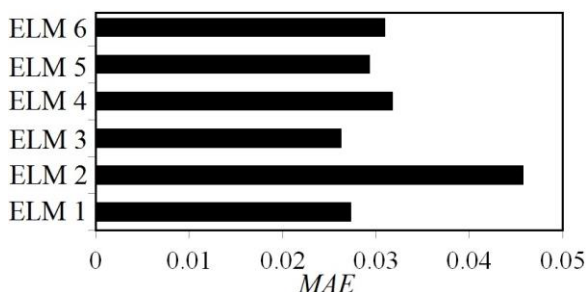
شکل (۶): نمودارهای پراکندگی توابع فعال سازی مختلف

شکل (۵): مقایسه شاخص های آماری برای توابع فعال سازی



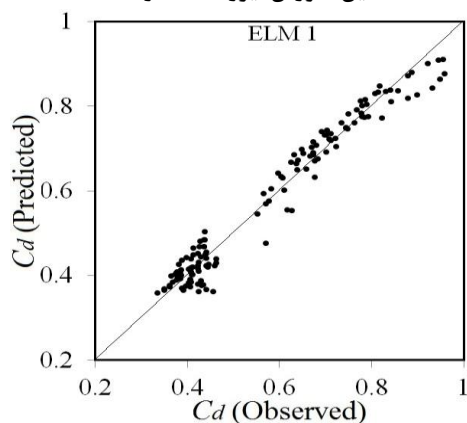
نتایج تحلیل حساسیت

به منظور اجرای تحلیل حساسیت، شش مدل ماشین آموزش نیرومند با ترکیبی از پارامترهای ورودی معرفی شد. نتایج شاخص های آماری محاسبه شده برای مدل های مختلف در شکل (۷) قابل مشاهده است به عنوان مثال مدل 1 ELM تابعی از کلیه پارامترهای ورودی است. برای این مدل مقادیر شاخص های آماری R^2 ، MAE و $MAPE$ به ترتیب مساوی ۰/۹۶۳، ۰/۰۲۷ و ۵/۱۳۵ تخمین زده شده اند. مقدار ACI برای مدل 1 ELM مساوی ۳۷۷/۲۵۹- به دست آمده است. علاوه بر این نمودارهای پراکندگی برای مدل های مختلف ELM در قالب شکل (۸) به تصویر کشیده شده است. در ادامه به منظور شناسایی مؤثرترین پارامتر ورودی، تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی حذف می شود. به عنوان مثال مدل 2 ELM تابعی از پارامترهای $\theta, b_d / h_d, w / h_d, L / h_d$ است. به بیان دیگر تأثیر عدد فرود در پائین دست سرریز جانبی (F_d) برای این مدل نادیده گرفته شده است. برای این مدل مقادیر MAE و $RMSE$ به ترتیب مساوی ۰/۰۴۶ و ۰/۰۶۳



شکل (۷): تغییرات شاخص‌های آماری مختلف برای مدل‌های

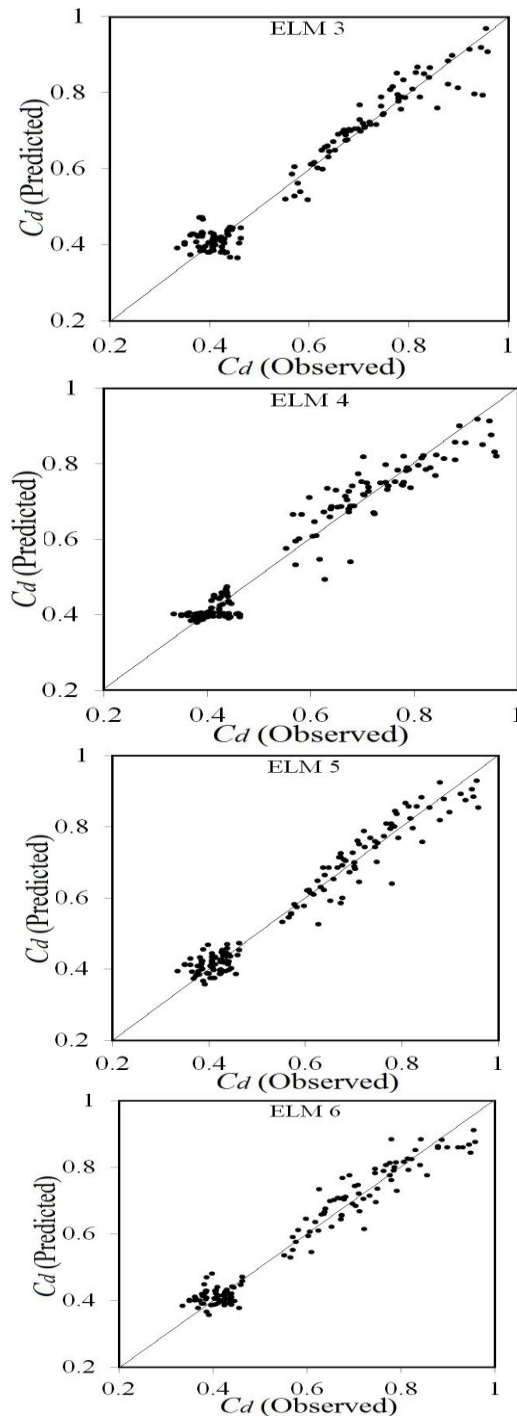
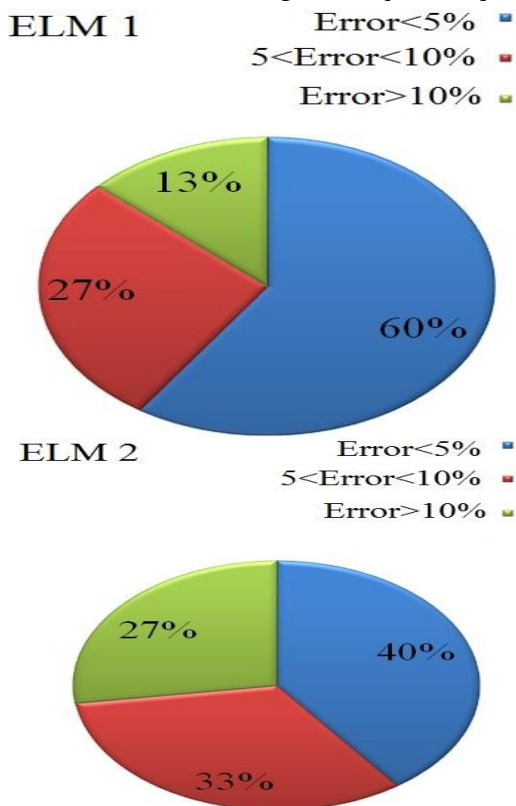
ماشین آموزش نیرومند شماره ۱ تا ۶



محاسبه شده است. علاوه بر این مقدار شاخص‌های آماری R^2 ، $MAPE$ و ACI برای مدل مذکور به ترتیب مساوی با ۰/۸۷۵، ۷/۶۸۱ و ۳۱۱/۶۷۸- است. در بین کلیه مدل‌های ماشین آموزش نیرومند، مدل ELM 2 دارای کمترین دقت است؛ بنابراین با هدف تأثیر عدد فرود جریان برای مدل ELM 3 تأثیر پارامتر ورودی L/h_d نادیده گرفته شده است. به عبارت دیگر این مدل مقادیر ضریب دبی را برحسب $\theta, b_d/h_d, w/h_d, F_d$ شبیه‌سازی می‌کند. به عنوان مثال مقدار ضریب تبیین برای این مدل برابر با ۰/۹۵۶ محاسبه شد. همچنین برای مدل مذکور مقادیر MAE و $RMSE$ به ترتیب مساوی ۰/۰۲۶ و ۰/۰۳۸ به دست آمد. در میان مدل‌های با چهار پارامتر ورودی این مدل دارای بیشترین همبستگی با مقادیر آزمایشگاهی است. در ادامه به بررسی مدل ELM 4 پرداخته می‌شود. این مدل مقادیر تابع هدف را برحسب $\theta, b_d/h_d, L/h_d, F_d$ شبیه‌سازی می‌کند. برای این مدل تأثیر پارامتر w/h_d حذف شد. این مدل شاخص‌های آماری شامل ضریب تبیین و ACI را به ترتیب برابر ۰/۹۴۰ و ۲۸۶/۵۲۹- تخمین زده است. علاوه بر این مقادیر $RMSE$ ، $MAPE$ و MAE به ترتیب مساوی ۰/۰۴۴، ۵/۵۴۶ و ۰/۰۳۲ می‌باشند.

این در حالی است که مقادیر شاخص‌های آماری $RMSE$ ، $MAPE$ و MAE برای مدل ELM 5 به ترتیب مساوی ۰/۰۳۸، ۵/۳۲۸ و ۰/۰۲۹ محاسبه شد. مقدار ضریب تبیین برای این مدل برابر ۰/۹۵۵ است و ACI نیز برای ELM 5 مساوی ۳۴۰/۸۵۴- است. این مدل مقادیر ضریب دبی را به عنوان تابعی از $\theta, w/h_d, L/h_d, F_d$ شبیه‌سازی می‌کند. لازم به ذکر است که برای مدل مذکور تأثیر پارامتر بدون بعد b_d/h_d نادیده گرفته شده است. مدل ELM 6 مقادیر ضریب دبی را برحسب $b_d/h_d, w/h_d, L/h_d, F_d$ پیش‌بینی می‌کند و تأثیر θ حذف گردیده است. بر اساس نتایج مدل‌سازی، مقادیر R^2 ، $MAPE$ و $RMSE$ برای ELM 6 به ترتیب برابر با ۰/۹۵۲، ۵/۵۶۰ و ۰/۰۳۹ تخمین زده شده است. علاوه بر این، برای مدل مذکور مقدار ACI مساوی با ۳۴۸/۲۱۳ محاسبه گردیده است.

علاوه برای حدوداً یک سوم نتایج این مدل خطایی بین ۵ تا ۱۰ درصد دارند. برای ELM 2 نیز تقریباً ۲۷٪ درصد نتایج دارای خطایی بیشتر از ۱۰٪ می باشند. این در حالی است که ۱۶ ضریب دبی های تخمین زده شده توسط مدل ELM 3 دارای خطایی بین ۵ تا ۱۰ درصد می باشند. همچنین نتایج توزیع خطا نشان می دهد که تقریباً ۵۷ درصد ضریب دبی های مدل سازی شده توسط ELM 4 خطایی کمتر از ۵ درصد دارند. بر اساس نتایج مدل سازی حدوداً ۱۱ درصد مقادیر پیش بینی شده توسط ELM 5 خطایی بیشتر از ۱۰ درصد هستند. لازم به ذکر است که تقریباً ۳۰ درصد ضریب دبی های تخمین زده شده توسط مدل ELM 6 خطایی بین ۵ تا ۱۰ درصد به خود اختصاص داده اند.

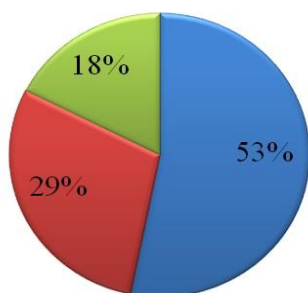


شکل (۸): نمودارهای پراکندگی برای مدل های مختلف ماشین آموزش نیرومند

در این بخش به بررسی توزیع خطا برای مدل های ELM مختلف پرداخته می شود. در شکل (۹) نحوه توزیع خطا برای ELM 1 to ELM 6 به تصویر کشیده شده است. به عنوان مثال حدوداً ۶۰ درصد مقادیر ضریب پیش بینی شده توسط مدل ELM 1 دارای خطایی کمتر از ۵ درصد هستند.

ELM 6

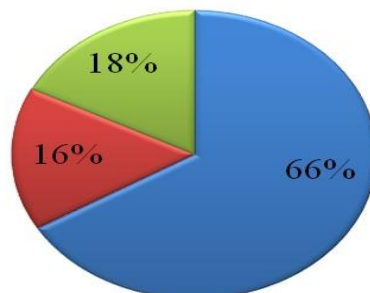
Error<5%
5<Error<10%
Error>10%



شکل (۹): توزیع خطا برای مدل‌های مختلف ماشین آموزش نیرومند

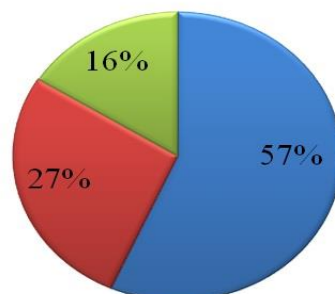
ELM 3

Error<5% ■
5<Error<10% ■
Error>10% ■



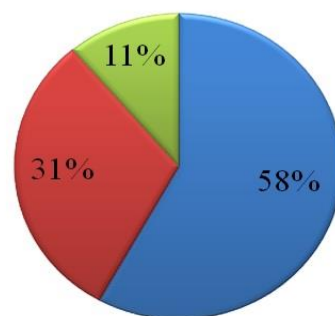
ELM 4

Error<5% ■
5<Error<10% ■
Error>10% ■



ELM 5

Error<5% ■
5<Error<10% ■
Error>10% ■



با توجه به نتایج مدل‌سازی‌های عددی، مدل ELM 1 به‌عنوان مدل برتر معرفی شد. این مدل مقادیر ضریب دبی را برحسب کلیه پارامترهای ورودی تخمین می‌زند. لازم به ذکر است که پارامترهای عدد فرود در پائین‌دست سرریز جانبی (F_d) و w/h_d به ترتیب مؤثرترین پارامترهای ورودی شناسایی شدند. شکل کلی معادله توسعه داده‌شده به‌صورت زیر است.

در اینجا BHN ، InV و $OutW$ به ترتیب شامل ماتریس وزن‌های ورودی، متغیرهای ورودی، بایاس نرون‌های لایه مخفی و وزن‌های خروجی هستند. مقادیر هر یک از این ماتریس‌ها به‌صورت روابط زیر ارائه می‌شوند

$$C_d = \frac{1}{(1 + \exp(InW \times InV + BHN))} \times OutW \quad (۸)$$

$$InV = \begin{bmatrix} \theta \\ bd / hd \\ w / hd \\ L / hd \\ Fd \end{bmatrix}$$

$$InW = \begin{bmatrix} +0.2590 & -0.4156 & -0.1996 & +0.5232 & -0.3313 \\ +0.1255 & -0.9854 & +0.1079 & +0.3023 & +0.6661 \\ +0.0823 & +0.8654 & +0.1925 & -0.2978 & -0.5328 \\ -0.2134 & +0.2185 & +0.0126 & -0.3748 & -0.8615 \\ -0.1591 & +0.7837 & +0.1744 & -0.4515 & -0.0105 \\ -0.7258 & -0.1584 & -0.7344 & -0.7009 & -0.7557 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$BHN = \begin{bmatrix} 0.4026 \\ 0.0912 \\ 0.7205 \\ 0.3423 \\ 0.5663 \\ 0.6545 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$OutW = \begin{bmatrix} +4.1738 \\ -3.5290 \\ -3.1838 \\ +5.1107 \\ -0.7806 \\ +0.2338 \end{bmatrix} \quad (12)$$

- 1- Azamathulla HM, Ahmad Z, (2013), Computation of discharge through side sluice gate using gene-expression programming, *Irrigation and Drainage*, 62(1), 115-119.
- 2- Azimi H, Bonakdari H, Ebtehaj I, (2017), Sensitivity analysis of the factors affecting the discharge capacity of side weirs in trapezoidal channels using extreme learning machines, *Flow Measurement and Instrumentation*, 54, 216-223.
- 3- Azimi H, Bonakdari H, Ebtehaj I, (2017), A highly efficient gene expression programming model for predicting the discharge coefficient in a side weir along a trapezoidal canal, *Irrigation and Drainage*, 66(4), 655-666.
- 4- Azimi H, Bonakdari H, Ebtehaj I, (2019), Design of radial basis function-based support vector regression in predicting the discharge coefficient of a side weir in a trapezoidal channel, *Applied Water Science*, 9(4): 78.
- 5- Azimi H, Bonakdari H, Ebtehaj I, (2019), Gene expression programming-based approach for predicting the roller length of a hydraulic jump on a rough bed, *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 1-11.
- 6- Bagheri S, Kabiri-Samani AR, Heidarpour M, (2014), Discharge coefficient of rectangular sharp-crested side weirs Part II: Domínguez's method, *Flow Measurement and Instrumentation*, 35, 116-121.
- 7- Bilhan O, Emiroglu ME, Kisi O, (2010), Application of two different neural network

نتیجه گیری

به طور کلی سرریزهای جانبی بر روی دیواره کانال های اصلی برای تنظیم و اندازه گیری جریان مورد استفاده قرار می گیرند. جریان درون کانال های دارای سرریزهای جانبی جزء جریان های متغیر مکانی محسوب می شود. همچنین به دلیل اهمیت این نوع از سازه های هیدرولیکی، مطالعات مختلفی بر روی ضریب دبی آنها انجام شده است. در مطالعه حاضر با استفاده از روش جدید ماشین آموزش نیرومند ضریب دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانال های همگرا تخمین زده شد. برای افزایش کارایی مدل عددی از روش مونت کارلو استفاده شد. همچنین از روش اعتبارسنجی چندلایه برای صحت سنجی نتایج مدل های عددی استفاده شد. سپس با توجه به پارامترهای ورودی شش مدل عددی توسعه داده شد و با تجزیه و تحلیل نتایج مدل های عددی، مدل برتر و پارامتر مؤثر معرفی گردید. مدل برتر دارای دقت قابل قبولی برای تخمین ضریب دبی بود به عنوان مثال حدوداً ۶۰ درصد مقادیر ضریب پیش بینی شده توسط مدل برتر دارای خطایی کمتر از ۵ درصد بود. همچنین برای مدل برتر یک معادله کاربردی ارائه شد.

مراجع

- Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 138(8): 766-772.
- 20- Ramamurthy AS, Qu J, Vo D, (2006), Nonlinear PLS method for side weir flows, Journal of irrigation and drainage engineering, 132(5), 486-489
- techniques to lateral outflow over rectangular side weirs located on a straight channel, Advances in Engineering Software, 41(6): 831-837.
- 8- Dursun OF, Kaya N, Firat M, (2012), Estimating discharge coefficient of semi-elliptical side weir using ANFIS, Journal of Hydrology, 426-427: 55-62.
- 9- Ebtehaj I, Bonakdari H, Zaji AH, Azimi H, Khoshbin F, (2015), GMDH-type neural network approach for modeling the discharge coefficient of rectangular sharp-crested side weirs, Eng. Sci. Technol. Int. J. 18, 746-757.
- 10- Ebtehaj I, Bonakdari H, Khoshbin F, Azimi H, (2015), Pareto genetic design of group method of data handling type neural network for prediction discharge coefficient in rectangular side orifices, Flow Measurement and Instrumentation, 41, 67-74.
- 11- Ebtehaj I, Bonakdari H, Moradi F, Gharabaghi B, Khozani ZS, (2018), An integrated framework of Extreme Learning Machines for predicting scour at pile groups in clear water condition, Coastal Engineering, 135, 1-15.
- 12- Emiroglu ME, Agaccioglu H, Kaya N, (2011), Discharging capacity of rectangular side weirs in straight open channels, Flow measurement and Instrumentation, 22(4): 319-330.
- 13- Emiroglu ME, Gogus M, Tunc M, Islamoglu K, (2017), Effects of Antivortex Structures Installed on Trapezoidal Labyrinth Side Weirs on Discharge Capacity and Scouring, Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 143(6): 04017006.
- 14- Haghiabi A, H Parsaie A, Ememgholizadeh S, (2018), Prediction of discharge coefficient of triangular labyrinth weirs using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, Alexandria Engineering Journal, 57(3): 1773-1782.
- 15- Huang GB, Zhu QY, Siew CK, (2006), Extreme learning machine: theory and applications. Neurocomputing, 70(1-3): 489-501.
- 16- Ka-Leung L, Holley ER, (2002), Physical modeling for side- channel weir Center for Research in Water Resources, The University of Texas at Austin.
- 17- Maranzoni A, Pilotti M, Tomirotti M, (2017), Experimental and numerical analysis of side weir flows in a converging channel, Journal of Hydraulic Engineering, 143(7), 04017009.
- 18- Liang NY, Huang GB, Rong HJ, Saratchandran P, Sundararajan N, (2006), A fast and accurate on-line sequential learning algorithm for feedforward networks, IEEE. T. Neural. Networ. 17: 1411-1423.
- 19- Parvaneh A, Borghei SM, Jalili Ghazizadeh MR, (2012), Hydraulic performance of asymmetric labyrinth side weirs located on a straight channel,

Modeling Discharge Coefficient of Side Weir on Converging Channel Using Extreme Learning Machine

Sohrab Zaree¹, Saeid Shabanlou², Fariborz Yosefvand³

Abstract

In this study, the discharge coefficient of side weirs located on converging channels was simulated for the first time using a new method of Extreme Learning Machine (ELM). To enhance the performance of the numerical model, the Monte Carlo simulations were used and the experimental values validation was conducted by the k-fold cross validation method. Then, the input parameters were detected for simulating the discharge coefficient. Subsequently, the number of the Extreme Learning Machine hidden layer neurons was determined using a trial-and-error process. In the next step, the most optimized activation function was also obtained. Then, using the input parameters, six ELM models were developed and the superior model and the most effective input parameter were identified through a sensitivity analysis. The superior model estimated the discharge coefficient values with an acceptable accuracy. For example, the values of the indices R² and MAPE for this model were estimated 0.963 and 5.135, respectively and the Froude number at the downstream of the side weir (F_d) was introduced as the most effective parameter. Then, a relationship was provided for the superior model.

Keywords:

Converging Channel, Side weir, Discharge coefficient, sensitivity analysis.

¹ Master Science Student, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran

^{2*} Associate Professor, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran

³ Assistance Professor, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran