

تخمین عمق آب‌شستگی پایه‌ی پل در جریان غیردائم و بستر مسلح با استفاده از سیستم عصبی - فازی تطبیقی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی

سمانه کارخیران (دانشجوی کارشناسی ارشد)

عبدالرضا کبیری سامانی* (دانشیار)

دانشکده‌ی مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان

مریم ذکری (دانشیار)

دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان

مهندسی عمران شریف، زمستان ۱۳۹۸ (۱۳۹۸)
دوری ۲ - ۳۵، شماره ۴/۱، ص. ۳۷-۲۷

در پژوهش حاضر به بررسی عمق آب‌شستگی در شرایط جریان دائمی و غیردائمی و بستر مسلح و غیرمسلح با استفاده از سیستم عصبی - فازی تطبیقی (آنفیس) و الگوریتم‌های بهینه‌سازی پرداخته شده است. مدل‌سازی‌ها به دو دسته‌ی برآورد عمق آب‌شستگی در جریان دائمی با استفاده از داده‌های صحرایی پل‌های مناطق مختلف آمریکا و برآورد عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی و شرایط بستر مسلح و غیرمسلح با استفاده از سه مجموعه داده‌ی آزمایشگاهی تقسیم می‌شود. در پژوهش حاضر، به منظور بهبود مدل‌سازی‌ها پس از مدل‌سازی با کل مجموعه‌ی داده‌ها، داده‌های پرت حذف شده‌اند، سپس در مدل‌سازی‌های آب‌شستگی در جریان غیردائمی که تعداد پارامترهای ورودی زیاد است، با استفاده از روش‌های کاهش ابعاد، تعداد پارامترها کاهش یافته و سپس به منظور بهینه‌سازی آموزش مدل‌ها از الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات استفاده شده است. نتایج مدل‌سازی‌ها در جریان دائمی حاکی از آن است که مدل آنفیس در مقایسه با روابط تجربی، نتایج دقیق‌تری ارائه می‌دهد. در مدل‌سازی‌ها جریان غیردائمی نیز نتایج حاکی از عملکرد مناسب‌تر مدل عصبی - فازی تطبیقی در مقایسه با روابط تجربی است. همچنین حذف داده‌های پرت و کاهش تعداد پارامترها باعث بهبود نتایج آنفیس شده و در بهینه‌سازی آموزش سیستم عصبی - فازی تطبیقی، هر دو الگوریتم عملکرد مناسبی ارائه داده‌اند. هر چند مدل بهینه شده توسط الگوریتم ازدحام ذرات در آموزش سیستم، عملکرد موفق‌تری داشته است.

s.karkheiran@cv.iut.ac.ir
akabiri@cc.iut.ac.ir
mzekri@cc.iut.ac.ir

واژگان کلیدی: آب‌شستگی، جریان غیردائمی، بستر مسلح، آنفیس، پایه‌ی پل.

۱. مقدمه

برخاستی می‌شود. جریان رو به پایین همانند یک جت عمودی آب، موجب حفر گودالی در جلوی پایه می‌شود. قدرت گرداب‌های نعل اسبی، در ابتدا که عمق گودال آب‌شستگی کم است، کوچک است؛ اما به تدریج که عمق گودال افزایش پیدا می‌کند، شدت گرداب‌های نعل اسبی نیز فزونی می‌یابد تا جایی که تمام انرژی جریان رو به پایین در حفره‌ی آب‌شستگی مستهلک شود. در شرایط مذکور، عمق آب‌شستگی به تعادل خود می‌رسد و دیگر رشد محسوسی نمی‌کند. گرداب‌های برخاستی، عامل اصلی آب‌شستگی در پشت پایه‌اند. ترکیب اثر گرداب‌های برخاستی و گرداب‌های نعل اسبی موجب بروز یک حالت ناپایدار و نوسانی در جریان می‌شود.^[۱-۳]

گسترده‌ی روابط مربوط به آب‌شستگی پایه‌ی پل‌ها حاکی از عدم قطعیت آن‌ها در تخمین پیشینه‌ی عمق آب‌شستگی در شرایط واقعی است که به دلیل وجود

پل‌ها یکی از کاربردی‌ترین سازه‌های رودخانه‌ی، به عنوان کلید راه‌های ارتباطی، اهمیت زیادی دارند. هر سال با وقوع سیلاب در هر رودخانه تعدادی از پل‌ها، درست زمانی که بیشترین نیاز به آن‌ها وجود دارد، تخریب می‌شوند. یکی از مهم‌ترین مؤثرترین عوامل تخریب پل‌ها، آب‌شستگی اطراف پایه‌های پل است. به طور کلی عوامل آب‌شستگی اطراف پایه‌های پل‌ها، برخورد جریان رو به پایه و جدایی جریان آب از پایه‌ی پل هستند. برخورد جریان رو به پایه، موجب جریان رو به پایین و در نتیجه ایجاد گرداب نعل اسبی و جدایی جریان در پشت پایه، نیز موجب ایجاد گرداب‌های

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۶/۷/۱۹، اصلاحیه ۱۳۹۶/۱۱/۱۵، پذیرش ۱۳۹۶/۱۲/۱۹.

DOI:10.24200/J30.2018.5075.2199

پارامترهای مؤثر مختلف در پدیده‌ی آب‌شستگی است و در نظر گرفتن تأثیر تمام پارامترهای دخیل در یک رابطه مشکل به نظر می‌رسد. البته بیشتر مطالعات انجام شده در این زمینه جریان را به صورت دائمی و شرایط بستر را به صورت تک‌لایه در نظر گرفته‌اند، حال آنکه طبق بررسی‌ها، رژیم غالب رودخانه‌ها غیردائمی است. از این رو ملاحظات اقتصادی ایجاب می‌کند که در فرایند طراحی برای عمق آب‌شستگی، غیردائمی بودن جریان نیز در نظر گرفته شود.^[۴] از طرف دیگر، مشاهدات نشان می‌دهند که بستر طبیعی رودخانه‌ها تحت شرایطی ممکن است به صورت سپری درآید و لذا باید در طراحی‌ها هر دو شرایط مسلح و غیرمسلح لحاظ شوند.^[۵] از این رو امروزه کاربرد محاسبات نرم، نظیر سیستم عصبی - فازی تطبیقی، جایگاه ویژه‌ی در تخمین عمق آب‌شستگی پیدا کرده و مطالعات زیادی در زمینه‌ی آن انجام شده است.^[۶] برای اولین بار با ترکیب سیستم‌های فازی و شبکه‌های عصبی، مدل عصبی فازی تطبیقی در سال ۱۹۹۳ توسط جانگ^۱ معرفی شد.^[۷] به منظور آموزش شبکه‌های ذکر شده، علاوه بر روش‌های کلاسیک می‌توان از روش‌های بهینه‌سازی تکاملی نیز بهره برد. مزیت استفاده از الگوریتم‌های تکاملی در آموزش شبکه‌های عصبی، امکان فرار از کمینه‌ی محلی است. دو نمونه از الگوریتم‌های تکاملی که می‌توان در این زمینه استفاده کرد، الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات هستند.^[۸،۹] آزمایش‌های متعددی در مرکز تحقیقاتی آب و برق در پونا^۲ در کشور هندوستان در سال‌های ۱۹۳۸ و ۱۹۳۹ به منظور بررسی آب‌شستگی در اطراف تک پایه‌ی پل انجام شده است.^[۱۰] در سال ۱۹۸۸، نیز روشی برای برآورد عمق آب‌شستگی در پایه‌های پل ارائه شده است.^[۱۱] که در آن برای تعیین سرعت برشی آستانه برای رسوب‌های یکنواخت از دیاگرام شیلدز تعمیم یافته استفاده شد. همچنین در سال ۱۹۹۲، برای تعیین عمق آب‌شستگی وابسته به زمان، آزمایش‌هایی با رسوب‌های یکنواخت و غیریکنواخت لایه‌بندی شده تحت شرایط آب زلال انجام شده و بررسی‌ها نشان داده است که رسوبات غیریکنواخت و لایه‌بندی شده، تأثیر چشم‌گیری در آب‌شستگی دارند.^[۱۲] در سال ۲۰۰۴، نیز جهت برآورد عمق آب‌شستگی در رسوب‌های یکنواخت و غیریکنواخت و در شرایط آب زلال، از مفهوم ضخامت لایه‌ی اختلاط استفاده شد.^[۱۳] طهماسبی در سال ۲۰۰۶، با استفاده از ۲۷۹ داده از ۳۵ پل در مناطق مختلف آمریکا، رابطه‌ی برای تخمین عمق آب‌شستگی موضعی اطراف پایه‌های پل با استفاده از روش رگرسیون به دست آورد.^[۴]

آزمایش‌هایی نیز برای بررسی عمق آب‌شستگی در شرایط آب زلال و با هیدروگراف‌های مثلثی انجام شده است. بررسی تعداد پیک هیدروگراف نشان داد که یک هیدروگراف متشکل از چند هیدروگراف مثلثی یکسان، اثری معادل یک هیدروگراف مثلثی با همان دبی پیک و زمان پایه‌ی برابر با مجموع زمان‌های پایه‌ی هیدروگراف اول دارد.^[۱۴] در سال ۲۰۱۲، نیز آب‌شستگی در اطراف پایه‌های استوانه‌یی واقع در بستر ماسه‌یی که توسط لایه‌ی نازکی از مصالح سپر پوشیده شده و تحت جریان دائمی و غیردائمی قرار داشته‌اند، به کمک مدل‌سازی آزمایشگاهی بررسی شد و نتایج نشان داد شکل هیدروگراف اثر مشخصی در عمق فرسایش ندارد و تقریباً می‌توان گفت که در بسترهای سپری، عمق فرسایش مستقل از شکل هیدروگراف است.^[۱۵] توسعه‌ی لایه‌سپر، مانعی در برابر انتقال رسوب است. علت این امر آن است که به دلیل غیریکنواختی اندازه‌ی مصالح بستر، ذرات کوچک‌تر با آهنگ سریع‌تری نسبت به ذرات درشت‌تر انتقال می‌یابند و این پدیده منجر به باقیماندن ذرات درشت‌تر بر سطح بستر خواهد شد. پس از استقرار فرایند اخیر، ذرات درشت، بستر آبراه را به صورت سپر در می‌آورند. آغاز فرایند سپری شدن در گودال آب‌شستگی ناشی از شستشوی ذرات ریز رسوب و باقی ماندن ذرات درشت‌تر است.^[۵] آب‌شستگی آب زلال در پایه‌های مربعی و دایره‌یی قرار گرفته در بستر ماسه‌یی که توسط یک لایه‌ی

نازک از شن پوشیده شده است، در پژوهش دیگری به صورت آزمایشگاهی مطالعه شد و بر طبق نتایج به دست آمده، فقط در صورت تشکیل لایه‌سپر ثانویه در گودال آب‌شستگی، عمق تعادل آب‌شستگی نسبت به شرایط بدون حضور لایه‌سپری، کمتر خواهد بود.^[۱۶]

در ارتباط با کاربرد سیستم عصبی - فازی تطبیقی در بررسی آب‌شستگی اطراف پایه‌های پل‌ها، مطالعات محدودی انجام شده است. فیرات^۳ (۲۰۰۹)، عمق آب‌شستگی پایه‌ی پل را با استفاده از آنفیس^۴ مدل و نتایج را با شبکه‌ی عصبی مقایسه کرده است.^[۱۷] برخی پژوهشگران نیز برای تخمین عمق آب‌شستگی اطراف پایه‌ی پل از شبکه‌های عصبی و عصبی - فازی تطبیقی استفاده کردند و نشان دادند که عملکرد آنفیس در مقایسه با سایر مدل‌ها و روابط تجربی بهتر است.^[۱۸] همچنین از آنفیس برای مدل‌سازی عمق آب‌شستگی تکیه‌گاه در بستر مسلح نیز استفاده شده است.^[۱۹] همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد، در آموزش و تعیین پارامترهای مدل‌های داده‌محور می‌توان از الگوریتم‌های تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات استفاده کرد.^[۲۰] همچنین می‌توان با ترکیب روش‌های کلاسیک و تکاملی مدلی ارائه کرد که مزیت‌های هر دو روش را داشته باشد و نواقص هم را پوشش دهد.^[۲۱] همان‌طور که اشاره شد، روابط تجربی متعددی جهت برآورد عمق آب‌شستگی در جریان دائمی و غیردائمی ارائه شده و به دلیل ماهیت پیچیده و پارامترهای متعددی که در آب‌شستگی دخیل هستند، مطالعاتی نیز در زمینه‌ی مدل‌های داده‌محور در تعیین عمق آب‌شستگی در جریان دائمی انجام شده است. ولی در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی که با ورود پارامتر زمان به پارامترهای دخیل، شرایط پیچیده‌تر می‌شود، مطالعه‌ی با استفاده از مدل‌های داده‌محور انجام نشده است. در پژوهش حاضر، با استفاده از مدل آنفیس، آب‌شستگی در جریان غیردائمی در شرایط بستر مسلح و غیرمسلح برآورد شده است. از طرفی، مطالعاتی که در زمینه‌ی آب‌شستگی و محاسبات نرم انجام شده است، از روش‌های کاهش گرادیان در آموزش آنفیس استفاده کرده‌اند. در پژوهش حاضر، به منظور بررسی تأثیر آموزش مدل آنفیس با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی از الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات استفاده شده است. در نهایت، برخلاف عمده‌ی پژوهش‌هایی که تاکنون انجام شده و از آنالیز حساسیت معمولی برای تعیین پارامترهای مؤثر استفاده کرده‌اند، در پژوهش حاضر از نظریه‌ی اطلاعات متقابل در تعیین پارامترهای مؤثر استفاده شده است.

۲. مواد و روش‌ها

۲.۱. مدل‌سازی و مبانی نظری

در مدل‌سازی‌ها به منظور جلوگیری از ایجاد جواب‌های نادرست و بعضاً غیرمنطقی، جداسازی داده‌های پرت ضروری است. یکی از روش‌های تشخیص داده‌های پرت، استفاده از فاصله‌ی ماهاالاتوییس^۵ است که در پژوهش حاضر استفاده شد. فاصله‌ی ماهاالاتوییس به عنوان معیاری از موقعیت چندبعدی هر یک از مشاهده‌ها نسبت به مرکز ثقل کل مشاهده‌ها عمل می‌کند. به عبارت دیگر، فاصله‌ی ماهاالاتوییس، معیاری از فاصله‌ی هر یک از مشاهده‌ها در فضای چندبعدی از مرکز میانگین تمام مشاهده‌هاست.^[۲۲] لازم به ذکر است هنگامی که مجموعه‌ی داده‌های جمع‌آوری شده گسترده باشد و یا از چند مجموعه‌ی متفاوت تشکیل شده باشد، لازم است ابتدا داده‌ها خوشه‌بندی شوند و سپس محاسبات مربوط به فاصله‌ی ماهاالاتوییس برای هر یک از خوشه‌ها جداگانه انجام شود. برای این منظور از روش C-Means فازی استفاده شده است.^[۲۳] لازم به ذکر است که الگوریتم C-Means فازی، تنها روش

-- لایه‌ی چهارم: در لایه‌ی چهارم، خروجی هر گره از رابطه‌ی ۶ محاسبه می‌شود:

$$O_{r,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (6)$$

-- لایه‌ی پنجم: در لایه‌ی پنجم، هر گره مقدار خروجی نهایی را به صورت رابطه‌ی ۷ محاسبه می‌کند: [۲۵]

$$O_{o,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (7)$$

فرایند آموزش در مدل‌های عصبی فازی تطبیقی، کمی با مدل‌های شبکه‌ی عصبی متفاوت است. برای آموزش مدل، از دو الگوریتم کمینه‌ی مربعات خطا^۷ و پس‌انتشار خطا استفاده می‌شود. به مجموعه‌ی انجام آموزش در مدل‌های عصبی فازی تطبیقی، الگوریتم هیبرید^۸ گفته می‌شود. [۲۶] علاوه بر روش‌های کلاسیک آموزش شبکه، امروزه الگوریتم‌های تکاملی نظیر الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات به صورت گسترده‌ی برای این منظور استفاده می‌شوند. در پژوهش حاضر، با استفاده از دو الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات، آموزش شبکه بهینه‌سازی شد. الگوریتم‌های ژنتیک در واقع ابزاری هستند که توسط آن ماشین می‌تواند مکانیزم انتخاب طبیعی را شبیه‌سازی کند و با جست‌وجو در فضای مسئله، جهت یافتن جواب برتر صورت می‌پذیرد. الگوریتم ژنتیک از فرایندهای مشابه فرایندهای تکامل طبیعی، مانند وراثت و جهش استفاده می‌کند. [۸] در مقابل الگوریتم ازدحام ذرات، یک الگوریتم تکاملی وجود دارد که با جواب‌های تصادفی شروع می‌شود و در بین جواب‌های تولیدی، جست‌وجو را ادامه می‌دهد. هر جواب بالقوه، ذره نامیده می‌شود. ذرات در فضای جواب مسئله با یک سرعت پویا که برگرفته از سرعت خود ذره و تجربه‌ی هم‌قطارهاست، حرکت می‌کنند. در روش مذکور، جواب‌ها در فضای جست‌وجو باقی می‌مانند تا اطلاعات آن‌ها به اشتراک گذاشته شود و جست‌وجو را به سمت بهترین موقعیت در فضای جواب هدایت کنند.

آموزش شبکه‌های عصبی - فازی تطبیقی، شامل دو مرحله‌ی تعیین پارامترهای غیرخطی بخش مقدم و پارامترهای خطی بخش تالی است. در روش ترکیبی پژوهش حاضر از آموزش گروهی و به‌جای الگوریتم پس‌انتشار خطا، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی استفاده شده است. در روش الگوریتم بهینه‌سازی، در ابتدا مقادیری برای پارامترهای توابع عضویت با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تعیین می‌شوند. سپس با ورود داده‌ی آموزشی و طی ۵ لایه‌ی آنفیس و استفاده از الگوریتم کمینه‌ی مربعات، پارامترهای بخش نتیجه‌گیری تعیین می‌شوند. پس از طی یک دور کامل، یعنی ورود تمام داده‌های آموزشی و با توجه به مقدار به‌دست آمده برای تابع هدف، در تکرار بعدی با استفاده از روند بهینه‌سازی توسط الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات مقادیر پارامترهای توابع عضویت تصحیح می‌شوند و دوباره بقیه‌ی مراحل ذکر شده انجام می‌شود. این مراحل تا رسیدن مقدار خطای پیش‌بینی به مقدار مطلوب، ادامه می‌یابند.

۲.۲. داده‌های مورد استفاده

در پژوهش حاضر، برای تغذیه‌ی مدل‌های داده‌محور مورد استفاده در شرایط جریان دائمی، از نوشتار طهماسبی بیرگانی^۹ (۲۰۰۶)، [۲۱] استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده در پژوهش حاضر، داده‌های صحرایی منطقه‌ی نیومیشاپیر^{۱۰} و داده‌های صحرایی پل‌های مناطق مختلف آمریکا هستند. آمار مربوط به پل‌های آمریکا مربوط به ۴۴ پل در ایالت‌های مختلف آمریکاست که توسط سازمان نقشه‌برداری آمریکا جمع‌آوری شده است. مزیت این آمار نسبت به آمار و اطلاعات دیگر، کامل بودن

خوشه‌بندی است که در آن هر نمونه می‌تواند در تمام خوشه‌ها میزان تعلق داشته باشد و خوشه‌بندی به صورت فازی انجام می‌شود.

در پژوهش حاضر با استفاده از روش انتخاب ویژگی و استفاده از نظریه‌ی اطلاعات متقابل، به انتخاب پارامترهای ورودی پرداخته شده است. در روش انتخاب ویژگی، هدف آن است که برای یک مجموعه از اندازه‌گیری‌ها با m متغیر، بهترین زیرمجموعه با d متغیر مشخص شود. یک دلیل برای کاهش تعداد متغیرهای اندازه‌گیری، حذف اطلاعات تکراری است. زیرا در غیر این صورت، هزینه و زمان محاسبات بالا می‌روند و کمکی به جداسازی داده‌ها نمی‌کنند. [۲۴] میزان اطلاعات متقابل که با MI نشان داده می‌شود، برای اولین بار توسط شانن^۶ در سال ۱۹۴۸ معرفی شد. مقدار MI یک مقدار غیرخطی است که برای اندازه‌گیری میزان وابستگی دو متغیر تصادفی خطی و یا غیرخطی به‌کار برده می‌شود. به بیان دیگر، با رخ دادن یکی از متغیرهای تصادفی، میزان ناپیمنی که از گم شدن متغیر تصادفی دیگر به‌دست می‌آید، را بیان می‌کند. در الگوریتم، اطلاعات متقابل بین تمام کاندیداهای ورودی و همچنین اطلاعات متقابل بین ورودی‌ها و خروجی محاسبه می‌شود. سپس در هر مرتبه، کاندیدایی که اطلاعات متقابل بیشتری با خروجی داشته باشد و همچنین اطلاعات تکراری کمتری با دیگر کاندیداهای انتخابی در مراحل قبلی داشته باشد، به‌عنوان یکی از ورودی‌های بهینه انتخاب می‌شود. برای حل مسئله‌ی مذکور از الگوریتم Battiti، که به الگوریتم MIFS معروف است، استفاده شده است. پس از حذف داده‌های پرت، خوشه‌بندی، کاهش ابعاد و انتخاب پارامترهای ورودی مؤثر، مدل‌سازی توسط شبکه‌ی عصبی - فازی تطبیقی (آنفیس) انجام شد. ساختار ظاهری مدل آنفیس مانند مدل‌های شبکه‌ی عصبی شبکه‌ی و لایه‌ی است.

مدل‌های اشاره شده، پنج لایه‌ی کلی دارند:

-- لایه‌ی اول (گره‌های ورودی): در لایه‌ی اول، درجه‌ی عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت مشخص می‌شود (رابطه ۱ و ۲):

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1, 2 \quad (1)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i = 3, 4 \quad (2)$$

که در آن‌ها، x و y مقادیر ورودی، A_i و B_{i-2} متغیرهای زبانی و μ_{A_i} درجه‌ی عضویت x در مجموعه‌ی فازی A_i و $\mu_{B_{i-2}}$ درجه‌ی عضویت y در مجموعه‌ی فازی B_{i-2} است. توابع عضویت می‌توانند به صورت زنگوله‌ی، گوسی (رابطه ۳)، دوزنقه و انواع دیگر باشند.

$$\mu_A(x) = \exp\left(\frac{-(x-a)^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

-- لایه‌ی دوم (گره‌های قاعده): هر گره در لایه‌ی دوم، درجه‌ی فعالیت یک قانون را مطابق رابطه‌ی ۴ محاسبه می‌کند.

$$O_{r,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y) \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

که در آن، w_i درجه‌ی فعالیت قانون i ام است.

-- لایه‌ی سوم: در لایه‌ی سوم، λ امین گره، نسبت درجه‌ی فعالیت قانون i ام را به مجموع درجه‌ی فعالیت کلیه قوانین به صورت رابطه‌ی ۵ نرمال‌سازی می‌کند:

$$O_{r,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

که در آن، \bar{w}_i درجه‌ی فعالیت نرمال‌شده‌ی قانون i ام است.

که در آن، $\Delta g = g(\rho_s - \rho)/\rho$ شتاب ثقل کاهش یافته است و برای لحاظ کردن اثر غوطه‌وری ذرات و در نتیجه کاهش وزن آن‌ها در رابطه منظور می‌شود. ضمناً $(\rho V y)/\mu$ عدد رینولدز است که تأثیر نیروی لزجت در میزان آب‌شستگی را نشان می‌دهد. در جریان‌های متلاطم، تأثیر نیروی لزجت در مقایسه با نیروی اینرسی ناچیز است، بنابراین می‌توان تأثیر عدد رینولدز را نادیده گرفت و آن را از معادله حذف کرد. با توجه به توضیحات ارائه شده، رابطه‌ی کلی آب‌شستگی موضعی پایه‌ی پل را می‌توان به شکل رابطه‌ی ۱۰ نوشت:

$$\frac{d_s}{y} = f\left(k_s, \frac{b}{b'}, \frac{b}{y}, Fr, \frac{d_{50}}{d_{\lambda T}}\right) \quad (10)$$

که در آن، Fr عدد فرود ذره است. مجموعه‌ی پارامترهای مؤثر که برای اندازه‌گیری بیشینه‌ی عمق تعادلی آب‌شستگی اطراف پایه با حضور لایه‌سپری اختصاص یافته است، را می‌توان به صورت رابطه‌ی ۱۱ بیان کرد:^[۱]

$$d_s = f(V, b, \rho, \mu, y, d_{50a}, d_{50}) \quad (11)$$

که در آن، d_{50a} اندازه‌ی متوسط ذرات سپر است و سایر پارامترها مشابه رابطه‌ی ۸ تعریف می‌شوند. با توجه به اینکه آب‌شستگی در اطراف پایه، زمانی شروع می‌شود که سرعت جریان معادل $0.5 V_{ca}$ سرعت بحرانی ذرات سپر (V_{ca}) باشد، لذا پارامتر $V_e = V - 0.5 V_{ca}$ جایگزین V می‌شود،^[۱۶] که در آن V_{ca} سرعت جریان مربوط به آستانه‌ی حرکت ذرات لایه‌سپری است. بنابراین هنگامی که $V_e > 0$ باشد، آب‌شستگی آغاز می‌شود. لذا معادله‌ی اخیر، به شکل رابطه‌ی ۱۲ در می‌آید:

$$d_s = f(V_e, b, \rho, \mu, y, d_{50a}, d_{50}) \quad (12)$$

با به‌کار بردن تئوری π باکینگهام می‌توان رابطه‌ی ۱۳ را نوشت:

$$\frac{d_s}{b} = f\left(\frac{d_{50}}{d_{50a}}, \frac{y}{b}, \frac{\rho V_e b}{\mu}, \frac{d_{50}}{b}\right) \quad (13)$$

در جریان‌های کاملاً آشفته در بسترهای زبر، تأثیر عدد رینولدز قابل صرف‌نظر کردن است. از این رو معادله‌ی ۱۳ به صورت رابطه‌ی ۱۴ بازنویسی می‌شود:

$$\frac{d_s}{b} = f\left(\frac{d_{50}}{d_{50a}}, \frac{y}{b}, \frac{d_{50}}{b}\right) \quad (14)$$

رابطه‌ی اخیر، برای شرایط بستر سپری ارائه شده است. این در صورتی است که داده‌های پژوهش حاضر در هر دو شرایط بستر مسطح و غیرمسطح موجودند. از این رو در شرایطی که بستر غیرمسطح و تک‌لایه است، $d_{50a} = d_{50}$ فرض می‌شود و نسبت آن‌ها مساوی ۱ در نظر گرفته می‌شود ($\frac{d_{50}}{d_{50a}} = 1$) همچنین به منظور در نظر گرفتن تأثیر غیردائمی بودن جریان باید علاوه بر پارامترهای ذکر شده، پارامترهای مربوط به شکل هیدروگراف‌ها نیز به پارامترهای ورودی اضافه شود. از این رو رابطه‌ی کلی پارامترهای مؤثر به صورت رابطه‌ی ۱۵ به دست می‌آید.

$$\frac{d_s}{b} = f\left(\frac{d_{50}}{d_{50a}}, \frac{y}{b}, \frac{d_{50}}{b}, n, \frac{T}{T_{max}}, \frac{t_p}{T_{max}}, \frac{Q_{100}}{Q_{max}}, \frac{Q_p}{Q_{max}}, \frac{Q_0}{Q_{max}}\right) \quad (15)$$

که در آن، n تعداد پیک هیدروگراف است که از ۱ تا ۵ متغیر است. T دوره‌ی زمانی هیدروگراف، T_{max} بیشینه‌ی دوره‌ی زمانی در بین هیدروگراف‌ها، t_p زمان به پیک رسیدن هیدروگراف، Q_{100} دبی در انتهای دوره‌ی زمانی هیدروگراف، Q_p بیشینه‌ی دبی در طی هیدروگراف، Q_0 دبی در ابتدای دوره‌ی زمانی هیدروگراف، و Q_{max}

اطلاعات آن است، چون بیشتر پارامترهای مؤثر در آب‌شستگی در این آمار تعریف شده و همچنین تعداد آمار مذکور، قابل ملاحظه است. آمار و اطلاعات منطقی نیوهمشپایر نیز توسط سازمان نقشه‌برداری آمریکا جمع‌آوری شده است. این اطلاعات از ۷ پل در منطقه‌ی نیوهمشپایر به دست آمده‌اند.

برای تغذیه‌ی مدل‌های داده‌محور در جریان غیردائمی از سه مجموعه داده‌ی متفاوت استفاده شده است. مجموعه‌ی اول، داده‌های به دست آمده از مرجع^[۲۷] است. داده‌های مذکور از بررسی آزمایشگاهی آب‌شستگی در جریان غیردائمی و شرایط بستر غیرمسطح در کانالی با طول ۴ متر و عرض ۶۰ سانتی‌متر و با رسوب‌هایی با قطر متوسط ۰٫۹۸ میلی‌متر به دست آمده‌اند. قطر پایه‌های به‌کار رفته در پژوهش اخیر، ۵۶، ۵۷، ۸۵ و ۳۷ سانتی‌متر و هیدروگراف‌های انتخابی آن، مثلث‌هایی با زمان پایه برابر ۳۰، ۶۰ و ۱۵۰ دقیقه بوده است. مجموعه‌ی دوم نیز داده‌های به دست آمده از نوشتار کبیری سامانی (۲۰۱۲)،^[۱۵] است. همچنین در آزمایش‌های آن، عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی در شرایط بستر مسطح در کانالی به طول ۸٫۵ متر و عرض ۴۰٫۵ متر اندازه‌گیری و قطر ذرات به‌کار رفته در لایه‌سپری در ۳ اندازه‌ی ۱٫۱۸، ۲٫۳۶ و ۳٫۵۶ میلی‌متر و ذرات بستر در ۳ اندازه‌ی ۰٫۲۶، ۰٫۵۴ و ۰٫۸۵ میلی‌متر در نظر گرفته شده است. هیدروگراف‌های به‌کار رفته نیز مثلثی بوده و زمان پایه ۳۰، ۶۰ و ۱۲۰ دقیقه داشته‌اند. داده‌های مجموعه‌ی آخر، داده‌های مربوط به پژوهش لای و همکاران (۲۰۰۹)،^[۲۸] بوده است. کانال آزمایشگاهی مورد استفاده در پژوهش اخیر، طول ۳۶ متر و عرض ۲٫۸ متر داشته و قطر ذرات ۰٫۷۱ میلی‌متر و زمان پایه‌ی هیدروگراف‌های آن برابر ۷ ساعت بوده است. همان‌طور که مشخص است، هر یک از سه مجموعه داده‌ی ذکر شده، در شرایط متفاوت آزمایشگاهی به دست آمده‌اند و علاوه بر تفاوت بودن مقادیر اندازه‌های قطر پایه، اندازه‌ی مصالح (وجود یا عدم وجود لایه‌سپری) و عمق آب، دبی بیک و زمان پایه با هم متفاوت هستند. پیش از شروع شبیه‌سازی، باید داده‌های ورودی را به ۳ گروه تقسیم کرد: الف) داده‌های آموزش که به منظور آموزش شبکه به‌کار می‌روند. از میان کل داده‌ها، ۷۰٪ آن‌ها به طور تصادفی به عنوان داده‌های آموزش انتخاب شدند. ب) داده‌های اعتبارسنجی که برای ارزیابی نتایج مرحله‌ی آموزش و تصمیم‌گیری در خصوص توقف آموزش شبکه برای جلوگیری از بیش‌برازشی استفاده می‌شوند. ج) داده‌های آزمایش که برای برآورد نهایی مدل (بررسی قابلیت تعمیم مدل) استفاده می‌شوند.^[۲۲]

۳.۲. تحلیل ابعادی و پارامترهای مؤثر

مبنای انتخاب پارامترهای بی‌بعد مؤثر در آب‌شستگی پایه‌ی پل، مطالعات پژوهشگران پیشین بوده است. در مورد جریان دائمی، متغیرهای مذکور شامل: هندسه‌ی پایه، متغیرهای جریان، خواص سیال و رسوب هستند. عمق آب‌شستگی، تابعی از پارامترهای ذکر شده در رابطه‌ی ۸ است:^[۱]

$$d_s = f(k_s, b, b', V, y, g, \rho, \mu, d_{50}, d_{\lambda T}) \quad (8)$$

که در آن، k_s ضریب شکل پایه، b عرض پایه، b' عرض مؤثر پایه، V سرعت جریان در بالادست پایه، y عمق جریان در بالادست پایه، g شتاب ثقل، ρ چگالی سیال، μ لزجت دینامیکی سیال، d_{50} قطر متوسط ذرات بستر و $d_{\lambda T}$ اندازه‌ی بی‌بعدی که ۸۴٪ از ذرات کوچک‌تر از آن هستند. با استفاده از آنالیز ابعادی و قضیه‌ی π باکینگهام^[۱]، پارامترهای رابطه‌ی ۸ را می‌توان به صورت رابطه‌ی ۹ بی‌بعد کرد:

$$\frac{d_s}{y} = f\left(k_s, \frac{b}{b'}, \frac{b}{y}, \frac{V}{\sqrt{\Delta g d_{50}}}, \frac{\mu}{\rho V y}, \frac{d_{50}}{d_{\lambda T}}\right) \quad (9)$$

آن‌ها صورت می‌گیرد. بخشی برای کنترل در حین آموزش و بخشی برای آزمایش و بررسی قابلیت تعمیم مدل استفاده می‌شوند. نسبت مورد استفاده بین ۳ قسمت به ترتیب برابر ۷۰٪، ۱۰٪ و ۲۰٪ است که این نسبت‌ها از بین سایر نسبت‌ها، خطای کمتری دارند. توابع فازی‌ساز مورد استفاده در مدل عصبی - فازی تطبیقی در مدل مذکور، تابع گوسی در بخش مقدمه و تابع خطی در بخش نتیجه‌گیری است و به ازاء هر متغیر ورودی دو تابع عضویت در نظر گرفته شده است. بنابراین تعداد قوانین فازی مورد استفاده برابر $2^5 = 32$ قانون و تعداد پارامترهای خطی برابر ۱۹۲ و پارامترهای غیرخطی برابر ۲۰ پارامتر هستند.

در شبیه‌سازی با استفاده از مدل آنفیس، از ۴ مدل متفاوت برای تخمین عمق آب‌شستگی در جریان دائمی استفاده شد و نتایج هر ۴ مدل، ارزیابی و مقایسه شدند. در مدل آنفیس-۱، ۱۳ کل ۳۷۲ داده در مدل‌سازی استفاده شدند. ۲۶۱ داده برای آموزش، ۳۷ داده برای اعتبارسنجی و ۷۴ داده در مرحله‌ی آزمایش استفاده شدند. در مدل آنفیس-۲، ۱۲ داده از مجموع ۳۷۲ داده‌ی آب‌شستگی در جریان دائمی به‌عنوان داده‌ی پرت شناسایی و حذف شدند. سپس داده‌ها مجدداً به سه قسمت ۷۰٪، ۱۰٪ و ۲۰٪ برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش تقسیم و در مدل‌سازی‌های بعدی استفاده شدند. مدل آنفیس-۳، مدل بهینه شده توسط الگوریتم ژنتیک است که در آن از مدل فازی سوگنو در تعریف تابع هدف استفاده می‌شود. به این صورت که مدل فازی سوگنویی ساخته می‌شود که پارامترهای تابع عضویت آن (تعداد ۲۰ پارامتر) توسط ژن‌های الگوریتم ژنتیک معرفی می‌شوند. در مدل آنفیس-۳، پس از ورود جفت داده‌های آموزشی، فازی‌سازی، محاسبه‌ی تی‌نم و نرمال‌سازی آن‌ها، پارامترهای خطی قسمت نتیجه‌گیری توسط الگوریتم کمینه‌ی مربعات بازگشتی محاسبه می‌شود. سپس با بررسی تابع خطای حاصل و مقایسه‌ی آن با مقدار مطلوب، در تکرار بعدی مقدار پارامترهای تابع عضویت توسط الگوریتم ژنتیک تصحیح و بقیه‌ی مراحل طی می‌شود. در مدل آنفیس-۳، با در نظر گرفتن تابع عضویت گوسی و ۵ متغیر ورودی و تعداد دو تابع عضویت به ازاء هر پارامتر، تعداد ژن‌های الگوریتم ژنتیک برابر ۲۰ محاسبه شده است. جمعیت اولیه‌ی کروموزوم‌ها برابر ۶۰۰ و احتمال تبادل و جهش به ترتیب برابر ۰/۹ و ۰/۲ در نظر گرفته شده است. مدل آنفیس-۴، مانند مدل آنفیس-۳ است، با این تفاوت که به‌جای الگوریتم ژنتیک از الگوریتم ازدحام ذرات در تعیین مقادیر پارامترهای تابع عضویت استفاده می‌شود. تعداد ذرات در این حالت برابر ۱۰۰ ذره و تعداد متغیرها نیز برابر ۲۰ متغیر بوده است. در جدول ۳، خلاصه‌ی ویژگی‌های ۴ مدل آنفیس ارائه شده است. همچنین برای مقایسه‌ی نتایج آموزش و آزمایش در هر ۴ حالت از مقادیر تابع خطا استفاده شده است. مقادیر توابع خطای ذکر شده برای آموزش و آزمایش در جدول‌های ۴ و ۵ ارائه شده است.

ملاحظه می‌شود که نتایج پیش‌بینی توسط ۴ مدل آموزشی آنفیس به هم نزدیک است که نشان‌دهنده‌ی عملکرد مناسب هر ۴ مدل در مرحله‌ی آموزش است. ولی نتایج در مرحله‌ی آزمایش متفاوت است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نتایج از مدل ANFIS-۱ به مدل ANFIS-۴ مرحله به مرحله بهتر شده است. به‌گونه‌ی که مقدار NRMSE از ۰/۴۱ در مدل ANFIS-۱ به ۰/۳۱۳ در مدل ANFIS-۴ کاهش یافته است. بنابراین حذف ۱۲ داده‌ی پرت از مجموعه‌ی داده‌ها و استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی به‌جای الگوریتم پس‌انتشار در آموزش پارامترهای تابع عضویت هر چند باعث افزایش چشم‌گیر زمان آموزش سیستم شده است، در نتایج آزمون تأثیر مثبت داشته است. با مقایسه‌ی نتایج مدل‌های ANFIS-۳ و ANFIS-۴ مشخص است که الگوریتم ازدحام ذرات نسبت به الگوریتم ژنتیک، ابزار مناسب‌تری در تعیین پارامترهای بخش مقدم قواعد است.

بیشینه‌ی دبی یک در بین هیدروگراف‌هاست. در انتخاب متغیرهای بی‌بعدی که با استفاده از آنالیز ابعادی انتخاب می‌شوند، باید دقت کرد که بین متغیرها استقلال وجود داشته باشد. برای نشان دادن استقلال بین متغیرهای ورودی، از آزمون همبستگی استفاده شد که جواب آن در بازه‌ی بین ۱- تا ۱+ قرار می‌گیرد و هر چه جواب آزمون به صفر نزدیک‌تر باشد، استقلال بین دو پارامتر بیشتر است.^[۱۹] برای ارزیابی عملکرد مدل‌های مورد استفاده در پژوهش حاضر از معیارهای ریشه‌ی میانگین مربع خطا ($RMSE$)، ریشه‌ی میانگین مربع خطای نرمال شده ($NRMSE$) و ضریب همبستگی (R^2) استفاده شده است (روابط ۱۶ الی ۱۸).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (f(x) - F(x))^2} \quad (16)$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum (f(x) - F(x))^2}{\sum (f(x) - \bar{f})^2}} \quad (17)$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n [(F(x) - \bar{F})(f(x) - \bar{f})] \right]^2}{\left[\sum_{i=1}^n (F(x) - \bar{F})^2 \sum_{i=1}^n (f(x) - \bar{f})^2 \right]} \quad (18)$$

که در آن‌ها، $f(x)$ مقدار واقعی تابع، $F(x)$ مقدار تخمینی، \bar{f} متوسط مقادیر واقعی و \bar{F} متوسط مقادیر تخمینی هستند.

۳. نتایج و بحث

۳.۱. جریان دائمی

تعداد داده‌های مورد استفاده در شرایط جریان دائمی برابر ۳۷۲ داده بود. در جدول ۱، برخی اطلاعات مربوط به ورودی‌های و خروجی‌های بی‌بعد مورد استفاده در مدل‌های اشاره شده ارائه شده است. در جدول ۲، نتایج آزمون همبستگی برای پارامترهای بی‌بعد در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان دائمی ارائه شده است. همان‌طور که مشخص است، بیشینه‌ی ضریب همبستگی بین پارامترهای ورودی k_s و Fr با مقدار ۰/۲۶ اتفاق می‌افتد که مقدار نسبتاً کمی است. بنابراین می‌توان گفت پارامترهای ورودی انتخابی در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان دائمی از هم مستقل هستند.

برای ایجاد مدل عصبی - فازی تطبیقی، از جعبه‌ابزار Fuzzy Logic نرم‌افزار متلب^{۱۲} استفاده شده است. همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد، داده‌های مورد استفاده به ۳ بخش تقسیم می‌شوند. بخش اعظم داده‌ها وارد مدل می‌شود و آموزش بر روی

جدول ۱. اطلاعات مربوط به ورودی‌ها و خروجی مدل‌های داده‌محور مورد استفاده.

متغیر	بازه‌ی تغییرات	میانگین	انحراف معیار
k_s	[۰/۸ - ۱/۲]	۱/۰۲۰	۰/۱۳۴
b/b'	[۰/۰۵ - ۱/۵۳]	۰/۸۰۵	۰/۳۳۹
b/y	[۰/۰۴ - ۸/۵]	۰/۵۵۱	۰/۸۲۶
Fr	[۱/۳۲ - ۵۸/۴۱]	۱۱/۷۱	۱۱/۷
d_{50}/d_{84}	[۰/۰۵ - ۱]	۰/۴۲۵	۰/۱۷۷
d_s/y	[۰/۰۲۲۷۲ - ۳/۴]	۰/۳۵۶	۰/۴۳۱

جدول ۲. نتایج آزمون همبستگی عمق آب‌شستگی در جریان دائمی.

نام متغیر ورودی	k_s	b/b'	b/y	Fr	d_{50}/d_{84}
k_s	-	-۰٫۲۶۰	-۰٫۲۳	۰٫۰۰۴۵	-۰٫۱۰۰
b/b'	-۰٫۲۶۰	-	۰٫۱۰۹	۰٫۰۰۴۸	۰٫۲۶۶
b/y	-۰٫۲۳۰	۰٫۱۰۹	-	۰٫۱۰۵۴	۰٫۱۶۹
Fr	۰٫۰۰۴۵	۰٫۰۰۴۸	۰٫۱۰۵۴	-	۰٫۱۰۸۹
d_{50}/d_{84}	-۰٫۱۰۰	۰٫۲۶۶	۰٫۱۶۹	-۰٫۱۰۸۹	-

جدول ۳. مشخصات ۴ مدل آنفیس.

مدل آنفیس	مجموعه‌ی داده‌ها	آموزش شبکه
ANFISs-۱	داده‌های خام	الگوریتم پس انتشار خطا و کمینه‌ی مربعات
ANFISs-۲	داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت	الگوریتم پس انتشار خطا و کمینه‌ی مربعات
ANFISs-۳	داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت	الگوریتم ژنتیک و کمینه‌ی مربعات
ANFISs-۴	داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت	الگوریتم ازدحام ذرات و کمینه‌ی مربعات

جدول ۴. نتایج آموزش آنفیس در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان دائمی.

نتایج آنفیس در آموزش	$RMSE$	$NRMSE$	R^2	زمان مصرفی (s)
ANFISs-۱	۰٫۰۹۵	۰٫۲۱۷	۰٫۹۵۳	۱٫۴۲
ANFISs-۲	۰٫۰۸۸	۰٫۲۱	۰٫۹۶۷	۲٫۰۱۳
ANFISs-۳	۰٫۰۹۱	۰٫۲۲۵	۰٫۹۵۰	۵۵۶۲٫۶۲
ANFISs-۴	۰٫۰۸۹	۰٫۲۱۵	۰٫۹۸۵	۶۶۲۷٫۲۳

جدول ۵. نتایج آزمایش آنفیس در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان دائمی.

نتایج آنفیس در آزمایش	$RMSE$	$NRMSE$	R^2
ANFISs-۱	۰٫۱۸۲	۰٫۴۱۰	۰٫۸۳۵
ANFISs-۲	۰٫۱۷۸	۰٫۳۸۹	۰٫۸۵۹
ANFISs-۳	۰٫۱۷۰	۰٫۳۶۰	۰٫۸۸۳
ANFISs-۴	۰٫۱۵۵	۰٫۳۱۳	۰٫۹۲۹

در نهایت مدل ANFISs-۴ به‌عنوان مدل برگزیده در بین مدل‌های آنفیس انتخاب شده است.

در ادامه، نتایج پژوهش حاضر در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان دائمی با نتایج پژوهشگرانی که با استفاده از مدل‌های داده‌محور، عمق آب‌شستگی را تخمین زده‌اند، مقایسه شده است. از این رو بر اساس نتایج تحقیقات انجام شده [۳۰-۳۳] با نتایج مدل ANFISs-۴ مقایسه شده‌اند که نتایج آن در جدول ۶ ارائه شده است. از مقایسه‌ی نتایج جدول ۶ مشخص است که پارامتر ریشه‌ی میانگین مربع خطا ($RMSE$) در مدل ANFISs-۴ نسبت به نتایج دو پژوهش دیگر [۲۸، ۳۰] در آموزش و آزمایش از دو پژوهش مذکور کمتر است. ولی مقدار ضریب همبستگی (R^2) در پژوهش باطنی و همکاران، [۳۰] و در آموزش ذونعمت کرمانی و همکاران، [۳۱] در آزمایش مناسب‌تر است. البته این نکته قابل ذکر است که در دو پژوهش اخیر، [۳۰، ۳۱] از داده‌های آزمایشگاهی و کنترل شده استفاده شده است.

با توجه به اینکه نتایج مدل آنفیس از شبیه‌سازی با استفاده از داده‌های صحرایی

و در شرایط طبیعی به‌دست آمده است. برای انجام آنالیز حساسیت و مشخص کردن اهمیت هر یک از ۵ پارامتر ورودی در میزان عمق آب‌شستگی در جریان دائمی، از روش تئوری انتقال اطلاعات و الگوریتم MIFS استفاده شده است. در روش MIFS همان‌طور که اشاره شد، با استفاده از روابط تئوری اطلاعات متقابل و الگوریتم MIFS میزان وابستگی غیرخطی بین پارامترهای ورودی و متغیر خروجی محاسبه می‌شود. نتایج حاصل از مراحل الگوریتم MIFS در جدول ۷ ارائه شده است. همان‌طور که در جدول ۷ مشخص است، بیشترین مقدار MI در مرحله‌ی اول متعلق به پارامتر Fr و در مراحل بعدی به ترتیب متعلق به b/y ، d_{50}/d_{84} ، b/b' و k_s است.

۲.۳. جریان غیردائمی و بستر مسلح و غیرمسلح

مجموع داده‌های آزمایشگاهی مورد استفاده در بخش کنونی از پژوهش، ۲۳۵ داده است، که ۱۳۲ داده‌ی آن از نوشتار کبیری سامانی (۲۰۱۲)، [۱۵] ۹۰ داده از نوشتار بنی‌هاشم (۲۰۰۵)، [۲۷] و ۱۳ داده از نوشتار لای و همکاران (۲۰۰۹)، [۲۸] جمع‌آوری شده است. ویژگی‌های هندسی پارامترهای بی‌بعد مورد استفاده در جدول ۸ ارائه شده است که مطابق آن، بازه‌ی تغییرات پارامترهای بی‌بعد تقریباً گسترده است که به دلیل جمع‌آوری داده‌ها از ۳ مجموعه‌ی مختلف با شرایط آزمایشگاهی متفاوت است. نتایج حاصل از بررسی استقلال داده‌ها در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی در جدول ۹ ارائه شده است. همان‌طور که مشخص است، بیشترین مقدار ضریب همبستگی بین پارامترهای y/b و d_{50}/b و T/T_{max} و t_p/T_{max}

جدول ۶. مقایسه‌ی نتایج شبکه‌ی عصبی و آنفیس با مدل‌های داده‌محور پیشین.

آزمایش		آموزش		
R^2	RMSE	R^2	RMSE	
۰٫۸۹	۰٫۲۲۲۴	۰٫۹۷۱۱	۰٫۱۰۱۷	باطنی و همکاران ^[۳۰]
۰٫۹۳	۰٫۵۲	۰٫۹۲۹۳	۰٫۴۵	ذونعمت کرمانی و همکاران ^[۳۱]
۰٫۸۵	۰٫۵۹	۰٫۷۳	۰٫۵۷	کا ^[۳۲]
-	۰٫۷	-	۰٫۲۸۱۴	شین و پارک ^[۳۳]
۰٫۹۲۹	۰٫۱۵۵	۰٫۹۵۸	۰٫۰۸۹	ANFISs-۴

جدول ۷. مقادیر مرحله به مرحله‌ی MI محاسبه شده توسط الگوریتم MIFS.

d_{50}/d_{84}	Fr	b/y	b/b'	k_s	
۱٫۱۸	۷٫۰۱۸	۲٫۲۷	۰٫۳۶۳۷	۰٫۳۰۵۱	مرحله‌ی ۱
۰٫۱۹۲	-	۲٫۱۲	-۱٫۱	-۱٫۲۳	مرحله‌ی ۲
۰٫۲۶	-	-	-۱٫۵۵	-۱٫۷	مرحله‌ی ۳
-	-	-	-۱٫۷۷	-۱٫۹۱	مرحله‌ی ۴

جدول ۸. اطلاعات مربوط به ورودی‌ها و خروجی مدل‌های داده‌محور مورد استفاده.

متغیر	بازه‌ی تغییرات	میانگین	انحراف معیار
d_{50}/d_{50a}	[۰٫۰۷۳ - ۱]	۰٫۵۶۶	۰٫۴۱۴
y/b	[۰٫۰۰۴ - ۰٫۲۷۲]	۰٫۰۱۵	۰٫۰۰۹
d_{50}/b	[۰٫۳ - ۳٫۱۸۱۸]	۱٫۶۰۰	۰٫۷۴۶
n	[۱ - ۵]	۱٫۶۳۰	۱٫۲۴۰
T/T_{max}	[۰٫۰۷۱ - ۱]	۰٫۱۹۲	۰٫۲۲۴
t_p/T_{max}	[۰ - ۰٫۶۴۲]	۰٫۱۰۸	۰٫۱۲۳
Q_{100}/Q_{max}	[۰٫۰۲۶ - ۰٫۳۱۹]	۰٫۰۸۲	۰٫۰۸۰
Q_p/Q_{max}	[۰٫۰۵۲ - ۱]	۰٫۲۲۳	۰٫۱۹۴
Q_o/Q_{max}	[۰٫۰۲۶ - ۰٫۳۱۹]	۰٫۱۳۳	۰٫۱۱۴
d_s/b	[۰٫۲ - ۱٫۷۲]	۱٫۱۶۰	۰٫۲۴۴

وجود این مقدار ضریب همبستگی بین y/b و d_{50}/b به دلیل وجود پارامتر مشترک b در هر دو متغیر بی‌بعد است و در توجیه آن بین جفت پارامترهای T/T_{max} و t_p/T_{max} و Q_{100}/Q_{max} و Q_p/Q_{max} می‌توان وجود متغیر مشترک در هر دو پارامتر مرتبط را بیان کرد. برای جفت پارامتر Q_{100}/Q_{max} و Q_p/Q_{max} نیز استدلال مشابهی می‌توان بیان کرد. همان‌طور که در بخش جریان دائمی بیان شد، در مدل‌سازی آنفیس از جعبه ابزار Fuzzy Logic در نرم‌افزار متلب استفاده شده است. نسبت‌های مورد استفاده در تقسیم‌بندی داده‌ها به ۳ بخش: آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش مانند بخش‌های قبلی به ترتیب برابر ۷۰٪، ۱۰٪ و ۲۰٪ بوده است.

تابع فازی‌ساز مورد استفاده در بخش مقدمه‌ی مدل‌سازی عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی، تابع گوسی است و در بخش نتیجه‌گیری، با انتخاب میان دو تابع خطی و ثابت، تابع خطی نتایج مناسب‌تری ارائه می‌دهد. به ازاء هر متغیر ورودی در مدل‌سازی‌های ۲ تابع عضویت در نظر گرفته می‌شود. بنابراین در مدل‌هایی که تمام متغیرهای ورودی در نظر گرفته می‌شود، تعداد قواعد برابر $512 = 2^9$ است. در

بخش حاضر، نیز برای تخمین عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی در شرایط بستر مسلح و غیرمسلح از ۶ مدل متفاوت آنفیس استفاده شده است. مانند سایر بخش‌ها در مدل اول (ANFISu-۱)، از مجموعه‌ی داده‌های خام و در مدل ۲-ANFISu، از ۲۲۲ داده‌ی پالایش شده توسط روش مربع فاصله‌ی ماهالانوبیس استفاده شده است. در دو مدل بعدی (ANFISu-۳ و ANFISu-۴) به منظور کاهش پیچیدگی و زمان مصرفی به ترتیب از دو روش خوشه‌بندی کاهشی و تئوری انتقال اطلاعات استفاده شده است. در مدل ۳-ANFISu، داده‌ها در حین مدل‌سازی در خوشه‌هایی به شعاع ۰٫۳ دسته‌بندی و در شبیه‌سازی به جای استفاده از تک‌تک داده‌ها از خوشه‌هایی به شعاع ۰٫۳ استفاده شده است. در مدل ۴-ANFISu با استفاده از تئوری انتقال اطلاعات و الگوریتم MIFS پارامترهای d_{50}/d_{50a} ، n ، d_{50}/b ، Q_{100}/Q_{max} ، t_p/T_{max} ، y/b ، Q_o/Q_{max} حذف شدند. در ۴ مدل اول از الگوریتم آموزشی رایج یعنی الگوریتم ترکیبی پس‌انتشار خطا و کمیته‌ی مربعات به ترتیب در تعیین پارامترهای غیرخطی و خطی استفاده می‌شود. ولی در دو مدل ۵-ANFISu و ۶-ANFISu به جای استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطا، از الگوریتم‌های تکاملی استفاده شده است. به این صورت که در مدل ۵-ANFISu همانند مدل ۳-ANFISs در بخش آب‌شستگی جریان دائمی از الگوریتم ترکیبی ژنتیک و کمیته‌ی مربعات در آموزش پارامترهای غیرخطی و خطی استفاده شده است. جمعیت اولیه‌ی کروموزوم‌ها در الگوریتم ژنتیک برابر ۵۵۰ و احتمال تبادل و جهش برابر ۰٫۹ و ۰٫۱ است. همچنین تعداد ژن‌ها با وجود دو تابع عضویت گوسی به ازاء هر متغیر ورودی برابر ۲۰ برآورد شده است. در مدل ۶-ANFISu نیز از ترکیب الگوریتم ازدحام ذرات و کمیته‌ی مربعات در آموزش شبکه استفاده شده و در آن تعداد جمعیت ذرات برابر ۱۰۰ و تعداد پارامترهای تابع عضویت که باید توسط الگوریتم ازدحام ذرات تعیین شود، برابر ۲۰ پارامتر بوده است. در جدول ۱۰، خلاصه‌ی این مشخصات ۶ مدل آنفیس ارائه شده است. مقایسه‌ی این نتایج ۶ مدل در آموزش و آزمایش در شکل‌های ۱ و ۲ و جدول‌های ۱۱ و ۱۲ ارائه شده است. از شکل‌های ۱ و ۲ مشاهده می‌شود که در آموزش و آزمایش، بیشتر داده‌هایی که در محدوده‌ی $\pm 10\%$ درصد قرار گرفته‌اند، متعلق به مدل‌های ۱-ANFISu و ۳-ANFISu هستند. از جدول‌های ۱۱ و ۱۲ نیز مشخص است که مدل ۱-ANFISu در آموزش و آزمایش ضعیف‌ترین نتایج را ارائه می‌دهند. بعد از آن مدل ۳-ANFISu که مدل‌سازی آنفیس با استفاده از خوشه‌بندی کاهشی است، نتایج ضعیفی تولید می‌کند. در مدل ۳-ANFISu تعداد قواعد از ۵۱۲ قاعده در مدل‌های قبلی به ۶۷ قاعده کاهش یافته و به دنبال کاهش قواعد، تعداد پارامترهای قابل تعیین از ۵۱۵۶ به ۱۸۴۸ و زمان مصرفی نیز از ۴۱۹۲ به ۱۶۸۹ ثانیه کاهش یافته است. ولی همان‌طور که مشخص است، در مقایسه با سایر مدل‌ها نتایج مناسبی ارائه نشده است. از نتایج مدل ۲-ANFISu مشخص است که حذف داده‌های

جدول ۹. محاسبه‌ی ضریب همبستگی بین پارامترهای بی بعد در تعیین میزان عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی و شرایط بستر مسطح و غیرمسطح.

Q_o/Q_{max}	Q_p/Q_{max}	Q_{100}/Q_{max}	t_p/T_{max}	T/T_{max}	n	d_{50}/b	y/b	d_{50}/d_{50a}	
-۰٫۴۷۲	-۰٫۲۹۸	-۰٫۰۵۹	۰٫۰۶۱	۰٫۲۳۰	۰٫۱۳۱	-۰٫۵۳۰	۰٫۴۹۱	-	d_{50}/d_{50a}
-۰٫۴۵۶	-۰٫۲۸۸	-۰٫۰۶۵	۰٫۰۳۹	۰٫۲۰۷	۰٫۱۵۲	-۰٫۷۸۰	-	-	y/b
۰٫۵۲۴	۰٫۲۲۹	-۰٫۰۰۳	-۰٫۱۴۶	-۰٫۱۹۱	-۰٫۰۸۶	-	-	-	d_{50}/b
-۰٫۰۰۷	-۰٫۲۰۹	-۰٫۲۰۴	-۰٫۲۵۴	-۰٫۲۲۸	-	-	-	-	N
۰٫۳۱۰	۰٫۴۸۵	۰٫۶۷۳	۰٫۷۹۴	-	-	-	-	-	T/T_{max}
۰٫۴۸۳	۰٫۵۲۰	۰٫۳۶۵	-	-	-	-	-	-	t_p/T_{max}
۰٫۳۲۰	۰٫۷۵۱	-	-	-	-	-	-	-	Q_{100}/Q_{max}
۰٫۵۵۴	-	-	-	-	-	-	-	-	Q_p/Q_{max}
-	-	-	-	-	-	-	-	-	Q_o/Q_{max}

جدول ۱۰. مشخصات ۶ مدل آنفیس.

تعداد پارامتر ورودی	آموزش شبکه	مجموعه‌ی داده‌ها	مدل آنفیس
۹ پارامتر	پس انتشار خطا و کمیته‌ی مربعات	داده‌های خام	ANFISu-۱
۹ پارامتر	پس انتشار خطا و کمیته‌ی مربعات	داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت	ANFISu-۲
۹ پارامتر	پس انتشار خطا و کمیته‌ی مربعات با خوشه‌بندی کاهشی	داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت	ANFISu-۳
۵ پارامتر	پس انتشار خطا و کمیته‌ی مربعات	داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت	ANFISu-۴
۵ پارامتر	الگوریتم ژنتیک و کمیته‌ی مربعات	داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت	ANFISu-۵
۵ پارامتر	الگوریتم ازدحام ذرات و کمیته‌ی مربعات	داده‌ها پس از حذف داده‌های پرت	ANFISu-۶

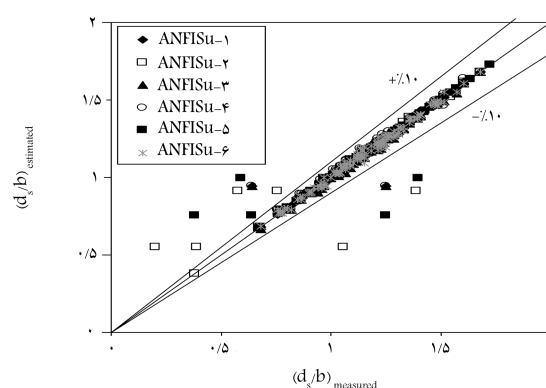
جدول ۱۱. نتایج آموزش آنفیس در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی.

زمان مصرفی (s)	R^2	$NRMSE$	$RMSE$	
۱۰۸۱٫۱۷۰	۰٫۸۸۰	۰٫۳۴۵	۰٫۰۸۵	ANFISu-۱
۱۰۴۱٫۹۲۰	۰٫۹۷۱	۰٫۱۷۰	۰٫۰۳۶	ANFISu-۲
۱۶٫۸۹۰	۰٫۹۱۲	۰٫۲۹۶	۰٫۰۷	ANFISu-۳
۱٫۳۷۰	۰٫۹۶۴	۰٫۱۸۸	۰٫۰۴۰	ANFISu-۴
۳۵۳۲٫۵۰۰	۰٫۹۶۲	۰٫۱۸۹	۰٫۰۴۱	ANFISu-۵
۳۸۶۶٫۳۳۰	۰٫۹۶۷	۰٫۱۸۶	۰٫۰۳۹	ANFISu-۶

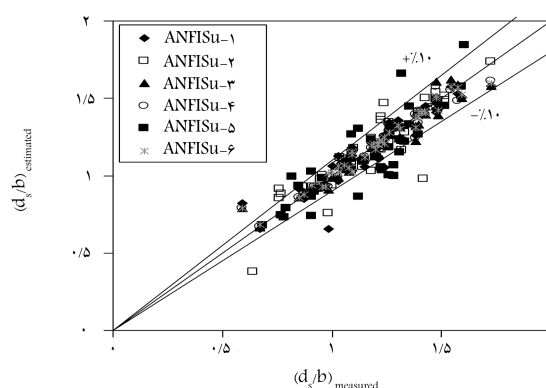
جدول ۱۲. نتایج آزمایش آنفیس در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی.

R^2	$NRMSE$	$RMSE$	
۰٫۸۱۶	۰٫۴۶۰	۰٫۱۱۰	ANFISu-۱
۰٫۸۶۵	۰٫۳۷۴	۰٫۰۸۹	ANFISu-۲
۰٫۷۴۰	۰٫۵۷۷	۰٫۱۳۱	ANFISu-۳
۰٫۹۳۵	۰٫۲۵۷	۰٫۰۶۱	ANFISu-۴
۰٫۹۵۰	۰٫۲۳۰	۰٫۰۵۶	ANFISu-۵
۰٫۹۶۶	۰٫۱۹۵	۰٫۰۴۶	ANFISu-۶

پرت، تأثیر مطلوبی در نتایج اعمال کرده است، به‌گونه‌ی که مقدار $NRMSE$ در آموزش ۵۰٫۷٪ و در آزمایش ۱۸٫۶٪ بهبود یافته است. همان‌طور که مشخص است، این تأثیر در مرحله‌ی آموزش نمایان‌تر است و مدل ANFISu-۲ در آموزش بهترین مدل است. مدل ANFISu-۴ همانند مدل ANFISu-۳ به‌منظور کاهش پیچیدگی و زمان مصرفی طراحی شده و علاوه بر کاهش تعداد قواعد از ۵۱۲ قاعده به ۳۲ قاعده و تعداد پارامترها از ۵۱۵۶ به ۲۱۲ پارامتر که باعث کاهش پیچیدگی



شکل ۱. نسبت عمق آب‌شستگی پیش‌بینی شده توسط ۶ مدل آنفیس در مقابل نسبت عمق آب‌شستگی مشاهده در مرحله‌ی آموزش.



شکل ۲. نسبت عمق آب‌شستگی پیش‌بینی شده توسط ۶ مدل آنفیس در مقابل نسبت عمق آب‌شستگی مشاهده در مرحله‌ی آزمایش.

جدول ۱۳. مقایسه‌ی نتایج آموزش رابطه‌ی برقی و همکاران، [۱۴] شبکه‌ی عصبی و آنفیس.

R^2	$NRMSE$	$RMSE$	
۰٫۸۶۳	۰٫۶۲۱	۰٫۱۱۳	برقی و همکاران [۱۴]
۰٫۹۶۷	۰٫۱۸۶	۰٫۰۳۹	ANFISu-۶

جدول ۱۴. مقایسه‌ی نتایج آزمایش رابطه‌ی برقی و همکاران، [۱۴] شبکه‌ی عصبی و آنفیس.

R^2	$NRMSE$	$RMSE$	
۰٫۰۶۴	۳٫۳۷۰	۰٫۸۳۲	برقی و همکاران [۱۴]
۰٫۹۶۶	۰٫۱۹۵	۰٫۰۴۶	ANFISu-۶

جدول ۱۵. مقادیر مرحله به مرحله‌ی MI محاسبه شده توسط الگوریتم MIFS در تخمین عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی.

Q_o/Q_{max}	Q_p/Q_{max}	Q_{100}/Q_{max}	t_p/T_{max}	T/T_{max}	n	d_{50}/b	y/b	d_{50}/d_{50a}	
۰٫۲۳۳	۰٫۲۵۶	۰٫۲۱۱	۰٫۲۳۹	۰٫۲۴۷	۰٫۴۵۶	۰٫۵۷۶	۰٫۱۹	۰٫۲۹	۱
۰٫۱۸۷	۰٫۲۰۷	۰٫۱۶۶	۰٫۱۹۲	۰٫۲۰۰۷	۰٫۳۹۶	-	۰٫۱۴۹	۰٫۲۴۴	۲
۰٫۱۵۱	۰٫۱۷	۰٫۱۳۲	۰٫۱۵۶	۰٫۱۶۳	-	-	۰٫۱۱۶	۰٫۲۰۴	۳
۰٫۱۳۴	۰٫۱۵۰	۰٫۱۱۷	۰٫۱۳۸	۰٫۱۴۵	-	-	۰٫۱۰۳	-	۴
۰٫۱۲۱	-	۰٫۱۰۷	۰٫۱۲۵	۰٫۱۳۱	-	-	۰٫۰۹۵	-	۵
۰٫۱۱۰۳	-	۰٫۰۹۸	۰٫۱۱۳	-	-	-	۰٫۰۸۸	-	۶
۰٫۰۹۹	-	۰٫۰۹	-	-	-	-	۰٫۰۸۲	-	۷
-	-	۰٫۰۸۲۴	-	-	-	-	۰٫۰۷۶	-	۸

داده‌ی پژوهش اخیر، [۱۴] به‌عنوان داده‌های آموزشی در نظر گرفته شدند و داده‌های پژوهش کبیری سامانی، [۱۵] و لای و همکاران، [۱۸] به‌عنوان داده‌های آزمایش انتخاب شدند. همچنین با توجه به نتایج بخش آنفیس، مدل ANFISu-۶ برای مقایسه انتخاب شد (جدول‌های ۱۳ و ۱۴).

همان‌طور که از جدول‌های اخیر مشخص است، از بین رابطه‌ی تجربی و آنفیس، نتایج مدل ANFISu-۶ در آموزش و آزمایش مناسب‌ترین است. در اینجا برای محاسبه‌ی میزان تأثیرگذاری هر یک از متغیرها، از روابط تئوری اطلاعات متقابل و الگوریتم MIFS استفاده شده است. نتایج حاصل از استفاده از الگوریتم MIFS به‌صورت مرحله به مرحله در جدول ۱۵ ارائه شده است. ترتیب مقادیر MI از بیشترین تا کمترین مقدار به ترتیب d/B ، d/d_a ، Q_p/Q_{max} ، T/T_{max} ، متغیرهای توصیف‌کننده‌ی شکل هیدروگراف، جزء متغیرهای کم‌تأثیر هستند.

۴. نتیجه‌گیری

در جریان دائمی ابتدا به دلیل تغذیه‌ی مداوم از مصالح لایه‌سپر در لبه‌ی بالادست چاله، لایه‌سپر ثانویه‌ی نسبتاً ضحیمی در جلو پایه تشکیل می‌شود. ولی به دلیل قدرت بالای گرداب نعل اسبی پایدار نمی‌ماند و این مصالح به‌طور پیوسته به پایین دست انتقال داده می‌شوند. به مرور زمان و با افزایش عمق چاله و کاسته شدن قدرت گرداب نعل اسبی، چاله‌ی پایدار و عمق تعادل آب‌شستگی حاصل می‌شود. در جریان غیردائمی

شبکه می‌شود، زمان مصرفی در آموزش شبکه نیز به میزان $۱۰۴۰/۶۵$ ثانیه کاهش یافته است. همچنین هر چند که از دقت نتایج ANFISu-۴ نسبت به مدل ANFISu-۲ در آموزش به مقدار ناچیزی کاسته شده است، ولی در آزمایش به میزان $۳۱/۲\%$ کاهش در میزان $NRMSE$ مشاهده می‌شود. دو مدل آخر، که به منظور بهینه‌سازی آنفیس استفاده شده است، باعث افزایش دقت در مرحله‌ی آزمایش داده‌ها شده‌اند. هر چند آن‌ها زمان آموزش شبکه را افزایش داده‌اند، ولی عملکردشان در افزایش دقت نتایج مناسب بوده است. همچنین مطابق جدول ۱۲، الگوریتم ازدحام ذرات در تعیین پارامترهای توابع عضویت مناسب‌تر عمل کرده است. همان‌طور که انتظار می‌رود، در بررسی عملکرد یک مدل علاوه بر افزایش دقت نتایج، زمان آموزش شبکه نیز مهم است. از مقایسه‌ی زمان مصرفی دو شبکه‌ی آخر مشخص است که مدل ANFISu-۵ در زمان کمتری عمق آب‌شستگی را تخمین زده است. همچنین این نکته قابل ذکر است که تأثیر کاهش تعداد پارامترها (مرحله‌ی ۳) در کاهش زمان مصرفی در مرحله‌ی بهینه‌سازی بیشتر نمایان است. به‌گونه‌ی که در مدل‌های ANFISu-۵ و ANFISu-۶ با تعداد ۵ پارامتر ورودی، زمان زیادی مصرف شده است و اگر با کل تعداد پارامترها بهینه‌سازی انجام می‌شد، زمان مصرفی به قدری زیاد می‌شد که عملاً مدل‌سازی غیرممکن به نظر می‌رسید. لذا به‌منظور تشخیص مناسب‌ترین ابزار برای برآورد عمق آب‌شستگی در جریان غیردائمی و شرایط بستر مسلح و غیرمسلح، مقایسه‌ی بین نتایج بهترین رابطه‌ی تجربی و بهترین مدل شبکه‌ی عصبی و آنفیس انجام شده است. از میان روابط تجربی موجود، رابطه‌ی برقی و همکاران، [۱۴] با بیشترین ضریب همبستگی و کمینه‌ی میزان خطا به‌عنوان مناسب‌ترین رابطه انتخاب شد. در رابطه‌ی مذکور، ۹۰

ازدحام ذرات مشخص است که الگوریتم ازدحام ذرات، ابزار مناسب‌تری در تعیین پارامترهای بخش مقدم قواعد است. با انجام آنالیز حساسیت به ۲ روش استفاده از آنفیس و استفاده از مفاهیم نظریه‌ی اطلاعات متقابل و الگوریتم MIFS مشخص شد که پارامتر Fr بیشترین تأثیر و k_s کمترین تأثیر را دارد.

در مورد نتایج حاصل از مدل‌سازی جریان غیردائمی نیز می‌توان به مهمترین نتایج به این شرح اشاره کرد: نتایج ضریب همبستگی در تخمین عمق آب‌سستگی در جریان غیردائمی نشان می‌دهند که بیشترین مقدار ضریب همبستگی بین پارامترهای Q_p/Q_{max} و Q_{100}/Q_{max} ، t_p/T_{max} و T/T_{max} ، d_{50}/b و y/b می‌افتد. از نتایج مدل‌های آنفیس مشخص شد که حذف داده‌های پرت و کاهش تعداد پارامترها، تأثیر مطلوبی در نتایج داشته است. بررسی نتایج نشان داد که الگوریتم ازدحام ذرات در تعیین پارامترهای توابع عضویت مناسب‌تر عمل کرده است.

و بستریهای پوشیده شده با لایه‌ی نازکی از ذرات سپر، عمق فرسایش و پیش‌روی ناحیه‌ی فرسایش‌یافته، در عقب پایه مستقل از شکل هیدروگراف جریان غیردائمی است. افزایش زمان پایه‌ی هیدروگراف، در پیش‌روی ناحیه‌ی فرسایش در جلو پایه تأثیری ندارد. اهم نتایج به دست آمده در ارتباط با مدل‌سازی جریان دائمی در پژوهش حاضر، عبارت‌اند از: با استفاده از نتایج مربوط به تخمین عمق آب‌سستگی در جریان دائمی توسط آنفیس مشخص شد که نتایج پیش‌بینی توسط ۴ مدل آموزشی آنفیس به هم نزدیک هستند و با اختلاف کمی بر روی هم افتاده‌اند، ولی در مرحله‌ی آزمایش نتایج مرحله به مرحله بهتر شده است. در مرحله‌ی آزمایش مدل‌سازی آنفیس، حذف ۱۲ داده‌ی پرت از مجموعه‌ی داده‌ها و استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی به جای الگوریتم پس‌انتشار در آموزش پارامترهای تابع عضویت تأثیر مثبتی در نتایج آزمایش داشته است. با مقایسه‌ی مدل‌های آنفیس بهینه شده توسط الگوریتم ژنتیک و

پانوشتها

1. Jang
2. Poona
3. Firat
4. Anfis
5. Mahalanobis distance
6. Shannon
7. last mean square
8. hybrid algorithm
9. Tahmasebi-Biregani
10. New Hampshire
11. Buckingham
12. Matlab
13. ANFISs-1

منابع (References)

6. Tettamanzi, A. and Tomassini, M. "Soft computing: Integrating evolutionary, neural, and fuzzy systems", Springer (2001).
7. Jang, J.S.R. "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems", *IEEE: Transactions on Systems, Man, Cybernetics*, **23**(3), pp. 665-685 (1993).
8. Sivanandam, S.N. and Deep, S.N. "Introduction to genetic algorithms", Springer-Verlag Berlin Heidelberg (2008).
9. Jerome, E. and Louis, J. "Application of a particle swarm optimization algorithm for determining optimum well location and type", *Computational Geosciences*, **14**(1), pp. 183-198 (2010).
10. Inglis, C.C. "The behavior and control of rivers and canals", Central Waterpower Irrigation and Navigation Research Station (1949).
11. Melville, B.W. and Sutherland, A.J. "Design method for local scour at bridge piers", *Journal of Hydraulic Engineering*, **114**(10), pp. 1210-1226 (1988).
12. Kothiyari, U.C., Garde, R.J. and Ranga Raju, K.G. "Temporal variation of scour around circular bridge piers", *Journal of Hydraulic Engineering*, **118**(8), pp. 1091-1106 (1992).
13. Chang, W.Y., Lai, J.S., and Yen, C.L. "Evolution of scour depth at circular bridge piers", *Journal of Hydraulic Engineering*, **130**(9), pp. 905-913 (2004).
14. Borghei, S.M., Banihashem, S.A. and Kabiri-Samani, A. "Influence of unsteady flow hydrograph shape on local scouring around bridge pier", *Water Management*, **165**(WM9), pp. 473-480 (2012).
15. Kabiri-Samani, A.R. "Effect of armring layer on bridge pier scour under unsteady flow", *Hydraulics Journal (Iranian Hydraulic Association)*, **7**(2), pp. 59-76 (2012).
16. Dey, S. and Raikar, R.V. "Clear-water scour at piers in sand beds with an armor layer of gravels", *Journal of Hydraulic Engineering*, **133**(6), pp. 703-711 (2007).
1. Hosseini, H., Hatef, N. and Taleb-Bidokhti, N. "Three-dimensional simulation of scour around the bridge abutments of vertical wall using FLOW-3D software", *Sharif J. Civil Eng.*, **30-2**(2), pp. 117-122 (2104).
2. Amini Baghbadorani, D., Ataie-Ashtiani, B., Beheshti, A. and et al. "Prediction of current-induced local scour around complex piers: Review, revisit, and integration", *Coastal Engineering*, **133**, pp. 43-58 (2018).
3. Kabiri-Samani, A.R., Mahinparvar, N. and Salamatian, A. "Reliability of the formulas for estimating scour around the bridge abutments", *Sharif J. Civil Eng.*, Published Online (2017).
4. Tahmasebi-Biregani, I. "A comparison among different methods of determining bridge pier scour, using measured data", MSc Thesis, Departement of Engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz (2006).
5. Ebrahimi, S. "Effect of armoring layer on bridge pier scour under unsteady flow", MSc Thesis, Departement of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan (2011).

17. Firat, M. "Scour depth prediction at bridge piers by an-fis approach", *Water Management*, **162**(4), pp. 279-288 (2009).
18. Muzzammil, M. and Ayyub, M. "ANFIS-based approach for scour depth prediction at piers in non-uniform sediments", *Journal of Hydroinformatics*, **12**(3), pp. 303-317 (2010).
19. Muzzammil, M. and Alam, J. "ANFIS-based approach to scour depth prediction at abutments in armored beds", *Journal of Hydroinformatics*, **13**(4), pp. 699-713 (2011).
20. Khan, M., Tufail, M., Azamathulla, H.M. and et al. "Genetic functions-based modelling for pier scour depth prediction in coarse bed streams", *Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Water Management*, Ahead of Print (2018).
21. Kashefi-Kaviani, A., Poormoosavi-Kani, S.A. and Jahanbani-Ardekani, A. "Training multi-layer neural network using PSO algorithm", *8th Conference on Expert Systems* (2007).
22. Hakinkhani, Sh. and Alijanpoor, A. "Detection of data outliers in determining sedimentation", *Journal of Soil and Water Protection Research*, **17**(1), pp. 23-43 (2010).
23. Ross, T.J. "Fuzzy logic with engineering application", 2nd Edition, John Wiley & Sons Ltd., Southern Gate (1995).
24. www.saba.kntu.ac.ir/eecd/People/Takami/resume_files/DR_PR_methods.pdf.
25. Jang, J.S.R., Sun, Ch.T. and Mizutani, E. "Neuro-fuzzy and soft computing a computational approach to learning and machine intelligence", Prentice Hall Upper Saddle River, United States of American (1997).
26. Aghajan-Abdollah, M. "Application of ANN and ANFIS in determining the discharge coefficient of side weirs", MSc Thesis, Department of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan (2010).
27. Banihashem, A. "Bridge pier scour under unsteady flow condition", Department of Civil Engineering, Sharif University of Technology, Tehran (2005).
28. Lai, J.S., Chang, W.Y. and Yen, C.L. "Evolution of scour depth at circular bridge piers", *Journal of Hydraulic Engineering*, **135**(7), pp. 609-614 (2009).
29. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Pearson_product-moment_correlation_coefficient.
30. Bateni, S.M., Borghei, S.M. and Jeng, D.S. "Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **20**(3), pp. 401-414 (2007).
31. Zounemat-Kermani, M., Beheshti, A.A., Ataie Ashtiani, B. and et al. "Estimation of current-induced scour depth around pile groups using neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system", *Applied Soft Computing*, **9**(2), pp. 746-755 (2009).
32. Kaya, A. "Artificial neural network study of observed pattern of scour depth around bridge piers", *Computers and Geotechnics*, **37**(3), pp. 413-418 (2010).
33. Shin, J.H. and Park, H.I. "Neural network formula for local scour at piers using field data", *Marine Georesources and Geotechnology*, **28**(1), pp. 37-48 (2010).