

تخمین آب‌شستگی در مجاورت پایه‌های پل جفت توسط مدل بهینه ANFIS - کرم شب‌تاب

سیامک امیری (دانشجوی دکتری)

فریبرز یوسفوند * (استادیار)

سعید شهبانلو (دانشیار)

گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

مهندسی عمران شریف، زمستان (۱۳۹۹)
دوری ۲ - ۳۶، شماره ۴/۲، ص. ۲۳-۱۵

در این مطالعه برای اولین بار با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی شده ترکیبی الگوی آب‌شستگی در مجاورت پایه‌های پل دوقلو پیش‌بینی شد. الگوریتم ترکیبی (ANFIS-FA) از ترکیب شبکه‌ی انفیس (ANFIS) و الگوریتم کرم‌شب‌تاب (FA) حاصل شد. سپس با استفاده از پارامترهای مؤثر بر روی عمق آب‌شستگی در مجاورت پایه‌های دوقلو، چهار مدل ANFIS و ANFIS-FA تعریف شدند. بر اساس نتایج مدل‌سازی، تجزیه و تحلیل نتایج نشان داد که مدل‌های ANFIS-FA دارای دقت بیشتری در مقایسه با ANFIS بودند. سپس تحلیل حساسیت مدل انجام شد. مدل برتر تابعی از کلیه پارامترهای ورودی بود. مثلاً مقادیر R^2 ، MAPE و RMSE برای این مدل به ترتیب مساوی با ۰٫۹۹۱، ۵٫۸۷۶، ۱۵٫۰٪ محاسبه شد. همچنین نتایج توزیع خطا نشان داد که حدوداً ۶۶ درصد نتایج مدل برتر دارای خطایی کمتر از ۵ درصد بودند. سپس مؤثرترین پارامتر ورودی برای تخمین عمق حفره‌ی آب‌شستگی در اطراف پایه‌های پل جفت، عدد فرود (F_r)، معرفی شد. سپس با انجام یک تحلیل عدم قطعیت مشخص شد که مدل برتر دارای عملکردی بیشتر از مقدار واقعی بود.

واژگان کلیدی: ANFIS، الگوریتم کرم شب‌تاب، عمق آب‌شستگی، پایه‌های پل جفت، تحلیل عدم قطعیت.

۱. مقدمه

به‌طور کلی، آب‌شستگی یکی از دلایل اصلی در تخریب پل‌ها محسوب می‌شود. بنابراین شناخت دقیق این پدیده، پیش‌بینی حجم آن و در نظر گرفتن آن در طراحی پل‌ها و مهم‌تر از همه به‌کار بردن تهیادات لازم برای کنترل و کاهش آب‌شستگی از اهمیت بسزایی برخوردار است. مثلاً عطایی آشتیانی و همکاران^[۱] (۲۰۱۰)، امینی و همکاران^[۲] (۲۰۱۱)، پترسون و همکاران^[۳] (۲۰۱۵)، وانگ و همکاران^[۴] (۲۰۱۶) و اولیوتو و ماریونو^[۵] (۲۰۱۶) الگوی آب‌شستگی را در مجاورت پایه‌های پل بررسی کردند.

در سال‌های اخیر استفاده از محاسبات نرم برای پیش‌بینی مسائل پیچیده و غیرخطی بسیار گسترش یافته است. از طرف دیگر مطالعات مختلفی نیز برای پیش‌بینی الگوی آب‌شستگی در اطراف پل‌ها انجام گرفته است. ترنت و همکاران (۱۹۹۳) الگوی آب‌شستگی در اطراف پایه‌های پل را در شرایط هیدرولیکی آب زلال و بستر متحرک با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی تجزیه و تحلیل کردند.^[۶] لیریانو و دای (۲۰۰۱) توسط مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی عمق آب‌شستگی

* نویسنده مسئول

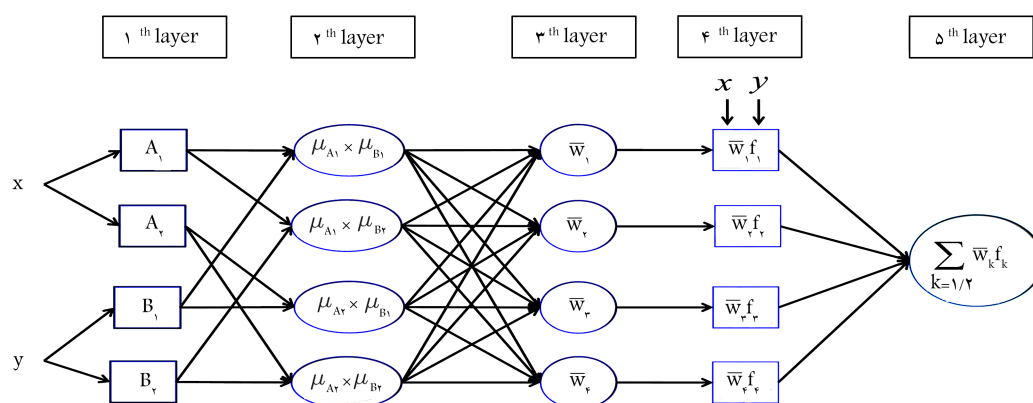
تاریخ: دریافت ۱۳۹۸/۶/۲۴، اصلاحیه ۱۳۹۹/۲/۲۲، پذیرش ۱۳۹۹/۳/۱۹

DOI:10.24200/J30.2020.53832.2591

siamak_amiri2001@yahoo.com
fariborzosefvand@gmail.com
saeid.shabanlou@gmail.com

در خروجی زیرآبگذرها^۱ را مدل‌سازی کردند. آنها برای تخمین آب‌شستگی دو مدل مختلف ارائه کردند که با تجزیه و تحلیل نتایج خود نشان دادند که مدل عددی از دقت مناسبی برخوردار است.^[۷] برای پیش‌بینی عمق آب‌شستگی در مجاورت گروه پایه‌های پل با استفاده از انفیس، باتنی و جنگ (۲۰۰۷) یک مدل عددی ارائه دادند.^[۸]

آب‌شستگی پایه‌های پل دایروی شکل با استفاده از الگوریتم‌های شبکه‌ی عصبی مختلف توسط فیرات و گونگور (۲۰۰۹) مدل‌سازی شد.^[۹] برای پشت‌بند پل‌ها به شکل مختلف، موزامیل (۲۰۱۰) با استفاده از روش‌های انفیس و شبکه‌ی عصبی عمق حفره‌ی آب‌شستگی را شبیه‌سازی کرد.^[۱۰] او با تجزیه و تحلیل نتایج مطالعه‌ی خود نشان داد که مدل ANFIS از دقت بیشتری برخوردار است. همچنین نجف‌زاده و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از مدل دسته‌بندی گروهی داده‌ها و ماشین بردار پشتیبان عمق آب‌شستگی در نزدیکی پشت‌بند پل‌ها را برای شرایط هیدرولیکی آب زلال و شرایط کف کانال بستر متحرک تخمین زدند.^[۱۱] تجزیه و تحلیل نتایج مطالعه‌ی آنها نشان‌دهنده‌ی دقت بیشتر مدل دسته‌بندی گروهی داده‌هاست. عطیسی و همکاران (۲۰۱۶) مدل ANFIS را برای پیش‌بینی آب‌شستگی در مجاورت گروه پایه‌های پل در شرایط آب صاف بهینه‌سازی کردند.^[۱۲] شهبانلو و همکاران (۲۰۱۸)



شکل ۱. ساختار شبکه‌ی انفیس برای مدل با دو ورودی.

کمینه‌سازی اختلاف خروجی به دست آمده از شبکه و خروجی واقعی است. شبکه‌ی ANFIS دارای m ویژگی ورودی و n قانون است که هر قانون به صورت زیر بیان می‌شود: [۱۵]

$$R_i : \text{if } (x_1 \text{ is } f_{i1}) \text{ and } (x_j \text{ is } f_{ij}) \text{ and } (x_m \text{ is } f_{im}) \text{ then output} = f_i \quad (1)$$

که در آن x_j ، j^{th} ورودی و تابع عضویت قانون روی x_j و f_i خروجی قانون است. تابع عضویت g_{ij} که دارای شکل Gaussian است به صورت زیر تعریف می‌شود: [۱۶]

$$g_{ij}(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right) \quad (2)$$

از ضرب به‌عنوان عملگر «AND» استفاده شده است. در نتیجه خواهیم داشت: [۱۵]

$$\mu_i = \prod_{j=1}^m g_{ij}(x_j) \quad (3)$$

که در آن μ_i درجه‌ی فعال شده‌ی قانون را نشان می‌دهد. خروجی سیستم نیز با رابطه‌ی مرکز ثقل به صورت زیر محاسبه می‌شود: [۱۵]

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (4)$$

پنج عامل مهم و مؤثر در مدل‌سازی ANFIS، عبارت‌اند از: نوع مجموعه‌های فازی ورودی، تعداد مجموعه‌های فازی ورودی، نوع مجموعه‌ی فازی خروجی، شیوه‌ی بهینه‌سازی و تعداد تکرارها. مجموعه‌های فازی ورودی در انواع مختلفی مانند مثلثی، دوزنقه‌ی، گوسی و ... هستند. در این مطالعه، با توجه به عملکرد خوب گوسی در مطالعات اخیر، از این نوع استفاده می‌شود. مجموعه‌های فازی خروجی نیز در دو نوع ثابت و خطی هستند که در این مطالعه از مجموعه‌ی فازی خطی استفاده شده است. علاوه بر این، تعداد تکرار در نظر گرفته شده برای آموزش شبکه برابر با ۵۰۰۰ در نظر گرفته شده است. روش مورد استفاده برای تولید Fuzzy Inference System (FIS) در این مطالعه، روش Fuzzy C-means Clustering (FCM) است که نسبت به روش‌های دیگر، به تعداد پارامتر کمتری نیاز دارد و عملکرد موفقی در مطالعات اخیر داشته است. نحوه‌ی بهینه‌سازی در شبکه‌ی ANFIS، دو روش بهینه‌سازی پس انتشار (BP) و ترکیبی^۲ از BP و least square (LS) اند (BP-LS) که

با استفاده از برنامه‌نویسی بیان ژن، عمق آب‌شستگی در اطراف صفحات مستغرق درون یک کانال خم ۱۸۰ درجه را شبیه‌سازی کردند. [۱۳] علاوه بر این، عظیمی و همکاران (۲۰۱۹) مقادیر آب‌شستگی در مجاورت تکیه‌گاه پل‌ها را توسط یک مدل ترکیبی هوش مصنوعی تخمین زدند. آن‌ها مدل انفیس را با الگوریتم تکامل تفاضلی و روش تجزیه‌ی بردار منفرد ترکیب کردند. [۱۴]

با مرور مطالعات پیشین مشاهده می‌شود که مطالعات محدودی در باره‌ی الگوی آب‌شستگی در مجاورت پایه‌های پل دوقلو انجام شده است. همچنین در این مطالعه برای اولین بار یک مدل ترکیبی با عنوان ANFIS-FA برای تخمین عمق حفره‌ی آب‌شستگی در اطراف پایه‌های دوقلو ارائه شده است. به بیان دیگر، برای بهینه‌سازی مدل انفیس از الگوریتم کرم شب‌تاب استفاده شد. همچنین به‌منظور بررسی دقت مدل عددی از شبیه‌سازی مونت‌کارلو بهره گرفته شد. همچنین از روش اعتبارسنجی ضربدری با k مساوی ۵ برای اجرای اعتبارسنجی نتایج مدل عددی استفاده شد. سپس برای هر یک از مدل‌های ANFIS-FA و ANFIS شش مدل متفاوت تولید شد. با انجام تحلیل حساسیت مدل برتر و مؤثرترین پارامتر بر روی عمق حفره‌ی آب‌شستگی در مجاورت پایه‌های پل دوقلو شناسایی شد.

۲. شبکه‌ی انفیس

شبکه‌ی انفیس ترکیبی از سیستم فازی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی است؛ به‌طوری که مرابای هر دو را به‌طور هم‌زمان در بردارد. بخش فازی رابطه‌ی بین ورودی و خروجی برقرار کرده است و پارامترهای مربوط به توابع عضویت بخش فازی به وسیله‌ی الگوریتم‌های آموزشی شبکه‌ی عصبی تعیین می‌شوند. پس خصوصیات هر دو مدل فازی و عصبی در این سیستم نهفته است. این سیستم به کمک مفاهیم زبانی^۲، ارتباط غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را برقرار و استنتاج می‌کند. ساختار مناسب ANFIS متناسب با داده‌های ورودی، درجه‌ی عضویت، قوانین و توابع درجه‌ی عضویت خروجی، انتخاب می‌شود. نمونه‌ی طراحی شده از مدل ANFIS با دو ورودی در شکل ۱ ارائه شده است. در لایه‌ی اول (ورودی) میزان تعلق هر ورودی به بازه‌های مختلف فازی مشخص می‌شود. با ضرب مقادیر ورودی به هر گره در یکدیگر، وزن قانون‌ها (w_i) در لایه‌ی دوم به دست می‌آید. در لایه‌ی سوم، عمل محاسبه‌ی وزن نسبی قوانین انجام می‌گیرد. لایه‌ی چهارم، لایه‌ی قوانین است که از انجام عملیات بر روی سیگنال‌های ورودی به این لایه حاصل می‌شود. لایه‌ی آخر، خروجی شبکه (f) است که هدف آن

می‌شود: [۱۷]

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta_r(x_j - x_i) \quad (7)$$

به طور کلی، روند مربوط به الگوریتم کرم شب‌تاب به صورت زیر است:

۱. تعیین و مقاداردهی اولیه‌ی کرم‌های شب‌تاب (جمعیت اولیه)
۲. به‌دست آوردن تابع هزینه برای هر فرد از جمعیت در موقعیت خود
۳. تخصیص تصادفی شدت نور به هر فرد از جمعیت
۴. تعیین بهترین (پرنورترین) فرد در جمعیت به واسطه‌ی محاسبه‌ی توابع هزینه‌ی کل افراد جمعیت
۵. حرکت دیگر افراد جمعیت به سمت بهترین فرد و به‌روزرسانی شدت نور با توجه به آن
۶. بررسی شرایط توقف؛ اگر شرایط توقف مهیا بود، حرکت به سمت مرحله‌ی بعد، در غیر این صورت حرکت به سمت گام ۴
۷. پایان الگوریتم.

عملکرد الگوریتم کرم شب‌تاب به‌طور کامل به تعداد جمعیت اولیه، تابع جذب و ضریب جذب وابسته است. هر چه ضریب جذب نور بیشتر باشد، سرعت جذب افراد جمعیت به سمت پرنورترین فرد، بیشتر می‌شود.

۴. مدل آزمایشگاهی

در این مطالعه برای اعتبارسنجی نتایج مدل‌های عددی از مقادیر آزمایشگاهی وانگ و همکاران (۲۰۱۶) استفاده می‌شود. [۴] مدل آزمایشگاهی آنها شامل یک کانال مستطیلی به طول، عرض و ارتفاع ۱۲، ۰/۴۲ و ۰/۷ متر است. آنها با نصب دو پایه‌ی بل به قطر ۶ سانتی‌متر مقدار آب‌شستگی در اطراف آنها را گزارش کردند. عمق اولیه‌ی لایه‌ی رسوب در این مطالعه‌ی آزمایشگاهی ۱۵ سانتی‌متر و طول آن ۶ متر است و پایه‌های جفت با فاصله‌ی d در وسط لایه‌ی رسوبات واقع شده است.

۵. آب‌شستگی در اطراف پایه‌های بل

عطایی آشتیانی و بهشتی (۲۰۰۶) [۱۸]، عطایی و همکاران (۲۰۱۲) [۱] و امینی و همکاران (۲۰۱۰) [۲] بیان کردند که عمق آب‌شستگی در مجاورت گروه پایه‌های بل (ds) تابعی از $U_c, U, h, S_n, d, D, m, d_{50}$ است که به ترتیب برابر عمق آب‌شستگی، قطر متوسط ذرات رسوب، تعداد پایه‌های بل موازی با جهت جریان، قطر پایه‌های بل، فاصله‌ی مرکز به مرکز پایه‌های بل در جهت موازی با جریان، فاصله‌ی مرکز به مرکز پایه‌های بل در جهت عمود بر جریان، عمق جریان، سرعت متوسط جریان و سرعت بحرانی به علت حرکت اولیه‌ی بل روی رسوبات است.

$$ds = f(d_{50}, m, n, D, d, S_n, h, U, U_c) \quad (8)$$

وانگ و همکاران (۲۰۱۶) آب‌شستگی را در مجاورت دو پایه که به فاصله‌ی d از هم قرار دارند، اندازه‌گیری کردند. در مطالعه‌ی آنها مقادیر $U_c, S_n, d, m, n, d_{50}$ تقریباً ثابت هستند. با در نظر گرفتن گروه‌های بدون بعد رابطه‌ی ۴-۱ به صورت زیر بازنویسی می‌شود: [۴]

$$ds/h = f(D/h, d/h, Fr) \quad (9)$$

این دو الگوریتم‌های کلاسیک برای آموزش شبکه هستند. در این مطالعه علاوه بر استفاده از روش ترکیبی، از الگوریتم کرم شب‌تاب که یک الگوریتم فراابتکاری جدید و قدرتمند در حل مسائل غیرخطی است، نیز استفاده می‌شود. FA برای بهینه‌سازی ضرایب membership function شامل (σ) و (c) برای ورودی‌های مختلف، مورد استفاده قرار می‌گیرد. در ادامه، چگونگی عمل‌کرد این الگوریتم بیان می‌شود.

۳. الگوریتم کرم شب‌تاب

الگوریتم کرم شب‌تاب (FA) [۱۵]، اولین بار توسط یانگ، [۱۶] (۲۰۰۸) ارائه شد. ایده‌ی اصلی این الگوریتم از ارتباط نوری میان کرم‌های شب‌تاب الهام گرفته شده است. این الگوریتم را می‌توان از مظاهر هوش ازدحامی [۶] دانست که در آن، همکاری و احتمالاً رقابت اعضای ساده و کم‌هوش، مرتبه‌ی بالاتری از هوشمندی را ایجاد می‌کنند که قطعاً توسط هیچ‌یک از اجزا قابل حصول نیست. الگوریتم کرم شب‌تاب بر پایه‌ی قوانین زیر ارائه شده است (یانگ [۱۸] (۲۰۱۰)):

۱. همه‌ی کرم شب‌تاب‌ها دو جنسیتی هستند، یعنی صرف نظر از جنسیت خود به صورت جذاب‌تر و شفاف‌تری حرکت خواهند کرد به طوری که یک کرم شب‌تاب، تمام کرم شب‌تاب‌های دیگر را جذب می‌کند.
۲. درجه جذابیت یک کرم شب‌تاب با درخشش آن متناسب است. هم‌چنین ممکن است درخشندگی با افزایش فاصله از کرم شب‌تاب‌های دیگر کاهش یابد. حال اگر یک کرم شب‌تاب جذاب‌تری وجود نداشته باشد، آن‌گاه به صورت تصادفی حرکت خواهد کرد.
۳. درخشندگی یا شدت نور یک کرم شب‌تاب، توسط مقدار تابع هدف تعیین می‌شود. الگوریتم کرم شب‌تاب، الگوریتمی تکاملی بر پایه‌ی جمعیت است که از رفتار کرم‌های شب‌تاب در جست‌وجوی غذا و هوش جمعیتی آنها الهام گرفته شده است. در طبیعت کرم‌های شب‌تاب به صورت تصادفی حرکت می‌کنند و هر کرم طعمه‌ی بهتری پیدا کند، از خود نور بیشتری ساطع می‌کند و دیگران را به سمت خود جذب می‌کند. هر چه فاصله‌ی دو کرم از یکدیگر بیشتر باشد، درصد جذب آن‌ها به یکدیگر کمتر می‌شود. به عبارتی، فاصله با سرعت و میزان جذب نسبت عکس دارد. این الگوریتم از دو بخش اساسی تشکیل شده است: تغییرات شدت نور و حرکت به سمت کرم شب‌تاب با نور بیشتر. میزان شدت نور به مقدار تابع هزینه بستگی دارد. پس در مسائل کمیته‌سازی، کرم شب‌تاب با نور زیادتر، کرم‌های شب‌تاب با نور کمتر را به خود جذب می‌کند و فرض کنید n تعداد کرم شب‌تاب، x_i موقعیت ذره i^{th} و $f(x_i)$ تابع هزینه باشد. پس میزان درخشندگی هر کرم، برابر با مقدار تابع هزینه آن خواهد بود: [۱۷]

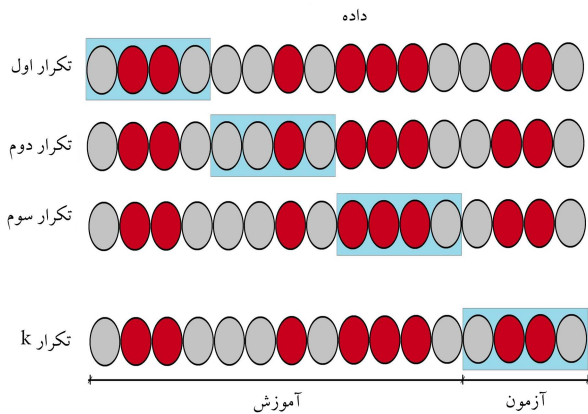
$$I_i = f(x_i) \quad 1 \leq i \leq n \quad (5)$$

هر کرم شب‌تاب دارای یک مشخصه‌ی نور است که نشان می‌دهد تا چه اندازه‌ی قوی است. این مشخصه‌ی مقداری نسبی است و با تغییر فاصله‌ی بین دو کرم i و j تغییر می‌کند. تابع جذب به صورت زیر تعریف می‌شود: [۱۷]

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (6)$$

که در آن β_0 میزان جذب به ازای $r = 0$ و γ ضریب جذب نور است. حرکت کرم i با موقعیت x_i به سمت کرم j با موقعیت x_j (با نور بیشتر) به صورت زیر محاسبه

$$R^2 = \frac{\left(n \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)i} R_{(Observed)i} - \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)i} \sum_{i=1}^n R_{(Observed)i} \right)^2}{\left(n \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)i})^2 - \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)i}) \right) \left(n \sum_{i=1}^n (R_{(Observed)i})^2 - \sum_{i=1}^n (R_{(Observed)i}) \right)} \quad (10)$$



شکل ۳. نحوه ی برخورد روش اعتبارسنجی ضربردی با مقادیر آزمایشگاهی.

مطلق خطا ($MAPE$)، خطای مطلق میانگین (MAE) و شاخص پراکندگی (SI) به صورت زیر استفاده می شود: [۱۲]

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_{(predicted)i} - R_{(Observed)i})^2} \quad (11)$$

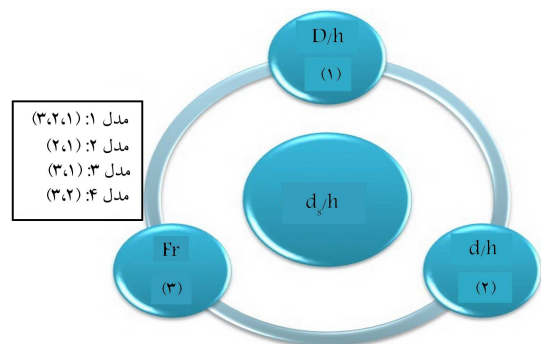
$$MAPE = 100 \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{|R_{(Predicted)i} - R_{(Observed)i}|}{R_{(Predicted)i}} \right) \quad (12)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |R_{(Predicted)i} - R_{(Observed)i}| \quad (13)$$

$$SI = \frac{RMSE}{(\bar{R})_{(Observed)}} \quad (14)$$

در معادلات مذکور مقادیر $(R)_{(Observed)i}$ ، $(R)_{(Predicted)i}$ و $(\bar{R})_{(Observed)}$ و n به ترتیب برابر مقادیر آزمایشگاهی، نتایج پیش بینی شده توسط مدل های عددی، میانگین مقادیر آزمایشگاهی و تعداد اندازه گیری های آزمایشگاهی اند. نزدیک بودن شاخص آماری به عدد یک نشان دهنده ی همبستگی بالای مدل عددی است. در مقابل نزدیک بودن مقادیر $RMSE$ ، $MAPE$ ، MAE و SI به عدد صفر حاکی از دقت بالای مدل عددی است.

در این مطالعه به منظور شناسایی مؤثرترین پارامتر ورودی، چهار مدل مختلف ترکیبی معرفی می شود. مدل شماره یک تابعی از کلیه ی پارامترهای ورودی $(D/h, d/h, Fr)$ است. همچنین با حذف هر یک از پارامترهای ورودی، سه مدل با دو پارامتر ورودی توسعه داده می شود. در ادامه به بررسی دقت مدل های مختلف پرداخته می شود. در شکل ۴ مقایسه ی نتایج شاخص های آماری مدل های ANFIS مختلف به تصویر کشیده شده است. هم چنین مقایسه ی مقادیر آب شستگی مشاهداتی و شبیه سازی شده در شکل ۵ نشان داده شده است. به عنوان مثال مقدار ضریب تبیین برای ۱ ANFIS مساوی با ۰/۹۷۹ محاسبه شده است. علاوه بر این،



شکل ۲. نحوه ی ترکیب پارامترهای ورودی برای مدل های مختلف.

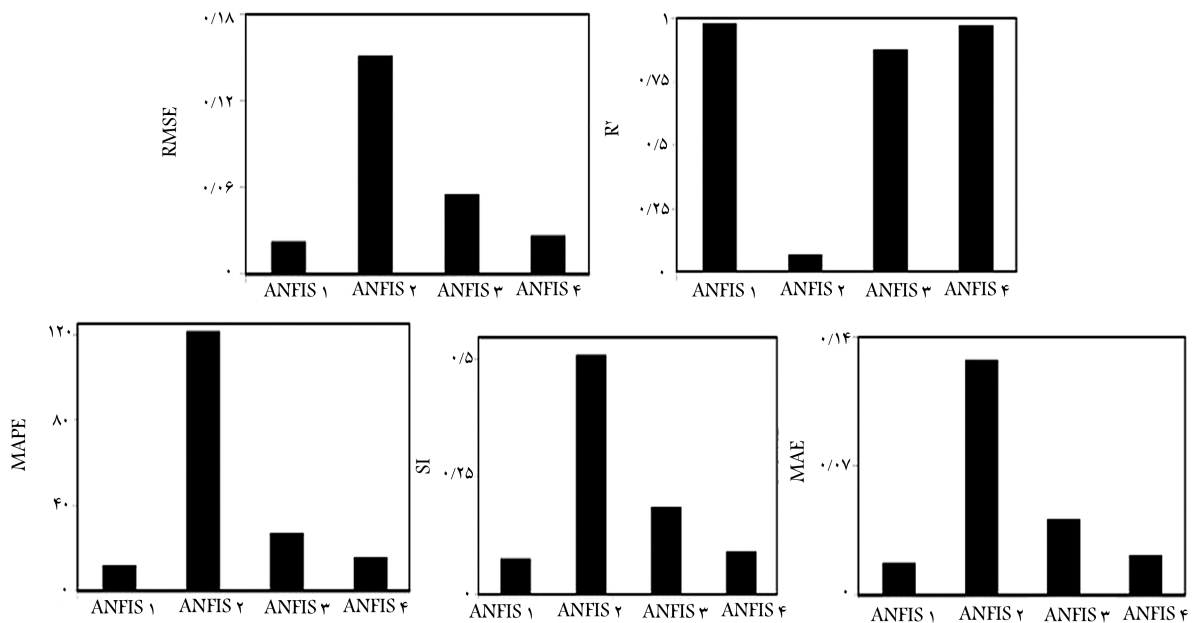
در اینجا Fr عدد فرود است. پارامترهای معادله ی ۱۲ به عنوان پارامترهای ورودی مدل های عددی در نظر گرفته می شوند. در شکل ۲ نحوه ی ترکیب پارامترهای ورودی برای مدل های مختلف نشان داده شده است.

در مطالعه ی حاضر به منظور بررسی توانایی مدل های عددی از شبیه سازی های مونت کارلو استفاده می شود. ایده ی اصلی روش شبیه سازی مونت کارلو بر این است که با استفاده از تصمیم گیری تصادفی مسائلی را که ممکن است در اصل قطعی باشند، حل می کند. روش های مونت کارلو معمولاً برای شبیه سازی سیستم های فیزیکی و ریاضیاتی که اغلب حل آنها با استفاده از روش های دیگر مقدور نیست، استفاده می شود. شبیه سازی مونت کارلو به طور کلی به وسیله ی توزیع احتمالی برای حل مسائل مختلف از قبیل بهینه سازی و انتگرال گیری عددی استفاده می شود. علاوه بر این از روش اعتبارسنجی چندلایه یی برای بررسی عملکرد مدل های مذکور بهره گرفته می شود. در روش اعتبارسنجی چندلایه یی، نمونه ی اصلی به طور تصادفی به k نمونه ی فرعی با اندازه های مساوی تقسیم می شود. در بین نمونه های فرعی k ، یک نمونه ی فرعی به عنوان داده های اعتبارسنجی و باقیمانده ی آنها به عنوان داده های آزمون این مدل استفاده می شوند. سپس روند اعتبارسنجی چند لایه k بار تکرار می شود (برابر تعداد لایه ها)، هر کدام از نمونه های فرعی k دقیقاً یک بار به عنوان داده های اعتبارسنجی استفاده می شوند. نتایج به دست آمده از k لایه ی مذکور متوسط گیری می شود و به عنوان یک تخمین ارائه می شود. مزیت این روش، تکرار تصادفی نمونه های فرعی در روند آزمون و آموزش برای کلیه ی مشاهدات است و هر مشاهده دقیقاً یک بار برای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می گیرد. در این مطالعه مقدار k برابر با ۵ فرض شده است. همچنین طرح روش اعتبارسنجی چندلایه و نحوه ی برخورد با داده های آزمون و آموزش در شکل ۳ نشان داده است.

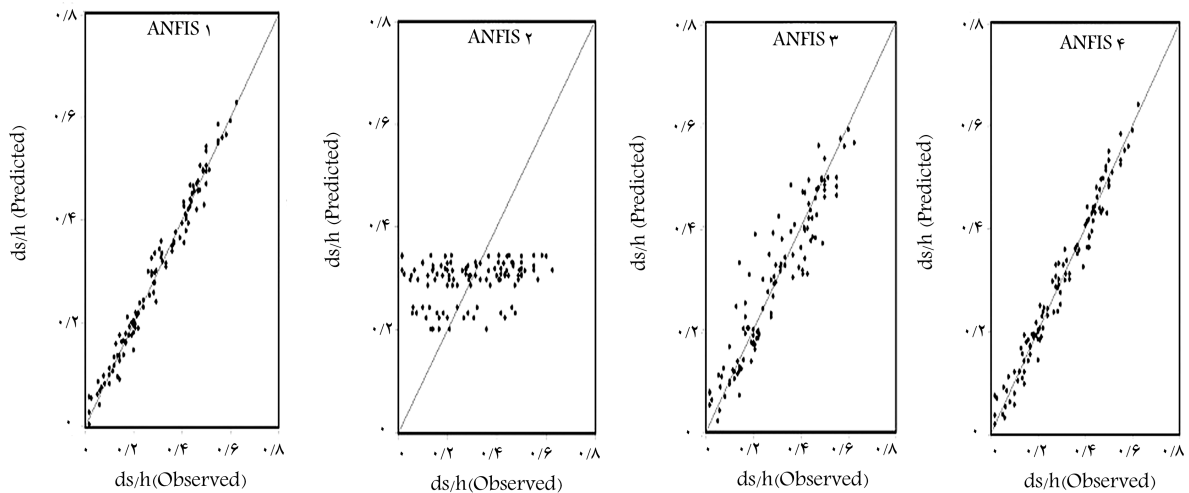
۶. بحث و نتایج

۶.۱. مدل های ANFIS

در مطالعه ی حاضر به منظور ارزیابی دقت مدل های عددی از شاخص های آماری ضریب تبیین (R^2)، خطای جذر میانگین مربعات ($RMSE$)، درصد میانگین



شکل ۴. مقایسه‌ی شاخص‌های آماری مختلف برای مدل‌های ANFIS.

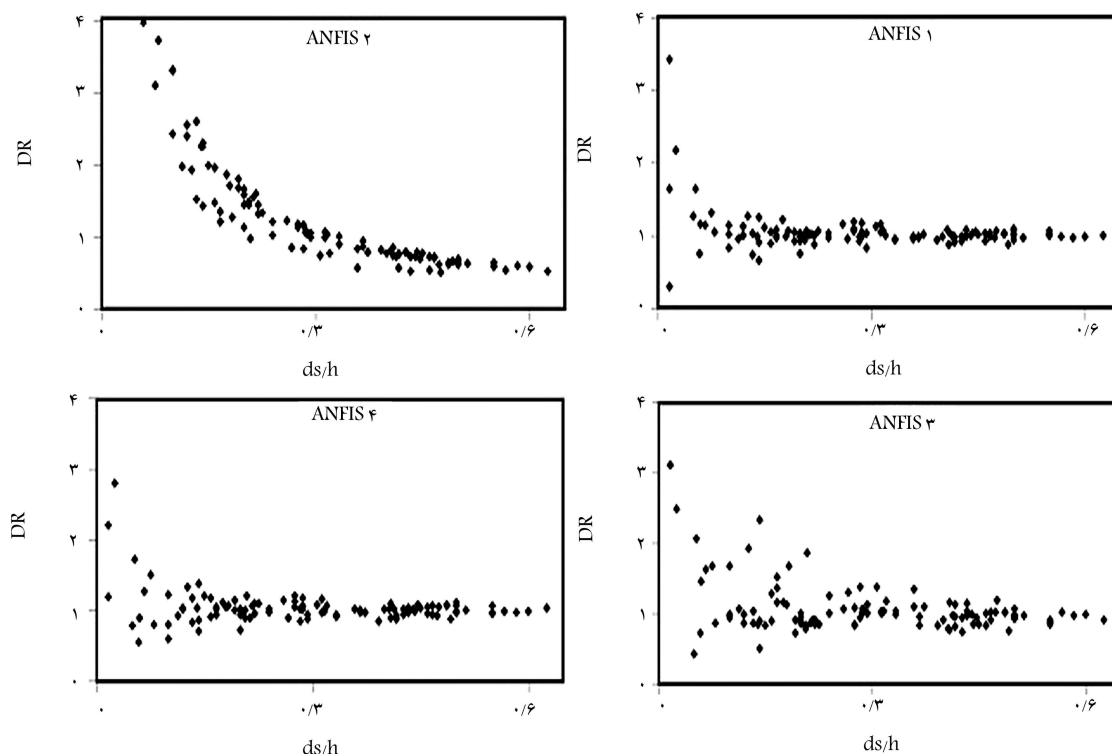


شکل ۵. نمودارهای پراکندگی مدل‌های مختلف ANFIS.

می‌کند. برای این مدل مقادیر $MAPE$ و $RMSE$ به ترتیب برابر $۲۷/۲۴۰$ و $۰/۰۵۵$ به دست آمده است. علاوه بر این مقادیر شاخص پراکندگی و ضریب تبیین برای ANFIS ۳ به ترتیب $۰/۱۸۷$ و $۰/۸۷۶$ محاسبه شده است. برای شبیه‌سازی مقادیر آب‌شستگی توسط مدل ANFIS ۴ تأثیر پارامتر بدون بعد D/h نادیده گرفته شده است. به عبارت دیگر این مدل تابعی از پارامترهای d/h , Fr است. برای مدل مذکور مقادیر شاخص‌های آماری R^2 , $MAPE$ و SI به ترتیب برابر $۰/۹۷۰$ ، $۱۵/۴۴۵$ و $۰/۰۹۱$ به دست آمده است. همچنین برای این مدل مقدار خطای جذر میانگین مربعات برابر $۰/۰۲۷$ تخمین زده شده است. بنابراین بر اساس تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های شش‌گانه‌ی ANFIS ۱ تا ANFIS ۶ به‌عنوان مدل برتر معرفی می‌شود. علاوه بر این با توجه به تحلیل حساسیت مشاهده می‌شود با حذف پارامتر Fr دقت مدل‌سازی به‌طور چشم‌گیری کاهش یافت؛ پس این پارامتر مؤثرترین پارامتر شناسایی شد.

در ادامه به منظور بررسی بیشتر دقت مدل‌های ANFIS اختلاف

مقادیر شاخص آماری درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات برای این مدل به ترتیب مساوی $۱۱/۸۴۹$ و $۰/۰۲۳$ به دست آمده است. در میان تمام مدل‌های ترکیبی، مدل شماره یک دارای بیشترین دقت و بالاترین همبستگی با مقادیر آزمایشگاهی است. همان‌طور که بیان شد برای شناسایی مؤثرترین پارامتر برای شبیه‌سازی عمق آب‌شستگی، سه مدل ترکیبی با دو پارامتر ورودی تعریف می‌شود. مثلاً مدل ANFIS ۲ تابعی از $(D/h, d/h)$ است و برای شبیه‌سازی عمق آب‌شستگی توسط این مدل تأثیر عدد فرود حذف شده است. برای مدل مذکور نتایج شاخص‌های آماری R^2 ، $MAPE$ و $RMSE$ به ترتیب مساوی $۰/۰۶۹$ ، $۱۲۱/۹۳۹$ و $۰/۱۵۱$ به دست آمده است. همچنین برای مدل مذکور مقدار شاخص پراکندگی برابر $۰/۵۱۱$ محاسبه شده است. در میان کلیه‌ی مدل‌های با دو پارامتر ورودی ANFIS ۲ کمترین دقت است. علاوه بر این برای تخمین آب‌شستگی توسط مدل ANFIS ۳ تأثیر پارامتر d/h نادیده گرفته شده است. به بیان دیگر مدل مذکور مقادیر تابع هدف را بر حسب پارامترهای بدون بعد $(D/h, Fr)$ شبیه‌سازی



شکل ۶. نمودارهای تغییرات آب‌شستگی در برابر ضریب اختلاف برای مدل‌های ANFIS.

دارند. در حالی که حدوداً ۴۰ درصد نتایج آب‌شستگی مدل‌سازی شده توسط ANFIS ۴ دارای خطایی کمتر از ۵ درصد هستند.

۲.۶. مدل‌های ANFIS-FA

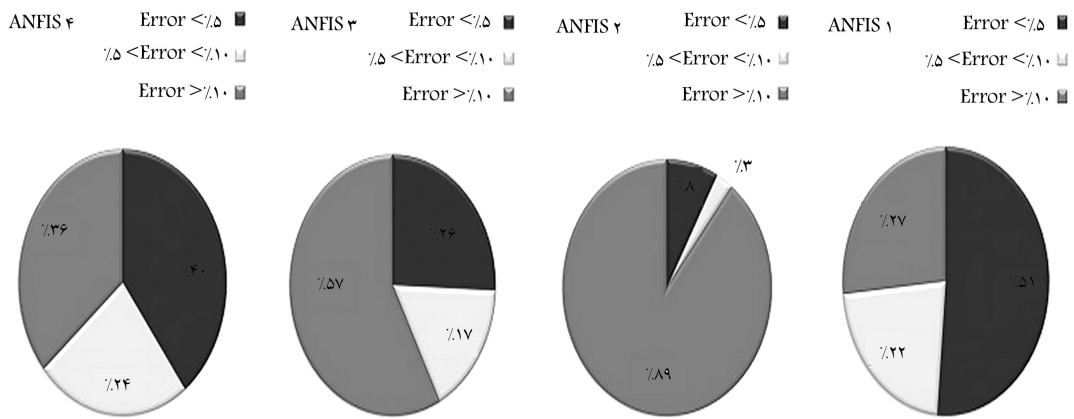
در این بخش به بررسی نتایج مدل‌های ترکیبی ANFIS-FA پرداخته می‌شود. در شکل ۸ شاخص‌های آماری مدل‌های مختلف ANFIS-FA با هم مقایسه شده است. بر اساس نتایج شبیه‌سازی، ANFIS-FA ۱ دارای بیشترین دقت در میان مدل‌های ترکیبی است. این مدل دارای همبستگی بالایی با مقادیر آزمایشگاهی است. مثلاً، مقدار R^2 برای این مدل مساوی با ۰/۹۹۱ تخمین زده شده است. علاوه بر این مقادیر $RMSE$ و $MAPE$ برای ANFIS-FA ۱ به ترتیب مساوی ۵/۸۷۶ و ۰/۰۱۵ محاسبه شده است. همچنین در میان مدل‌های با دو پارامتر ورودی، ANFIS-FA ۲ دارای کمترین مقدار دقت است. برای این مدل مقادیر MAE ، R^2 و SI به ترتیب مساوی با ۰/۱۲۷، ۰/۰۳۷ و ۰/۵۱۰ به دست آمده‌اند. این مدل در مقایسه با سایر مدل‌های ترکیبی دارای همبستگی بسیار پایینی با مقادیر مشاهداتی است. همچنین برای ANFIS-FA ۳ مقادیر شاخص‌های آماری $RMSE$ و $MAPE$ به ترتیب برابر ۰/۰۵۲ و ۲۵/۶۰۵ به دست آمده است. در میان مدل‌های با دو پارامتر ورودی، مدل ANFIS-FA ۴ دارای بیشترین دقت است. برای این مدل مقدار ضریب تبیین مساوی ۰/۹۷۵ است و مقادیر SI و MAE به ترتیب برابر ۰/۰۸۴ و ۰/۰۲۰ محاسبه شده است. نمودارهای پراکندگی مدل‌های مختلف ANFIS-FA در قالب شکل ۹ قابل مشاهده است. با توجه به تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های ترکیبی، مدل ANFIS-FA ۱ مساوی با دقت قابل قبولی مقادیر آب‌شستگی در مجاریت پایه‌های پل جفت را شبیه‌سازی کرد. همچنین با حذف پارامتر عدد فرود دقت مدل‌سازی به‌طور چشم‌گیری کاهش یافت. بنابراین عدد فرود به‌عنوان مؤثرترین پارامتر ورودی شناسایی شد.

(DR) مدل‌های مذکور ارزیابی می‌شود. این پارامتر شامل نسبت آب‌شستگی شبیه‌سازی شده به آب‌شستگی‌های مشاهداتی است:

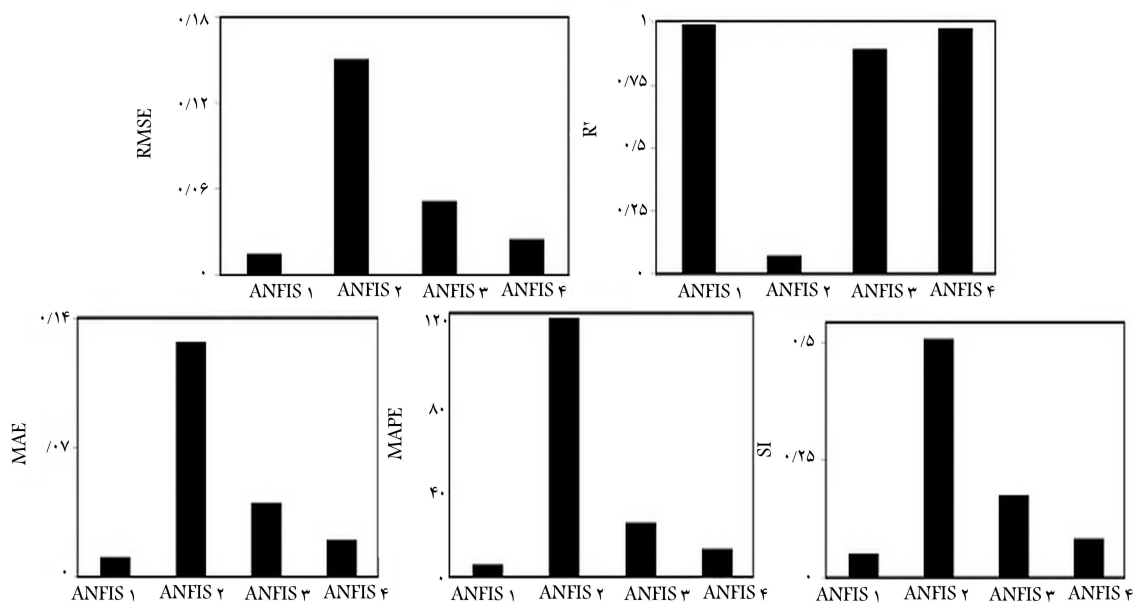
$$DR = \frac{R_{Predicted}}{R_{Observed}} \quad (15)$$

همچنین ضریب اختلاف بیشینه، کمینه و متوسط به ترتیب با DR_{max} ، DR_{min} و DR_{ave} نیز برای مدل‌های مختلف ترکیبی ANFIS محاسبه شده است. علاوه بر این تغییرات نسبت اختلاف در مقابل آب‌شستگی مشاهداتی برای مدل‌های مختلف ANFIS در شکل ۶ به‌تصویر کشیده شده است. مثلاً مقدار نسبت اختلاف متوسط برای مدل ANFIS ۱ مساوی ۱/۰۳۹ به دست آمده است. برای مدل مذکور مقادیر DR_{min} ، DR_{max} به ترتیب مساوی با ۳/۴۱۰ و ۰/۲۹۶ محاسبه شده است. همچنین مقدار DR_{ave} برای مدل‌های ANFIS ۲ و ANFIS ۳ به ترتیب مساوی ۱/۹۴۴ و ۱/۱۲۸ تخمین زده شده است. نسبت اختلاف متوسط برای مدل ANFIS ۴ برابر ۱/۰۶۱ است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، نزدیک‌ترین مقدار DR_{ave} به عدد یک برای ANFIS ۱ محاسبه شده است.

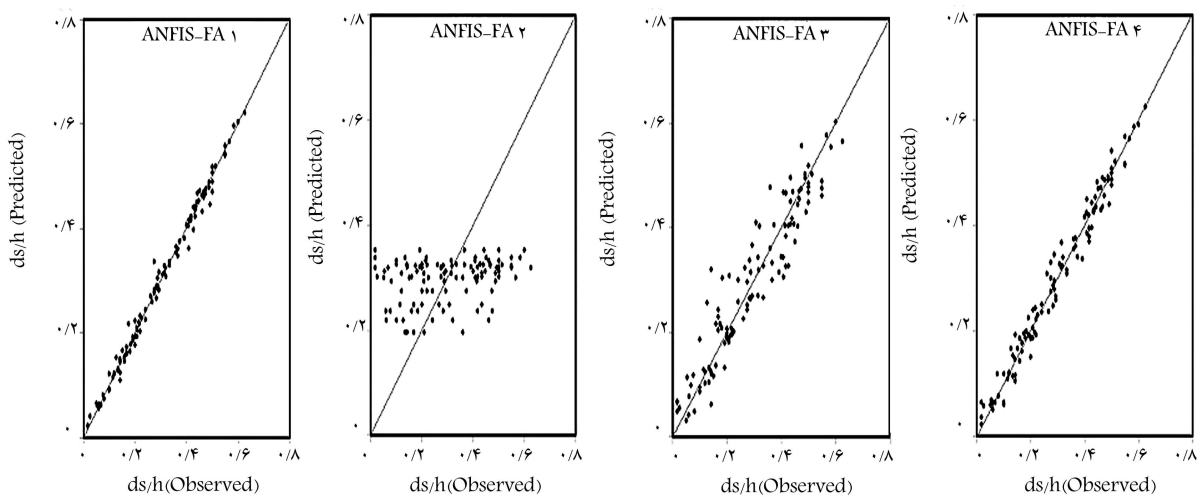
در ادامه توزیع خطا برای مدل‌های ANFIS مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در شکل ۷ نمودار توزیع خطا برای مدل‌های ANFIS ۱ تا ANFIS ۴ به‌تصویر کشیده شده است. مثلاً بیش از نیمی از مقادیر آب‌شستگی پیش‌بینی شده توسط مدل ANFIS ۱ دارای خطایی کمتر از ۵ درصد هستند. در حالی که تقریباً ۲۷ درصد نتایج این مدل مقدار خطایی بیشتر از ۱۰ درصد دارند. در مقابل حدوداً ۹۰ درصد نتایج مدل ANFIS ۲ خطایی بیشتر از ۱۰ درصد دارند. همچنین تقریباً ۳ درصد نتایج مدل مذکور بین ۵ تا ۱۰ درصد است. علاوه بر این حدوداً یک چهارم نتایج مدل ANFIS ۳ خطایی کمتر از ۵ درصد دارند. همچنین بیشتر از نیمی از مقادیر آب‌شستگی تخمین زده شده توسط ANFIS ۳ خطایی بیشتر از ۱۰ درصد



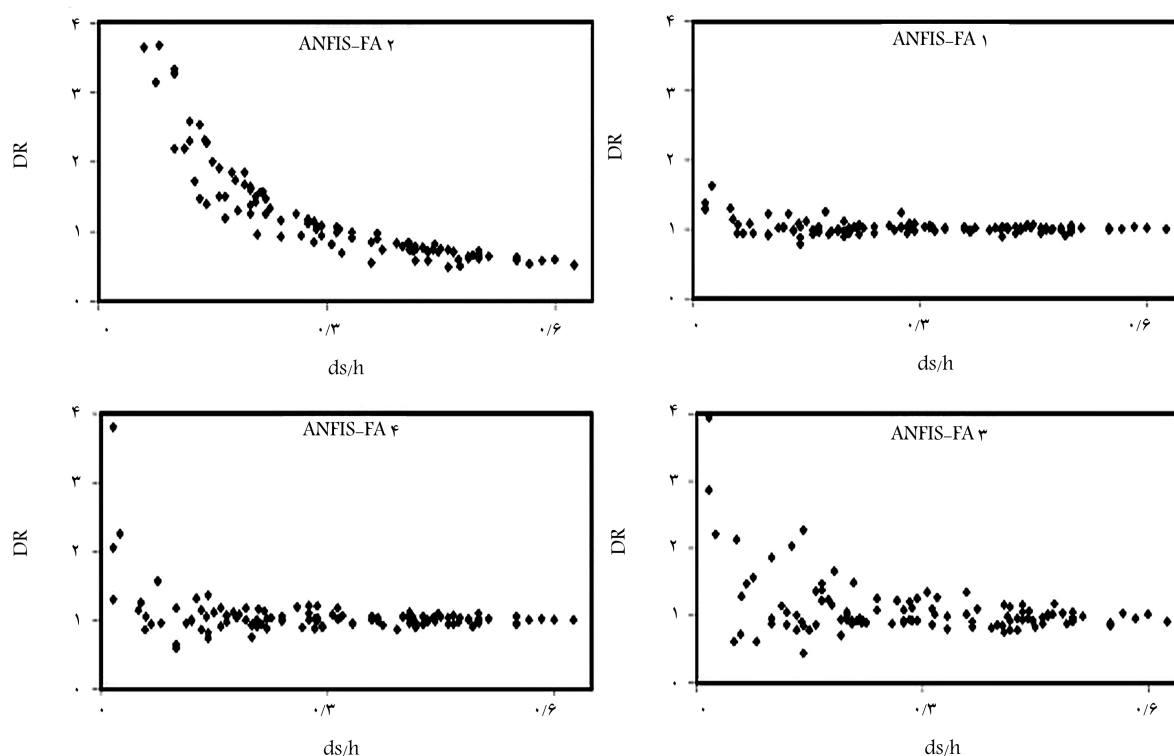
شکل ۷. توزیع خطا برای مدل‌های ANFIS.



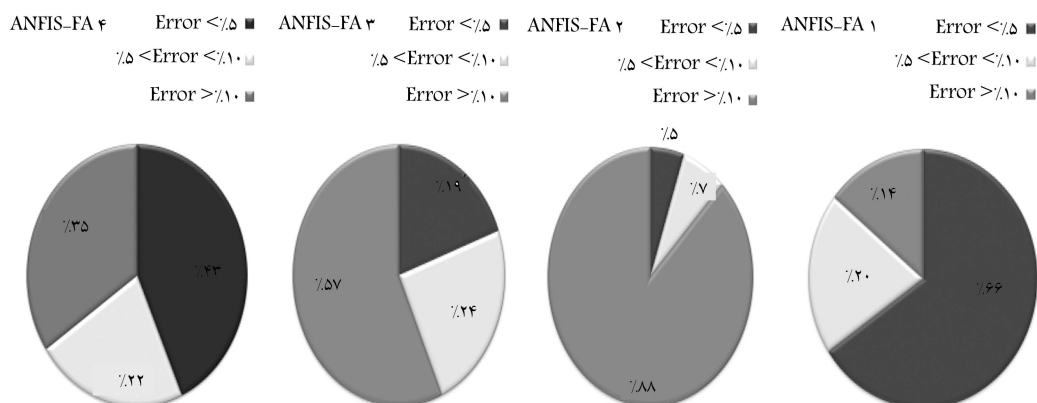
شکل ۸. مقایسه شاخص‌های آماری مختلف برای مدل‌های ANFIS-FA.



شکل ۹. نمودارهای پراکنده برای مدل‌های مختلف ANFIS-FA.



شکل ۱۰. نمودارهای تغییرات آب‌شستگی در برابر ضریب اختلاف برای مدل‌های ANFIS-FA.



شکل ۱۱. توزیع خطا برای مدل‌های ANFIS-FA.

دارند. برای مدل مذکور تقریباً ۱۴ درصد مقادیر آب‌شستگی بیشتر از ۱۰ درصد خطا دارند. در حالی که اکثر قریب به اتفاق نتایج مدل ANFIS-FA ۲ دارای خطایی حدوداً ۹۰ درصدی هستند. برای این مدل فقط ۵ درصد نتایج خطایی کمتر از ۵ درصد دارند. علاوه بر این بیش از نیمی از مقادیر آب‌شستگی تخمین زده شده توسط ANFIS-FA ۳ مقدار خطایی بیشتر از ۱۰ درصد دارند. هم‌چنین بر اساس نتایج توزیع خطا، تقریباً ۲۲ درصد آب‌شستگی‌های پیش‌بینی شده توسط ANFIS-FA ۴ خطایی بین ۵ تا ۱۰ درصد دارند. با توجه به تحلیل نتایج مدل‌های عددی، کلیدی مدل‌های ترکیبی مقادیر آب‌شستگی را با دقت بیشتری در مقایسه با مدل ANFIS متناظر تخمین زدند. هم‌چنین مدل ANFIS-FA ۱ به عنوان مدل برتر شناسایی شد. این مدل مقادیر آب‌شستگی را بر حسب کلیدی پارامترهای ورودی تخمین می‌زند. عدد فرود جریان مؤثرترین پارامتر ورودی است که با حذف آن دقت مدل‌سازی به شکل قابل توجهی کاهش یافت.

در این بخش مقادیر ضریب اختلاف متوسط، بیشینه، و کمینه برای مدل‌های ترکیبی ارزیابی می‌شود. مثلاً DR_{max} ، DR_{min} و DR_{ave} برای ANFIS-FA ۱ به ترتیب مساوی ۱٫۶۱۱، ۰٫۷۷۰ و ۱٫۰۱۶ محاسبه شده است. در حالی که نسبت اختلاف متوسط برای مدل‌های ANFIS-FA ۲ و ANFIS-FA ۳ به ترتیب برابر با ۱٫۹۴۲ و ۱٫۱۱۱ تخمین زده شده است. در حالی که مقدار DR_{ave} برای مدل ANFIS-FA ۳ برابر ۱٫۰۵۰ به دست آمده است. بنابراین، در میان تمام مدل‌ها، نزدیک‌ترین مقدار نسبت اختلاف به عدد یک برای ANFIS-FA ۱ محاسبه شده است. تغییرات DR در مقابل مقادیر آب‌شستگی در مجاورت پایه‌های پل جفت در شکل ۱۰ به تصویر کشیده شده است. در ادامه توزیع خطا برای مدل‌های ANFIS-FA ۱ تا ANFIS-FA ۴ بررسی می‌شود که در شکل ۱۱ نشان داد شده است. مثلاً حدوداً ۶۶ درصد نتایج مدل ANFIS-FA ۱ دارای خطایی کمتر از ۵ درصد هستند. برای این مدل یک پنجم نتایج خطایی بین ۵ تا ۱۰ درصد

جدول ۱. نتایج تحلیل عدم قطعیت برای مدل‌های ۱ ANFIS و ۱ ANFIS-FA.

مدل‌ها	تعداد نمونه‌ها	میانگین خطای پیش‌بینی شده	انحراف استاندارد	S_e	عرض باند عدم قطعیت	٪۹۵ خطای پیش‌بینی شده
ANFIS ۱	۱۱۳	-۱٫۳۹۸E-۸	۰٫۰۲۳	۰٫۰۰۰۲	۰ ± ۰/۰۰۴	-۰٫۰۰۰۴ و ۰٫۰۰۰۴
ANFIS-FA ۱	۱۱۳	-۳٫۵۴۶E-۹	۰٫۰۱۵	۰٫۰۰۰۱	۰ ± ۰/۰۰۳	-۰٫۰۰۰۳ و ۰٫۰۰۰۳

۸. نتیجه‌گیری

در مطالعه‌ی حاضر با استفاده از شبکه‌ی ANFIS و الگوریتم کرم شب‌تاب یک مدل ترکیبی بهینه‌سازی برای مدل‌سازی عمق آب‌شستگی در اطراف پایه‌های پل جفت ارائه شد. برای بررسی دقت مدل عددی از شبیه‌سازی‌های مونت‌کارلو بهره گرفته شد و هم‌چنین برای صحت‌سنجی نتایج مدل‌سازی از روش اعتبارسنجی ضربدری با $k = 5$ استفاده شد. سپس با استفاده از پارامترهای مؤثر بر روی عمق آب‌شستگی، چهار مدل ANFIS و ANFIS-FA توسعه داده شد. سپس با تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های عددی نشان داده شد که مدل‌های ترکیبی در مقایسه با مدل‌های ANFIS مقادیر آب‌شستگی را با دقت بیشتری تخمین می‌زنند. علاوه بر این مدل برتر معرفی شد. مدل برتر (ANFIS-FA ۱) مقادیر آب‌شستگی را بر حسب تمام پارامترهای ورودی تخمین زد. این مدل دارای دقت قابل قبولی بود؛ مثلاً، مقدار $RMSE$ ، $MAPE$ ، R^2 برای این مدل به ترتیب مساوی با ۰٫۶۹۹۱، ۵٫۸۷۶ و ۰٫۱۵ تخمین زده شد. علاوه بر این، مقادیر DR_{max} ، DR_{min} و DR_{ave} برای ANFIS-FA ۱ (مدل برتر) به ترتیب مساوی ۱٫۶۱۱، ۰٫۷۷۰ و ۰٫۱۶ محاسبه شدند. بر اساس نتایج تحلیل حساسیت، پارامتر عدد فرود جریان مؤثرترین پارامتر ورودی شناسایی شد. تحلیل عدم قطعیت نشان داد که مدل برتر دارای عملکردی بیشتر از مقدار واقعی بود. بنابراین مدل ANFIS ۱ دارای عملکردی کمتر از مقدار واقعی بوده و در مقابل ANFIS-FA ۱ دارای عملکردی بیشتر از مقدار واقعی است. پیشنهاد می‌شود که سایر مدل‌های هوش مصنوعی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی دیگر برای تخمین الگوی آب‌شستگی در مجاورت سازه‌های مختلف هیدرولیکی استفاده شود.

۷. تحلیل عدم قطعیت

در ادامه به انجام تحلیل عدم قطعیت برای مدل‌های برتر ANFIS و ANFIS-FA پرداخته می‌شود. تحلیل عدم قطعیت برای توصیف خطای پیش‌بینی شده توسط مدل‌های مذکور مورد استفاده قرار می‌گیرد که در آن مقدار خطای پیش‌بینی شده توسط مدل عددی (e_j) به صورت تفاضل بین مقادیر تراز آب زیرزمینی پیش‌بینی شده (P_j) و مقادیر مشاهداتی (T_j) محاسبه می‌شود $e_j = P_j - T_j$. هم‌چنین مقدار میانگین خطای پیش‌بینی شده به صورت $\bar{e} = \sum_{j=1}^n e_j$ به دست می‌آید. علاوه بر این مقدار انحراف استاندارد مقادیر خطای پیش‌بینی شده نیز به صورت $S_e = \sqrt{\sum_{j=1}^n (e_j - \bar{e})^2 / n - 1}$ تعریف می‌شود. منفی بودن مقدار \bar{e} نشان‌دهنده عملکرد کمتر از مقدار واقعی بودن مدل عددی است. در مقابل مثبت بودن \bar{e} به معنای عملکرد بیشتر از مقدار واقعی بودن مدل عددی مذکور است. با استفاده از پارامترهای \bar{e} و S_e یک بازه‌ی اطمینان در اطراف مقادیر پیش‌بینی شده از یک خطا توسط روش ویلسون تولید می‌شود. در ادامه با استفاده از S_e و \bar{e} به صورت تقریبی منجر به ۹۵٪ بازه‌ی اطمینان می‌شود. نتایج تحلیل عدم قطعیت برای مدل‌های ۱ ANFIS و ۱ ANFIS-FA در جدول ۱ مرتب شده است. مقدار خطای متوسط پیش‌بینی شده برای ۱ ANFIS و ۱ ANFIS-FA به ترتیب مساوی $-۱٫۳۹۸E-۸$ و $-۳٫۵۴۶E-۹$ به دست آمد؛ بنابراین مدل ANFIS ۱ دارای عملکردی کمتر از مقدار واقعی است و در مقابل ANFIS-FA ۱ دارای عملکردی بیشتر از مقدار واقعی است. علاوه بر این طول بازه‌ی عدم قطعیت برای ۱ ANFIS و ۱ ANFIS-FA به ترتیب مساوی با $-۰٫۰۰۰۴$ و $-۰٫۰۰۰۳$ محاسبه شده است.

پانویس‌ها

1. culvert
2. linguistic language concept
3. backpropagation
4. hybrid
5. firefly algorithm
6. swarm intelligence

منابع (References)

1. Ataie-Ashtiani, B., Baratian-Ghorghi, Z. and Beheshti, A.A. "Experimental investigation of clear-water local scour of compound piers", *Journal of Hydraulic Engineering*, **136**(6), pp. 343-351 (2010).

2. Amini, A., Melville, B.W., Ali, T.M. and et al. "Clear-water local scour around pile groups in shallow-water flow", *Journal of Hydraulic Engineering*, **138**(2), pp. 177-185 (2011).
3. Petersen, T.U., Sumer, B.M. and Fredsoe, J. "Edge scour at scour protections around piles in the marine environment-Laboratory and field investigation", *Coastal Engineering*, **106**, pp. 42-72 (2015).
4. Wang, H., Tang, H. and Liu, Q. "Local scouring around twin bridge piers in open-channel flows", *Journal of Hydraulic Engineering*, **142**(9), pp. 06016008-1-8 (2016).
5. Oliveto, G. and Marino, M.C. "Temporal scour evolution at non-uniform bridge piers", *In Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Water Management*, **170**(5), pp. 254-261 Thomas Telford Ltd (2016).

6. Trent, R., Gagarin, N. and Rhodes, J. "Estimating pier scour with artificial neural networks", *In Hydraulic Engineering*, **93**, pp. 1043-1048 (1993).
7. Liriano, S.L. and Day, R.A. "Prediction of scour depth at culvert outlets using neural networks", *Journal of Hydroinformatics*, **3**(4), pp. 231-238 (2001).
8. Bateni, S.M. and Jeng, D.S. "Estimation of pile group scour using adaptive neuro-fuzzy approach", *Ocean Engineering*, **34**(8), pp. 1344-1354 (2007).
9. Firat, M. and Gungor, M. "Generalized regression neural networks and feed forward neural networks for prediction of scour depth around bridge piers", *Advances in Engineering Software*, **40**(8), pp. 731-737 (2009).
10. Muzzammil, M. "ANFIS approach to the scour depth prediction at a bridge abutment", *Journal of Hydroinformatics*, **12**(4), pp. 474-485 (2010).
11. Najafzadeh, M., Barani, G.A. and Hessami Kermani, M.R. "Abutment scour in clear-water and live-bed conditions by GMDH network", *Water Science & Technology*, **67**(5), pp.1121-1128 (2013).
12. Azimi, H., Bonakdari, H., Ebtehaj, I. and et al. "Evolutionary pareto optimization of an ANFIS network for modeling scour at pile groups in clear water condition", *Fuzzy Sets and Systems*, **319**, pp. 50-69 (2017).
13. Shabanlou, S., Azimi, H., Ebtehaj, I. and et al. "Determining the scour dimensions around submerged vanes in a 180 bend with the gene expression programming technique", *Journal of Marine Science and Application*, **17**(2), pp. 233-240 (2018).
14. Azimi, H., Bonakdari, H., Ebtehaj, I. and et al. "A pareto design of evolutionary hybrid optimization of ANFIS model in prediction abutment scour depth", *Sad-hana*, **44**(7), p. 169 (2019).
15. Jang, J.S.R. "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system", *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern*, **23**(3), pp. 665-685. (1993).
16. Yang, X.S. "Firefly algorithm (chapter 8)", *Nature-inspired Metaheuristic Algorithms*, Luniver Press (2008).
17. Yang, X.S. "Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization", *Int J Bio-Ins Comp*, **2**(2), pp. 78-84 (2010).
18. Ataie-Ashtiani, B. and Beheshti, A.A. "Experimental investigation of clear-water local scour at pile groups", *Journal of Hydraulic Engineering*, **132**(10), pp. 1100-1104 (2006).