

ارزیابی عملکرد روش‌های داده‌کاوی و روابط تجربی در تخمین عمق آب‌شستگی اطراف

پایه‌های پل

محمدتقی ستاری^{۱*}، علی رضازاده جودی^۲، هادی ارونقی^۳

چکیده

یکی از عواملی که همواره پل‌ها را مورد تهدید قرار می‌دهد، آب‌شستگی موضعی می‌باشد. پرشمار بودن فراسنج‌های تاثیرگذار بر پدیده‌ی آب‌شستگی و همچنین پیچیدگی فرایند آب‌شستگی، بررسی این پدیده را با دشواری‌های بسیار همراه نموده است. به‌رغم تلاش‌های زیاد صورت گرفته در این زمینه و تعدد روابط تجربی موجود، رابطه‌ی کلی و جامعی برای تخمین عمق حفره‌ی آب‌شستگی در همه‌ی شرایط موجود نیست. امروزه استفاده از روش‌های نوین داده‌کاوی، سامانه‌های هوشمند و نرم‌افزار درختی M5، برای حل و شبیه‌سازی مسائل پیچیده‌ی مهندسی آب مورد توجه واقع شده‌اند. در این تحقیق، با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و مشخص نمودن ۱۰ نمایشنامه مختلف، شامل ترکیب‌های متفاوتی از عوامل موثر بر آب‌شستگی، سعی بر بررسی کارایی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و نرم‌افزار درختی M5 در تخمین عمق آب‌شستگی پایه‌ی پل و مقایسه‌ی دستاوردها با نتایج روابط تجربی Mississippi، Melville و HEC-18 شده است. نتایج به‌دست آمده نشان دادند نرم‌افزار درختی M5، با ارائه‌ی دو قانون ساده اگر-آن‌گاه و با ضریب همبستگی ۰/۹۵ در مقایسه با روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و روابط تجربی در تخمین آب‌شستگی از کارایی بالایی برخوردار است. همچنین، مشخص گردید که برای داده‌های آزمایشگاهی مورد استفاده در این تحقیق و از بین روابط تجربی موجود، روابط HEC-18، Mississippi و Melville به ترتیب از دقت نسبتاً بالایی برخوردار می‌باشند.

کلمات کلیدی: آب‌شستگی موضعی، داده‌کاوی، نرم‌افزار درختی M5، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، روابط تجربی.

^۱ - محمدتقی ستاری، عضو هیئت علمی گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.

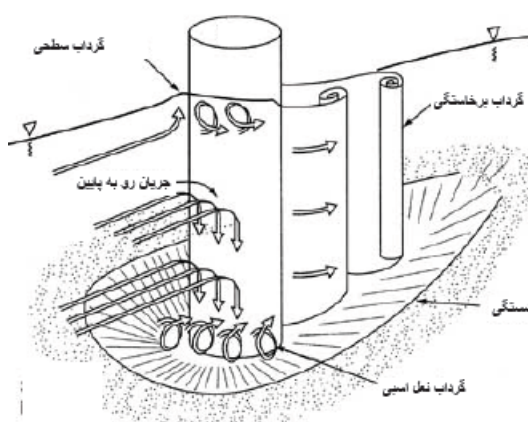
شماره تماس: ۰۹۱۴۴۰۱۵۸۰۲ آدرس ایمیل: mtsattar@gmail.com

^۲ - کارشناس ارشد عمران آب، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد مراغه، دانشگاه آزاد اسلامی، مراغه، ایران.

^۳ - عضو هیئت علمی گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.

مقدمه

۱۹۸۸). گردابه‌های برخاستگی، که در پشت پایه فعالند، در صورت نبودن گردابه‌های نعل اسبی حفره‌ای را در پشت پایه به وجود می‌آورند. همچنین، گردابه‌های برخاستگی انتقال ته‌نشست‌های کنده شده‌ی حفره را به پایین‌دست پایه بر عهده دارند (ارونقی و همکاران، ۱۳۸۷). شکل ۱ صورت کلی گردابه‌های نعل اسبی و برخاستگی را در اطراف پایه‌ی پل استوانه‌ای نشان می‌دهد. بررسی آماری ویرانی پلها نشان می‌دهد که عوامل هیدرولیکی، و در راس آنها آبشستگی موضعی مهمترین عامل تخریب پایه‌ی پلها به شمار می‌رود (شیروول و هالت، ۱۹۹۱).



شکل ۱- نمایی طرح واره‌ای از گردابه‌های نعل اسبی و برخاستگی (شفاعی بجستان، ۲۰۰۴)

فراسنجهای موثر شناخته شده بر آبشستگی پایه پل شامل فراسنجهای هیدرولیکی مانند عمق و غیره، سرعت متوسط جریان و غیره، فراسنجهای مربوط به سیال مانند گرانش، جرم واحد حجم و غیره، فراسنجهای هندسی مانند قطر پایه، شکل پایه و غیره و فراسنجهای ته‌نشستی مانند اندازه‌ی مواد ته‌نشستی و توزیع دانه‌بندی و غیره می‌باشند (شفاعی بجستان، ۱۳۸۲). روابط تجربی ارائه شده برای محاسبه‌ی عمق آبشستگی تابع شرایط آزمایشگاهی خاصی بوده و متغیرهای معدودی را مورد بررسی قرار می‌داده، و یا بازه‌ی محدودی از آن متغیر را در نظر می‌گیرند، به همین جهت، روابط مزبور قابل تعمیم و استفاده در شرایط مختلف میدانی نمی‌باشند (پال و همکاران، ۲۰۱۲). امروزه با پیشرفت فناوریهای رایانه‌ای و توسعه‌ی روشهای داده‌کاوی، کاربرد آنها در بخشهای مختلف مهندسی نیز افزایش چشم‌گیری داشته است. اصول کلی این روشها بررسی روابط پنهان موجود

آبشستگی موضعی یکی از دلایل عمده‌ی ویرانی پلها در دنیاست. عمق ناشی از فرسایش بستر نسبت به بستر اولیه را عمق آبشستگی نامند (شفاعی بجستان، ۱۳۸۲). آبشستگی را به سه دسته‌ی کلی، موضعی و آبشستگی ناشی از تنگ‌شدگی مقطع طبقه‌بندی می‌کنند. از طرف دیگر، با توجه به حرکت ته‌نشستها در جریانهای رودخانه‌ای، آبشستگی به دو دسته‌ی آبشستگی آب زلال^۱ و آبشستگی بستر زنده^۲ تقسیم می‌گردد. بیشترین اندازه عمق آبشستگی پایه‌های پل در آبشستگی آب زلال ایجاد می‌شود (ارونقی و همکاران، ۱۳۸۷). آبشستگی آب زلال زمانی اتفاق می‌افتد که سرعت جریان طبیعی در مجرا کمتر از سرعت آستانه‌ی حرکت ذرات بستر باشد، چنانچه سرعت جریان در مجرا قبل از رسیدن به مانع از سرعت آستانه حرکت ذرات بستر بیشتر گردد، آبشستگی بستر زنده مشاهده خواهد شد (بروسرز و رادکیوی، ۱۹۹۱). هنگام برخورد آب به پایه‌ی پل، سرعت جریان به فشار پویا تبدیل می‌شود. از آن جا که سرعت از سطح آب به طرف کف کاهش می‌یابد، فشار پویا روی پایه نیز از بالا به پایین کم شده و این شیب فشار باعث ایجاد جریان رو به پایین می‌گردد. این جریان پس از برخورد به بستر به جهات مختلف پراکنده شده و باعث حفر زمین می‌گردد. مقداری از این جریان، که رو به بالا بازگشت می‌کند، در برخورد به جریان عمومی مجبور به حرکت در جهت جریان گشته، مجدداً به پایه برخورد می‌کرده، و در داخل حفره کنده شده گرداب نعل اسبی^۳ را تشکیل می‌دهد. این گرداب در دو طرف پایه امتداد یافته و شکلی شبیه به نعل اسب را به حفره می‌دهد. گردابه‌های نعل اسبی بیشتر در جلو پل فعال بوده و سبب گود کردن جلو پایه می‌شوند (زراتی و عزیز، ۱۳۷۵). گرداب برخاستگی^۴ بر اثر جدایی خطوط جریان از پایه پل ایجاد می‌گردند. این نوع سامانه گردابی مانند یک گردباد عمل می‌کرده و ته‌نشستها را از کف به سمت بالا حرکت می‌دهد؛ به عبارت دیگر، جهت حرکت این سامانه گردابی رو به بالاست (ملویل و ساترلندز،

1 - clear water scour

2 - live bed scour

3 - horseshoe vortex

4 - wake vortex

بررسی نرم افزار درختی M5 و درختهای طبقه‌بندی و وایازی برای پیش‌بینی عمق آبستگي در زیر منحنی پیوند آزاد اشاره نمود. در کلیه ی تحقیقات مذکور، روشهای محاسباتی نرم عملکرد قابل قبولی داشته‌اند؛ بنابراین، گردیده است که این روشها می‌توانند جایگزین مناسبی برای روشهای تجربی باشند. همان گونه که ذکر شد، یکی از روشهای نوین داده‌کاوی نرم افزار درختی M5 است، که با یک ساختار درختی اقدام به پیش بینی متغیر پیوسته ی هدف، و استخراج روابط خطی براساس قوانین اگر-آن گاه می کند. هدف از مطالعه ی حاضر بررسی کارایی و عملکرد روش نرم افزار درختی M5 در تخمین بیشینه ی عمق آبستگي براساس داده‌های آزمایشگاهی، و مقایسه ی نتایج آن با روش شبکه ی عصبی مصنوعی و روابط تجربی می باشد.

۲- مواد و روش

۲-۱- داده های آزمایشگاهی مورد استفاده

برای بررسی کارایی نرم افزار درختی M5 در تخمین ژرفای آبستگي موضعی در اطراف پایه ی پل، و مقایسه آن با روابط تجربی و شبکه های عصبی مصنوعی، در مجموع از ۹ گروه داده‌های آزمایشگاهی که به وسیله محققان مختلف در سراسر دنیا جمع‌آوری گردیده، استفاده شده است (یانماز و همکاران، ۲۰۰۱). داده‌های مورد استفاده در این تحقیق در کل شامل ۲۰۵ مجموعه ی داده مربوط به فراسنجهای مؤثر بر آبستگي موضعی پایه‌های پل استوانه‌ای می‌باشند که در شرایط بستر زنده اتفاق افتاده‌اند. از کل این ۲۰۵ مجموعه داده، ۱۳۵ مجموعه داده، معادل ۶۶ درصد برای آموزش، و تعداد ۷۰ گرفته شده اند. در اغلب این مقاله ها اطلاعاتی در مورد دانه‌بندی ذرات در یک نقطه ی مشخص از بستر رود، که در آن اندازه‌گیری‌های میدانی آبستگي پایه پل برداشت شده است، وجود ندارد (فروهلش، ۱۹۸۸). در واقع، دانه-بندی مواد بستر با توجه به مقاوم بودن آن رود اثر تاخیری قابل توجهی در آبستگي موضعی دارد (یانماز و همکاران، ۲۰۰۱)؛ بنابراین، در تحقیق حاضر، از داده‌های آزمایشگاهی استفاده گردیده است. ویژگیهای آماری مربوط به فراسنجهای بامعد و بی‌معد موجود، که به دو سمت آموزش و آزمون تقسیم شده‌اند، در جدول ۱ آورده

در ورای داده‌ها و متغیرهای مختلف بدون در نظر گرفتن فرایند فیزیکی حاکم بر سامانه در جهت پیدا کردن رابطه ی موجود بین متغیرهای مختلف می باشد تا با استفاده از یک گروه متغیرهای ورودی بتوانند مقدار متغیر پیوسته هدف را با بهترین و بیشترین دقت ممکن تخمین بزنند. از جمله تحقیقات صورت گرفته در زمینه ی پیش‌بینی عمق آبستگي با استفاده از روشهای نوین داده‌محور می توان به تحقیقات کوچک‌زاده و همکاران (۱۳۸۱) در زمینه ی پیش‌بینی عمق آبستگي موضعی در اطراف پایه‌های واقع در مجرای اصلی آبراهه‌ها به کمک شبکه ی عصبی مصنوعی اشاره نمود. ایشان در تحقیقاتشان دریافتند که شش فراسنج ورودی شامل سرعت جریان، سرعت بحرانی، عمق آب، قطر پایه ی پل، اندازه ی متوسط ذرات رسوب و انحراف معیار هندسی ذرات بستر بیشترین تاثیر را بر اندازه ی ژرفای چاله ی آبستگي دارند. همچنین در این زمینه می‌توان به تحقیقات اردشیر و همکاران (۱۳۸۹) در مورد توسعه ی زمانی آبستگي اطراف آبشکنهای نفوذ ناپذیر در نهر مستقیم و پیش‌بینی آن با شبکه ی عصبی مصنوعی، عظمت ... و همکاران (۲۰۱۰) در زمینه ی پیش‌بینی عمق آبستگي پایه ی پل با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک؛ یاسا و همکاران (۱۳۸۹) در زمینه ی پیش‌بینی آبستگي اطراف خطوط لوله در بستر دریا تحت تاثیر امواج با کاربرد روش درخت تصمیم؛ کومار گوپال و اوجا (۲۰۱۱) در مورد برآورد آبستگي پایین‌دست دریچه‌های پرش اسکی با استفاده از روش بردار پشتیبان و نرم افزار درختی M5؛ شهیدی و همکاران (۲۰۱۱) در زمینه ی پیش‌بینی عمق آبستگي ناشی از موج در خطوط لوله ی زیر دریا با استفاده از نرم افزار درختی M5 و شبکه‌های عصبی مصنوعی؛ ایوبلو و همکاران (۲۰۱۱) در زمینه ی پیش‌بینی ژرفای آبستگي در پایین‌دست دریچه‌های پرش اسکی با استفاده از روشهای محاسبات نرم، از جمله نرم افزار درختی M5، وایازی درختی و ماشین بردار پشتیبان؛ عظمت ... و حق (۲۰۱۲) در زمینه ی پیش-بینی عمق آبستگي در خروجیهای نهر آب با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک؛ پال و همکاران (۲۰۱۲) در مورد بررسی کارایی نرم افزار درختی M5 برای پیش‌بینی آبستگي پایه های پل با استفاده از داده‌های میدانی؛ و همچنین تحقیقات صمدی و همکاران (۲۰۱۴) در زمینه

۲-۲- نرم افزار درختی M5

نرم افزار درختی M5 زیر مجموعه‌ای از روشهای یادگیری ماشینی و داده‌کاوی است (کوئینلن، ۱۹۹۲). داده‌کاوی به فرایند جستجو و کشف شبیه‌گونگون، مختصرسازیها و اخذ الگوها از مجموعه‌ای از مقادیر معلوم اطلاق می‌گردد (علیخان زاده، ۱۳۸۴). نرم افزار درختی M5 یک روش داده‌کاوی است که فضای داده را به روش تقسیم کن؛ سپس انتخاب کن به قسمت‌های کوچک‌تری تقسیم می‌کند، و در هر کدام از آنها یک شبیه‌وایازی خطی می‌سازد. اندیشه‌ی تقسیم کردن در این روش از درختان تصمیم‌گیری گرفته شده است، با این تفاوت که نرم افزار مزبور در برگ‌هايش، به جای برچسب‌های طبقه‌بندی دارای توابع وایازی می‌باشد (بال و همکاران، ۲۰۱۲). نرم افزار درختی M5 دارای قابلیت یادگیری بالایی بوده و می‌تواند مسائل بسیار پیچیده را حل کند. یک درخت تصمیم معمولاً از چهار بخش ریشه^۳، شاخه^۴، گرهها^۵ و برگها^۶ تشکیل شده است؛ گرهها معمولاً با دایره نشان داده شده و شاخه‌ها معرف اتصال بین گرهها می‌باشند. درخت تصمیم به منظور سادگی در رسم معمولاً از چپ به راست و یا از بالا به پایین کشیده می‌شود، بطوری که ریشه (گره اول) در بالا قرار می‌گیرد. انتهای یک زنجیره را برگ می‌نامند. هر گره مربوط به یک خصوصیت معین است و شاخه‌ها به معنای بازه‌ای از مقادیر می‌باشند، این بازه‌ها مقادیر بخشهای مختلف مجموعه‌ی مقادیر معلوم را برای ویژگیها به دست می‌دهند. انشعاب به وسیله‌ی یکی از متغیرهای پیش‌بینی کننده انجام می‌پذیرد. بازه‌های انشعاب به گونه‌ای برگزیده می‌شوند که مجموع مجذور انحراف از میانگین داده‌های هر گره را حداقل کنند (فلاحی و همکاران، ۱۳۹۰). اولین مرحله برای ایجاد یک نرم افزار درختی، استفاده از یک معیار انشعاب است. معیار انشعاب برای الگوریتم M5 بر اساس عملکرد انحراف معیار مقادیر هر ردیف و یا طبقه است که در هر گره به دست می‌آید. این روش اساس روشهای طبقه‌بندی است که درگاشت^۷ نامیده می‌شود. آنتروپی می‌تواند به عنوان معیار میزان

شده اند. فراسنجهای دارای بعد استفاده شده‌اند این تحقیق شامل عرض پایه‌ی پل (b)، عمق جریان (d₀)، میانگین اندازه‌ی ته نشستها (d₅₀) و بیشینه‌ی ژرفای آبشستگی اطراف پایه پل (d_s)، و فراسنجهای بی‌بعد بررسی شده در این تحقیق شامل عدد فرود (F_r)، نسبت متوسط اندازه‌ی ته نشستها به عرض پایه‌ی پل (d₅₀/b) و نسبت عمق جریان به عرض پایه‌ی پل (d₀/b)، می‌باشند. در این تحقیق ابتدا ۱۰ نمایشنامه بر مبنای ترکیب فراسنجهای مختلف برای ایجاد شبیه‌مطلوب تعریف شدند، سپس با بررسی تک تک نمایشنامه، بهترین آن برای شبیه‌سازی عمق بیشینه‌چاله آبشستگی انتخاب گردید. در بررسی تاثیر فراسنجهای با بعد و بی‌بعد هم به صورت جدا از هم و همچنین به صورت ترکیبی انجام گرفت، تا مشخص گردد اثر کدام یک از فراسنجهای بیشتر است. عملکرد نرم افزار درختی M5، روابط تجربی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه بر پایه‌ی محاسبه‌ی ضریب همبستگی^۱ و جذر میانگین مربعات خطا^۲ مورد ارزیابی قرار گرفتند. فرمولهای محاسبه‌ی دو آماره‌ی فوق در روابط ۱ و ۲ آمده‌اند. در این رابطه‌ها مقادیر X شامل مقادیر مشاهداتی و Y شامل محاسباتی می‌باشند.

$$r_{pearson} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{N}} \quad (2)$$

جهت بررسی اندازه‌ی همبستگی بین فراسنجهای مستقل و فراسنج وابسته (ویژگی هدف) به منظور تعریف سناریوها (ترکیب فراسنجهای ورودی به شبیه‌ماتریس همبستگی بین فراسنجهای مختلف در جدول شماره ۲ ارائه شده است. همان گونه که در جدول ۲ ملاحظه می‌گردد، عرض پایه‌ی پل بیشترین تاثیر را بر میزان بیشینه‌ی عمق آبشستگی دارد که برابر با ۰/۸۲ می‌باشد.

³- root

⁴- beach

⁵- nodes

⁶- leaves

⁷- Entropy

¹ - correlation coefficient

² - root mean square error

جدول ۱- ویژگیهای آماری داده‌های مورد استفاده در این تحقیق

فراسنج	داده‌های آموزشی				داده‌های آزمون				
	ورودی	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف معیار	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف معیار
پارامترهای ورودی	$d_0(\text{cm})$	۳/۲۶	۳۵	۱۱/۳۰۶	۵/۳۳۸	۵	۲۱/۳۱	۱۱/۲۲۳	۳/۴۳۶
	$b(\text{cm})$	۴	۳۴	۱۰/۱۹۱	۴/۸۱۲	۴	۳۹/۵	۱۰/۶۴۵	۵/۵۹۶
	$d_{50}(\text{mm})$	۰/۱۵	۳	۰/۷۹۶	۰/۸۴۳	۰/۲۴	۳	۰/۷۰۶	۰/۷۱۳
	$d_s(\text{cm})$	۴/۵	۲۳/۱	۱۲/۸۱۳	۴/۶۴۲	۶/۱	۲۷	۱۳/۴۸۷	۴/۴۷۹
پارامترهای خروجی	F_r	۰/۲	۱/۲۱	۰/۵۹۵	۰/۲۳۷	۰/۲	۱/۲۱	۰/۶۰۶	۰/۲۴۳
	d_{50}/b	۰/۰۰۱	۰/۰۲	۰/۰۰۸	۰/۰۰۶	۰/۰۰۱	۰/۰۲	۰/۰۰۸	۰/۰۰۶
	d_0/b	۰/۳۷۱	۲/۸۶	۱/۲۲۴	۰/۵۱۵	۰/۳۵۸	۲/۶۷۵	۱/۲۲۹	۰/۴۹۷
	d_s/b	۰/۶۷۶	۲/۲۹۹	۱/۳۳۴	۰/۳۰۴	۰/۶۸۳	۲/۰۰۷	۱/۳۷	۴/۴۷۹

جدول ۲- ماتریس همبستگی بین فراسنجهای موثر در میزان آبشستگی

C	$d_0(\text{cm})$	$b(\text{cm})$	$d_{50}(\text{mm})$	d_{50}/b	F_r	d_0/b	d_s/b	$d_s(\text{cm})$
$d_0(\text{cm})$	۱							
$b(\text{cm})$	۰/۴۶	۱						
$d_{50}(\text{mm})$	۰/۶۰	۰/۲۹	۱					
d_{50}/b	۰/۳۱	-۰/۱۵	۰/۸۳	۱				
F_r	-۰/۲۰	-۰/۱۴	-۰/۱۰	-۰/۱	۱			
d_0/b	-۰/۳۰	-۰/۵۴	۰/۸۷	۰/۳۷	-۰/۱۰	۱		
d_s/b	-۰/۰۲	-۰/۵۸	-۰/۱۴	۰/۱	۰/۴۴	۰/۶۲	۱	
$d_s(\text{cm})$	-۰/۶۴	۰/۸۲	۰/۳۵	-۰/۰۹	۰/۱۲	۰/۳۶	-۰/۱۲	۱

که در آنها، T مجموعه‌ای از نمونه‌هاست (موارد) که به هر گره وارد می‌شود، T_i نشان دهنده‌ی زیرمجموعه‌ای از نمونه‌هاست که I امین نتیجه‌ی نمونه مورد بررسی می‌باشد، S_d بیانگر انحراف معیار، y_i مقدار عددی ویژگی هدف نمونه i و N شماره داده‌ها را نشان می‌دهد (آلبرگ و همکاران، ۲۰۱۲). فرایند انشعاب در هر گره‌ی بارها تکرار می‌شود تا به گره پایانی (برگ) ختم شود، که در برگ، مجموع مجذور انحراف از میانگین داده‌ها حدوداً به صفر می‌رسد؛ با این کار، درخت بزرگی توسعه پیدا خواهد کرد. کار با این درخت بزرگ، که شاخه‌ها و گره‌های زیادی دارد سخت است، بنابراین برای رسیدن به یک درخت بهینه و کارآمد باید شاخه‌های اضافی درخت هرس شوند. دو روش برای هرس کردن

آشفتگی و بی‌نظمی یک سامانه تفسیر شود. معیار انشعاب بیانگر میزان خطا در آن گره می‌باشد و شبیه حداقل خطای مورد انتظار را به عنوان نتیجه‌ی آزمایش هر صفت در آن گره محاسبه می‌کند. خطای شبیه عموماً با اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی مقادیر هدف موارد پنهان سنجیده می‌شود. روابط محاسبه‌ی کاهش انحراف استاندارد (SDR) به صورت ۳ و ۴ می‌باشد:

$$SDR = Sd(T) - \sum_{i=1}^N \frac{|T_i|}{|T|} Sd(T_i) \quad (3)$$

$$Sd(T) = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i^2 - \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right)} \quad (4)$$

در این تحقیق از شبکه ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه ی، پیش خور بهره وری گردیده که با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده است. در این روش، پس از محاسبه ی خطای پیشگویی، وزنه‌های سیناپسی از آخرین لایه به سوی نخستین لایه، به تدریج بطوری تغییر می کنند که خطای پیشگویی کمتر شود. در این تحقیق جهت شبیه‌سازی از نرم افزار WEKA^۴ که در دانشگاه Waikato نیوزلند توسعه داده شده، استفاده گردیده است.

۲-۴- روابط تجربی

به دلیل پیچیدگی فرایند آبشستگی و همچنین نامعلوم بودن جزئیات و عملکرد جریانهای ثانوی، روابط مختلفی برای محاسبه ی عمق آبشستگی در اطراف پایه-های پل ارائه شده اند که عمدتاً بنیان آزمایشگاهی دارند. هر کدام از این روابط فراسنجهای ویژه ای را مورد بررسی قرار می دهد. در جدول ۳، روابط تجربی به کار رفته در این مطالعه نشان داده شده‌اند که براساس در دسترس بودن پارامترهای مؤثر بر پدیده ی آبشستگی انتخاب گردیده اند. که در رابطه ی Mississippi و HEC-18 فراسنج Y_0 برابر با عمق جریان، b برابر با عرض پایه، و F_r برابر با عدد فرود می باشد. همچنین، در رابطه ی ملویل، فراسنجهای K_d ، K_i ، K_{yb} ، d_{sc} به ترتیب عمق آبشستگی (حالت تعادل)، ضریب عمق جریان و عرض پایه، ضریب شدت جریان و ضریب اندازه ی ذرات رسوبی می باشند. ملویل (۱۹۹۷) برای محاسبه ی K_{yb} روابط زیر را پیشنهاد کرده است:

$$\begin{cases} k_{yb} = 2.4b & \frac{b}{y} < 0.7 \\ k_{yb} = 2(yb)^{0.5} & 0.7 < \frac{b}{y} < 5 \\ k_{yb} = 4.5y & \frac{b}{y} > 5 \end{cases} \quad (5)$$

همچنین، برای محاسبه ی فراسنج شدت جریان، ملویل (۱۹۹۷) روابط زیر را استخراج کرده است:

درخت^۱ وجود دارد: (۱) هرس قبل از شکل گیری درخت حداکثر^۲ (۲) هرس بعد از شکل گیری درخت حداکثر^۳. در روش اول فرایند هرس اجازه نمی‌دهد شاخه‌های اضافی تولید شوند، ولی در روش دوم ابتدا درخت حداکثر تشکیل گردد، سپس فرایند هرس انجام می‌گیرد. درخت بهینه بر اساس حداقل کردن خطای پیش‌بینی و آزمون صحت‌سنجی انتخاب می‌شود.

۲-۳- شبکه های عصبی مصنوعی

یک شبکه ی عصبی مصنوعی در حالت کلی از سه لایه ی ورودی، لایه ی پنهان و لایه خروجی تشکیل می‌گردد (شکل ۲). تعداد نرون‌های موجود در لایه ی ورودی و خروجی با توجه به نوع مساله ی مورد نظر مشخص می‌شوند، اما تعداد نرونهای موجود در لایه ی پنهان و شماره آنها با نظر طراح و با آزمون و خطا انتخاب می‌گردند. در حالت کلی فراسنجهای وجود دارند که برای طراحی یک شبکه ی عصبی مصنوعی قابل تغییر و تنظیم به صورت دلخواه می‌باشند تا به نتیجه ی مورد نظر رسیده و خطای شبکه را به حداقل برسانند؛ این فراسنجهای شامل شمار لایه ی پنهان، تعداد نرونهای لایه ی پنهان، نرخ یادگیری در لایه‌های پنهان و خروجی، مومنتم، اپاک یا تکرار، تابع تحریک و نحوه ترکیب‌بندی داده‌های ورودی می‌باشند. از جمله ی پرکاربردترین و رایجترین شبکه‌ها در حل مسائل مهندسی شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه می‌باشند. اساساً، ایجاد ساختار مناسب شبکه در یک مسأله، در سه مرحله ی تثبیت ساختار، آموزش شبکه و بازرسی شبکه انجام می‌گیرد (شریف زاک و بارانی، ۱۳۹۰).



شکل شماره ۲- ساختار طرح واره ای شبکه ی پرسپترون چند لایه

1- tree pruning
2- pre-pruning
3- past-pruning

جدول ۳- روابط تجربی تخمین عمق آبستگي

شماره ی مرجع	رابطه ی تجربی	رابطه	شماره رابطه
(۱۵)	Melville 1997	$d_{se}=K_i K_d K_{yb}$	(۱)
(۲۷)	Mississippi 1995	$d_s=0.9Y_0^{0.6}b^{0.5}$	(۲)
(۲۲)	HEC-18 1993	$d_s=2.1(b/y_0)^{0.65}F_r^{0.43}y_0$	(۳)

بهترین پاسخ را داده است (زیرا بهترین جواب را با کمترین فراسنج ورودی ارائه کرده است). در نرم افزار درختی M5، برای نمایشنامه ی شماره ۳، ضریب همبستگی برابر با ۰/۹۵، و جذر میانگین مربعات خطا برابر با ۱/۵۵ سانتی‌متر می‌باشد. همچنین، در شبیه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای نمایشنامه شماره ۳، ضریب همبستگی برابر با ۰/۹۴، و جذر میانگین مربعات خطا برابر با ۱/۶۱ سانتی‌متر است، که نشان‌دهنده ی نزدیکی عملکرد این دو روش در تخمین بیشینه عمق آبستگي می‌باشد. برای آزمون شبیه‌ها، نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی ژرفای آبستگي موضعی پایه ی پل به دست آمده از روابط تجربی همراه با نتایج نرم افزار درختی M5 و شبکه ی عصبی پرسپترون چند لایه، برای نمایشنامه ۳ در شکل ۳ ارائه گردیده اند. پراکنش و برازش بسیار خوب داده ها نشان از دقت بالای این شبیه‌ها در تخمین عمق آبستگي موضعی پایه ی پل دارد. مقادیر ضریب همبستگی و مجذور میانگین مربعات خطا برای روابط تجربی و شبکه ی عصبی مصنوعی نرم افزار درختی M5 در جدول ۴ ارائه شده‌اند.

چنان که ملاحظه می‌گردد روشهای داده‌کاوی گردیده در این مطالعه، نتایج را با دقت بالاتری نسبت به روابط تجربی بررسی شده ارائه کرده‌اند. همچنین، نتایج این تحقیق نشان می‌دهند که، استفاده از فراسنجهای بی‌بعد (نمایشنامه ۴ تا ۶) نسبت به استفاده از فراسنجهای با بعد (نمایشنامه ۷ تا ۱۰) نتایج بهتری را ارائه می‌کند، اما بهترین نتیجه در حالتی حاصل می‌شود که ترکیبی مناسب از فراسنجهای با بعد و بی بعد (نمایشنامه ۳) به کار رود. لازم به ذکر است که رابطه ی هک-۱۸ با ضریب همبستگی ۰/۹۰ و مجذور میانگین مربعات خطا با ۵/۱۳ در بین سه رابطه ی تجربی بررسی شده، دارای بهترین عملکرد می‌باشد. سپس رابطه

$$\left\{ \begin{array}{ll} k_{\gamma} = \frac{v}{v_c} & \frac{v}{v_c} < 1 \\ k_{\gamma} = 1 & \frac{v}{v_c} \geq 1 \end{array} \right. \quad (۶)$$

در رابطه ی (۶)، V سرعت مینگین جریان و V_c سرعت میانگین بحرانی (سرعت در آستانه ی حرکت ذرات رسوبی) می‌باشند. ضریب اندازه ی ذرات ته نشینی در رابطه ی ملویل بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\left\{ \begin{array}{ll} k_d = 0.57 \text{Log} \left(2.24 \frac{b}{d_{50}} \right) & \frac{b}{d_{50}} < 25 \\ k_d = 1 & \frac{b}{d_{50}} > 25 \end{array} \right. \quad (۷)$$

در رابطه ی (۷) d_{50} اندازه ی مینگین ذرات ته نشینی و b عرض یا قطر پایه می‌باشند (ملویل، ۱۹۹۷).

۳- نتایج و بحث

در طراحی شبکه ی عصبی پرسپترون چند لایه، بهترین معماری شبکه با در نظر گرفتن تابع محرک سیگموئید، و با تعداد ۱ لایه ی پنهان و ۵ گره و ۱۰۰۰ اپاک (تکرار) به دست آمد. برای مقادیر اندازه ی حرکت و نرخ یادگیری مشاهده شد که بهترین جواب در همان مقادیر پیش فرض نرم افزار، یعنی ۰/۲ برای اندازه ی حرکت و ۰/۳ برای نرخ یادگیری به دست می‌آید. نتایج مربوط به ۱۰ نمایشنامه همراه با تعداد قانون تولید شده به وسیله ی نرم افزار M5 و شبکه ی عصبی مصنوعی برای هر نمایشنامه در جدول ۳ آورده شده اند. چنان که مشاهده می‌شود نمایشنامه های شماره ۱ تا ۳ شامل ترکیبی از فراسنجهای با بعد و بی‌بعد، نمایشنامه های شماره ۴ تا ۶ شامل فراسنجهای با بعد، و نمایشنامه ۷ تا ۱۰ شامل فراسنجهای بی‌بعد می‌باشند. همچنین، مشاهده می‌شود که، نمایشنامه ی شماره ی ۳ در هر دو شبیه شبکه ی عصبی مصنوعی و نرم افزار درختی M5

جدول ۴- مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای نمایشنامه های مختلف با استفاده از نرم افزار درختی M5 و شبکه ی عصبی مصنوعی

نمایشنامه ها	فراسنجهای ورودی	M5		تعداد قوانین	ANN	
		R	RMSE		R	RMSE
۱	$d_0, b(\text{cm}), d_{50}(\text{mm}), F_r, d_0/b, d_{50}/b$	۰/۹۵	۱/۵۲	۱	۰/۹۳	۱/۸۳
۲	$b(\text{cm}), d_{50}(\text{mm}), F_r, d_0/b$	۰/۹۴	۱/۷۰	۵	۰/۹۳	۱/۷۳
۳	$d_0, b(\text{cm}), F_r$	۰/۹۵	۱/۵۵	۲	۰/۹۴	۱/۶۱
۴	$d_0, b(\text{cm}), d_{50}(\text{mm})$	۰/۹۲	۱/۸۵	۲	۰/۹۲	۱/۹۶
۵	$d_0, b(\text{cm})$	۰/۹۲	۱/۸۵	۲	۰/۸۹	۲/۱۸
۶	$b(\text{cm}), d_{50}(\text{mm})$	۰/۸۹	۲/۱۷	۵	۰/۸۸	۲/۶۸
۷	$F_r, d_0/b, d_{50}(\text{mm})/b$	۰/۸۶	۰/۱۵	۴	۰/۸۴	۰/۲
۸	$F_r, d_0/b$	۰/۸۴	۰/۱۶	۱	۰/۸۴	۰/۱۷
۹	$d_0/b, d_{50}(\text{mm})/b$	۰/۶۸	۰/۲۲	۳	۰/۷۰	۰/۲۳
۱۰	$F_r, d_{50}(\text{mm})/b$	۰/۵۴	۰/۲۹	۶	۰/۳۸	۰/۲۸

جدول ۵- نتایج روابط تجربی و روش های شبکه ی عصبی مصنوعی و نرم افزار درختی M5

آماره	Melville	Mississippi	HEC-18	ANN	M5
R	۰/۸۳	۰/۸۶	۰/۹۰	۰/۹۴	۰/۹۵
RMSE	۶/۹۶	۲/۶۴	۵/۱۳	۱/۶۱	۱/۵۵

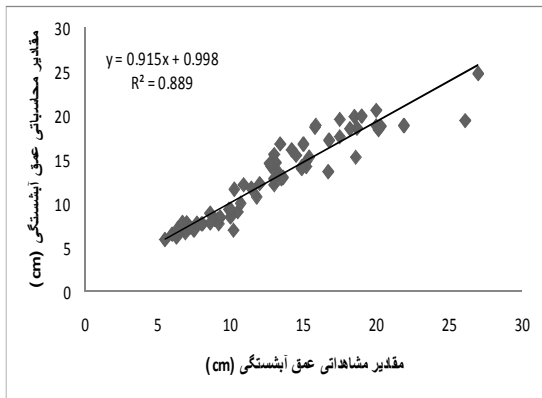
جدول ۶- قوانین تولید شده با کاربرد نرم افزار درختی M5 برای نمایشنامه ی شماره ی ۶.

IF	b(cm) <= 10.08	THEN
$d_s(\text{cm}) = 0/3875 * d_0 + 0.8428 * b(\text{cm}) + 4.3200 * F_r - 2.1581$	LM 1:	
IF	b(cm) > 10.08	THEN
$d_s(\text{cm}) = 0.3458 * d_0 + 0.4531 * b(\text{cm}) + 5.4357 * F_r + 2.225$	LM 2:	

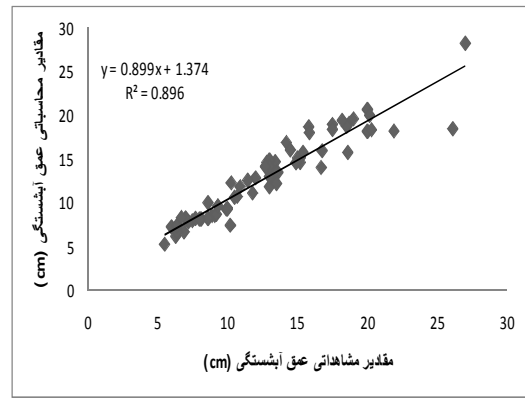
سانتی متر باشد، آ گاه بیشترین ژرفای حفره ی آبخستگی از رابطه ی خطی ۲ (LM 2) قابل محاسبه است. نتایج به دست آمده از مطالعه ی حاضر نشان می-دهند که هر دو روش بررسی شده شبکه ی عصبی مصنوعی و نرم افزار M5 از توانمندی قابل توجهی در پیش بینی عمق حفره ی آبخستگی برخوردار بوده و می توانند جایگزین مناسبی برای روابط تجربی باشند، لکن با توجه به ارائه ی روابط خطی ساده و کاربردی به وسیله ی نرم افزار M5، استفاده از آن توصیه می‌گردد.

ی میسبسیبی با ضریب همبستگی ۰/۸۶ و مجذور میانگین مربعات خطای با ۲/۶۴ عملکرد بهتری را نسبت به رابطه ی ملویل دارد.

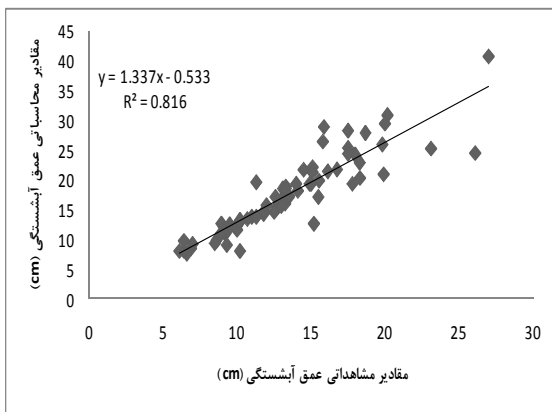
در نمایشنامه ۳، نرم افزار درختی M5، با تولید ۲ قانون ساده اگر-آن گاه، اقدام به تخمین بیشینه ی عمق آبخستگی کرده است. قوانین تولید شده با کاربرد نرم افزار درختی M5 در نمایشنامه ی ۳، در جدول ۶ نشان داده شده اند. با توجه به قوانین موجود در جدول ۶ ملاحظه می‌گردد که اگر عرض پایه ی پل (b) کوچکتر مساوی ۱۰/۰۸ سانتی متر باشد، آن گاه عمق حفره ی آبخستگی از طریق رابطه خطی ۱ (LM 1) قابل محاسبه است همچنین، اگر عرض پایه ی پل (b) بزرگتر از ۱۰/۰۸



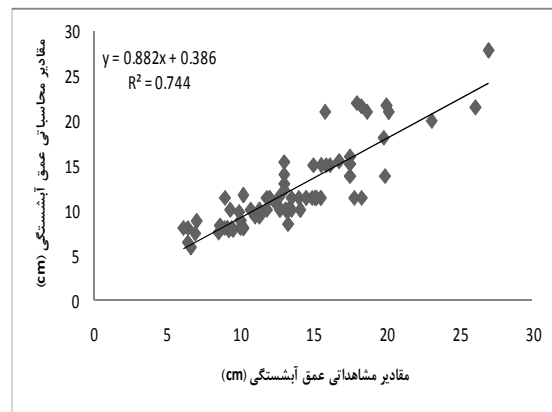
شکل ۳-ب- نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی به دست آمده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی (نمایشنامه ۳)



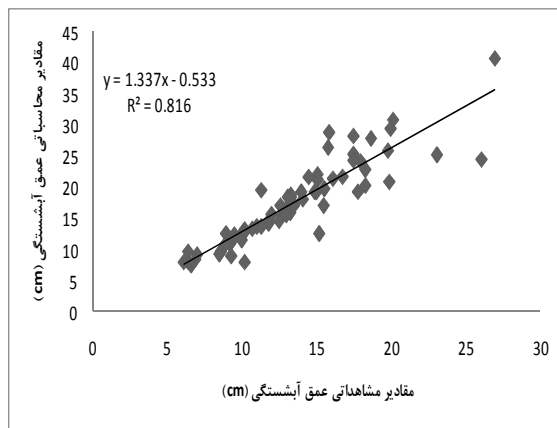
شکل ۳-الف- نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی به دست آمده از نرم افزار درختی M5 (نمایشنامه ۳)



شکل ۳-د- نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی به دست آمده از رابطه‌ی Melville.



شکل ۳-ج- نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی به دست آمده از رابطه‌ی Mississippi.



شکل ۳-ه- نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی به دست آمده از رابطه‌ی HEC-18.

نتیجه گیری کلی

پیش‌بینی بیشینه ی ژرفای چاله ی آبشستگی یکی از دغدغه های مهم مهندسين هیدرولیک می باشد. روابط تجربی ارائه شده در این زمینه همواره با محدودیتهای زیادی در محاسبه ی عمق حفره ی آبشستگی مواجهند. براساس مطالعات انجام گرفته، فراسنجهای زیادی در تخمین ژرفای حفره ی آبشستگی دخیلند. نتایج این تحقیق نشان دادند، که فراسنجهای عمق جریان (d_0)، عرض پایه ی پل (b) و عدد فرود (F_r) بیشترین تاثیر را در برآورد عمق حفره ی آبشستگی با استفاده از روشهای شبکه ی عصبی مصنوعی و نرم افزار درختی M5 دارند. هر دو روش داده‌کاوی بررسی گردیده در این مطالعه عملکرد بهتری را نسبت به روابط تجربی بررسی شده عرضه می نمایند. افزون بر آن، از بین روابط تجربی یاد شده، رابطه ی HEC-18 نسبت به دیگر روابط عملکرد بهتری را دارد. همچنین، نتایج به دست آمده نشان دادند که نرم افزار درختی M5 به عنوان یک روش نوین داده گرا توانایی بسیار بالایی را در تخمین اندازه ی بیشینه ی ژرفای آبشستگی داشته، و اگرچه نتایج بسیار نزدیکی را نسبت به شبکه ی عصبی مصنوعی ارائه می کند، با توجه به ارائه ی روابط خطی ساده، قابل فهم و آسان می تواند برای محاسبه ی ژرفای آبشستگی در مطالعات و داده‌های میدانی سودمند باشد. در تحقیق مشابهی غظنفری هاشمی و شهیدی (۱۳۹۱) با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و شبکه ی عصبی مصنوعی و روابط تجربی به پیش بینی ژرفای آبشستگی در اطراف پایه ی پل پرداخته، و در بهترین حالت برای فراسنجهای با بعد با کاربرد روش ماشین بردار پشتیبان ضریب همبستگی ۰/۹۶ و ریشه ی میانگین مربعات خطا ۰/۰۱۵؛ و برای روش شبکه ی عصبی مصنوعی ضریب همبستگی را برابر با ۰/۹۴ و ریشه ی میانگین مربعات خطا را برابر با ۰/۰۱۷ به دست آوردند. همچنین، برای فراسنجهای بی-بعد با کاربرد روش ماشین بردار پشتیبان ضریب همبستگی ۰/۸۷ و ریشه ی میانگین مربعات خطا ۰/۲۸ سانتی متر، و برای روش شبکه ی عصبی مصنوعی ضریب همبستگی را برابر با ۰/۸۴ و ریشه ی میانگین مربعات خطا را برابر با ۰/۳۰ سانتی متر حاصل کردند. افزون بر آن، یاسا و شهیدی (۱۳۸۹) با استفاده از نرم افزار درختی M5 به پیش بینی آبشستگی اطراف خطوط لوله

در بستر دریا تحت تاثیر امواج پرداخته و در بهترین حالت برای آماره ی ضریب همبستگی ۰/۹۳ و برای آماره ی ریشه ی میانگین مربعات خطا ۰/۸۲ سانتی متر را به دست آوردند. مقایسه ی نتایج به دست آمده از مطالعات فوق الذکر و بررسی حاضر نشان دهنده ی دقت و کارایی بالایی روشهای به کار رفته در این تحقیق می باشد؛ بدین صورت که روش شبکه ی عصبی در بهترین حالت ضریب همبستگی را برابر با ۰/۹۴، و ریشه ی میانگین مربعات خطا را برابر با ۱/۶۱ سانتی متر؛ و روش نرم افزار درختی M5 در بهترین حالت ضریب همبستگی را برابر با ۰/۹۵ و ریشه ی میانگین مربعات خطا را برابر با ۱/۵۵ سانتی متر ارائه کردند. روش شبکه ی عصبی مصنوعی دارای ساختار پیچیده‌ای است، لکن نرم افزار درختی M5 با ارائه دو رابطه ی ساده خطی مبتنی بر قوانین شرطی "اگر-آن گاه" انعطاف پذیری روش را افزایش داده و می تواند با دقت بسیار بالایی ژرفای آبشستگی را پیش‌بینی کند. راحتی و قابل فهم بودن قوانین تولید شده "اگر-آن گاه" باعث سادگی و کاربردی بودن نرم افزار درختی M5 شده، و رغبت برای استفاده از آن افزایش می دهد، این مزیتها باعث می شوند تا روش بالا به عنوان روشی قابل رقابت با دیگر روشهای هوش مصنوعی و روابط تجربی مطرح گردد.

منابع

- ۱) اردشیر ع، کرمی ح، صانعی م، سلامتیان س.ا، ۱۳۸۹. بررسی توسعه زمانی آبشستگی اطراف آبشکنهای نفوذناپذیر در نهر مستقیم و پیش بینی آن با شبکه ی عصبیهای مصنوعی. مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران. ۱۳(۴): ۳۹-۵۰.
- ۲) ارونقی ه، حسین‌زاده دلیر ع، فرسادی‌زاده د.، فاخری‌فرد ا، ۱۳۸۷. تغییرات زمانی ژرفای آبشستگی اطراف پایه ی پل و رابطه تجربی آن. مجله دانش کشاورزی. ۱۸(۲): ۱-۱۰.
- ۳) زراتی ا، عزیزی م، ۱۳۷۵. بررسی روشهای کنترل و کاهش آبشستگی در پایه های پلها. دانشگاه تهران. اولین کنفرانس آبشناسی ایران. ۲۶۱-۲۶۷.
- ۴) شریف زاک م، بارانی غ، ۱۳۹۰. پیش بینی دبی جریان در نهرهای مرکب با استفاده از الگوریتم

- design manual, The Netherlands. IAHR, A.A.Balkema, Rotterdam.
- 16) Froehlich, D.C. 1988. Analysis of on-site measurements of scour at piers. Proc the ASCE Hydraulic Eng Conf. pp. 534 – 539.
- 17) Kumar Goyal, Manish, and C. S. P Ojha. 2011. Estimation of scour downstream of a ski-Jump bucket using support vector and M5 Model Tree. Water Resour Manage, 25: issue 2177-2195.
- 18) Pal Mahesh, N., K. Singh, and N. K. Tiwari. 2012. M5 Model tree for pier scour prediction using field dataset. KSCE Civil Eng 16:1079-1084.
- 19) Melville, B.W. 1997. Pier and abutment scour: integrated approach. J Hydraul Eng ASCE 132:125-136.
- 20) Melville, B. W., and A. J. Sutherlands, 1988 Design method for local scour at bridge piers. J. Hydraul. Eng, ASCE, 114: 1210-1226.
- 21) Quinlan, J.R. 1992. Learning with continuous classes. Singapore. 343-348 In Proceedings AI,92 (Adams & Sterling, Eds). World Scientific. 343-348.
- 22) Richardson, E.V., L.J. Harrison, J.R. Richardson, and S.R. Davis, 1993. Evaluating scour at bridges (2nd ed.): Washington, DC. Federal Highway Administration Hydraulic Engineering Circular, April 1993 revision, FHWA-IP-90-017, 237 p.
- 23) Samadi, M., E. Jabbari, Azamathulla, H. M. 2014. Assessment of model tree and classification and regression trees for prediction of scour depth below free over fall spillways. Neural Comput & Applic. 24: 357-366. DOI 10.1007/s00521-012-1230-9.
- 24) Shahidi, A E, and N. Ghaemi, 2011. Model tree approach for prediction pile groups scour due to waves. Ocean eng. 13: 1522-1527. Shahidi, A E. R. Yasa, and., M. H. Kazemnejhad, 2011. Prediction of wave-induced scour depth under submarine pipelines using machine learning approach. Appl Ocean Res, 33: 54-590.
- 25) Shirolc, A. M., R.C. and Holt, 1991. Planning for a comprehensive bridge safety assurance. Transport Res. Rec. 1290: 39-50.
- 26) Wilson, K.V, Jr., 1995. Scour at selected bridge sites in Mississippi: Reston, VA, U.S, Geological Survey Water-Resources Investigations Report 94-4241, 44 p.
- 27) Yanmaz, A. Melih., Cicekdag, Ozgur, 2001. Composite reliability model for local شبکه های عصبی. اولین کنفرانس ملی عمران و توسعه زیباکنار.
- ۵) شفافی بجستان م، ۱۳۸۲. هیدرولیک رسوب. انتشارات دانشگاه شهید چمران. چاپ دوم.
- ۶) علیخانزاده ا، ۱۳۸۴. داده کاوی. انتشارات علوم کامپیوتر. چاپ اول،
- ۷) فلاحی م ر، وروانی ه، گلیان س، ۱۳۹۰. پیش بینی بارش با استفاده از مدل رگرسیون درختی به منظور کنترل سیل. پنجمین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک کرمان.
- ۸) کوچک زاده ص، لیاقت ع، شیخ شمایل ح، ۱۳۸۰. تخمین آبشستگی موضعی در اطراف پایه های واقع در مجرای اصلی آبراهه ها به کمک شبکه ی عصبی مصنوعی. ۳۳(۴): ۶۱۷-۶۲۶.
- ۹) یاسا ر، شهیدی ا ا، ۱۳۸۹. پیش بینی آبشستگی اطراف خطوط لوله در بستر دریا تحت تاثیر امواج دریا. نهمین کنفرانس هیدرولیک ایران دانشگاه تربیت مدرس.
- 10) Alberg, D., M. Last, and A. Kandel, 2012. Knowledge discovery in data streams with regression tree methods. WIREs Data Mining Knowledge Discover 2: 69-78.
- 11) Ayubloo, M. K., H.M, Azamathulla, Z. Ahmad, A. Gani, A, J. Mahjoobi, and A. Rasekh, 2011. Prediction of scour depth in downstream of ski-jump spillways using soft computing techniques. Int Journal Comput Appl, 33: 92-97.
- 12) Azamathulla, H. MD. Haque, 2012 Prediction of scour depth at culvert outlets using gene-expression programing. Int Journal Innov Comput Information Control, 8: 5045-5054.
- 13) Azamathulla, H., A. Ghani, N. Zakaria, and A. Guven. 2010. Genetic programming to predict bridge pier scour. J. Hydraul. Eng., 136: 165-169.
- 14) Bhattacharya, B., and Solomatine D.P, 2004. Neural networks and M5 model trees in modeling water level-discharge relationship. The Netherlands. Department of Hydro - informatics and Knowledge Management. UNESCO-IHE Institute for Water Education, P.O. Box 3015, 2601 DA Delft.
- 15) Breusers, N. H. C., and A. J. Raudkivi, 1991 scouring. 2nd hydraulic structures

scour around cylindrical bridge piers. Can. J. Civ. Eng. 28: 520-535.