

پیش بینی ابعاد آبشستگی در حوضچه ی استغراق سرریزهای سرویس با روش های هوش

مصنوعی

علی لشکرآرا*^۱ و سارا خرمزاده^۲

(۱) دانشجوی دکتری، گروه مهندسی منابع آب، واحد شوشتر، دانشگاه آزاد اسلامی، شوشتر، ایران.

(۲) دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه سازه های آبی، پردیس علوم و تحقیقات واحد خوزستان، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.

*نویسنده مسئول: ali_lashkarara@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۳/۲۷

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۰/۲۰

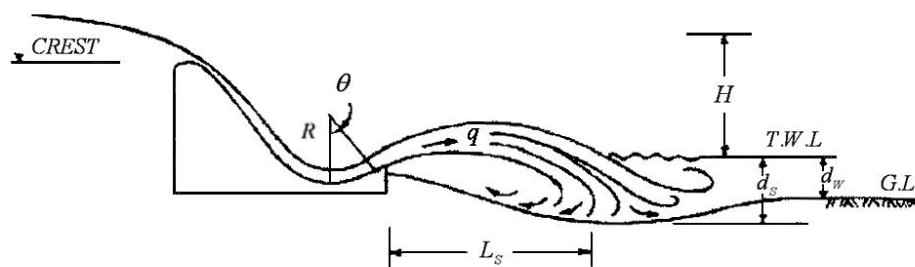
چکیده

پیش بینی دقیق ابعاد حفره آبشستگی در پایین دست سازه های هیدرولیکی از جمله سرریزهای جامی شکل، به دلیل پیچیدگی های ناشی از بررسی همه جانبه و همزمان جریان حاوی آب و رسوب و اعمال کلیه متغیرهای مؤثر در پدیده آبشستگی به سادگی میسر نمی باشد. ابعاد حفره آبشستگی اغلب با استفاده از معادلات تجربی تعیین می گردد که این روابط در محدوده خاصی از داده ها و شرایط آزمایش پاسگو می باشد. از آنجایی که ساخت مدل فیزیکی مشکلات و محدودیت هایی به همراه دارد و معمولاً در تعیین نداشت میان پارامترهای مؤثر بر آبشستگی نمی توان اثر دقیق همه پارامترها را در نظر گرفت، لذا در مقاله حاضر بهینه یابی ابعاد حفره آبشستگی برای مجموعه ای از مشاهده ها آزمایشگاهی محققان قبلی طراحی شده است. در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم تطبیقی عصبی - فازی بهره گیری شده و نتایج آن با معادله حاصل از روش رگرسیون غیرخطی بین داده های مشابه و همچنین فرمول های تجربی پیش بینی حداکثر عمق آبشستگی مقایسه شده است. نتایج این تحقیق حاکی از دقت و برتری قابل ملاحظه سیستم تطبیقی عصبی - فازی با حداکثر خطای ۵/۲ درصد نسبت به نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی و معادله رگرسیون غیرخطی و فرمول تجربی با حداکثر خطا به ترتیب ۱۰/۳۸، ۱۲/۴۲ و ۱۴/۰۵ درصد می باشد.

واژه های کلیدی: سرریزهای جامی شکل، آبشستگی، بهینه یابی، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم تطبیقی عصبی - فازی.

مقدمه

پیش بینی ابعاد حفره آبستگي پایین دست سرریزهای جامی شکل یکی از مهم ترین مراحل طراحی فونداسیون این سازه می باشد. ابعاد حفره ایجاد شده باید به صورتی باشد که احتمال شکست و واژگونی سازه را به حداقل برساند. تاثیر پارامترهای مختلف در این فرآیند و وجود روابط غیر خطی میان آنها بر پیچیدگی تخمین تغییرات ایجاد شده در بستر پایین دست این سازه می افزاید. روش معمول برای یافتن ارتباط بین پارامترهای ابعاد حفره آبستگي با عوامل مؤثر بر آن بدین صورت است که با بهره گیری از روش آنالیز ابعادی، نخست پارامترهای بدون بعد مؤثر بر فرآیند تعیین شده و با انجام آزمایش های مختلف، نگاهی ریاضی حاکم بر این پارامترها تعیین می شود. مهم ترین پارامترهای تاثیرگذار بر ابعاد حفره آبستگي در پایین دست سازه سرریز جامی شکل عبارتند از: دبی در واحد عرض (q)، هد کل یا اختلاف سطح آب بالا دست با پایین دست (H)، شعاع جام (R)، زاویه خروجی سرریز نسبت به قائم (θ)، عمق پایاب (d_w)، قطر متوسط ذرات بستر (d_{50})، شتاب ثقل (g)، جرم مخصوص آب و رسوب (ρ_s, ρ_w) (نصیری و منتظر ۱۳۸۰، Breusers and Raudkivi 1991). در (شکل ۱) پارامترهای فوق به تصویر کشیده شده است (Azmathullah, H. MD., and Deo, (M. N, Deolalikar, PB 2005).



شکل ۱: پارامترهای مؤثر بر ابعاد حفره آبستگي پایین دست سرریز جامی شکل

تعیین رابطه میان پارامترهای مؤثر بر ابعاد حفره آبستگي و یافتن تابع حاکم بر فضای نگاهی آنها از موضوع های مهم در مهندسی هیدرولیک است که در آن سعی می شود رابطه ای ریاضی میان ابعاد حفره آبستگي به عنوان متغیرهای وابسته، و پارامترهای مهم مؤثر بر این پدیده یعنی $q, H, R, \theta, d_w, d_{50}, g, \rho_s, \rho_w$ به عنوان متغیرهای مستقل و نحوه تاثیر آنها به دست آید. برای این منظور تا بحال از مطالعات آزمایشگاهی که مستلزم صرف وقت و هزینه بسیاری است استفاده شده است. این روش اگرچه امکان پاسخگویی به مسئله را دارا می باشد ولی بدلیل مشکل بودن روند محاسبه تابع معرف از یک سو، و استفاده از تجربیات افراد خبره از سوی دیگر امکان اعمال آن را در همه مسائل فراهم نمی آورد. روشی که در سال های اخیر همزمان با افزایش سرعت پردازش کامپیوترها رواج بیشتری یافته، استفاده مدل های شبیه سازی

هوشمند برای شبیه‌سازی پارامترهای مختلف می‌باشد. مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) دو نمونه بارز این مدل‌ها می‌باشند، که در این تحقیق از آن استفاده شده است. بدین ترتیب که با آموزش شبکه‌ای پردازشگر، بدون یافتن قانون ریاضی حاکم بر پارامترها، ویژگی و روابط ذاتی میان متغیرها را به شبکه آموخته و پس از یادگیری می‌توان از آن به عنوان نگاشتی میان فضای داده‌ها و فضای خواسته بهره برد. البته در پیاده سازی یک سیستم هوشمند پس از اجرای فرآیند آموزش و احراز یادگیری آن‌ها برای کنترل نتایج حاصله شاید نیاز به بکارگیری روش‌های آماری، ریاضی و یا تحلیلی نیز وجود داشته باشد که به همین منظور سعی شده تا با استفاده از توابع رگرسیون غیر خطی نتایج سیستم‌های هوشمند با نتایج آماری مقایسه شوند. تحقیقات وسیعی توسط محققین مختلف برای تعیین مشخصات آبشستگی موضعی حول سازه‌های هیدرولیکی انجام گرفته است و در اکثر موارد نتایج بصورت معادلات تجربی ارائه شده است. در این راستا Veronos (۱۹۳۷) با بررسی پارامترهای هیدرولیکی رابطه تجربی عمق آبشستگی پایین دست سرریزهای جامی شکل را تعیین نمود. بر اساس مشاهدات ایشان حداکثر عمق آبشستگی تعادلی به صورت رابطه ۱ پیشنهاد شده است (USBR, 1965).

$$d_s = 1.9 q^{0.54} H^{0.225} \quad \text{رابطه ۱:}$$

که در آن d_s عمق تعادلی آبشستگی از سطح پایاب، H اختلاف ارتفاع سطح آب مخزن و سطح آب پایاب و q دبی در واحد عرض رودخانه می‌باشد. Rouse (۱۹۴۰) تغییرات ابعاد حفره آبشستگی را با گذشت زمان از شروع تا تعادل نهایی بررسی نمود. Grishin (۱۹۸۲) (رابطه ۲) را جهت تخمین عمق آبشستگی پیشنهاد نموده است.

$$h = \left(\frac{\alpha}{1.1} \right)^{0.4} \left(\frac{q}{1.15 \sqrt{g} D^{0.25}} \right)^{0.8} \quad \text{رابطه ۲:}$$

که در آن α ضریب انرژی جنبشی، D قطر متوسط ذرات بستر بر حسب میلی‌متر و q دبی در واحد عرض رودخانه بر حسب متر مربع در ثانیه می‌باشد. Borman و Julien (۱۹۹۱) با بررسی جت وارده به حفره آبشستگی معادلاتی را برای ابعاد حفره فرسایشی ارائه نمودند. Robinson و همکاران (۱۹۹۸) به بررسی پیچیدگی‌های تنش برشی درون حفره آبشستگی پرداخته‌اند. اسدی سرریزی و قدسیان (۱۳۷۷) نسبت به تعیین اثر شعاع جام پرتابی ساده در میزان عمق آبشستگی پایین دست سرریزها پرداختند. این تحقیقات که به منظور بررسی تاثیر شعاع جام پرتابی بر ابعاد حفره در مرکز تحقیقات حفاظت آب و آبخیزداری وزارت جهاد کشاورزی با استفاده از مدل فیزیکی بانجام رسیده، برای چهار دبی مختلف با مقادیر ۱۲/۲۶ و ۱۷/۱ و ۲۲/۴۵ و ۲۸/۲۷ لیتر در ثانیه، چهار عمق پایاب مختلف با مقادیر ۰/۰۴۳۷/۰/۰۲۸۶، ۰/۰۶۸۷/۰/۰ و ۰/۱ متر و چهار شعاع مختلف با مقادیر ۰/۲، ۰/۱۸، ۰/۱۴، ۰/۱ متر برای جام پرتاب کننده مورد آزمایش قرار گرفت. در این

آزمایشها قطر مصالح برابر هشت میلی متر در نظر گرفته شد. بعد از اتمام هر آزمایش ابعاد حفره آبستنگی از قبیل حداکثر عمق آبستنگی d_s ، فاصله محل وقوع حداکثر عمق آبستنگی از لبه جام L_s ، فاصله انتهای حفره آبستنگی از لبه جام L_c ، فاصله نقطه شروع حفره آبستنگی از لبه جام L_1 و پروفیل طولی حفره آبستنگی اندازه گیری گردید (شکل ۱). نتایج این بررسی نشان داد که افزایش عمق پایاب d_w باعث کاهش عمق آبستنگی، کاهش فاصله محل وقوع عمق آبستنگی از لبه و کاهش فاصله نقطه انتهائی حفره آبستنگی و افزایش نقطه شروع حفره آبستنگی گردید. همچنین نتایج حاصل از آزمایشها نشان داد که افزایش شعاع جام R باعث کاهش d_s و L_c و افزایش R باعث افزایش L_1 و L_s گردید. از طرفی افزایش q باعث افزایش ابعاد حفره آبستنگی می گردد، به طوری که d_s ، L_s و L_c با افزایش q افزایش یافته و L_1 کاهش پیدا می کند. محققان مختلفی نیز با استفاده از هوش مصنوعی به بررسی آبستنگی حول سازه های هیدرولیکی پرداخته اند. در این زمینه Trent و همکاران (۱۹۹۳) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تابع گوسی عمق آبستنگی اطراف پایه های پل را بررسی نموده اند. منتظر و قدسیان (۲۰۰۲) دقت شبکه عصبی مصنوعی را در تخمین حداکثر عمق آبستنگی حول آبشکن بررسی نمودند، طبق نتایج ایشان دقت مدل در مقایسه با معادلات تجربی بهتر است. تاج کریمی و قدسیان (۲۰۰۴) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تحلیلی بر میزان آبستنگی ناشی از جت های ریزشی ارائه نمودند. در این تحقیق پارامترها در دو حالت بعد دار و بدون بعد مورد بررسی قرار گرفتند که نتایج حالت بعد دار از بدون بعد بهتر بود. Azmathullah و همکاران (۲۰۰۵) عملکرد شبکه های عصبی را در تعیین ابعاد حفره آبستنگی پایین دست سرریز های جامی شکل نشان دادند. باطنی و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از سیستم تطبیقی عصبی-فازی و مدل شبکه عصبی آبستنگی اطراف پایه های پل را بررسی نمودند. مطابق با نظر ایشان سیستم تطبیقی عصبی-فازی نسبت به شبکه عصبی از نتایج مطلوبی برخوردار است.

مواد و روش ها

آنالیز ابعادی

مطابق با مطالعات آزمایشگاهی انجام شده، ابعاد حفره آبستنگی پایین دست سرریز جامی شکل تابعی است از:

$$f(q, H, R, \theta, d_w, d_{50}, g, \rho_w, \rho_s) = 0 \quad \text{رابطه ۳:}$$

که شرح پارامترهای رابطه ۱ در مقدمه ذکر شده است. با استفاده از تئوری باکینگهام π و با در نظر گرفتن پارامترهای ρ, g, d_w بعنوان متغیرهای تکراری، معادلات بدون بعد حاکم بر ابعاد حفره آبستنگی را می توان به صورت رابطه ۴ نوشت.

$$\frac{\varphi}{d_w} = f\left(\frac{q}{\sqrt{gd_w^3}}, \frac{H}{d_w}, \frac{R}{d_w}, \frac{d_{50}}{d_w}, \frac{\rho_s}{\rho_w}, \theta\right) \quad \text{رابطه ۴:}$$

که در آن φ معرف d_s حداکثر عمق آبخستگی، l_s حداکثر فاصله d_s از پای سرریز و w_s حداکثر عرض آبخستگی پایین دست سازه می‌باشد. با توجه به اینکه نسبت جرم مخصوص ذرات رسوب به جرم مخصوص آب $\frac{\rho_s}{\rho_w}$ تقریباً ثابت است، لذا حذف این بخش در رابطه ۴ تاثیر به سزایی در نتایج نخواهد داشت.

شبکه عصبی مصنوعی

ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی، از شبکه عصبی انسان الهام گرفته است و قادر به انجام عملیاتی تقریباً همانند سیستم‌های عصبی زیستی، ولی در ابعادی بسیار ابتدایی هستند. این سیستم‌ها با پردازش داده‌های موجود، قانون نهفته در ورای آن‌ها را به ساختار شبکه منتقل و در آن حفظ کرده و به همین دلیل بعضاً آن‌ها را سیستم‌های هوشمند می‌نامند. مدل پایه شبکه عصبی مصنوعی برای اولین بار توسط Mc-Culloch و Pitts (۱۹۴۳) میلادی ارائه گردید (نصیری صالح و منتظر، ۱۳۸۰).

در مدل مذکور نرون به صورت یک جمع کننده خطی وزن دار^۱ و خروجی واقعی به شکل تابع غیر خطی از این مجموع $f(z_j)$ در نظر گرفته می‌شود که f تابع آستانه نرون زام می‌باشد و در غالب اوقات آن را به شکل تابع باینری^۲، تابع سیگموئید^۳، تانژانت هیپربولیک، خطی و یا گوسی^۴ در نظر می‌گیرند (Lippmann ۱۹۸۷).

در این تحقیق برای مدل‌سازی از شبکه‌های پرسپترون چند لایه به همراه الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شده است. شبکه عصبی پرسپترون، یک شبکه پیشرو چند لایه است که شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. گره‌های ورودی اطلاعات را از بیرون دریافت می‌کنند و نتایج از طریق نرون‌های لایه خروجی شبکه حاصل می‌شود.

شبکه پیشرو از مجموعه اطلاعات ورودی یک پاسخ در مسیر روبه جلو تولید می‌کند. به عبارت دیگر هیچ پس خوری^۵ ندارد. همچنین اتصالات این شبکه کامل است یعنی هر نرون در هر لایه به تمام نرون‌های لایه بعدی اتصال دارد. توابع محرک مورد استفاده شامل تابع خطی و تابع غیر خطی می‌باشد.

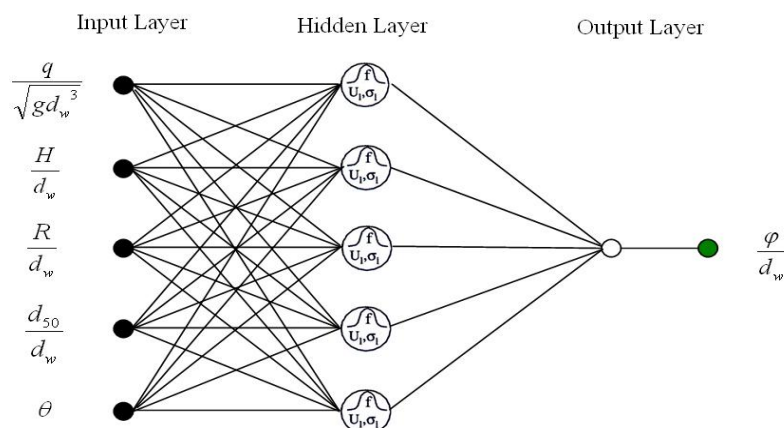
^۱ Weighted

^۲ Binary Function

^۳ Sigmoid

^۴ Gaussian

^۵ Feed Back



شکل ۲: ساختار مدل ANN مورد استفاده در تحقیق با یک لایه پنهان

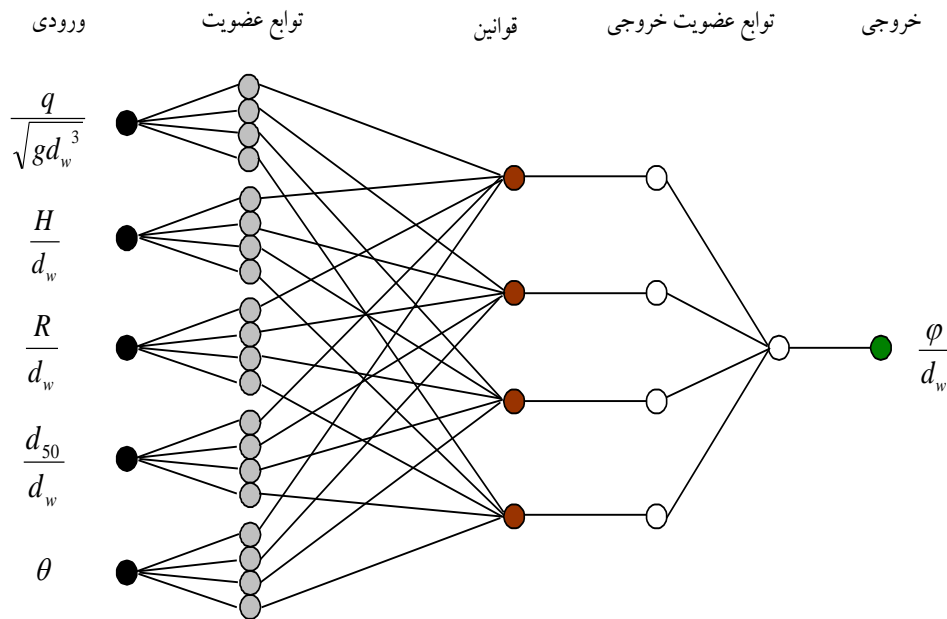
مدل استنتاج عصبی - فازی

تئوری مجموعه های فازی و منطق فازی را اولین بار پروفسور لطفی زاده در سال ۱۹۶۵ در رساله ای بنام مجموعه های فازی - اطلاعات و کنترل معرفی نمود و این نظریه به طور گسترده ای در مسائل مختلف با موفقیت مورد استفاده قرار گرفت. منطق فازی با یک سری قوانین به صورت اگر-آنگاه بین فضای ورودی و فضای خروجی ارتباط برقرار می کند. در فرآیند آموزش، این قوانین بصورت موازی ارزیابی و تعیین می شوند (اسدی یکتا و سلطانی، ۱۳۸۵). (۱۹۹۳) با اعمال تئوری فازی و شبکه های عصبی، مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی را ارائه نمود. این مدل از شبکه ای پنج لایه شامل گره های ورودی، توابع عضویت، قوانین، توابع عضویت خروجی و خروجی مدل، بانضمام کمان های اتصال دهنده این گره ها تشکیل شده است. شکل ۳ ساختار مدل ANFIS مورد استفاده در تحقیق حاضر را نشان می دهد.

مدل تطبیقی عصبی-فازی با استفاده از یک شبکه پس خور چند لایه و الگوریتم های یادگیری عصبی و منطق فازی، نگاشت غیر خطی بین فضای ورودی و خروجی را طراحی می کنند (طارقیان و کاشفی پور، ۱۳۸۵). سیستم استنتاج فازی - عصبی به کار گرفته در این تحقیق از نوع تاکاگی-سوگنو^۶ با تابع خطی می باشد. بر اساس آنالیز ابعادی انجام شده، ورودی های معرفی شده به مدل شامل پارامتر های بدون بعد زیر می باشند:

$$q/\sqrt{gd_w^3}, H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w, \theta \quad \text{رابطه ۵:}$$

^۶ Takagi-Sugeno-Kang



شکل ۳: ساختار مدل ANFIS مورد استفاده در تحقیق با استفاده از تکنیک خوشه بندی فازی کاهش

از آنجایی که وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود، لذا برای جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن داده‌های مورد استفاده و به منظور یکسان سازی ارزش آنها با توجه به مقادیر حداکثر و حداقل، عمل نرمال سازی مطابق با رابطه ۶ صورت گرفته است:

$$N_i = 0.8 \left[\frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right] + 0.1 \quad \text{رابطه ۶}$$

که در این رابطه N_i مقادیر نرمال شده، x_i مقادیر واقعی، x_{\max} حداکثر مقدار واقعی و x_{\min} حداقل مقدار واقعی است. با این عمل داده‌های به صورت خطی بین ۰/۱ تا ۰/۹ نرمال سازی می‌شوند.

توابع خطا و معیارهای ارزیابی

توابع خطایی که جهت ارزیابی عملکرد شبکه فازی - عصبی با ساختارهای متفاوت و رگرسیون غیر خطی مورد استفاده قرار گرفته اند عبارتند از:

میانگین خطای مطلق^۷

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i - P_i| \quad \text{رابطه ۷}$$

⁷ Mean Absolute Error

جذر میانگین مجذورات خطا^۸

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{N}} \quad \text{رابطه ۸:}$$

ضریب همبستگی^۹

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2} \quad \text{رابطه ۹:}$$

درصد خطا نسبی

$$RE = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)}{\sum_{i=1}^N (O_i)} \times 100 \quad \text{رابطه ۱۰:}$$

که در این روابط O نشانگر پارامتر مشاهده شده، P نشانگر پارامتر پیش‌بینی شده توسط مدل و \bar{O} متوسط پارامترهای مشاهداتی و N تعداد نمونه‌ها می‌باشد. از طرفی جهت تحلیل میزان انطباق پارامترهای مشاهداتی با نتایج نظیر حاصل از پیش‌بینی مدل علاوه بر معیارهای فوق‌الذکر، ضریب زاویه خط رگرسیون بین نتایج و مشاهدات m در حالتی که عرض از مبدا معادله صفر تعریف شده باشد، محاسبه شده و به عنوان مبنای دیگری جهت سنجش صحت عملکرد مدل مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته است. قابل ذکر است که هر چقدر ضریب زاویه m به عدد یک نزدیک‌تر باشد، نشانه انطباق هرچه بیشتر نتایج پیش‌بینی مدل با مشاهدات نظیر آن می‌باشد.

داده‌های میدانی

جهت بهینه‌یابی ابعاد حفره آبستنگی پایین دست سرریز جامی شکل نیاز به داده‌های آزمایشگاهی می‌باشد که علاوه بر مشخصات هیدرولیکی از مشخصات هندسی و رسوبی مناسبی برخوردار باشد. برای این منظور از سه سری داده‌های آزمایشگاهی مجزا که دو سری آن نتیجه مطالعات متعدد مرکز تحقیقات آب و برق هندوستان^{۱۰} CWRPS بر روی مدل‌های هیدرولیکی است و سری دوم داده‌ها از مطالعات آزمایشگاهی بر روی مدل فیزیکی که در مرکز تحقیقات حفاظت آب و آبخیزداری وزارت جهادکشاورزی با همکاری دانشگاه تربیت مدرس توسط اسدی سرریزی و قدسیان (۱۳۷۷) به انجام رسیده است، استفاده شده است. تعداد ۴۹ سری از داده‌های تحقیق فوق که دامنه تغییرات اطلاعات ابعاد حفره آبستنگی آن در تحقیق حاضر مورد استفاده قرار گرفته است در جدول ۱ خلاصه شده است.

^۸ Mean Squared Error

^۹ The Coefficient of Determination

^{۱۰} Central Water and Power Research Station

جدول ۱: مجموعه اطلاعات مورد استفاده در تحقیق حاضر

محدوده تغییرات Ws (m)	محدوده تغییرات Ls (m)	محدوده تغییرات ds (m)	تعداد داده‌ها	منبع داده‌ها
۰/۶ - ۱/۶۳	۰/۴۹۵ - ۲/۱۴۳۹	۰/۰۵۱۲ - ۰/۵۵	۲۹	مرکز تحقیقات آب و برق هندوستان CWPRS
۰/۶ - ۲/۱۴	۰/۴۵۵ - ۲/۴۴	۰/۰۵۱۲ - ۰/۴۲	۱۷	
ثابت ۰/۶۵	۰/۴۲ - ۰/۸۱۵	۰/۰۶۴۳ - ۰/۳۵۸۷	۴۹	مرکز تحقیقات آب و آبخیزداری وزارت جهادکشاورزی (اسدی سرریزی و قدسیان، ۱۳۷۷)

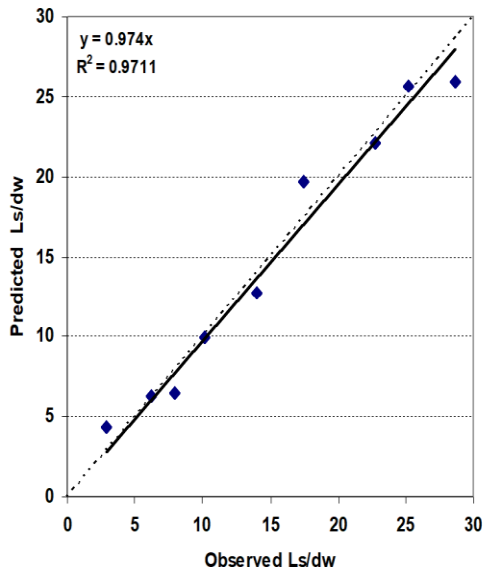
برای این منظور از ۹۵ سری مجموعه داده های موجود، تعداد ۹ سری بصورت تصادفی جهت کنترل شبکه آموزش داده شده از سری داده ها مجزا گردید و از ۸۶ سری داده‌های باقی‌مانده ۸۰ درصد جهت آموزش و ۲۰ درصد برای ارزیابی سیستم مورد استفاده قرار گرفته است.

نتایج و بحث

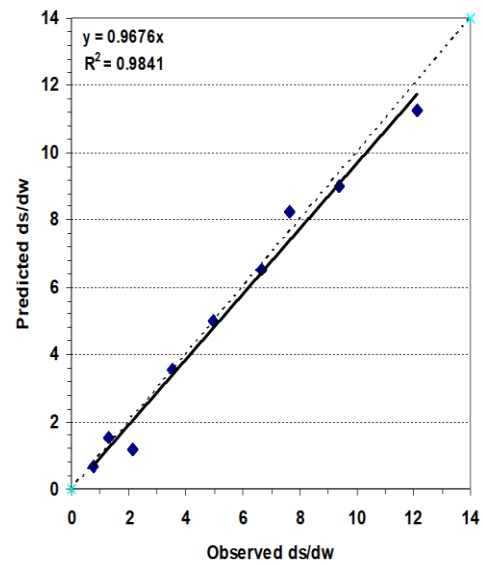
در این تحقیق از نرم افزار Qnet۲۰۰۰ برای مدل سازی شبکه عصبی و نرم افزار مطلب برای مدل سازی شبکه تطبیقی عصبی- فازی و نرم افزار آماری SIGMAPLOT برای استخراج معادله رگرسیون غیرخطی استفاده شده است. پس از ساخت معماری های مختلف حاصل از تغییر توابع عضویت، بهترین نتایج موقعی حاصل گردید که مدل شبکه عصبی با سه لایه شامل دو لایه ورودی و خروجی و یک لایه مخفی مجهز گردیده و بهترین تابع عضویت، تابع سیگموئید تشخیص داده شد. در حالیکه در سیستم شبکه عصبی- فازی، چهار تابع عضویت از نوع گوسی وظیفه ساخت قوانین حاکم بر مدل را به- عهده گرفتند. در این تحقیق بدلیل فراوانی داده‌های ورودی معرفی شده به مدل و همچنین به منظور کاهش زمان اجرای مدل از تکنیک خوشه بندی فازی کاهشی استفاده گردید. سپس با استفاده از توابع خطای معرفی شده در معادلات ۷ الی ۱۰ و همچنین تعیین ضریب زاویه خط رگرسیون بین مشاهدات و نتایج حاصل از مدل، ارزیابی های لازم صورت گرفت که نتایج آن در جدول ۲ خلاصه شده است. شکل ۴ الی شکل ۹ به نوبه خود نحوه انطباق نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل شبکه عصبی و سیستم عصبی- فازی را با مشاهدات نظیر نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که کلیه نتایج ارائه شده با استفاده از ۹ سری داده هایی بدست آمده اند که هیچگونه نقشی در آموزش و یادگیری شبکه های هوشمند بعهده نداشته اند.

جدول ۲: نتایج توابع خطا حاصل از مدل های شبکه عصبی و سیستم تطبیقی عصبی-فازی

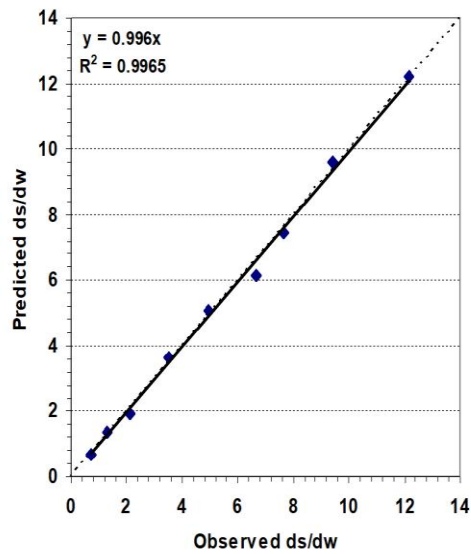
Parameter	MAE	RMSE	RE	m	R ²
ANNs Model					
ds/dw	۰/۳۶۱	۰/۴۹۷	۶/۶۸	۰/۹۶۷۶	۰/۹۸۴
Ls/dw	۱/۱۸۵	۱/۴۵۶	۷/۸۸	۰/۹۷۴	۰/۹۷۱
Ws/dw	۱/۷۶۸	۲/۸۴۰	۱۰/۳۸	۱/۰۷۱	۰/۹۷۳
ANFIS Model					
ds/dw	۰/۱۷۶	۰/۲۲۱	۳/۲۷	۰/۹۹۶	۰/۹۹۷
Ls/dw	۰/۷۹۴	۱/۰۶۸	۵/۲۹	۰/۹۹۹۶	۰/۹۸۳
Ws/dw	۰/۰۴۹	۰/۲۵۵	۴/۹۲	۱/۰۰۲۸	۰/۹۹۳



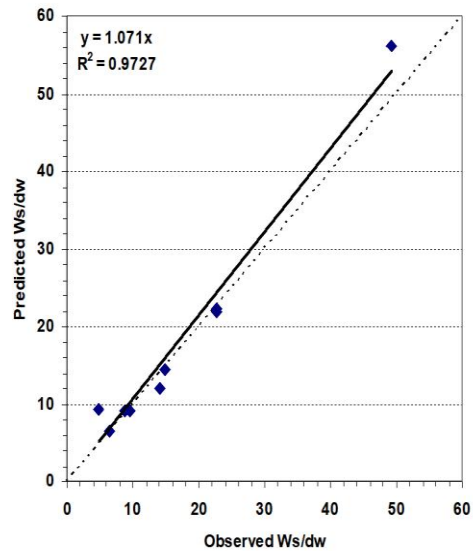
شکل ۵: عملکرد مدل ANN در پیش بینی L_s/d_w



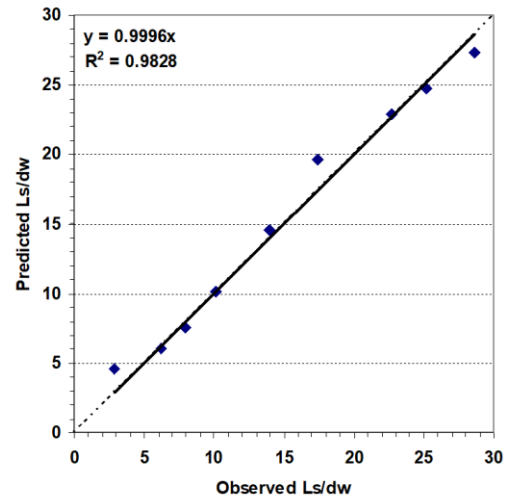
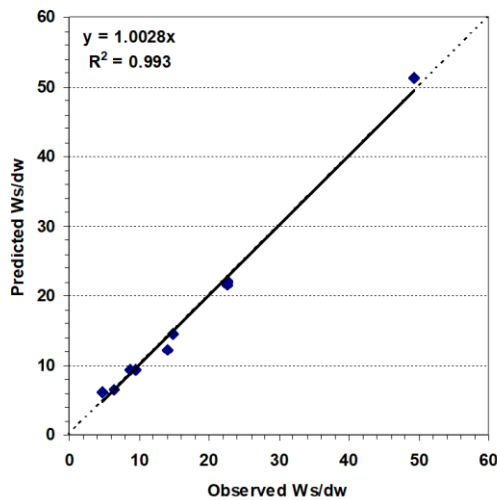
شکل ۴: عملکرد مدل ANN در پیش بینی d_s/d_w



شکل ۷: عملکرد مدل ANFIS در پیش بینی d_s/d_w



شکل ۶: عملکرد مدل ANN در پیش بینی w_s/d_w



شکل ۹: عملکرد مدل ANFIS در پیش بینی w_s/d_w

شکل ۸: عملکرد مدل ANFIS در پیش بینی L_s/d_w

در بخش دوم تحقیق به منظور مقایسه نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی و سیستم فازی عصبی با روش های آماری، با بکارگیری نرم افزار SIGMAPLOT و استفاده از مجموعه اطلاعات مورد استفاده در آموزش مدل ANN و ANFIS، روابط غیرخطی و بدون بعد رگرسیونی بین ابعاد حفره آبشستگی و پارامترهای مؤثر معرفی شده در رابطه ۵، برازش داده شد. سپس با استفاده از ۹ سری داده های مجزا شده جهت کنترل معادلات، دقت هرکدام مورد بررسی قرار گرفت. خلاصه نتایج شامل ضرائب معرفی شده در رابطه ۱۱ و پارامترهای آماری حاکم بر نداشت این روابط در جدول ۳ خلاصه شده است.

$$\frac{\varphi}{d_w} = A \left(\frac{q}{\sqrt{gd_w^3}} \right)^B \left(\frac{H}{d_w} \right)^C \left(\frac{R}{d_w} \right)^D \left(\frac{d_{50}}{d_w} \right)^E \theta^F \quad \text{رابطه ۱۱:}$$

جدول ۳: ضرائب و پارامترهای آماری حاصل از برازش معادله رگرسیون غیر خطی بین داده ها

		پارامتر φ									
		W_s/d_w		L_s/d_w		d_s/d_w					
وابستگی	خطای استاندارد	ضرایب	وابستگی	خطای استاندارد	ضرایب	وابستگی	خطای استاندارد	ضرایب	وابستگی		
-۰/۹۳۷	-۰/۰۶۳۶	۱/۰۸۹۰	A	-۰/۹۴۸	-۰/۰۷۹۵	۱/۳۷۵۰	A	-۰/۹۶۴	-۰/۰۵۷۵	-۰/۷۲۰۴	A
-۰/۹۶۹	-۰/۰۷۰۸	-۰/۱۲۱۶	B	-۰/۹۷۱	-۰/۰۶۵۹	-۰/۴۳۹۸	B	-۰/۹۷۱	-۰/۰۷۸۳	۱/۲۸۱۰	B
-۰/۹۸۱	-۰/۰۷۸۵	-۰/۰۶۵۰۸	C	-۰/۹۸۴	-۰/۰۷۶۴	-۰/۲۶۱۶	C	-۰/۹۸۵	-۰/۰۸۴۸	-۰/۰۴۶۳۲	C
-۰/۹۶۱	-۰/۰۵۹۸	-۰/۱۱۸۶	D	-۰/۹۶۴	-۰/۰۵۴۶	-۰/۰۷۴۳	D	-۰/۹۵۹	-۰/۰۵۵۹	-۰/۰۲۷۸۸	D
-۰/۷۹۲	-۰/۰۳۰۰	-۰/۱۴۵۰	E	-۰/۷۶۹	-۰/۰۲۶۵	-۰/۱۵۲۸	E	-۰/۶۹۵	-۰/۰۳۳۷	-۰/۰۲۶۲۴	E
-۰/۹۱۵	-۰/۰۹۷۲	-۰/۰۲۶۲	F	-۰/۹۳۶	-۰/۱۰۱۱	-۰/۰۹۹۱	F	-۰/۹۵۸	-۰/۱۳۹۸	-۰/۰۶۶۷	F

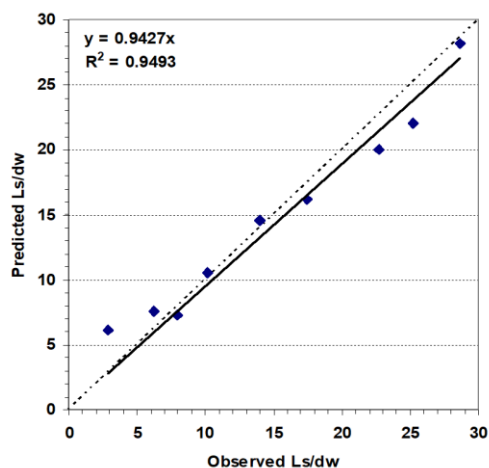
سپس به منظور بررسی عملکرد معادله رگرسیون غیر خطی، با استفاده از توابع خطای معرفی شده در روابط ۷ الی ۱۰ میزان خطای حاکم بر فضای معادلات در پیش بینی ابعاد حفره آبشستگی مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج آن در جدول ۴ خلاصه شده است.

جدول ۴: نتایج توابع خطای حاصل از معادله رگرسیون غیر خطی

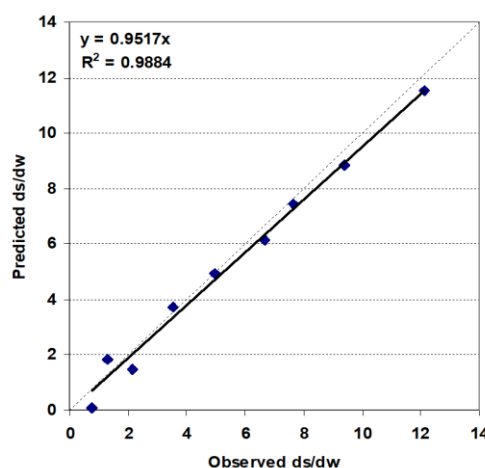
Parameter	MAE	RMSE	RE	m	R ²
Non-linear Regression Equation					
d_s/d_w	۰/۴۴۳	۰/۴۹۳	۸/۲۳	۰/۹۵۱۷	۰/۹۸۸
L_s/d_w	۱/۵۳۵	۱/۸۹۳	۱۰/۲۲	۰/۹۴۲۷	۰/۹۴۹
W_s/d_w	۲/۱۱۵	۲/۵۹۵	۱۲/۴۲	۰/۹۴۲۹	۰/۹۶۴

شکل ۱۰ الی شکل ۱۲ نحوه انطباق نتایج حاصل از پیش بینی معادله رگرسیون غیر خطی را با مشاهدات نظیر نشان

می دهند.

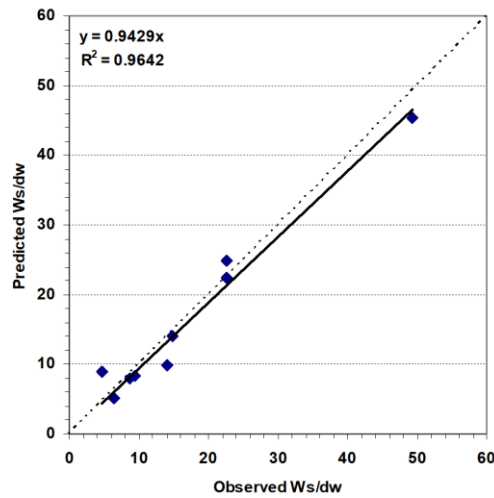


شکل ۱۱: عملکرد معادله رگرسیون غیر خطی در پیش بینی L_s/d_w



شکل ۱۰: عملکرد معادله رگرسیون غیر خطی در پیش بینی d_s/d_w

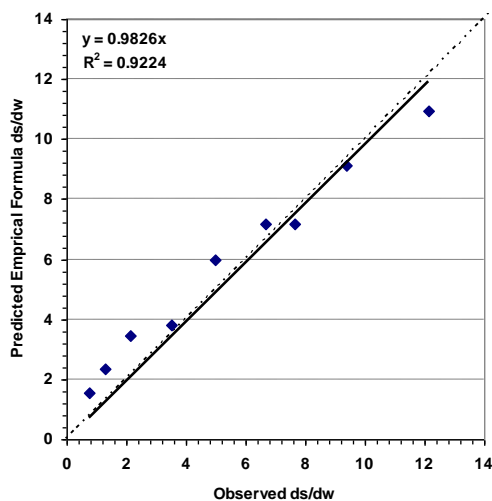
از طرفی به منظور مقایسه بررسی دقت نتایج حاصل از مدل های هوشمند ارائه شده در تحقیق حاضر با نتایج حاصل از فرمول های تجربی، از تحقیقات Grishin (۱۹۸۲) استفاده شد. نتایج حاصل از عملکرد فرمول های تجربی در تخمین حداکثر عمق آبشستگی و مقایسه با مشاهده های آزمایشگاهی نظیر آن ها در جدول ۵ خلاصه شده است. از مقایسه این نتایج ملاحظه می شود که مقادیر پیش بینی شده توسط فرمول گریشین به ترتیب دارای ضریب زاویه $m = 0.933$ و $m = 0.9826$ می باشند و این حاکی از برتری نسبی دقت نتایج پیش بینی فرمول گریشین بر فرمول تجربی ورونس است. میزان درصد خطای نسبی به کارگیری هر دو فرمول تقریبا بطور یکسان و به ترتیب $RE = 14.05$ و $RE = 14.02$ می باشد.



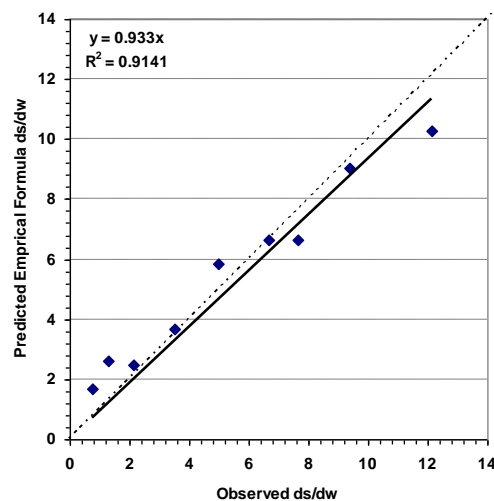
شکل ۱۲: عملکرد معادله رگرسیون غیر خطی در پیش بینی W_s/d_w

جدول ۵: نتایج توابع خطای حاصل از نتایج فرمول‌های تجربی در تخمین حداکثر عمق آبستگی

Parameter	MAE	RMSE	RE	M	R ²
Veronese's Empirical Formula					
d_s/d_w	۰/۷۵۶	۰/۹۴۵	۱۴/۰۲	۰/۹۳۳	۰/۹۱۴
Grishin's Empirical Formula					
d_s/d_w	۰/۷۵۷۰	۰/۸۴۳	۱۴/۰۵	۰/۹۸۲۶	۰/۹۲۲



شکل ۱۴: عملکرد فرمول تجربی ورونس در پیش بینی d_s/d_w



شکل ۱۳: عملکرد فرمول تجربی ورونس در پیش بینی d_s/d_w

نتیجه گیری

این تحقیق نشان دهنده کارآیی و توانایی مدل های تطبیقی عصبی-فازی در پیش بینی ابعاد حفره آبشستگی پایین دست سرریز های جامی شکل می باشد. در نگرشی کلی و از مقایسه نتایج ارائه شده در جدول ۲ و ۴ می توان چنین دریافت که مدل های فازی عصبی از دقت بالاتری نسبت به نتایج معادلات رگرسیونی غیر خطی برخوردارند. به طوری که حداکثر خطای حاصله در اثر استفاده از سیستم تطبیقی عصبی-فازی در تخمین ابعاد حفره آبشستگی ۵/۲ درصد بوده و این در حالی است که این میزان خطا در مدل شبکه عصبی ۱۰/۳۸ درصد و نتایج معادله رگرسیون خطی ۱۲/۴۲ درصد خطا در بر دارد. میزان خطای حاصل از فرمول های تجربی ورونس در تخمین حداکثر عمق آبشستگی معادل ۱۴/۰۲ درصد و این میزان خطا به هنگام استفاده از فرمول تجربی گریشین معادل ۱۴/۰۵ می باشد. حداقل خطای حاصله در اثر استفاده از سیستم تطبیقی عصبی-فازی ۳/۲۷ درصد می باشد که این میزان خطا به هنگام استفاده از شبکه عصبی و معادله رگرسیون خطی و فرمول های تجربی به ترتیب ۶/۶۸ و ۸/۲ و ۱۴/۰۲ درصد افزایش می یابد. نتایج حاصل از معادله رگرسیون غیر خطی نشان داده شده در شکل ۱۰ تا شکل ۱۲ بیانگر این نکته است که تخمین حاصله در تعیین کلیه ابعاد حفره آبشستگی پایین دست سرریز جامی شکل همواره کمتر از مقدار مشاهداتی نظیر آنست.

پیش بینی حداکثر عمق آبشستگی توسط فرمول تجربی گریشین نسبت به پیش بینی همین پارامتر توسط فرمول

ورونس از درجه دقت بالاتری برخوردار است. با توجه به همبستگی نسبتا بالای پارامتر های θ و $\frac{R}{d_w}$ و $\frac{H}{d_w}$ و $\frac{q}{\sqrt{gd_w^3}}$

در مجموعه داده های مورد استفاده در رگرسیون غیر خطی (حداقل ۰/۹۱/۵) تقریبا هماهنگی در تخمین معادله رگرسیون غیر خطی از این چند متغییر حاصل شده است. با آنالیز حساسیت انجام شده در معادله رگرسیون غیر خطی و

حذف پارامتر $\frac{d_{50}}{d_w}$ بدلیل حداکثر وابستگی ۷۹/۲ درصدی داده ها نه تنها دقت خروجی مدل افزایش نیافت بلکه باعث

کاهش چشمگیر دقت حاصله نیز گردید که این مسئله را می توان از دو جنبه مورد تحلیل قرار داد. اولاً اینکه تعداد داده

های مورد استفاده از کمیت مناسبی برخوردار نبودند و ثانياً اینکه خطای استاندارد ۰/۰۳ درصدی پارامتر $\frac{d_{50}}{d_w}$ نسبت به

سایر پارامترها باعث حصول چنین نتیجه ای شده است.

منابع

اسدی سریزدی، م.ح. قدسیان، م. (۱۳۷۷). تعیین اثر شعاع جام پرتابی ساده در عمق آبشستگی پایین دست

سرریزها. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس.

اسدیانی یکتا، ا. سلطانی، ف. (۱۳۸۵). مقایسه کاربرد شبکه تطبیقی عصبی-فازی با شبکه عصبی مصنوعی در

پیش‌بینی جریان رودخانه زاینده رود. هفتمین سمینار مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز.

تاج کریمی، د. قدسیان، م. (۱۳۸۳). تحلیل آبشستگی بستر ناشی از جت های ریزشی و کاربرد شبکه عصبی مصنوعی

در آن. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس.

طارقیان، ر. کاشفی پور، س.م. (۱۳۸۵). پیش‌بینی سطح آب در مخزن با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی

تطبیقی. هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز.

منتظر، م. قدسیان، م. (۲۰۰۲). ارائه روشی هوشمند به منظور برآورد حداکثر عمق آبشستگی دماغه آبشکنها با استفاده از

شبکه عصبی مصنوعی. ششمین سمینار مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز.

نصیری صالح، ف. منتظر، غ. (۱۳۸۰). تعیین ابعاد حفره آبشستگی پایین دست سرریزهای ریزشی آزاد با استفاده از

روش شبکه عصبی مصنوعی. سومین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشکده فنی دانشگاه تهران.

Azmathullah, H. MD., and Deo, M.N, Deolalikar, PB, (2005). Neural Networks for estimation of scour downstream of a Ski-Jump bucket. Journal of Hydraulic Engineering. ASCE,131,10, pp: 898-908

Batani, S. M., and Borghei, S.M. and Jeng, D. S. (2007). Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers. Engineering Applications of Artificial Intelligence, pp: 401-414.

Borman N. E., and Julien, P. Y. (1991). Scour downstream of grade-control structure. J. Hydraul. Eng., 117, 5, pp: 579-594.

Breusers, H. N. C. and A. J. Raudkivi. (1991). Scouring. Hydraulic structure design manual, No 2 IAHR. Balkema. 143p.

U.S. Bureau of Reclamation. (1965). Design of Small Dams.

Grishin, M. M. (1982). Hydraulic Structures, Mir Publisher, Moscow, Vol. 1,2.

Jang, J. S. R. (1993). ANFIS: Adaptive Network based Fuzzy Interface System. IEEE Trans., Man and cybernetics, 22, 3, pp: 665-685.

Lippmann, R. P. (1987). An Introduction to Computing with Neural Nets. IEEE ASSP Magazine, pp: 4-22.

Robinson, K. M., Hanson, G. J., and Cooke, K. R., (1998). Velocity field measurements at an overfall, American Society of Agricultural Engineering., No.982063.

Rouse, H., (1940). Criteria for Similarity in the transportation of sediment. Studies in Engineering Bullentin. University of IWA, 20, pp:.33-49.

Trent, R., Gagarin, N., and Rhodes, J. (1993). Estimating pier scour with artificial neural networks.Proc., Hydraulic Engineering 1993, ASCE, New York, pp: 1043-1048.