

مقدمه

از جمله روش‌های متداول و اقتصادی برای حفاظت غیر مستقیم دیواره رودخانه‌ها، آبشکن‌ها می‌باشند. آبشکن‌ها بر خطوط جریان تأثیر گذاشته و موجب انحراف آن‌ها از دیواره‌های فرسایش‌پذیر به میان رودخانه می‌شوند و با کاهش سرعت، از شدت برخورد جریان با دیواره کاسته و توانایی رسوب‌گذاری جریان را افزایش می‌دهند [۷]. وقتی موانعی نظیر آبشکن، کوله یا پایه پل در مقابل جریان قرار می‌گیرند اختلاف فشار هیدرواستاتیکی در بالادست و پایین دست مانع به همراه عوامل دیگر باعث تولید جریان آشفته چرخشی در پیرامون آن خواهد شد و اثر آن به صورت فرسایش حفره‌ای و ژرف بخصوص در دماغه بالادست ظاهر می‌شود، که به آن آبشستگی موضعی می‌گویند و احتمال شکست سازه را به دنبال خواهد داشت. برای عملکرد بهتر آبشکن‌ها در رودخانه‌ها، معمولاً این سازه‌ها به صورت گروهی ساخته می‌شوند و بیشترین اثرات مخرب فرسایش در اثر تنگ‌شدگی ناگهانی در آبشکن اول (اولین آبشکن از بالادست) ظاهر می‌شود، لذا این آبشکن نیاز به تمهیدات خاص در طراحی دارد [۲۵ و ۴].

تاکنون پژوهشگران مختلف بررسی‌های آزمایشگاهی گوناگونی را برای تعیین حداکثر عمق آبشستگی پیرامون آبشکن‌ها و امکان پیش‌بینی آن انجام داده‌اند. از جمله این پژوهشگران می‌توان به احمد [۲]؛ گارده و همکاران [۹]؛ لارسن [۱۷]؛ گیل [۱۰]؛ زاغلول [۲۴]؛ نصراللهی و همکاران [۲۱] و قدسیان و واقفی [۱۱] اشاره نمود. یکی از عوامل مؤثر و مهم بر پدیده آبشستگی در آبشکن‌ها، مدت زمان آبشستگی می‌باشد. تفاوت وسیعی در زمان رسیدن به عمق تعادل آبشستگی وجود دارد. برای برآورد تغییرات زمانی عمق آبشستگی اطراف تکیه‌گاه پل و آبشکن، معادلات محدودی موجود است. تعدادی از روابط ارائه شده توسط پژوهشگران مختلف برای پیش‌بینی توسعه زمانی آبشستگی اطراف تکیه‌گاه‌ها و آبشکن‌ها در جدول (۱) ارائه شده است. عامل‌های مورد استفاده در روابط جدول ۱ و همچنین در پژوهش حاضر به صورت زیر تعریف می‌شوند. t مدت زمان آبشستگی، d_{st} حداکثر عمق آبشستگی در زمان t ، d_{se} عمق آبشستگی تعادلی، T زمان رسیدن به عمق آبشستگی تعادلی، U سرعت جریان، U_{cr} سرعت بحرانی حرکت ذرات، $F_d = U/\sqrt{\Delta g D_{50}}$ عدد فرود ذره، D_{50} قطر متوسط ذرات بستر، Y عمق جریان، L طول تکیه‌گاه در جهت عمود بر جریان، b عرض تکیه‌گاه، g شتاب ثقل، $\Delta = S - 1$ ، $\Delta = (\rho_s - \rho)/\rho$ ،

بررسی توسعه زمانی آبشستگی اطراف آبشکن‌های نفوذناپذیر در کانال مستقیم و پیش‌بینی آن با شبکه‌های عصبی مصنوعی

عبداله اردشیر^۱، حجت کرمی^۲، مجتبی صانعی^۳ و سید امین سلامتیان^۴
تاریخ دریافت: ۸۹/۰۴/۲۷ تاریخ پذیرش: ۸۹/۱۱/۱۲

چکیده

بر آورد حداکثر عمق آبشستگی اطراف آبشکن‌ها از مسائل مهم در طراحی آنها می‌باشد. در مقاله حاضر توسعه زمانی آبشستگی موضعی اطراف اولین آبشکن در سری آبشکن‌های نفوذناپذیر مستقیم به ازای نسبت‌های مختلف سرعت جریان به سرعت آستانه حرکت ذرات (U/U_{cr}) و چهار نوع دانه‌بندی مصالح بستر (D_{50}) مورد آزمایش قرار گرفت. نتایج آزمایشگاهی نشان داد که در شرایط یکسان در نسبت‌های پایین U/U_{cr} عمق آبشستگی در مدت زمان کمتری به عمق نهایی آبشستگی می‌رسد، هم‌چنین به‌طور کلی بین ۷۰ تا ۹۰ درصد عمق آبشستگی تعادلی در ۲۰ درصد اولیه زمان آبشستگی اتفاق می‌افتد. در آزمایش‌های انجام شده با اندازه‌گیری حداکثر عمق آبشستگی در زمان‌های مختلف، تعداد ۷۸۷ داده آزمایشگاهی برداشت گردید. مدل تحلیلی (معادله همبستگی) و بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی به دست آمده از این مطالعه با روابط ارائه شده توسط پژوهشگران دیگر مقایسه و ارزیابی شدند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی، توسعه زمانی آبشستگی را بهتر از مدل‌های معادله همبستگی پیش‌بینی می‌کند.

واژه‌های کلیدی: آبشکن، آبشستگی، مطالعه آزمایشگاهی، مدل فیزیکی، تحلیل آماری و شبکه‌های عصبی مصنوعی.

۱- دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۲- دانشجوی دکترای مهندسی عمران آب، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
Hkarami1359@yahoo.com

۳- استادیار پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری وزارت جهاد کشاورزی

۴- دانشجوی دکترای مهندسی عمران آب، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

چگالی نسبی ذرات، σ_g انحراف معیار هندسی قطر ذرات $T_R = t(\Delta g D_{50})^{0.5} / L_R$ ، $(\sigma_g = \sqrt{D_{84}/D_{16}})$ عامل زمان T_S ، $T_R = t(\Delta g D_{50})^{0.5} / L_R$ عامل زمان T_S ، N_S ضریب شکل تکیه‌گاه که در تکیه‌گاه عمودی L_R ، $N_S = 1.25$ و مرجع $L_R = L^{2/3} Y^{1/3}$ می‌باشد. شکل (۳) عامل‌های هندسی (L و b) را نشان می‌دهد.

در سال‌های اخیر علاوه بر مطالعات آزمایشگاهی، روش‌های محاسباتی و هوشمندی نظیر منطق فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، سامانه‌های عصبی-فازی، برنامه‌ریزی فازی-ژنتیک بطور وسیعی در مسایل مختلف و مشکل مهندسی بکار برده شده‌اند [۱۸]. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از متداول‌ترین روش‌های محاسباتی هوشمند می‌باشد. ناگی و همکاران [۲۰] شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی انتقال رسوب استفاده کردند. مزامیل و سیدیکو [۱۹] یک مدل شبکه عصبی را برای پیش‌بینی آبستگی ارایه دادند. عظمت‌اله و همکاران [۳] کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای برآورد آبستگی پایین دست سرریز پرتابی جامی شکل مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با روش‌های آماری قبلی مقایسه گردید که نشان‌دهنده کارایی بهتر شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. نتایج نشان داد هنگامی که داده‌های ورودی برای آموزش شبکه بصورت بی‌بعد استفاده می‌شوند، در مقایسه با داده‌های بعددار، داده‌های آزمایشگاهی را بهتر برآورد می‌نمایند. باطنی و همکاران [۵] از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد عمق تعادل آبستگی و تغییرات زمانی عمق آبستگی اطراف پایه‌های پل استفاده کردند. نتایج نشان داد که اگر برای آموزش شبکه عصبی از داده‌های بعددار استفاده شود نتایج بهتری برای پیش‌بینی عمق آبستگی تعادل و تغییرات زمانی آبستگی، نسبت به زمانی که از داده‌های بدون بعد استفاده شد، حاصل گردید.

بررسی و مرور مطالعات انجام شده در زمینه آبستگی آبشکن‌ها

نشان می‌دهد که با توجه به اهمیت مدت زمان آبستگی، این عامل کمتر مورد توجه قرار گرفته است همچنین اکثر روابطی که بیانگر رابطه‌ی زمان و عمق آبستگی می‌باشند مربوط به پایه و تکیه‌گاه پل‌ها هستند و رابطه محدودی در ارتباط با آبشکن‌ها ارایه شده است و از طرفی اثر زمان بر عمق آبستگی موضعی اطراف آبشکن در یک سری از آبشکن‌ها دیده نشده است. هدف از انجام پژوهش حاضر، به دلیل اهمیت آبشکن اول در سری آبشکن‌ها، بررسی آزمایشگاهی تأثیر زمان آبستگی بر آبستگی اولین آبشکن در یک گروه از آبشکن‌ها، سپس تدوین مدلی برای پیش‌بینی تغییرات زمانی آبستگی با استفاده از تحلیل آماری و شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. در ادامه، ابتدا توضیح مختصری در رابطه با شبکه‌های عصبی مصنوعی آورده شده است، بعد از آن به تجهیزات و لوازم آزمایشگاهی، شرح آزمایش‌ها، تحلیل داده‌های آزمایشگاهی پرداخته می‌شود. در قسمت بعد بر اساس داده‌های آزمایشگاهی یک مدل تحلیلی معادله همبستگی تدوین شده و سپس با استفاده از الگوریتم‌های متداول آموزش، شبکه‌های عصبی مصنوعی بهترین مدل شبکه ایجاد شده است. در پایان مدل معادله همبستگی با بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی و روابط ارایه شده توسط پژوهشگران دیگر مورد مقایسه و ارزیابی قرار می‌گیرد.

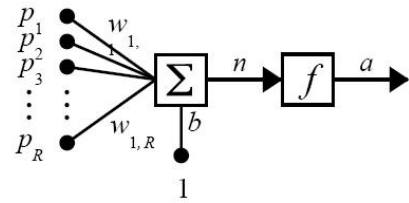
شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^۱

یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) از چندین نرون تشکیل شده که با آرایش خاصی چیده شده‌اند. ساختار شبکه عصبی توسط چهار مشخصه تعیین می‌گردد: تعداد لایه‌ها، تعداد نرونها در هر لایه، نوع تابع انتقال هر نرون و نحوه اتصالات بین نرونها و لایه‌ها [۱]. یک نرون، کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. در شکل ۱ یک نرون با R ورودی نشان داده شده است. بردار ورودی را با \underline{P} نمایش می‌دهیم

جدول ۱- روابط ارایه شده توسط پژوهشگران برای پیش‌بینی تغییرات زمانی عمق آبستگی

| محقق | رابطه | |
|-------------------------|---|-----|
| بالیو و ارسی [۴] | $d_{st}/d_{se} = 1 - \exp[-0.028(tU/(bY)^{0.5})^{0.28}]$ | (۱) |
| الویتو و هگر [۲۲] | $d_{st}/L_R = 0.068 N_s \sigma_g^{-0.5} \sigma_g^{1.5} \log(T_R)$ | (۲) |
| کلان و همکاران [۶] | $d_{st}/d_{se} = \exp[-0.07(U_{cr}/(U) \ln(t/T) ^{1.5})]$ | (۳) |
| یانماز و کسه [۲۳] | $d_{st}/L = 0.025 F_d^{0.85} (L/Y)^{0.15} (\log T_s)^{0.6}$ | (۴) |
| نصراللهی و همکاران [۲۱] | $d_{st}/d_{se} = (t/T)^{0.15}$ | (۵) |

که اسکالهای p_i ($i=1,2,\dots,R$) عناصر آن هستند و مجموعه وزنهای هر نرون (W_i ها) با ماتریس وزن W نمایش داده می‌شوند.



شکل ۱- مدل یک نرون با چند ورودی

هر عنصر از بردار P در عنصر متناظر از بردار W ضرب می‌شود. هر نرون یک جمله بایاس (b) دارد که با حاصلضرب ماتریس وزن W در بردار ورودی جمع می‌شود. خروجی خالص n ، مطابق فرمول زیر محاسبه می‌شود.

$$n = \sum_{i=1}^R p_i w_i + b = W P + b \quad (6)$$

که در آن $P = [p_1, p_2, \dots, p_R]^T$ و $W = [w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}]$ و در نهایت، خروجی به صورت زیر خواهد بود.

$$a = f(W P + b) \quad (7)$$

عاملهای W و b قابل تنظیم هستند و تابع انتقال f و الگوریتم یادگیری نیز توسط طراح انتخاب می‌شود. تابع انتقال f می‌تواند خطی یا غیر خطی باشد. یکی از پر کاربردترین توابع انتقال تابع سیگموئید می‌باشد. تابع سیگموئید یک تابع پیوسته و افزایشی می‌باشد که خروجی آن (a) همیشه در بازه $[0, 1]$ قرار دارد. این تابع با فرمول کلی زیر بیان می‌شود.

$$a = f_s(n) = \text{sig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-cn}}, c > 0 \quad (8)$$

در شبکه‌های پیش رونده^۱ نرون‌ها در لایه‌های مختلف تقسیم بندی می‌شوند که در لایه اول ورودی‌ها (داده‌ها) و در لایه آخر خروجی (نتیجه) قرار دارد. بنابراین لایه ورودی اطلاعات اولیه شبکه را فراهم می‌کند و لایه خروجی مقدار پیش‌بینی شده توسط شبکه را نشان می‌دهد. در یک شبکه عصبی هر نرون در هر لایه به تمام نرون‌های لایه بعدی مرتبط می‌باشد ولی نرون‌های هر لایه به یکدیگر متصل نمی‌باشند. تعداد ورودی، خروجی و نرون‌های لایه پنهان بستگی به پژوهش انجام شده دارد. در مورد تعداد لایه‌های میانی باید توجه کرد که هرچه لایه‌های میانی بیشتر باشد قدرت تجزیه و تحلیل شبکه بیشتر می‌شود، ولی در صورت زیاد شدن لایه‌های میانی، سرعت شبکه برای همگرایی به جواب بسیار پایین می‌آید.

یکی از بهترین و پرکاربردترین روش‌های آموزش شبکه عصبی الگوریتم پس انتشار خطا^۲ می‌باشد، این الگوریتم در سال ۱۹۸۶ توسط روملهارت، هیتون و ویلیامز پیشنهاد شد. در الگوریتم پس

انتشار خطا، خروجی واقعی با خروجی شبکه مقایسه شده و مقدار خطا به دست می‌آید این خطا در کل شبکه پخش می‌شود. تابع هدف اصلی آموزش شبکه، حداقل کردن متوسط مربعات خطا می‌باشد

$$E = \frac{1}{2} (O_n - t_n)^2 \quad [1]$$

در مدل‌های شبکه عصبی مهمترین عامل در آموزش، نحوه ارایه داده‌ها (به عنوان ورودی) به شبکه می‌باشد. انتخاب داده‌ها در یک محدوده بسیار با اهمیت می‌باشد، از این رو در شبکه عصبی، مهمترین مرحله معمولی کردن داده‌های ورودی می‌باشد. روش‌ها و مدل‌های گوناگونی برای معمولی کردن داده‌ها وجود دارد. در این پژوهش با استفاده از رابطه (۹) معمولی کردن داده‌ها انجام شده است.

$$X_n = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (9)$$

در این رابطه X_n معمولی شده مقدار X ، X_{\min} کمترین مقدار داده‌ها و X_{\max} بیشترین مقدار داده‌ها می‌باشد.

مواد و روش‌ها (تجهیزات آزمایشگاه)

برای انجام آزمایش‌های مربوط به این پژوهش، از سه فلوم آزمایشگاهی موجود در پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری به عرض‌های ۰/۶، ۱/۳، ۱/۵ متر و طول‌های ۳۰ متر (فلوم شماره ۲، ۱ و ۳) و همچنین یک فلوم آزمایشگاهی ساخته شده در آزمایشگاه محیط‌های متخلخل دانشگاه صنعتی امیرکبیر به عرض ۱ متر و طول ۱۴ متر (فلوم شماره ۴) استفاده شده است. در فلوم شماره‌های ۱، ۲، ۳ و چهار آبشکن به صورت سری و در فلوم شماره ۴، سه آبشکن قرار گرفتند. بررسی پژوهش‌های قبلی نشان داد که بهترین عملکرد آبشکن‌ها زمانی است که با زاویه ۹۰ درجه قرار گرفته باشند و فاصله بین آنها ۲ تا ۴ برابر طول آبشکن‌ها باشد [۲۵]. لذا در تمامی آزمایش‌ها فاصله بین آبشکن‌ها ثابت و ۲ برابر طول آنها ($2L$) بوده است. آبشکن‌های مورد استفاده در این پژوهش نفوذناپذیر، غیرمستغرق و متعامد بودند. طول فلوم‌ها در بالادست آبشکن‌ها به گونه‌ای انتخاب گردید که اثر اغتشاش جریان ورودی و خروجی در محدوده آبشکن‌ها از بین رفته و در این محدوده یک جریان یکنواخت برقرار شود به عبارت دیگر جریان در محدوده آبشکن‌ها مستقل از شرایط بالادست و پایین دست باشد. در فلوم شماره ۴، آبشکن‌ها در فاصله ۶ متری از ابتدای فلوم قرار گرفتند (شکل ۲) و در فلوم شماره ۱، ۲ و ۳ آبشکن‌ها در فاصله ۱۰ متری از ابتدای فلوم قرار داده شدند. در بالادست فلوم‌ها، مخزن جریان قرار داشت که پس از ورود آب به داخل آن آرام می‌شد و سپس وارد فلوم‌ها می‌گردید. همچنین در انتهای هر فلوم حوضچه کوچکی برای جمع آوری رسوبات جابجا شده ایجاد گردید. در فلوم‌های شماره ۲، ۳ و ۴ با استفاده از سرریز مستطیلی لبه تیز هم عرض با کانال که در انتهای فلوم تعبیه گردیده بود دبی جریان اندازه‌گیری می‌شد و در فلوم شماره ۱ با استفاده از سرریز مثلثی که در انتهای فلوم تعبیه شده بود دبی جریان اندازه‌گیری شد. شکل ۲ و ۳ نمای از آبشکن‌ها و پلان فلوم آزمایشگاهی را نشان می‌دهند. تمامی

1- Feed Forward Networks

2- Back Propagation

آزمایش‌ها برای مصالحی با دانه‌بندی یکنواخت ($\sigma_p \leq 1.4$) انجام شده است. آزمایش‌ها برای بستر با دانه‌بندی ماسه (S) و شن (G) انجام شده و نام‌گذاری آزمایش‌ها بر این اساس بوده است. جدول ۲ جزئیات آزمایش و عوامل‌های مورد آزمایش را نشان می‌دهد. در این جدول D_{50} قطر متوسط ذرات بستر، Q دبی جریان، Y عمق جریان در بالادست آبشکن‌ها، B عرض فلوم، L طول آبشکن، σ_g انحراف معیار ذرات، U سرعت جریان در بالادست آبشکن‌ها، u_{*cr} سرعت برشی بحرانی ذرات بستر، U_{cr} سرعت آستانه حرکت ذرات بستر، Fr عدد فرود جریان ($Fr = U/(Yg)^{0.5}$) و F_d عدد فرود ذره می‌باشد که پیش‌تر به آن اشاره گردید.

نحوه انجام آزمایش‌ها به این صورت بوده است که در ابتدای هر آزمایش، فلوم آزمایشگاهی به آرامی و با استفاده از لوله از آب پر می‌گردید تا مصالح کف به طور کامل اشباع شوند، سپس دریچه انتهایی فلوم که به منظور تنظیم سطح آب ایجاد گردیده بود بالا آورده می‌شد، بعد از آن دبی مورد نظر تنظیم شده و به آرامی و با پایین آوردن دریچه عمق آب در کانال تنظیم می‌گردید. تمامی آزمایش‌ها در شرایط آب صاف و ($U/U_{cr} < 1$) انجام شده‌اند. برای محاسبه و تنظیم مقادیر مختلف (U/U_{cr}) از رابطه زیر استفاده گردید که توسط لاجلان و ملویل [۱۶] ارائه شده است.

$$U_{cr}/u_{*cr} = 5.75 \log(Y/K_s) + 6 \quad (10)$$

در این رابطه U_{cr} سرعت بحرانی جریان (سرعت جریان در آستانه حرکت ذرات بستر)، u_{*cr} سرعت برشی بحرانی ذرات است و از دیگرام شیلدز بدست می‌آید (جدول ۲). Y عمق جریان در بالادست آبشکن‌ها و K_s زبری معادل است با توجه به این که آزمایش‌ها در شرایط آب صاف و بدون انتقال رسوب از بالادست انجام شده است این عامل برابر با $2D_{50}$ می‌باشد. بعد از تنظیم شرایط آزمایش، حداکثر عمق آبشستگی پیرامون آبشکن اول در زمان‌های مختلف برداشت می‌گردید. در این پژوهش برای برداشت تغییرات زمانی حداکثر عمق آبشستگی، از دستگاه PI^1 ساخت مؤسسه دلفت هیدرولیک استفاده گردید (شکل ۴). این دستگاه دارای یک میله حسگر به قطر ۲ میلی‌متر می‌باشد که به صورت خودکر قابلیت حرکت عمودی در عمق کانال را دارد و در نزدیکی کف کانال متوقف می‌شود. از آنجا که قطر حسگر این دستگاه بسیار کم است، تغییری در محدوده جریان و آبشستگی پیرامون آبشکن اول ایجاد نمی‌کند. با توجه به محل وقوع حداکثر عمق آبشستگی، دستگاه در محل ثابت می‌شد و در بازه‌های زمانی موردنظر، عمق آبشستگی برداشت می‌گردید. این دستگاه بر اساس مقاومت الکتریکی و ولتاژ دریافتی، عمق کف را تعیین می‌کند. دقت اندازه‌گیری دستگاه PI ، ۰/۱ میلی‌متر است که دقت بسیار خوبی برای انجام آزمایشات پژوهش حاضر می‌باشد. برداشت‌های زمانی حداکثر عمق آبشستگی به این صورت بود که در زمان‌های اولیه آبشستگی که تغییرات شدید

بود در مدت زمان کمتر به عنوان مثال، در ساعت اول هر ۱ دقیقه، در ساعت دوم هر ۵ دقیقه و در ساعات دیگر در مدت زمان بیشتر (هر ۲ ساعت و ...) اندازه‌گیری انجام می‌شد. از انجام آزمایش‌های مذکور تعداد ۷۸۷ داده آزمایشگاهی برداشت شد.

در پایان هر آزمایش، آب داخل فلوم زهکشی شده و تغییرات بستر پیرامون آبشکن‌ها با استفاده از دستگاه لیزری برداشت‌کننده بستر^۲، برداشت می‌گردید. این دستگاه بر اساس فرکانس موج فرستاده شده و دریافتی، مسافت طی شده یا همان عمق آبشستگی را تعیین می‌کند. دستگاه LBP قادر به برداشت تغییرات ارتفاع کف در مقاطع ۱ میلی‌متری عرض فلوم و با دقت ۰/۱ میلی‌متر می‌باشد. این دستگاه در طول فلوم بوسیله دست حرکت می‌کند. شکل ۵، دستگاه LBP به همراه تجهیزات مربوطه در فلوم شماره ۴ را نشان می‌دهد. در پایان هر آزمایش بیش از ۶۰۰۰۰ داده مربوط به تغییرات بستر اطراف آبشکن‌ها (X,Y,Z) برداشت شد.

مشاهدات آزمایشگاهی و نتایج

هدف از انجام آزمایش‌ها، بررسی تغییرات زمانی حداکثر عمق آبشستگی در دماغه‌ی اولین آبشکن بوده است. مقدار عمق آبشستگی موضعی در دماغه‌ی آبشکن اول در زمان‌های مختلف اندازه‌گیری شد و مورد تحلیل قرار گرفت. برای مثال شکل (۶) تغییرات عمق آبشستگی (d_{st}) بر اساس زمان آبشستگی (t) را در آزمایش‌ها S3، S4 و S5 نشان می‌دهند. تغییرات درصد نسبی آبشستگی (d_{st}/d_{se}) بر اساس درصد زمان آبشستگی (t/T) برای تعدادی از آزمایش‌ها در شکل (۷) ارائه شده است.

شکل (۶) نشان می‌دهد که در شرایط یکسان در نسبت‌های پایین U/U_{cr} نسبت به U/U_{cr} بالاتر، درصد بیشتری از عمق آبشستگی تعادلی اتفاق می‌افتد، همچنین عمق آبشستگی در مدت زمان کمتری به عمق نهایی آبشستگی می‌رسد. بررسی نتایج آزمایشگاهی نشان داد (شکل ۷) که به‌طور کلی بین ۷۰ تا ۹۰ درصد عمق آبشستگی تعادلی در ۲۰ درصد زمان آبشستگی اتفاق می‌افتد و این درحالی است که در طول ۸۰ درصد زمان باقیمانده از آزمایش حدود ۱۰ تا ۳۰ درصد از عمق آبشستگی تعادلی رخ می‌دهد و بیانگر این موضوع است که قسمت اعظم عمق آبشستگی، چه در بستر ماسه‌ای و چه در بستر شنی، در زمان‌های اولیه آبشستگی اتفاق می‌افتد. آزمایش‌ها (D_{50})، در زمان نسبی یکسان و شرایط یکسان، درصد بیشتری از آبشستگی نسبی اتفاق می‌افتد (شکل ۷). نمونه‌ای از برداشت‌های تغییرات بستر پیرامون آبشکن‌ها بعد از آبشستگی توسط دستگاه LBP در شکل (۶) نشان داده شده است.

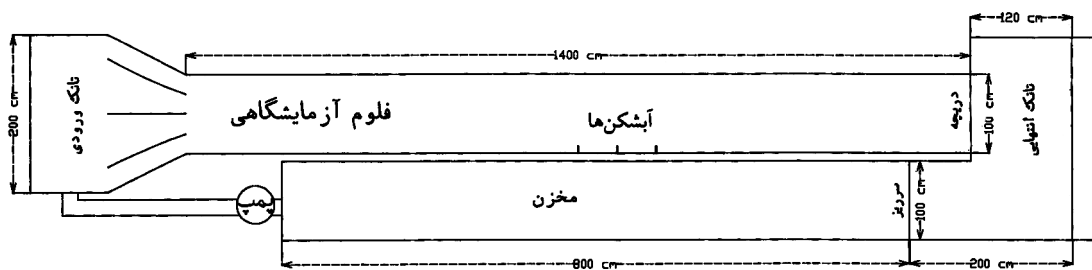
شکل (۸) نیم‌رخ آبشستگی را در آزمایش S3 نشان می‌دهد، در این آزمایش حجم کل آبشستگی پیرامون آبشکن‌ها حدود ۰/۰۳۰۹

آبشکن‌ها در نزدیکی دماغه هر آبشکن اتفاق می‌افتاد. شیب حفره آبشستگی در قسمت بالادست حفره همواره بیشتر از شیب قسمت پایین دست بود. اندازه‌گیری‌ها نشان داد که متوسط شیب در بالادست حفره آبشستگی نزدیک به زاویه اصطکاک داخلی ذرات بستر (ϕ) می‌باشد برای نمونه در آزمایش‌ها S3، S4 و S5 متوسط زاویه حفره آبشستگی در بالادست حفره نزدیک به زاویه ۳۰ درجه بدست آمد و حال اینکه با انجام آزمایش برش مستقیم زاویه اصطکاک داخلی ذرات بستر در این آزمایش‌ها ($D_{50}=0/91 \text{ mm}$) حدود $\phi=30^\circ$ حاصل شد و این نتیجه شبیه مشاهدات دی و باربهویا [۸] در رابطه با پایه و کوله پل می‌باشد.

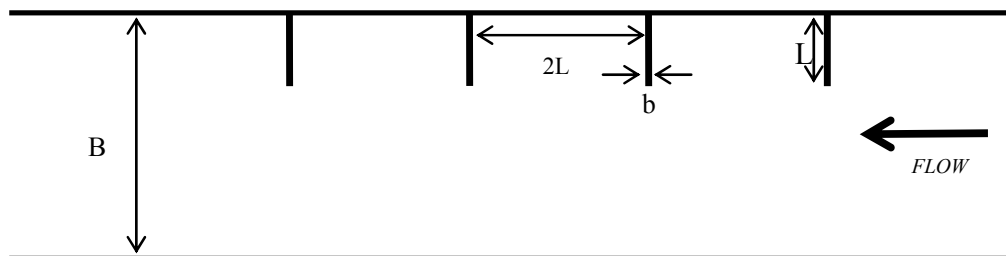
تحلیل داده‌های آزمایشگاهی

برای تحلیل داده‌های آزمایشگاهی، ابتدا بصورت تصادفی ۷۵ درصد داده‌ها (۵۹۰ داده) برای تدوین مدل تحلیلی (معادله همبستگی)

مترمکعب بوده است که نزدیک به ۹۵ درصد از این حجم پیرامون آبشکن اول رخ داده است. مشاهدات آزمایشگاهی نشان داد که در داخل حفره آبشستگی و بالادست آبشکن‌ها، بعلت جریان پایین رونده ذرات به صورت خزشی انتقال پیدا می‌کردند اما در داخل حفره آبشستگی و نوک آبشکن و بعد از آن، بعلت جریان بالا رونده، ذرات به صورت معلق در آمده و بلند می‌شدند. در پایین دست آبشکن اول و بین این آبشکن و آبشکن‌های بعدی، به خاطر کاهش سرعت جریان، ذرات ته‌نشین شده و رسوب می‌کردند، به طوری که پشته رسوبی ایجاد می‌شد. به طور کلی شکل عام آبشستگی دماغه تمامی آبشکن‌ها حالت یک هرم وارونه را داشت که هر چه عمیق‌تر می‌شد شعاع آن کاهش می‌یافت. در تمامی آزمایش‌ها بیشترین حجم و عمق آبشستگی همواره متعلق به آبشکن اول بوده است و بعد از آبشکن اول، آبشکن آخر در آبشکن‌های متوالی دارای بیشترین آبشستگی بود. در تمامی آزمایش‌ها محل وقوع بیشترین عمق آبشستگی برای



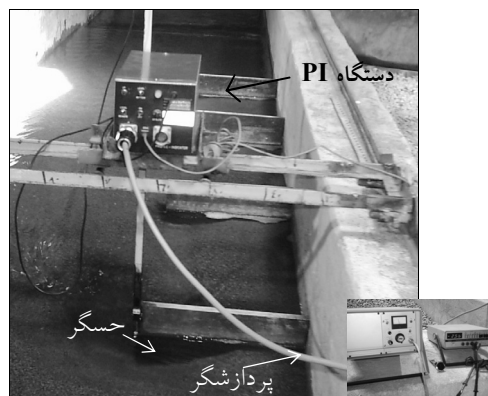
شکل ۲- نمایش شماتیک فلوم آزمایشگاهی شماره ۴ و محل قرارگیری آبشکن‌ها



شکل ۳- نمایش عامل‌های هندسی



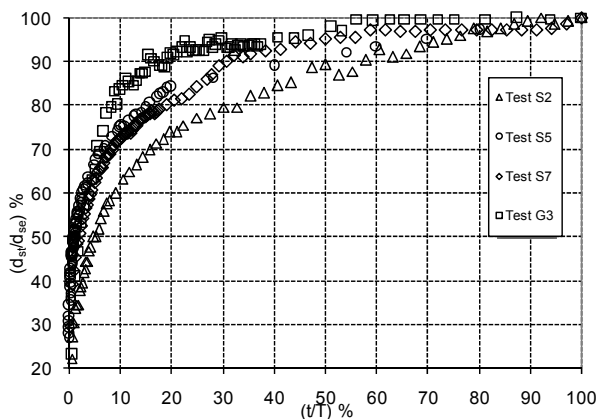
شکل ۵- دستگاه لیزری برداشت کننده پستی و بلندی بستر (LBP)



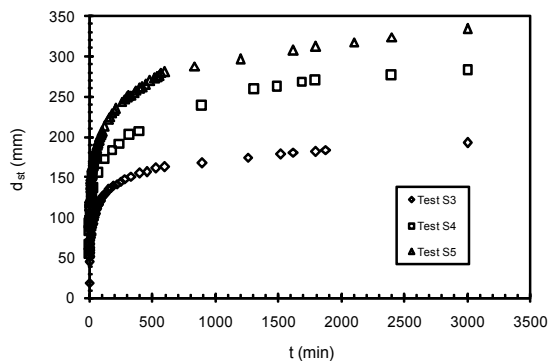
شکل ۴- دستگاه PI به همراه تجهیزات مربوطه (فلوم ۲)

جدول ۲- جزئیات آزمایش‌ها و عوامل‌های مورد آزمایش

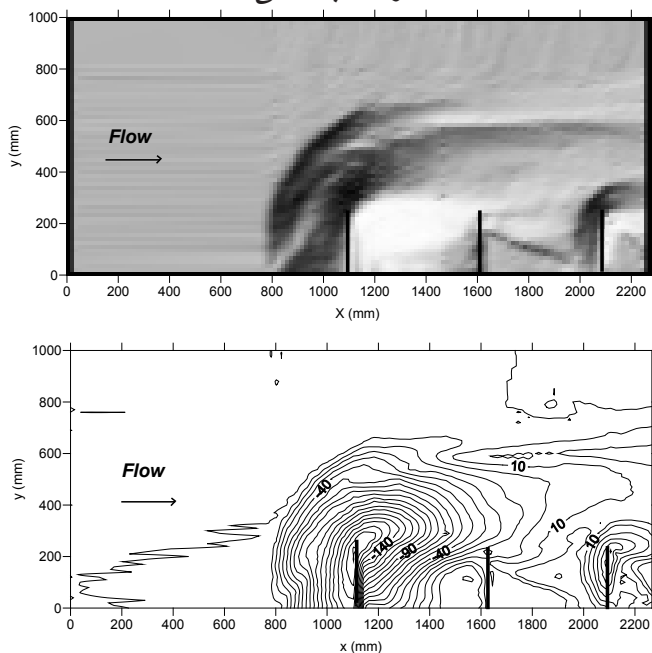
| F_d | Fr | U/U_{cr} | U_{cr} (m/s) | u_{*cr} (m/s) | U (m/s) | σ_g | L (m) | B (m) | Y (m) | Q (lit/s) | D_{50} (mm) | Test No. |
|-------|------|------------|-------------------|--------------------|------------|------------|-------|-------|-------|--------------|------------------|----------|
| ۳/۰۱ | ۰/۱۷ | ۰/۶۷ | ۰/۲۴۹ | ۰/۰۱۲ | ۰/۱۶۷ | ۱/۲۸ | ۰/۱۸ | ۰/۶ | ۰/۱ | ۱۰ | ۰/۱۹ | S۱ |
| ۳/۷۶ | ۰/۲۴ | ۰/۸۷ | ۰/۲۳۹ | ۰/۰۱۲ | ۰/۲۰۸ | ۱/۲۸ | ۰/۱۸ | ۰/۶ | ۰/۰۸ | ۱۰ | ۰/۱۹ | S۲ |
| ۱/۹ | ۰/۱۹ | ۰/۶۳ | ۰/۳۶۳ | ۰/۰۲۱ | ۰/۲۳۰ | ۱/۳۸ | ۰/۲۵ | ۱ | ۰/۱۵ | ۳۵ | ۰/۹۱ | S۳ |
| ۲/۵۵ | ۰/۲۶ | ۰/۸۵ | ۰/۳۶۳ | ۰/۰۲۱ | ۰/۳۱۰ | ۱/۳۸ | ۰/۲۵ | ۱ | ۰/۱۵ | ۴۶ | ۰/۹۱ | S۴ |
| ۲/۸۸ | ۰/۲۹ | ۰/۹۶ | ۰/۳۶۳ | ۰/۰۲۱ | ۰/۳۵۰ | ۱/۳۸ | ۰/۲۵ | ۱ | ۰/۱۵ | ۵۲ | ۰/۹۱ | S۵ |
| ۱/۷۳ | ۰/۳۸ | ۰/۷۳ | ۰/۳۰۱ | ۰/۰۲۳ | ۰/۲۲۰ | ۱/۳۹ | ۰/۳۹ | ۱/۳ | ۰/۰۳۵ | ۱۰ | ۱ | S۶ |
| ۲/۰۲ | ۰/۳۹ | ۰/۸۱ | ۰/۳۱۷ | ۰/۰۲۳ | ۰/۲۵۶ | ۱/۳۹ | ۰/۳۹ | ۱/۳ | ۰/۰۴۵ | ۱۵ | ۱ | S۷ |
| ۲/۲۰ | ۰/۳۸ | ۰/۸۵ | ۰/۳۲۹ | ۰/۰۲۳ | ۰/۲۸۰ | ۱/۳۹ | ۰/۳۹ | ۱/۳ | ۰/۰۵۵ | ۲۰ | ۱ | S۸ |
| ۱/۱۹ | ۰/۳۰ | ۰/۴۳ | ۰/۶۱۲ | ۰/۰۴۹ | ۰/۲۶۳ | ۱/۳۷ | ۰/۴۵ | ۱/۵ | ۰/۰۷۶ | ۳۰ | ۳ | G۱ |
| ۱/۳۹ | ۰/۳۱ | ۰/۴۸ | ۰/۶۳۸ | ۰/۰۴۹ | ۰/۳۰۶ | ۱/۳۷ | ۰/۴۵ | ۱/۵ | ۰/۰۹۸ | ۴۵ | ۳ | G۲ |
| ۱/۵۵ | ۰/۳۲ | ۰/۵۲ | ۰/۶۵۷ | ۰/۰۴۹ | ۰/۳۴۲ | ۱/۳۷ | ۰/۴۵ | ۱/۵ | ۰/۱۱۷ | ۶۰ | ۳ | G۳ |



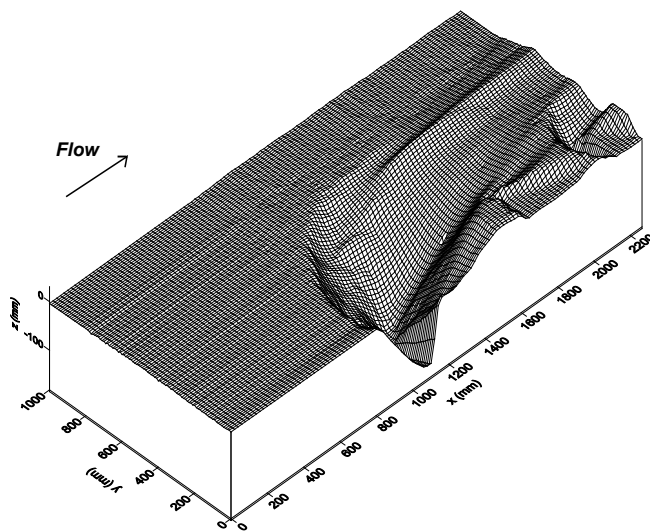
شکل ۷- درصد نسبی عمق آبستگی بر اساس درصد زمان آبستگی



شکل ۶- تغییرات زمانی آبستگی



شکل ۸- نیمرخ آبستگی پیرامون آبشکن‌ها (آزمایش S3)



و آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده گردید و ۲۵ درصد باقیمانده از داده‌ها (۱۹۷ داده) برای انجام امتحان و ارزیابی عملکرد مدل معادله همبستگی، روابط ارایه شده توسط پژوهشگران دیگر و همچنین شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد. در ادامه ابتدا مدل معادله همبستگی استخراج شده و سپس به ارایه مدل شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود.

مدل تحلیلی (معادله همبستگی)

تغییرات زمانی آبشستگی (d_{st}) را می‌توان بصورت تابعی از عامل‌های بُعددار U ، U_{cr} ، t ، T ، D_0 و d_{se} بیان نمود. با استفاده از تجزیه و تحلیل ابعادی، عامل‌های بی‌بعد F_d و U/U_{cr} ، t/T برای تدوین مدل معادله همبستگی انتخاب شدند و رابطه غیر خطی زیر حاصل شد.

$$\frac{d_{st}}{d_{se}} = K_{t/T} K_{U/U_{cr}} K_{F_d} = (t/T)^a (U/U_{cr})^b F_d^c \quad (11)$$

با بکارگیری تحلیل آماری و روش حداقل مربعات خطا بر روی ۷۵ درصد از داده‌های آزمایشگاهی (۵۹۰ داده) ضرایب توابع بالا بدست آمدند و رابطه ۱۲ استخراج گردید.

$$d_{st}/d_{se} = (t/T)^{0.16} (U/U_{cr})^{0.13} (F_d)^{-0.09} \quad (12)$$

برای مقایسه عملکرد مدل معادله همبستگی با روابط ارایه شده توسط پژوهشگران دیگر و همچنین ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی از معیارهای میانگین قدر مطلق خطاها (MAE)، مجذور میانگین مربعات خطاها (RMSE) و ضریب تعیین (ضریب همبستگی) (R^2) استفاده شده است. تعریف هر یک از این معیارها با استفاده از روابط زیر می‌باشد.

$$(13)$$

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

$$(14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{N}}$$

$$(15)$$

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

در این روابط N تعداد داده‌ها، O_i داده‌های مشاهداتی و P_i داده‌های پیش‌بینی شده می‌باشند.

مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این قسمت از تحلیل، همان ۷۵ درصد داده‌هایی که برای تدوین مدل معادله همبستگی در نظر گرفته شد برای آموزش شبکه‌های

عصبی مصنوعی و ۲۵ درصد باقی‌مانده برای امتحان شبکه در نظر گرفته شده است. تدوین شبکه عصبی مصنوعی برای دو حالت انجام پذیرفت، ابتدا با استفاده از داده‌های بی‌بعد مانند مدل معادله همبستگی و سپس با استفاده از داده‌های بُعددار. در ادامه هر یک از این مدل‌ها تشریح می‌گردد.

الف- مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های بی‌بعد

در این پژوهش از شبکه پیش رونده با الگوریتم پس انتشار خطا (FFBP) و الگوریتم تابع پایه شعاعی (RBF) جهت پیش‌بینی توسعه زمانی عمق آبشستگی اطراف آبشکن استفاده شده است. این نوع شبکه‌ها در بررسی پژوهش‌هایی قبلی در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی بعنوان بهترین شبکه معرفی شده‌اند [۱۸]. عامل‌های بی‌بعد ورودی به شبکه عبارتند از نسبت سرعت جریان به سرعت آستانه حرکت ذرات (U/U_{cr})، عدد فرود ذره (F_d)، نسبت زمان (t/T) و عامل خروجی شبکه عمق آبشستگی نسبی (d_{st}/d_{se}) می‌باشد. مرحله بعدی انتخاب لایه‌های میانی و تعداد نرون‌ها در هر لایه است. در پژوهش‌های گذشته عملکرد بهینه یک لایه میانی را نسبت به دو لایه میانی گزارش کرده‌اند [۱۵]. بنابر این در پژوهش حاضر از شبکه پرسپترون ۳ لایه با یک لایه میانی استفاده گردید که از تابع انتقال سیگموئید در لایه‌های میانی و تابع خطی در لایه خروجی استفاده شده است. مرحله مهم بعدی در شبکه عصبی تعیین تعداد نرون‌های لایه‌های میانی است. پژوهشگران مختلفی راهنمایی‌هایی برای تعیین تعداد نرون‌ها ارایه داده‌اند از جمله هجت [۱۲] که تعداد نرون‌های لایه میانی را $2i+1$ پیشنهاد کرده است، که در این رابطه i تعداد نرون‌های ورودی می‌باشد اما با توجه به پژوهش‌های انجام شده بهترین و کاربردی‌ترین روش برای تعیین اعداد نرون‌های میانی استفاده از روش سعی و خطا می‌باشد. بنابر این در پژوهش حاضر تعداد نرون‌های میانی با استفاده از سعی و خطا، کمترین مجذور میانگین خطا و ضریب همبستگی انتخاب شد و آموزش شبکه زمانی متوقف می‌شد که میزان خطای امتحان شبکه از میزان خطای آموزش بیشتر شود. جدول (۳) بهترین ساختار شبکه‌های مختلف بدست آمده را با استفاده از عامل‌های بی‌بعد نشان می‌دهد.

جدول (۴) عامل‌های عملکرد را برای مدل‌های مختلف در مرحله آموزش و مرحله امتحان نشان می‌دهد. مقایسه عامل‌های عملکرد نشان می‌دهد که مدل‌های شبکه عصبی بکار برده شده (FFBP و RBF) عملکرد و پیش‌بینی بهتری را چه در مرحله آموزش و چه در مرحله امتحان نسبت به مدل معادله همبستگی برای تعیین توسعه زمانی آبشستگی اطراف آبشکن ارایه می‌دهد. با توجه به این جدول می‌توان مشاهده کرد که عملکرد شبکه‌های عصبی FFBP و RBF در مرحله آموزش نزدیک به هم می‌باشد و این در حالی است که در مرحله امتحان مدل FFBP عملکرد تا حدودی بهتر را از خود نشان داده است.

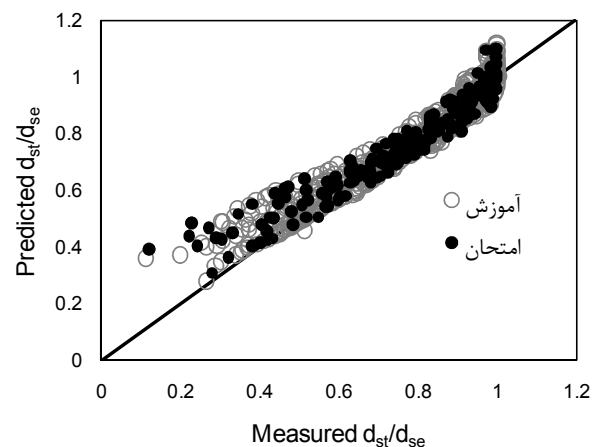
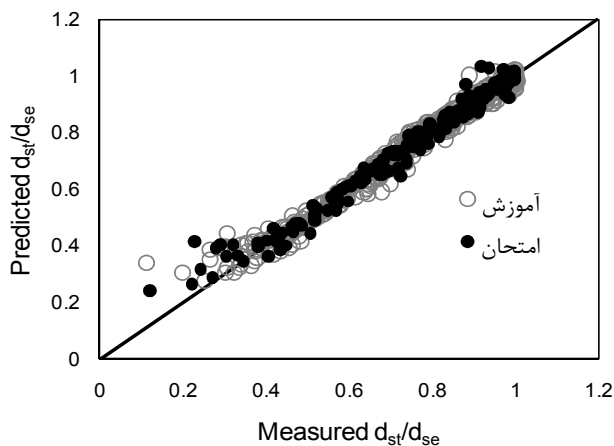
جدول ۴- مقایسه عامل‌های عملکرد برای پیش‌بینی توسعه زمانی آبستگي با بکارگيري عامل‌های بی‌بعد در مرحله آموزش و امتحان

| مدل | مرحله آموزش | | | مرحله امتحان | | |
|----------------|-------------|-------|----------------|--------------|-------|----------------|
| | MAE | RMSE | R ² | MAE | RMSE | R ² |
| FFBP | ۰/۰۱۸ | ۰/۰۲۶ | ۰/۹۸ | ۰/۰۲۱ | ۰/۰۳۱ | ۰/۹۸ |
| RBF | ۰/۰۱۸ | ۰/۰۲۷ | ۰/۹۸ | ۰/۰۲۲ | ۰/۰۳۳ | ۰/۹۷ |
| معادله همبستگی | ۰/۰۳۹ | ۰/۰۵۱ | ۰/۹۱ | ۰/۰۴۴ | ۰/۰۶۲ | ۰/۸۷ |

در مجموع به دلیل ساختار ساده مدل FFBP، این مدل برای پیش‌بینی تغییرات زمانی حداکثر عمق آبستگي اطراف آب‌شکن اول پیشنهاد می‌گردد. شکل‌های (۹) و (۱۰) مقایسه بین آبستگي نسبی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده را برای داده‌های آموزش و امتحان با استفاده از مدل معادله همبستگی و مدل FFBP نشان می‌دهند. مقایسه این شکل‌ها نیز نشان‌دهنده برتری مدل شبکه عصبی FFBP نسبت به مدل معادله همبستگی می‌باشد. ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی FFBP پیشنهادی برای پیش‌بینی آبستگي نسبی (d_{st}/d_{se}) در شکل (۱۱-الف) نشان داده شده است.

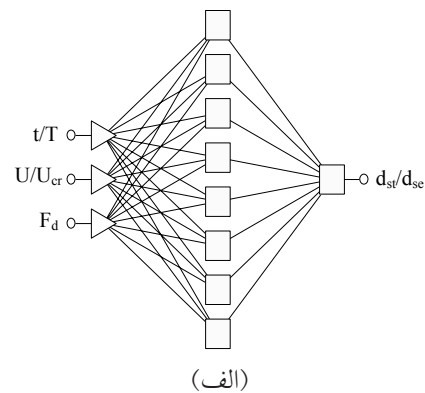
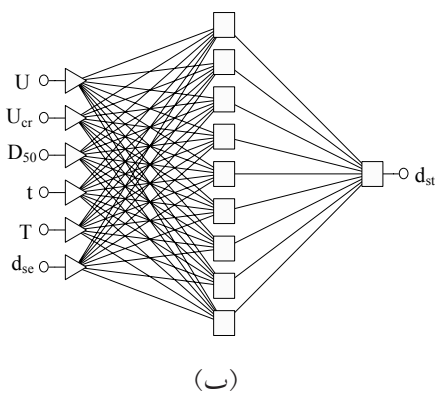
جدول ۳- ساختارهای شبکه عصبی بدست آمده برای پیش‌بینی توسعه زمانی آبستگي با استفاده از عامل‌های بی‌بعد

| الگوریتم آموزش شبکه عصبی | ساختار شبکه | | |
|--------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | تعداد نرون لایه ورودی | تعداد نرون لایه میانی | تعداد نرون لایه خروجی |
| FFBP | ۳ | ۸ | ۱ |
| RBF | ۳ | ۴۴ | ۱ |



شکل ۱۰- مقایسه داده‌های آزمایشگاهی و شبکه عصبی FFBP (با استفاده از داده‌های بدون بعد)

شکل ۹- مقایسه بین داده‌های آزمایشگاهی و مدل معادله همبستگی



شکل ۱۱- ساختارهای شبکه عصبی بهینه: الف- مدل FFBP با داده‌های بدون بعد، ب- مدل FFBP با داده‌های بعددار

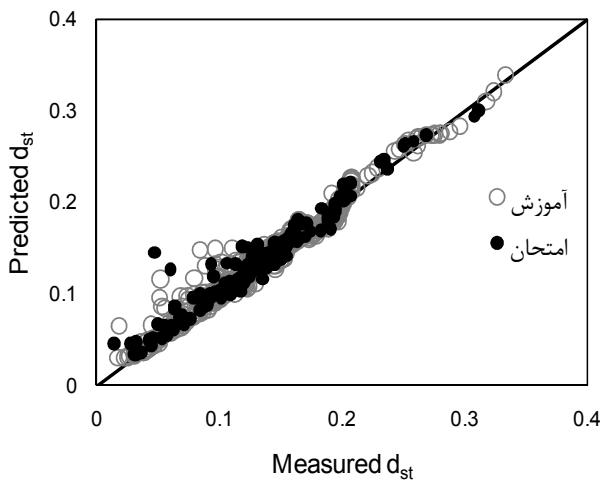
(d_{st}) اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مدل FFBP با استفاده از داده‌های بعددار در شکل (۱۲) ارایه شده است.

مقایسه مدل شبکه عصبی با مدل تحلیلی (معادله همبستگی) و روابط ارایه شده قبلی

با بکار بردن داده‌های امتحان (۲۵ درصد داده‌ها) عملکرد روابط موجود برای پیش‌بینی توسعه زمانی آبستگی، مدل معادله همبستگی ارایه شده در پژوهش حاضر و بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده، مورد ارزیابی قرار گرفتند. خلاصه نتایج در جدول (۷) آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش معادله همبستگی و روابط پژوهشگران قبلی، عملکرد بهتری دارد. بعد از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل معادله همبستگی نسبت به سایر روابط، برآورد بهتری را ارایه می‌دهد. در بین روابط پژوهشگران قبلی، رابطه ارایه شده توسط کلمان و همکاران [۶] و نصراللهی و همکاران [۲۱] بهترین پیش‌بینی و کمترین خطا را دارند.

تجزیه و تحلیل حساسیت

به طور معمول برای تعیین میزان اهمیت و تأثیرعامل‌های مستقل (ورودی‌های شبکه عصبی) بر رویعامل وابسته (خروجی شبکه عصبی) از تجزیه و تحلیل حساسیت استفاده می‌شود. در پژوهش حاضر تجزیه و تحلیل حساسیت برای بهترین مدل شبکه عصبی



شکل ۱۲- مقایسه داده‌های آزمایشگاهی و شبکه عصبی FFBP (با استفاده از داده‌های بعددار)

ب- مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های بعددار در این قسمت نیز مانند قسمت قبل با استفاده ازعامل‌های بعددار d_{se} ، T ، t ، D_5 ، U_{cr} ، U بعنوان خروجی شبکه، شبکه‌های عصبی مختلف ایجاد گردید. جدول ۵ بهترین ساختار شبکه‌های مختلف را با تعداد نرون‌ها با استفاده ازعامل‌های بعددار نشان می‌دهد. خلاصه ارزیابی عملکرد هر یک از شبکه‌ها در جدول (۶) آورده شده است. این ارزیابی نشان می‌دهد که مدل FFBP مورد استفاده نسبت به مدل RBF، چه در مرحله آموزش و چه در مرحله امتحان، عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهد. لذا بعنوان مدل بهتر مدل FFBP پیشنهاد می‌شود. جنگ و همکاران [۱۳] دریافتند که استفاده از داده‌های بعددار در مقایسه با داده‌های بدون بعد برای ایجاد مدل شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری را برای پیش‌بینی آبستگی پایه‌های پل نشان می‌دهد. باطنی و همکاران [۵] اظهار داشتند که اگر برای آموزش شبکه عصبی از داده‌های بعددار استفاده شود نتایج بهتری برای پیش‌بینی عمق آبستگی تعادل و تغییرات زمانی آبستگی، نسبت به زمانی که از داده‌های بدون بعد استفاده شد، حاصل می‌گردد.

مقایسه جدول (۴) و (۶) و شکل‌های (۱۰) و (۱۲) نشان می‌دهد که تا حدودی استفاده از داده‌های بعددار برای ایجاد مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با داده‌های بدون بعد پیش‌بینی بهتری را برای توسعه زمانی آبستگی اطراف آبشکن ارایه می‌دهد لذا نتایج حاصل از این پژوهش نظرات جنگ و همکاران [۱۳] و باطنی و همکاران [۵] را تأیید می‌کند و شبیه نتایج عظمت‌اله و همکاران [۳] نیست. شکل (۱۱- ب) بهترین ساختار مدل FFBP را برای پیش‌بینی با استفاده از داده‌های بعددار نشان می‌دهد. مقایسه بین حداکثر عمق آبستگی

جدول ۵- ساختارهای شبکه عصبی بکاربرده شده برای پیش‌بینی توسعه زمانی آبستگی باعامل‌های بعددار

| الگوریتم آموزش شبکه عصبی | ساختار شبکه | | |
|--------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | تعداد نرون لایه ورودی | تعداد نرون لایه میانی | تعداد نرون لایه خروجی |
| FFBP | ۶ | ۹ | ۱ |
| RBF | ۶ | ۳۰ | ۱ |

جدول ۶- مقایسه عامل‌های عملکرد شبکه با بکارگیری عامل‌های بعددار برای پیش‌بینی توسعه زمانی آبستگی در مرحله آموزش و امتحان

| مدل | مرحله آموزش | | | مرحله امتحان | | |
|------|-------------|-------|----------------|--------------|-------|----------------|
| | MAE | RMSE | R ² | MAE | RMSE | R ² |
| FFBP | ۰/۰۰۶۷ | ۰/۰۱ | ۰/۹۶ | ۰/۰۰۷۴ | ۰/۰۱۳ | ۰/۹۴ |
| RBF | ۰/۰۰۶۸ | ۰/۰۱۴ | ۰/۹۲ | ۰/۰۱۱۷ | ۰/۰۳۶ | ۰/۹۲ |

جدول ۷- مقایسه مدل‌های مختلف پیش‌بینی توسعه زمانی آبخستگی

| مدل پیش‌بینی | | MAE | RMSE | R ² |
|--------------|---------------------------------|--------|-------|----------------|
| ۱ | بالیو و ارسی [۴] | ۰/۳۷۶ | ۰/۴۰۳ | ۰/۵ |
| | الویتو و هگر [۲۲] | ۰/۲۹۵ | ۰/۴۴ | ۰/۱۴ |
| | کلان و همکاران [۶] | ۰/۰۷۸ | ۰/۱۱۴ | ۰/۷۵ |
| | یانماز و کسه [۲۳] | ۰/۱۱۴ | ۰/۱۴۴ | ۰/۵۱ |
| | نصراللهی و همکاران [۲۱] | ۰/۰۵۹ | ۰/۰۷۹ | ۰/۷۶ |
| ۲ | (پژوهش حاضر) مدل معادله همبستگی | ۰/۰۴۴ | ۰/۰۶۲ | ۰/۸۷ |
| | ANN (داده‌های بدون بعد) | ۰/۰۲۱ | ۰/۰۳۱ | ۰/۹۸ |
| | ANN (داده‌های بعد دار) | ۰/۰۰۷۴ | ۰/۰۱۳ | ۰/۹۴ |

جدول ۸- تجزیه و تحلیل حساسیت برای عامل‌های بدون بعد

| مدل | مرحله آموزش | | | مرحله امتحان | | |
|--------------------------|-------------|--------|----------------|--------------|--------|----------------|
| | MAE | RMSE | R ² | MAE | RMSE | R ² |
| ANN | ۰/۰۱۸ | ۰/۰۲۶ | ۰/۹۸ | ۰/۰۲۱ | ۰/۰۳۱ | ۰/۹۸ |
| ANN no U/U _{cr} | ۰/۰۲۵ | ۰/۰۳۴۴ | ۰/۹۷ | ۰/۰۲۵۳ | ۰/۰۳۶۵ | ۰/۹۶ |
| ANN no F _d | ۰/۰۲۹۳ | ۰/۰۳۸۶ | ۰/۹۶ | ۰/۰۳۱۵ | ۰/۰۴۲۶ | ۰/۹۵ |
| ANN no t/T | ۰/۱۲۸ | ۰/۱۶۴ | ۰/۲۴ | ۰/۱۴۲ | ۰/۱۸۵ | ۰/۱۸ |

جدول ۹- تجزیه و تحلیل حساسیت برای عامل‌های بعددار

| مدل | مرحله آموزش | | | مرحله امتحان | | |
|------------------------|-------------|--------|----------------|--------------|--------|----------------|
| | MAE | RMSE | R ² | MAE | RMSE | R ² |
| ANN | ۰/۰۰۶۷ | ۰/۰۱ | ۰/۹۶ | ۰/۰۰۷۴ | ۰/۰۱۳ | ۰/۹۴ |
| ANN no U | ۰/۰۰۷۶ | ۰/۰۱۱۲ | ۰/۹۵ | ۰/۰۰۸۵ | ۰/۰۱۴۱ | ۰/۹۲ |
| ANN no U _{cr} | ۰/۰۰۸۸ | ۰/۰۱۳ | ۰/۹۳ | ۰/۰۱ | ۰/۰۱۶ | ۰/۹۰ |
| ANN no D ₅₀ | ۰/۰۰۸۹ | ۰/۰۱۲۷ | ۰/۹۳ | ۰/۰۱ | ۰/۰۱۶۳ | ۰/۸۹ |
| ANN no t | ۰/۰۲۳ | ۰/۰۳۲ | ۰/۳۲ | ۰/۰۲۵ | ۰/۰۳۵ | ۰/۱۷ |
| ANN no T | ۰/۰۰۹۸ | ۰/۰۱۳۸ | ۰/۹۲ | ۰/۰۱۱ | ۰/۰۱۷ | ۰/۸۸ |
| ANN no d _{se} | ۰/۰۱ | ۰/۰۱۴۵ | ۰/۹۱ | ۰/۰۱۲۷ | ۰/۰۱۸۶ | ۰/۸۵ |

و مؤثرترین عامل زمان نسبی آبخستگی (t/T) می‌باشد، به دلیل این‌که با خارج کردن این عامل از عامل‌های ورودی به شبکه عصبی، بیشترین تغییرات در عامل‌های ارزیابی و عملکرد شبکه عصبی ایجاد می‌شود (جدول ۸). تحلیل حساسیت‌عامل‌های بعددار نشان داد که در عامل‌های بعددار مهم‌ترین و مؤثرترین عامل زمان آبخستگی (t) و سپس حداکثر عمق آبخستگی تعادلی (d_{se}) می‌باشد (جدول ۹).

مصنوعی ارایه شده در دو حالت استفاده از داده‌های بدون بعد و بعددار انجام شد. این تجزیه و تحلیل به این صورت انجام می‌شود که هر بار تغییراتعامل‌های عملکرد به ازای در نظر نگرفتن یکی از عامل‌های ورودی مورد بررسی قرار می‌گیرد. خلاصه تحلیل‌های انجام شده در جداول (۸) و (۹) آورده شده است. نتایج حاصل از این تجزیه و تحلیل‌ها نشان می‌دهد که در داده‌های بدون بعد مهم‌ترین

نتیجه گیری

در این پژوهش تأثیر زمان بر تغییرات عمق آبشستگی آبشکن اول در یک گروه از آبشکن‌ها بصورت آزمایشگاهی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که در شرایط یکسان در نسبت‌های پایین U/U_{cr} نسبت به U/U_{cr} بالاتر درصد بیشتری از عمق آبشستگی تعادلی اتفاق می‌افتد. قسمت اعظم عمق آبشستگی چه در بستر ماسه‌ای و چه در بستر شنی در زمان‌های اولیه آبشستگی اتفاق می‌افتد. بر اساس داده‌های آزمایشگاهی و تحلیل معادله همبستگی داده‌ها رابطه جدیدی برای پیش‌بینی توسعه زمانی حداکثر عمق آبشستگی ارائه گردید. با استفاده از عامل‌های بی‌بعد و عامل‌های بعددار بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تغییرات زمانی آبشستگی تحت شرایط آب صاف تدوین شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل معادله همبستگی و روابط پژوهشگران قبلی، عملکرد بهتری را نشان می‌دهد و همچنین استفاده از داده‌های بعددار برای ایجاد مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با داده‌های بدون بعد پیش‌بینی بهتری را برای توسعه زمانی آبشستگی اطراف آبشکن ارائه می‌دهد.

منابع

- 7- Copeland, R.R. 1983. Bank protection techniques using Spur dikes. Hydraulics Laboratory, U. S. Army Waterways Experiment Station, Vicksburg, Mississippi, USA.
- 8- Dey, S. and Barbhuiya, A.K. 2005. Time Variation of Scour at Abutments. Journal of Hydraulic Engineering, ASCE 131(1): 11–23.
- 9- Garde, R.J., Subramanya, K. and Nambudripad, K.D. 1961. Study of scour around spur-dikes. Journal of Hydraulics Division, ASCE 87(HY6): 23-37.
- 10- Gill, M.A. 1972. Erosion of sand beds around spur dikes. Journal of the Hydraulics Division 98(HY9): 1587-1602.
- 11- Ghodsian, M. and Vaghefi, M. 2009. Experimental study on scour and flow field in a scour hole around a T-shape spur dike in a 90° bend, International Journal of Sediment Research, Elsevier 24(2):145-158.
- 12- Hecht-Nielsen, R. 1987. Neurocomputing: picking the human brain. IEEE Spectrum. 25(3):36–41.
- 13- Jeng, D.S., Batani, S.M. and Lockett, E. 2005. Neural network assessment for scour depth around bridge piers. Research Report No R855, Department of Civil Engineering, University of Sydney, Australia.
- 14- Karami, H., Ardeshir, A., Saneie, M., Behzadian, K. and Jalilsani, F. 2008. Reduction of local scouring with protective spur dike. Proceedings of the World Environmental and Water Resources congress ASCE, Hawaii USA.
- 15- Kumar, D.N. and Ray, A. 1997. Application of artificial neural network for rainfall-runoff modeling. Proc. National Conf. On Fluid Mechanics and Fluid Power. Department of Applied Mechanics, Bengal Engineering College, Howra, India, December 26–28, D58–D61.
- 16- Lauchlan, C.S. and Melville, B.W. 2001. Riprap protection at bridge piers, Journal of Hydraulic Engineering. 127(5): 412-418.
- 17- Laursen, E.M. 1962. Discussion of Study of scour around Spur dikes. Journal of the Hydraulics

- 1- منهای، م.ب. ۱۳۸۴. مبانی شبکه‌های عصبی. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- 2- Ahmad, M. 1953. Experiments on design and behavior of spur-dikes. Proceedings Minnesota International Hydraulics convention, Minneapolis, Minn. T:145-159.
- 3- Azmathullah, H.M., Deo, M.C. and Deolalikar, P.B. 2005. Neural Networks for estimation of scour downstream of a ski-jump bucket. J. Hydraulic Engineering, ASCE, 131(10): 898-908.
- 4- Ballio, F. and Orsi, E. 2001. Time evaluation of scour around bridge abutments. Water Eng. Res. NO. 2: 243–259.
- 5- Batani, S.M., Jeng, D.S. and Melville, B. 2007. Bayesian neural networks for prediction of equilibrium and time-dependent scour depth around bridge piers. J. Advances in engineering software. Elsevier Science, 38:102-111.
- 6- Coleman, S.E., Lauchlan, C.S. and Melville, B.W. 2003. Clear-water scour development at bridge abutments. Journal of Hydraulic Research 41: 521–531.

permeable spur dikes. *Journal of Applied Sciences* 8(19): 3398-3406.

22- Oliveto, G. and Hager, W.H. 2002. Temporal evolution of clear-water pier and abutment scour. *Journal of Hydraulic Engineering*. 128(9): 811–820.

23- Yanmaz, A.M. and Kose, O. 2007. Time-wise variation of scouring at bridge abutments, *Sadhana*. 32(3): 199–213.

24- Zaghoul, N.A. 1983. Local scour around spur-dikes. *Journal of Hydrology* 60 (1983): 123-140.

25- Zhang, H. 2005. Study on flow and bed deformation in channels with spur dyke. Doctoral Dissertation, Kyoto University, Japan.

Division, ASCE 89(HY3): 225-228.

18- Li, W.X., Dai, L.F., Hou, X.B. and Lei, W. 2007. Fuzzy genetic programming method for analysis of ground movements due to underground mining. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 1(6):954–961.

19- Muzzammil, M. and Siddiqui, R. 2003. An artificial neural network model for scour prediction. In *Advances in Civil Engineering, Prospective of Developing Countries*. Vol. II. Ed. Parmar & Kumar, 430–441. Allied Publishers Pvt. Limited.

20- Nagy, H.M., Watanabe, K. and Hirano, M. 2002. Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial network model. *J. Hydraulic Engineering* .128(6):588–595.

21- Nasrollahi, A., Ghodsian, M. and Salehi Neyshabouri, S.A.A. 2008. Local scour at