بررسی عملکرد شبکههای عصبی مصنوعی در برآورد بیشترین ژرفای آبشستگی پیرامون آبشکنها

پیام خسروینیا^۱، حبیب صیادی^۱، علی حسینزاده دلیر^۲، داود فرسادیزاده ^۲، رسول میرعباسینجف آبادی ^۱ تاریخ پذیرش: ۹۰/۱۱/۱۹

چکیده

یکی از عوامل اصلی ویرانی آبشکنها آبشستگی میباشد که فرآیندی بسیار پیچیده است. پیچیدگی الگوی جریان پیرامون آبشکنها و گوناگونی عوامل مؤثر بر آبشستگی، موجب پرشماری روابط تجربی و کاهش دامنهی هر یک از آنها، بهدلیل محدودیت شرایط آزمایشگاهی میشود. در این تحقیق امکان استفاده از شبکههای پرسپترون چندلایه(MLP) برای برآورد بیشترین ژرفای آبشستگی پیرامون سه نوع آبشکن شامل آبشکنهایی با دیوارهی عمودی، بالدار و نیمدایرهای مورد مطالعه قرار گرفتند. دستاوردهای شبیه شبکه عصبی مصنوعی با نتایج بهدست آمده از رابطهی تجربی پیشنهادی بهوسیلهی باربهیوا و در (۲۰۰۴) مقایسه گردیدند. هشت نمایشنامه بر اساس فراسنجهای مؤثر و شبکههای با ورودیهای مختلف برای پیشبینی ژرفای آبشستگی تعریف شدند. مقایسهی نتایج نمایشنامههای مختلف نشان دادند که نمایشنامه ای که تنها از دو فراسنج y/l بیشترین تأثیر را در پیشبینی ژرفای آبشستگی در پیرامون آبشکن استفاده می کند، از عملکرد بهتری برخوردار است. همچنین، نتایج تحلیل حساسیت نشان دادند که فراسنجهای y/l بیشترین تأثیر را در پیشبینی ژرفای آبشستگی آبشکن دارند. مقایسه نتایج شبیه شبکههای عصبی و مقادیر محاسبه شده از رابطهی تجربی با دادههای آزمایشگاهی نشان دادند که مقادیر بیشترین ژرفای آبشستگی بهدست آمده از روش شبکههای عصبی مصنوعی از دقت بیشتری نسبت به رابطهی تجربی برخوردارند. همچنین، دقت شبکههای عصبی مصنوعی در برآورد ژرفای آبشستگی پیرامون آبشکنهای با دیوارهی عمودی در مقایسه با دو نوع آبشکن دیگر بیشتر است.

واژههای کلیدی : آبشستگی، آبشکن، شبکههای عصبی، شبکههای پرسپترون چند لایه.

۱- دانشجوی دکتری گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز.

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز.

^{*-} نویسندهی مسئول: payamsh1998@yahoo.com

مقدمه

زمانی که در بستر رودی سازه های تنگ کننده جریان نظیر تکیه گاه پل، آبشکن و پایه پل قرار می گیرند، الگوی جریان سه بعدی به دلیل توسعه ی جریان گردابی در مجاورت تنگ شدگی، تغییر می کند. در مورد آبشکنها، جریان در وجه بالادست سازه جدا شده، به سمت کنارهها رفته و گردابههای ایجاد شده به سمت پایین دست حرکت می کند، که در نهایت منجر به آبشستگی موضعی ته نشستهای بستر در مجاورت سازه می گردند. این آبشستگی موضعی، پی و خود سازه را در معرض خطر ویرانی قرار می دهد (شکل ۱). ویرانی پل بر اثر آبشستگی در شالودهی این سازه، که شامل تکیه گاهها و پایههای آن می باشد، رخدادی معمولی به شمار میآید. از جمله مسائل مهم در طراحی تکیه گاهها، پدیدهی آبشستگی موضعی در پیشانی تکیه گاه است و یکی از شاخص های مهم در تعیین ویژگیهای حفره آبشستگی، بیشترین ژرفای آبشستگی مى باشد. پيچيدگى الگوى جريان پيرامون تكيه گاههاى پل و گوناگونی عوامل مؤثر بر آبشستگی، موجب پرشماری روابط تجربی و کاهش دامنه ی هریک از آنها، به دلیل محدودیت شرایط آزمایشگاهی، شده است. از جمله پژوهشگرانی که در این زمینه بررسیهایی انجام دادهاند مے تبوان بے زاغلول(۱۹۸۳)، ملویل(۱۹۹۲)، کوهنل و همکاران(۱۹۹۹)، بـاربهیوا و دی(۲۰۰۴) و اتمـا و موسـته (۲۰۰۴) اشاره کرد. با این وجود، مسائل زیادی در رابطه با این موضوع هنوز ناشناخته اند. در سالهای اخیر، روشهای پیشرفتهای بر مبنای استفاده از روشهای محاسباتی از قبیل منطقفازی، شبکههای عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتمهای موازی ژنتیک مطرح شدهاند که بطور گسترده در مسائل پیچیدهی مهندسی به کار گرفته می شوند (لی و همکاران، ۲۰۰۷؛ لین و همکاران ۲۰۰۶).

شبکههای عصبی مصنوعی (ANN) ابزار مناسبی برای شبیه سازی سامانه های غیر خطی می باشند. شبکه های عصبی مصنوعی شبیه های ریاضی ساده شده ی شبکه های عصبی زیستی را ارائه می کنند. این شبکه ها در برگیرنده ی قابلیت درک و تعمیم راه حلهای معنی دار برای مسائلی از

نمونهها، حتی در مواردی که دادههای ورودی دارای خطا و یا ناقص باشند، و سازگار نمودن راه حلها با شرایط متغیر و پردازش سریعتر اطلاعات میباشند (بشیر و حاجمیر، و پردازش سریعتر اطلاعات میباشند (بشیر و حاجمیر، ۲۰۰۰؛ آزمادولا وهمکاران ۲۰۰۵،۲۰۰۶). یک سامانه ممکن است غیرخطی و چندمتغیره بوده و متغیرهای مخیل نیز دارای روابط داخلی پیچیدهای باشند. شبکههای عصبی مصنوعی توانایی مطابقت با این پیچیدگیها را داشته و دقت آنها با افزایش هر چه بیشتر داده های ورودی ورودی افزایش می یابد. همچنین شبکه های عصبی مصنوعی توانایی استخراج رابطه ی بین داده های ورودی و خروجی یک فرآیند را بدون هیچ گونه اطلاع از اصول آن دارند. به دلیل تواناییهای تعمیم یافته تابع استخراجی، نیازی به هیچ گونه فرضی در مورد رابطه ی (خطی یا غیر خطی) بین دادههای ورودی و خروجی نیست (جین و خطی) بین دادههای ورودی و خروجی نیست (جین و

استفاده از شبکههای عصبی مصنوعی در علوم آب در چند دههی اخیر گسترش فراوانی یافته است. در زمینه برآورد آبشستگی در سازههای مختلف، با استفاده از شبکههای عصبی، نیز تاکنون مطالعاتی صورت گرفته اند. کامبکر و دئو (۲۰۰۳) کاربرد شبکههای عصبی را برای پیشبینی ژرفای آبشستگی پیرامون گروه شمعها بررسی کرده و نشان دادند که شبکههای عصبی توانایی ارائه ی روشهای مناسبتری را برای بالا بردن دقت منحنیهای آماری دارند.

آزمادولا و همکاران(۲۰۰۵، ۲۰۰۶) برای برآورد آبشستگی پاییندست پرش جام اسکی از شبکههای عصبی مصنوعی استفاده کرده و نشان دادند که نتایج حاصل از شبکههای عصبی رضایت بخشتر از نتایج معادلات وایازی میباشند. لیریانو و دی (۲۰۰۱) از شبکههای عصبی برای پیش بینی ژرفای آبشستگی در دهانه ی خروجی آبگذر استفاده کرده و نتایج حاصل از شبکه را با معادلات پیش بینی متداول مقایسه نمودند. این محققین نتیجه گرفتند که شبکههای عصبی مصنوعی (ANN) ژرفای آبشستگی را با دقت و صحت بیشتری نسبت به روابط تجربی موجود پیش بینی

جنگ و همکاران (۲۰۰۵) ارزیابی ژرفای آبشستگی را پیرامون پایه های پل به کمک شبکههای عصبی انجام

^{\ -} Artificial Neural Network

دادند. در این تحقیق مشخص شد که نتایج به دست آمده از ANN از دقت بالاتری در مقایسه با نتایج نظری و آزمایشگاهی برخوردار می باشند.

آذردرخش و همکاران (۱۳۸۵) با استفاده از شبکههای عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) بیشترین ژرفای آبشستگی آبشکن تیغه ای را برآورد زدند و بدین نتیجه رسیدند که شبکههای عصبی مصنوعی نسبت به سایر روشهای تجربی از کارایی بیشتری برخوردار است.

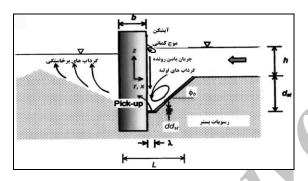
دهقانی و همکاران (۱۳۸۸) ژرفای آبشستگی پیرامون آبشکن L شکل را با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، سامانه ی استنتاج فازی عصبی و رابطه ی تجربی برآورد کردند. مقایسه ی نتایج این سه روش با داده های آزمایشگاهی نشان دادند که گرچه شبکه ی عصبی مصنوعی عملکرد خوبی در برآورد ژرفای آبشستگی پیرامون آبشک L شکل داشت، ولی سامانهی استنتاج فازی عصبی از دقت بیشتری نسبت به دو روش دیگر برخوردار بود.

در تحقیق حاضر با استفاده از شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)، مقادیر بیشترین ژرفای آبشستگی با استفاده از داده های آزمایشگاهی مربوط به آبشکنهای با دیواره عمودی، بالدار و نیمدایرهای شبیه سازی شده اند. بدین منظور نمایشنامه های مختلف مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج شبیه شبکه های عصبی و مقادیر محاسبه شده از رابطه ی تجربی پیشنهادی به وسیلهی باربهیوا و دی (۲۰۰۴) با دادههای آزمایشگاهی مقایسه گردیده و مناسبترین نمایشنامه انتخاب شد.

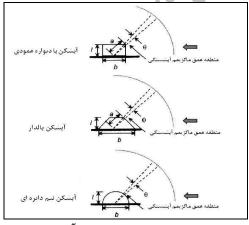
مواد و روشها محاسبهی (ژرفای تعادل آبشکستگی) d_{se}

در تحقیق حاضر، برای توسعه ی شبیه شبکه عصبی از دادههای آزمایشگاهی ژرفای تعادل آبشستگی پیرامون آبشکنهای بالدار و آبشکنهای بالدار و آبشکنهای نیمدایرهای که به وسیله ی لیم، ۱۹۹۷؛ کولمن و همکاران، ۲۰۰۳؛ باربهیوا و دی ، ۲۰۰۴ گزارش شده، استفاده گردیده است(شکل ۲). محدوده تغییرات دادههای آزمایشگاهی آبشکنهای با دیواره عمودی، آبشکنهای بالدار

و آبشکنهای نیمدایرهای تحت شرایط آب زلال برای توسعه ی شبیه شبکه ی عصبی در جدول ۱ آورده شده اند. تمامی آزمایشات در منابع مذکور تحت شرایط یکسان آزمایشگاهی انجام گشته و در این تحقیق جمع آوری شده اند. همان طور که از جدول مشخص است ژرفای جریان در آزمایشات بین ۲۵/۰ تا ۲۵/۰ متر، قطر مبه وسیلهی ذرات بین ۲۶/۰ تا ۱/۳ متر، سرعت نزدیک شونده بین ذرات بین ۶۷/۰ متر بر ثانیه و ژرفای آبشستگی بین ۲۱۹/۰ تا ۲۹۳۰ متر متغیر بوده اند. همچنین، طولهای مختلف آبشکن از ۲۹/۰، ۱۳/۰ و ۱۲/۰ متر برای همه آبشکن از ۱۳/۰ در یک مورد برای آبشکن نیم دایرهای متغیر بود. چگالی نسبی ذرات در تمام آزمایشات دایرهای متغیر بود. چگالی نسبی ذرات در تمام آزمایشات



شکل ۱- الگوی آبشستگی در پیرامون آبشکن



شکل ۲- شکلهای مختلف آبشکن

^{\-} Multilayer Perceptron

آزمایشگاهی	ات دادههای	ى تغيير	'- محدوده	جدول ا
------------	------------	---------	-----------	--------

محدوده	فراسنج	
• */•-1 */•	l(m) طول آبشکن	١
• ۵1/ • - ۲۵/ •	$\mathit{h}(m)$ ژرفای جریان	٢
T	Uig(m/sig)سرعت نزدیک شونده	٣
T8/•-1/T	$d_{50}\!\left(\!mm ight)$ اندازه به وسیله ی ذرات	۴
• 54/•-494/•	$d_{\mathit{se}}(\!\mathit{m})$ ژرفای آبشستگی	۵

تحليل ابعادي

فراسنجهای مشخصه تأثیرگذار در ژرفای تعادل آبشستگی d_{se} در یک آبشکن با ته نشستهای یکنواخت را می توان به صورت رابطه ی زیر نوشت (باربهیوا و دی، 2.5

 $d_{se} = f_1(U, \rho_s, \rho, g, l, v, h, d_{50}, U_c) \qquad (1)$ در این رابطه، U سرعت جریان، ρ_s جرم مخصوص ذرات رسوبی، h طول آبشکن، v گرانروی پویایی، v ژرفای جریان، v اندازه ی مبه وسیله ی ذرات رسوبی و و و بسرعت بحرانی جریان می باشند. برای نشان دادن اثر متقابل بین مایع و رسوب، v و v باید به صورت فراسنجهای وابسته بیان شوند. به هرحال، عبارت v فراسنجهای وابسته بیان شوند. به هرحال، عبارت v فراسنج بالا می باشد (v فراسنج بالا می باشد (v فراسن و دی، v نماینده ی بهتری از v فراسنج بالا می باشد (v فراسن و دی، v نماین آبشستگی پیرامون یک (v فراس اتفاق می افتد که سرعت جریان نزدیک شونده اضافی (v برای آبشکن با دیواره های عمودی، بالدار و نیم مقدار v برای آبشکن با دیواره های عمودی، بالدار و نیم دایره ای به ترتیب v (v می باشد. بنابراین، دایره ای توان به صورت زیر نوشت:

 $d_{se} = f_2 \big(U_e, \Delta g, l, \upsilon, h, d_{50}, U_c \big)^{-} \qquad (\mathbf{T})$ where \mathbf{T}_{se} is a probability of the probability of the

$$\frac{d_{se}}{l} = f_3 \left(\frac{U_e}{\left(\Delta g l \right)^{0.5}}, \frac{U_e l}{\upsilon}, \frac{l}{d_{50}}, \frac{h}{l}, \frac{U}{U_c} \right) \tag{T}$$

که عبارت بی بعد اول را با F_e ، و عبارت بی بعد دوم را با R_e نشان می دهند. از تأثیر عدد رینولدز R_e نشان می کاملاً آشفته در یک بستر زبر، می توان چشم پوشی کرد (ملویل،۱۹۹۲). بنابراین رابطه ی (۳) را می توان به صورت زیرخلاصه کرد(باربهیوا و دی ، ۲۰۰۵):

$$\frac{d_{se}}{l} = f_3 \left(F_e, \frac{h}{l}, \frac{l}{d_{50}}, \frac{U}{U_c} \right) \tag{f}$$

باربهیوا و دی (۲۰۰۴) رابطه ی زیر را برای به دست آوردن ژرفای آبشستگی آبشکنهای کوتاه در شرایط آب زلال ارائه نموده اند:

$$\frac{d_{se}}{l} = 5.16k_s \left(\frac{h}{l}\right)^{0.18} \left(\frac{U_c}{\sqrt{(s-1)gl}}\right)^{0.26}$$
 (\delta)

که در آن d_{se} ژرفای تعادل آبشستگی (m)، d_{se} طول آبشکن (m) ژرفای جریان (m)، s چگالی مواد رسوبی، U_c سرعت بحرانی جریان (m/s) و k_s فاکتور شکل آبشکن می باشند. مقدار فاکتور شکل در آبشکنهای عمودی، بالدار و نیم دایرهای به ترتیب (m/s) و (m/s) و (m/s) بالدار و نیم دایرهای به ترتیب (m/s) و داده های آزمایشگاهی و نتایج شبکه عصبی استفاده شده

شبکههای پرسپترون چند لایه(*MLP*)

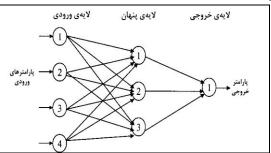
شبکههای چند لایه ای پیشخور یکی از مهمترین ساختارهای شبکههای عصبی مصنوعی میباشند. بطور معمول، این شبکهها شامل مجموعهای از واحدهای حسی (نرونهای پایه) میباشند که متشکل از لایه ورودی، یک یا چند لایه ی پنهان و یک لایه ی خروجی میباشند. علامت ورودی در خلال شبکه و در مسیری رو به جلو به صورت لایه به لایه منتشر میشود. این نوع شبکه معمولاً با عنوان پرسپترون چند لایه (MLP) نامیده میشود (هایکین، ۱۹۹۹). شکل ۳ تصویر شماتیک این نوع شبکه عصبی را نشان میدهد.

در تحقیق حاضر، برای شبیهسازی با استفاده از شبکههای MLP، از یک شبکه ی سه لایه ای پیشخور استفاده شده است، که در آن یک تابع محرک سیگموئید (تانژانت

¹⁻ Excess Abutment Froude Number

²⁻Excess Abutment Reynolds Number

هیپربولیک) بین لایهی ورودی و لایهی پنهان و یک تابع محرک خطی بین لایهی پنهان و لایهی خروجی به کار رفته است.



شکل۳- تصویر ساده طرح شبکهی پرسپترون چند لایه (MLP)

از میان روشهای مختلف آموزش به روش پس انتشار خطا، الگوریتم لونبرگ _ مارکوارت'، به دلیل همگرایی سریعتر در آموزش شبکههای با اندازه ی مبه وسیله ی، در تحقیق حاضر استفاده شده است. الگوریتم پس انتشار خطا، وزنهای شبکه و مقادیر اریبی را در جهتی تغییر می دهد که تابع عملکرد با سرعت بیشتری کاهش یابد. الگوریتم پس انتشار خطا را می توان به شکل زیر نشان داد: $x_{k+1} = x_k - \alpha_k g_k$ (۶)

که در آن
$$x_k$$
 بردار وزنها و اریبی در تکرار k ام، α_k نرخ آموزش در تکرار k ام و k گرادیان در تکرار k ام میباشد. الگوریتم لونبرگ_ مارکوارت که برای دستیابی به آموزش سریعتر شبکه بسط داده شده از رابطه ی (Y) استفاده

میکند (هایکین، ۱۹۹۹):

$$x_{k+1} = x_k - \left[J^T J + \mu I\right]^{-1} J^T e$$
 (۷) که در آن x_k بردار وزنها و اریبی در تکرار x_k ام، x_k ماتریس ژاکوبین شامل اولین مشتقات خطای شبکه با توجه به وزنها و اریبی، x_k بردار خطاهای شبکه، x_k ماتریس واحد و x_k بردار خطاهای شبکه، x_k ماتریس واحد و x_k بردار خطاهای شبکه، x_k ماتریس واحد و است. x_k پس از هر گام موفق، کاهش می یابد و در صورتی که یک گام منفرد، تابع عملکرد را انزایش دهد، x_k نیز افزایش می یابد. به این ترتیب، تابع عملکرد در هر تکرار الگوریتم کاهش خواهد یافت. در این تحقیق از مقدار اولیه ی ۲۰۱۰ برای x_k استفاده شده است.

پردازش مقدماتی دادهها

برای افزایش بازده ی آموزش، ورودیها و دادههای هدف شبکه برای قرارگیری در بازه ی [۱ ، ۱-] بهنجار شده است. پس از اتمام آموزش، دادههای شبیهسازی شده با روش معکوس از مقادیر بهنجار شده حاصل می گردند.

بهبود قدرت تعميمدهي شبكه

برای تعمیم دهی مناسب شبکه، باید به نحوی از آموزش بیش از اندازه جلوگیری کرد. در مطالعه ی حاضر، برای جلوگیری از آموزش بیش از اندازه در شبکههای MLP از روش متوقف سازی زود هنگام آموزش استفاده شده است، (بی نام، ۲۰۰۷). برای تصمیم گیری در مورد زمان متوقف ساختن آموزش، دادهها به صورت تصادفی به سه مجموعه تقسیم شدند: ۶۰ درصد دادهها برای آموزش، ۲۰ درصد برای آرمون به کار درصد برای آرمون به کار فتند.

برای متوقفسازی زود هنگام، خطا، یعنی تفاوت بین دادههای هدف اندازه گیری شده و مقادیر شبیهسازی شده، برای مجموعه ی آموزش، مجموعه ی صحت سنجی و آزمون بطور جداگانه و در هر تکرار آموزش محاسبه می گردند. خطا در مجموعه ی صحتسنجی بطور عادی در اوایل آموزش کاهش می یابد، اما هنگامی که شبکه شروع به آموزش بیش از اندازه دادهها می کند، خطای مجموعه صحتسنجی شروع به افزایش می نماید. وقتی این افزایش برای تعداد معینی از تکرارها ادامه می یابد، امن افزایش شبکه متوقف شده و مقادیر وزنها حفظ می گردد. مجموعه ی آزمون برای اطمینان از صحت تقسیم دادهها به کار می رود، به گونه ای که تفاوت معنی دار خطا در دو مجموعه ی صحتسنجی و آزمون نشانگر تقسیم نادرست مجموعه ی صحتسنجی و آزمون نشانگر تقسیم نادرست دادهها می باشد (صیادی و همکاران، ۱۳۸۸).

توابع عملكرد

عملکرد شبکه یMLP در برآورد مقادیر d_{se} با استفاده از جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) سنجیده شده است. این مقدار از رابطه ی (۸) به دست می آید:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{i=1}^{p} \left[(d_{sm})_i - (d_{ss})_i^2 \right]^2}$$
 (A)

که در آن p تعداد داده ها، d_{Sm} مقدار به دست آمده از آزمایشها و d_{Ss} مقدار برآوردی از شبکههای عصبی

^{\ .} Levenberg-Marquardt

۲ . Bias

میباشند. همچنین، برای بیبعد سازی مقادیر خطا از RMSE بهنجار (بر حسب درصد) استفاده گردیده است که از رابطه ی (۹) بدست می آید:

$$NRMSE = \left(\frac{RMSE}{d_{S \max} - d_{S \min}}\right) \times 100 \quad (9)$$

از ضریب نکویی برازش (R^2) نیز برای مقایسه یبین مقادیر برآوردی و مقادیر واقعی استفاده شده است.

نتایج و بحث

انتخاب شبکه ی عصبی بهینه

با استفاده از جعبه ابزار شبکههای عصبی در $^{\circ}$ MATLAB و تعریف ۸ نمایشنامه برای فراسنجهای مؤثر، شبکههای مپرشماریی با ساختارها و فراسنجهای ورودی متفاوت برای برآوره ژرفای بیشترین آبشستگی در سه آبشکن عمودی، بالدار و نیمدایرهای تعریف شدند. تعداد نرونهای لایه پنهان و نرخ آموزش در شبکههای MLP با استفاده از آزمون و خطا تعیین گردید. پس از بررسی ساختارهای متفاوت برای شبکههای $^{\circ}$ با توجه به مقادیر توابع عملکرد، در هر نمایشنامه یک ساختار به عنوان ساختار بهینه انتخاب گردید. جدول $^{\circ}$ فراسنجهای دخیل در هر نمایشنامه را نمایش می دهد.

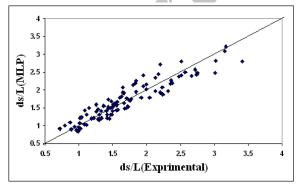
جدول ۲- فراسنجهای دخیل در نمایشنامه های مختلف

فراسنجهاي ورودي شبكه	شماره نمايشنامه
$1/_{d50}$ - $F_e - U/U_C - h/l$	١
$1/_{d50}$ - $F_e - h/l$	٢
$1/_{d50}$ - F_{e}	٣
F _e - h/l	۴
h/l- 1/ _{d50}	۵
$1/_{d50}$	۶
F_{e}	Υ
h/l	٨

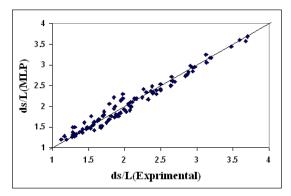
در آموزش شبکههای MLP از ۲ تا ۶ نرون در لایه ی پنهان برای تمام نمایشنامههای آموزش استفاده شد. در نهایت، پس از انتخاب ساختار بهینه MLP برای هر نمایشنامه و محاسبه ی مقادیر توابع عملکرد، این نمایشنامه ها با در نظر گرفتن میزان خطای بهنجار (NRMSE) رتبهبندی شدند.

جدولهای ۳ تا ۵ نتایج کلی محاسبات صورت گرفته برای شبکههای MLP را برای سه شبیه آبشکن نشان مىدهند. چنانچه در جداول مزبور مشخص است، تمام نمایشنامه های پیشنهادی دقت قابل قبولی را در برآورد ژرفای آبشستگی آبشکنها دارند. با مقایسه ی نتایج مشخص شد که نمایشنامهی ۴ که تنها از دو فراسنج y/l و F_e برای برآورد ژرفای آبشستگی پیرامون آبشكنها استفاده ميكند ميتواند به عنوان بهينهترين نمایشنامه انتخاب گردد، زیرا با وجود این که این نمایشنامه از تعداد فراسنجهای کمتری به عنوان ورودی شبکه استفاده مینماید ولی دقت آن بیش از نمایشنامههای دارای تعداد فراسنج ورودی بیشتر میباشد. نکتهی دیگری که با توجه به جداول ۳ تا ۵ مشخص می گردد این است که شبکههای عصبی MLP در برآورد ژرفای آبشستگی آبشکن با دیواره ی عمودی، در مقایسه با دیگر آبشکنها از دقت بیشتری برخوردار میباشند، بطوری که برای نمایشنامه ی بهینه انتخابی، خطای برآورد ژرفای آبشستگی در آبشکن بالدار حدود ۳ برابر و در تکیهگاه نیمدایرهای حدود ۲ برابر بیشتر از آبشکن با دیواره ی عمودی است.

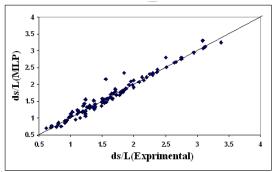
در شکلهای \mathfrak{F} تا \mathfrak{F} نتایج به دست آمده از شبکههای MLP در مقایسه با دادههای آزمایشگاهی موجود نمایش داده شده اند. ضریب تبیین (\mathbb{R}^2) در هر سه مورد بالاتر از \mathfrak{F}^0 است، که نشان دهنده ی دقت بالای شبکه عصبی MLP در بر آورد ژرفای آبشستگی می باشد.



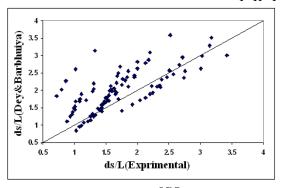
شکل $^+$ مقایسهی $\mathbf{d}_{\mathrm{S}}/\mathbf{l}$ محاسبهشده با کاربرد روش \mathbf{MLP} و دادههای آزمایشگاهی برای آبشکن بالدار.



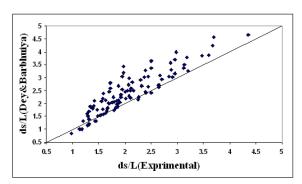
شکل $^{-}$ مقایسهی $\mathbf{d}_{\mathrm{S}}/\mathbf{l}$ محاسبه شده با کاربرد روش \mathbf{MLP} و دادههای آزمایشگاهی برای آبشکن عمودی.



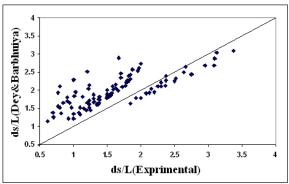
شکل8- مقایسه d_8/l محاسبهشده با کاربرد روش MLP و دادههای آزمایشگاهی برای آبشکن نیم دایرهای در شکلهای ۷ تا ۹ مقایسه بین نتایج حاصل از رابطه ی تجربی ارائه شده به وسیله ی باربهیوا و دی(۲۰۰۴) و مقادیر آزمایشگاهی موجود نمایش داده شده اند. همان طور که در شکلها مشخص است، ضریب R^2 در سه نوع آبشکن بین ۷۰/۰ تا ۸۲/۰ می باشد. نتایج حاصل از برآورد آبشستگی برای آبشکن با دیواره ی عمودی با استفاده از آبشستگی برای آبشکن با دیواره ی عمودی با استفاده از رابطه ی تجربی، در مقایسه با دو آبشکن دیگر، همانند نتایج به دست آمده از شبکه ی MLP، از دقت بیشتری برخوردارند.



شکل ۷- مقایسهی dS/l محاسبهشده با کاربرد رابطهی تجربی و دادههای آزمایشگاهی برای آبشکن بالدار.



شکل A مقایسهی dS/l محاسبه شده با اربرد رابطه ی تجربی و داده های آزمایشگاهی برای آبشکن عمودی.



شکل ۹- مقایسهی dS/l محاسبه شده از رابطهی تجربی و دادههای آزمایشگاهی برای آبشکن نیم دایرهای.

مقایسهی شبکههای عصبی با رابطه ی تجربی

نمودارهای بی بعد ژرفای آبشستگی با استفاده از شبکههای عصبی، رابطهی تجربی و دادههای آزمایشگاهی نسبت به نیمساز ربع اول رسم شد. با توجه به شکلهای ۴ تا ۹ و مقایسهی نتایج حاصل، مشخص می گردد که شبکههای عصبی MLP در مقایسه با رابطهی تجربی ارائه شده بهوسیلهی باربهیوا و دی(۲۰۰۴) از دقت بسیار بیشتری برای برآورد ژرفای تعادل آبشستگی برخوردارند. شبکههای عصبی MLP در برآورد ژرفای آبشستگی آبشکن با دیوارهی عمودی در مقایسه با دو نوع آبشکن دیگر از دقت بیشتری برخوردار میباشند. همچنین، با تغییر شکل آبشکن از دیواره عمودی به نیم دایرهای و از نیم دایرهای به بالدار، از دقت شبیه MLP در برآورد ژرفای آبشستگی کاسته می شود. شکلهای ۷ تا ۹ نشان میدهد که رابطهی تجربی ارائه شده بهوسیلهی باربهیوا و دی(۲۰۰۴) دقت بالایی برای برآورد ژرفای آبشستگی ندارد، ولی در این حالت نیز در آبشکن با دیوارهی عمودی، مقادیر

محاسبه شده با کاربرد رابطه مذکور بیشترین تطابق را با داده های آزمایشگاهی نشان داد.

جدول ۳- نتایج کلی آموزش و صحتسنجی شبکههای MLP برای شبیه آبشکن بالدار

NRMSE('/.)	${f R}^2$ (صحت سنجی)	${f R}^2$ (آموز ${f m})$	RMSE	شماره نمايشنامه	رتبه
38/8	۹۵۸/۰	986/+	1777/•	۴	١
180/1	948/•	971/+	1400/0	۵	۲
۶۷۳/۸	948/•	۹۳۶/۰	1988/1	۶	٣
٠۶/١٠	981/+	941/0	754T/•	١	۴
T9/11	917/•	94./•	7274/+	٢	۵
۶۱/۱۳	9 7 7 7 -	919/+	۲۳۵/۰	٣	۶
74/14	917/+	9.4/.	٣٢٨٨/٠	٨	γ
44/4 •	۸٧۶/٠	A97/+	499./.	٧	٨

جدول ۴- نتایج کلی آموزش و صحتسنجی شبکههای MLP برای شبیه آبشکن با دیواره ی عمودی

NRMSE(%)	${f R}^2$ (صحت سنجی)	${f R}^2$ (آموز ${f m})$	RMSE	شماره نمایشنامه	رتبه
751/7	997/+	٩٨۴/٠	1777/•	۴	١
9894/٢	911/+	911/0	1400/-	۵	٢
TV8/4	٩٨٨/٠	99/•	1986/	1	٣
V4V/4	٩٨/٠	907/+	7547/•	γ	۴
714/8	۹۶۸/۰	977/+	T	٢	۵
9898/8	974/+	٩۶٨/٠	۲۳۵/۰	٣	۶
• AYY /A	971/+	ለ ٩۶/•	۳۲۸۸/۰	٨	٧
740/14	۸۲۳/۰	۸۵۳/۰	499./.	Υ	٨

جدول ۵- نتایج کلی آموزش و صحتسنجی شبکههای MLP برای شبیه آبشکن نیم دایره ای.

NRMSE(%)	\mathbf{R}^2 (صحت سنجى)	${f R}^2$ (آموزش)	RMSE	شماره نمايشنامه	رتبه
1.8/0	۹۷۱/۰	۹٧٨/٠	1777/•	۴	١
۸ • ۵/۵	984/1	977/•	1400/.	۵	٢
۵۸۴/۶	۹۵۸/۰	948/•	1988/+	1	٣
9.7/٧	907/0	٠/٩۵١	7547/•	٣	۴
48/1	۹۴۸/۰	908/+	TBT4/+	٢	۵
1 • ٣/٩	917/-	98/•	۲۳۵/۰	γ	۶
۳۵۷/۱۰	918/0	947/•	****	۶	٧
94/11	٨٨/٠	۸۹۵/۰	499./.	٨	٨

تحلىل حساسيت

تحلیل حساسیت معمولا برای معین کردن اهمیت نسبی هر کدام از فراسنجهای مستقل بر فراسنجهای وابسته انجام می شود. همه ی فراسنجهای مستقل در تحلیل حساسیت مورد بررسی قرار گرفتند. این تحلیل در مورد داده های آموزش داده شده برای شبکه انجام گردیده است. نتایج تحلیل حساسیت برای فراسنجهای آبشستگی به

صورت گروهی برای آبشکنهای عمودی و بالدار در جدول ۶ (الف) و (ب) آورده شده اند.

این جدولها اثر نسبی هر یک از فراسنجهای مستقل بر کارایی شبکه عصبی را در هر مورد نشان می دهند. جدول θ/l بیشترین و (الف) نشان می دهد که فراسنج بی بعد θ/l بیشترین و θ/l کمترین تأثیر را در پیش بینی ژرفای آبشستگی نسبی (θ/l) دارند. همچنین، جدول θ/l (ب) نشان

نتيجهگيري

دراین تحقیق با استفاده از شبکههای عصبی پرسپترون چندلایه(MLP)، اندازههای بیشترین ژرفای آبشستگی با استفاده از دادههای آزمایشگاهی مربوط به آبشکنهای با دیواره عمودی، بالدار و نیمدایرهای شبیهسازی شدند. ۸ نمایشنامهی مختلف براساس فراسنجهای مؤثر و شبکههای پرشماری با ساختارها و فراسنجهای ورودی متفاوت، برای برآورد ژرفای بیشترین آبشستگی در این سه نوع آبشکن تعریف شده و نمایشنامهها با در نظر گرفتن اندازهی خطای بهنجار (NRMSE) رتبهبندی شدند. مقایسهی نتایج نمایشنامههای مختلف نشان داد نمایشنامه ای که تنها از دو فراسنج y/l و y/l برای برآورد ژرفای آبشستگی در پیرامون آبشکنها استفاده میکند از عملکرد بهتری برخوردار است. همچنین نتایج تحلیل l/d_{50} و y/l و فراسنجهای y/l حساسیت نشان داد که فراسنجهای بیشترین تأثیر را در پیش بینی ژرفای آبشستگی آبشکنها دارند. مقایسهی نتایج شبیه شبکههای عصبی و مقادیر محاسبه شده از رابطهی تجربی پیشنهادی بهوسیلهی باربهیوا و دی(۲۰۰۴) با دادههای آزمایشگاهی نشان دادند که اندازههای بیشترین ژرفای آبشستگی به دست آمده با کاربرد روش MLP از دقت بیشتری نسبت به رابطهی تجربی برخوردارند. همچنین، شبکههای عصبی MLP در برآورد ژرفای آبشستگی آبشکن با دیوارهی عمودی، در مقایسه با دو نوع آبشکن دیگر، از دقت بیشتری برخوردار مے باشند.

References:

- 1. Anonymous. 2007. Neural network toolbox 5, User's guide, 9th printing version 5. The Mathworks Inc. Massachusetts, USA.
- Azaraderakhsh, M., Ghodsiyan, M., Norouzi, H. R.(1385). Estimation Maximum Depth of Scour around Abutments Using Artificial Neural Network", 7th International Congeress of civil engineering,

 U/U_c میدهد که فراسنج بی بعد h/l بیشترین و میدهد کمترین تأثیر را در برآورد ژرفای آبشستگی در آبشکن بالدار دارند. از نتایج این جداول می توان نتیجه گرفت که فراسنجهای h/l و h/l تأثیر بسزایی در پیش بینی ژرفای آب و آبشستگی آبشکنها دارند. با توجه به تأثیر زیاد ژرفای آب و طول آبشکنها، تأثیر این دو فاکتور به صورت عدد بی بعد h/l در نتایج کاملاً مشهود است.

جدول ۶- تحلیل حساسیت فراسنجهای مستقل بدون بعد: الف) آبشکن عمودی-ب) آبشکن بالدار.

ANN شبیه	R	RMSE
ALL	996/+	+84/+
No U/U _c	٩٨٨/٠	1.4/.
No h/l	9,44/+	118/+
No Fe	910/-	110/+
No l/d ₅₀	944/+	117/+
	(ب)	
ANN شبیه	R	RMSE
ALL	9.47/+	٠٨٣/٠
No U/U _c	941/+	184/+
No h/l	969/+	140/0
No Fe	987/0	177/+
No 1/d ₅₀	981/0	181/0

سرعت جریان نیز از فراسنجهای مهم دیگر در آبشستگی می باشد، که در این تحقیق به صورت عدد بی بعد نمایش داده شده و تأثیر خود را نشان داده است.

- University of Tarbiat Modares, Tehran.(In Persian)
- 3. Azmathullah, HM., Deo, MC., Deolalikar, PB. 2005. Neural network for estimation of scour downstream of a skew-jump bucket. , J. Hydraul. Eng, 131(10):898-908.
- 4. Azmathullah, HM., Deo, MC., Deolalikar, PB. 2006. Estimation of scour below spillways using

- neural network scour downstream of a skew-jump bucket. , J. Hydraul. Eng, 44(1):61-69.
- 5. Basheer, IA., and Hajmeer, M. 2000. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. J Microbiologic Meth 43: 3-31.
- 6. Barbhuya, AK., Dey, S. 2004. Local scour at abutment: a review. Sadhana. 29(5):449-476.
- 7. Dehghani, A. A., Hashemi Najafi, S. F., Ayoubzadeh, S. A., Meshkati, M. E. (1388). Intelligent Estimation of Maximum Scour Depth around L-shaped Abutments Using Artificial Neural Network and Interference Nero-Fuzzy System. Journal of Soil and Water Conservation, 16(1), 143-161.(In Persian)
- 8. Ettema, R., and. Muste., M. 2003. An Overview of Scour Types and Scour-Estimation Difficulties Faced at Bridge Abutments. IIHR, Hydroscience and Engineering. Department of Civil and Environmental Engineering. The Univ. of Iowa, Iowa City, IA 52242.
- 9. Haykin, S. 1999. Neural networks: A comprehensive foundation. NJ. Prentice-Hall Inc. Englewood Cliffs. pp. 842.
- 10. Jain, SK., Singh, VP., F.ASCE and van Genuchten, MTh. 2004. Analysis of soil water retention data using artificial neural networks. J. Hydrol. Engin. ASCE. 9 (5): 415-420.
- Jeng, DS., Bateni, SM., Locket, E. 2005. Neural network Assessment for Scour Depth around Bridge Piers. Research Report NO R855,

- Department Of Civil Engineering, University Of Sydney, Australia. pp.89.
- 12. Kambekar, AR., Deo, MC. 2003. Estimation of Group Pile Scour Using Neural Networks. Applied Ocean Res. 25:225-234.
- 13. Kuhnle, R. A., Alonso, C. V., and Shields, F. D. 1999. Geometry of scour holes associated with 90° spur dikes. J. Hydraul. Engin.,125(9):972–978.
- 14. Li, WX., Dai, LF., Hou, XB., Lei, W. 2007. Fuzzy Genetic Programming Method for Analysis of Ground Movements Due to Underground Mining. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences. 44(6):954-961.
- 15. Lin, JY., Cheng, CT., Chau, KW. 2006. Using support vector machines for long-term discharge prediction. J. Hydrolog. Engin. 51(4):599-612.
- 16. Liriano, SL., Day, RA. 2001. Prediction of scour depth at culvert outlets using neural networks. J. Hydraul Engin, 3(4):231-238.
- 17. Melville, BW. 1992. Local scour at bridge abutments. J. Hydraul. Engin, 118(4):615-631
- 18. Sayyadi, H., Sadradini, A. A., Farsadizadeh, D., Ghorbani, M. A. (1388). Intelligent Simulation of Sprinkler water Distribution Pattern of Individual Variation in Wind. Journal of Irrigation and Drainage of Iran.1 (3):25-35. (In Persian).
- 19. Zaghloul, N.A. 1983. Local scour around spur-dikes. J. Hydrology., 60. 123-140.