

## کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در برآورد پروفیل پرش هیدرولیکی در حوضچه آرامش با دیواره‌های همگرا

تورج هنر<sup>1</sup> و سوده پورحمزه<sup>2</sup>

تاریخ دریافت: 91/01/15 تاریخ پذیرش: 91/08/21

<sup>1</sup> - دانشیار بخش مهندسی آب، دانشگاه شیراز

<sup>2</sup> - دانشجوی سابق کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشگاه شیراز

\* مسئول مکاتبه: E-mail: [toorajhonar@yahoo.com](mailto:toorajhonar@yahoo.com)

### چکیده

در این تحقیق، از یک شبکه عصبی مصنوعی در برآورد پروفیل پرش هیدرولیکی در حوضچه آرامش همراه با دیواره همگرا که از حالت‌های خاص و پیچیده پرش هیدرولیکی می‌باشد، استفاده شده است. تعداد 1500 داده آزمایشگاهی اعماق پرش هیدرولیکی مربوط به مقاطع مستطیلی، برای همگرایی 2/7%، 4% و 5/3% مورد استفاده قرار گرفته است. در توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی، 10 ساختار پرسپترون، با تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های مختلف، مورد ارزیابی قرار گرفتند. در مورد نتیجه نهایی، ساختاری که بالاترین مقدار ضریب همبستگی را تولید می‌کرد، به عنوان مدل بهینه انتخاب گردید. برای مقاطع همگرا، مناسب‌ترین مدل شبکه عصبی برای پروفیل پرش هیدرولیکی ساختار 1-3-5 با 15 نرون در لایه‌های مخفی با ضریب رگرسیون 0/999 به دست آمد. مقادیر بالای به دست آمده برای ضریب رگرسیون، بیانگر همبستگی نزدیک بین مقادیر خروجی مدل شبکه عصبی با داده‌های آزمایشگاهی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: پرش هیدرولیکی، پروفیل سطح آب، دیواره همگرا، شبکه عصبی مصنوعی

## A Neural Network Model to Predict Characteristics of Hydraulic Jump in Stilling Basins with Convergent Wall

T Honar<sup>1\*</sup> and S Pourhamzeh<sup>2</sup>

Received: 3 April 2012 Accepted: 11 November 2012

<sup>1</sup>Assoc. Prof., Dept of Water Engin., Shiraz Univ. Iran.

<sup>2</sup>M.Sc. of Water Engin., Shiraz Univ. Iran.

\*Corresponding Author E-mail: [toorajhonar@yahoo.com](mailto:toorajhonar@yahoo.com)

### Abstract

In this research, an Artificial Neural Network (ANN), was adapted to model the hydraulic jump surface profile of the stilling basin with convergent wall. More than 1500 experimental data on depths of hydraulic jumps for basins of rectangular sections with 2.7%, 4%, 5.3% converged walls, were used. In developing ANN, 10 configurations, each having different number of hidden layers and/or neurons, were investigated. In each case, a configuration with attained the highest  $R^2$  value was selected as the optimal model. For stilling basin with convergent wall, the best ANN model for hydraulic jump profile was obtained with a 5-3-1 configuration, having 15 neuron in each of hidden layer and  $R^2 = 0.999$ . High values of  $R^2$  obtained in all cases, suggesting a close agreement between the ANN's output variable and the experimental data.

**Keywords:** Artificial Neural Network, Convergent wall, Hydraulic jump, Water surface profile

### مقدمه

انجام شده نشان می‌دهد که تخمین پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی در مقاطع همگرا، بدلیل پیچیدگی تاکنون مورد بررسی قرار نگرفته است. لذا توسعه مدل‌های ساده و در عین حال دقیق برای حل مسائل پرش هیدرولیکی در این گونه شرایط، می‌تواند کمک موثری در طراحی اینگونه از حوضچه‌های آرامش باشد. بطور کلی پرش بر روی حوضچه‌هایی با دیواره همگرا اولین بار توسط ایپن (1951) مورد مطالعه قرار گرفت. جانسون و مونتز (1995) آزمایش‌هایی را در کانالی مستطیلی با رژیم جریان متلاطم انجام داده و متوجه گردیدند که نتایج آزمایش با تئوری کلاسیک پرش هیدرولیکی در مقاطع همگرا با جریان‌های فوق بحرانی مطابقت دارد. همچنین هنر و پورحمزه (1389) نیز پرش

آب پس از عبور از روی سرریز یا مجاری تحتانی سازه‌های هیدرولیکی دارای جریان فوق بحرانی می‌گردد. برای جلوگیری از خسارات ناشی از انرژی فوق العاده آب در سرعت‌های فوق بحرانی و نیز بمنظور از بین بردن انرژی جنبشی موجود در چنین شرایطی عموماً لازم است از حوضچه‌های آرامش با طراحی‌های خاص و شکل و ابعاد معین استفاده نمود. از عوامل مهم در تحلیل حوضچه‌های آرامش، ترسیم موقعیت پرش هیدرولیکی و پروفیل سطح آب می‌باشند. در مورد ترسیم پروفیل پرش هیدرولیکی کلاسیک تاکنون روش‌های گوناگونی ارائه گردیده که در کارهای تحقیقاتی از آنها استفاده می‌شود. بررسی تحقیقات

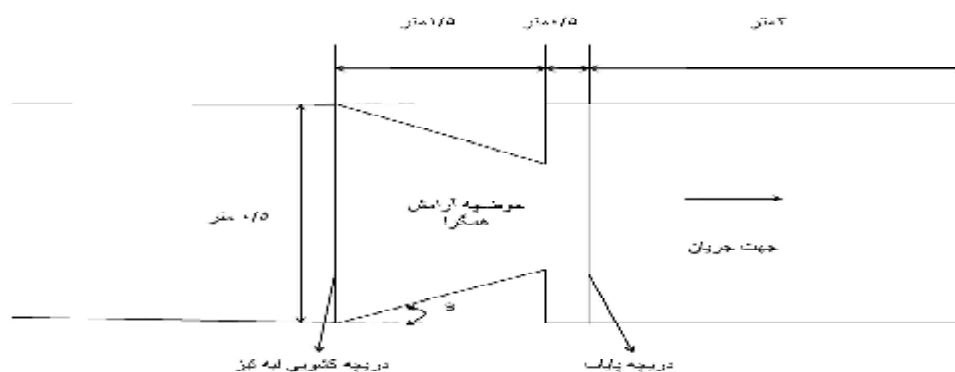
کردند با تبیین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌ای از نوع پرسپترون چندلایه با قانون یادگیری پس انتشار خطا برای بازیابی نگاشت غیرخطی میان الگوهای مستقل داده‌ها و متغیرهای وابسته طراحی گردید تا به کمک آن امکان تخمین طول پرش هیدرولیکی در مجاری با شیب مثبت میسر گردد. شجاعیان و همکاران (1389) در مقاله‌ای خصوصیات پرش هیدرولیکی در مقاطع مستطیلی و اگر با شیب معکوس را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد مطالعه قرار دادند. نتایج حاصل از تحقیق نشان دهنده این بود که مدل با دقت بالا قادر به شبیه‌سازی داده‌ها می‌باشد. باقری و همکاران (1390) از شبکه عصبی مصنوعی در تعیین عمق ثانویه پرش هیدرولیکی برای حوضچه‌های آرامش با شیب معکوس و پله مثبت و منفی استفاده کردند. لذا با توجه به توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تعیین روابط پیچیده و غیر خطی، به بررسی و کاربرد و دقت سیستم شبکه عصبی در برآورد پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی در حوضچه‌های آرامش با مقاطع همگرا و همچنین تاثیر پارامترهای ورودی در تعیین پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی، پرداخته شده است.

### مواد و روش‌ها

#### مدل مورد آزمایش

به منظور بررسی پرش هیدرولیکی همگرا در یک حوضچه آرامش با مقطع مستطیلی از یک مدل فیزیکی استفاده گردید (شکل 1).

هیدرولیکی در مقاطع همگرا را مورد بررسی قرار دادند. در این تحقیق مشخص گردید که مقادیر اعماق نسبی پرش و طول پرش در یک حوضچه آرامش با دیواره همگرا نسبت به حالت افقی کاهش پیدا می‌کند. شبکه‌های عصبی مصنوعی در حل مسائلی نظیر مسئله فوق می‌تواند کارگشا باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی در واقع از ساختار درهم و توده‌ای مغز پستانداران الهام گرفته شده است، که در آن میلیون‌ها سلول عصبی از طریق ارتباطاتی که با یکدیگر دارند (سیناپس‌ها)، به حل مسائل یا ذخیره‌سازی اطلاعات می‌پردازند (البرزی 1380). این شبکه‌ها که از سیستم‌های هوشمند به حساب می‌آیند، اکنون با ساختارهای متنوع و وسیع، در بسیاری از علوم از جمله هیدرولیک گسترش یافته‌اند که به عنوان نمونه می‌توان به نتایج تحقیق شایا و سبلانی (1998) اشاره نمود که با بکارگیری یک مدل شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چند لایه، از عملکرد آن را در پیشگویی ضریب زبری لوله برای آرایش‌های مختلف در لایه میانی استفاده نموده‌اند. اسماعیلی و همکاران (1384)، نیز امکان استفاده از سیستم شبکه عصبی در برآورد مشخصات پرش هیدرولیکی و اگر مورد بررسی قرار دادند. در این تحقیق یک رهیافت شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه برای مدل کردن عمق ثانویه و طول پرش هیدرولیکی و اگر در مقاطع نوزنقه‌ای و مستطیلی که از حالت‌های خاص و پیچیده پرش هیدرولیکی می‌باشد، بکار گرفته شده است. مقادیر بالای به دست آمده برای مجذور ضریب همبستگی، بیانگر همبستگی نزدیک بین مقادیر خروجی مدل شبکه عصبی و داده‌های تئوری و آزمایشگاهی می‌باشد. پرورش ریزی و همکاران (1385) به بررسی کارایی شبکه عصبی مصنوعی جهت برآورد مشخصات پرش هیدرولیکی متحرک پرداختند. آنها به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی در این قضیه همچون بسیاری از مسائل مهندسی به طور نسبی موفق است. ناصری و همکاران (1386) سعی



شکل 1- پلان مدل مورد آزمایش

امکان‌پذیر گردید. اندازه‌گیری عمق پرش در مقاطع مختلف و در فواصل مساوی از ابتدای پرش با استفاده از عمق یاب نقطه‌ای با دقت  $\pm 0/1$  میلی‌متر انجام شد؛ در هر مقطع و به خصوص در ابتدای پرش بعلت حساسیت بیشتر اندازه‌گیری‌ها از میانگین عمق در نقاط مختلف عرض مقطع بعنوان عمق جریان آن محل در نظر گرفته شد. اندازه‌گیری سرعت آب و در نهایت محاسبه عدد فرود با استفاده از سرعت سنج یک بعدی با دقت  $\pm 0/1$  سانتی‌متر برثانه انجام گردید. در ابتدای هر آزمایش هردو دریچه ابتدایی و انتهایی حوضچه آرامش در حالت بسته نگه داشته سپس با تجمع آب در پشت دریچه اول و تغییر در میزان بازشدگی دریچه‌ها، پرش هیدرولیکی ایجاد می‌گردید. پس از انجام این مراحل داده برداری انجام گردید و در تمام حالت‌های مورد آزمایش این مراحل تکرار گردید. در جدول 1 محدوده داده‌های اندازه‌گیری در آزمایش‌ها ارائه شده است.

مدل مربوطه در آزمایشگاه هیدرولیک دانشکده کشاورزی دانشگاه شیراز ساخته و مورد آزمون قرار گرفت. مدل مورد استفاده شامل یک شبکه فلزی در ابتدای کانال برای آرام و منظم نمودن خطوط جریان، یک حوضچه مستطیلی با زبری کف ناچیز از جنس شیشه با ضخامت 6 میلی‌متر به طول 1/5 متر و طول پایین دست 3 متر برای ایجاد پرش پایدار، دو دریچه یکی دریچه کشویی قائم در ابتدای حوضچه برای ایجاد جریان فوق بحرانی و یک دریچه دیگر در فاصله 50 سانتی‌متری انتهای حوضچه برای تثبیت جریان به همراه یک سرریز مثلثی 90 درجه در انتهای کانال جهت اندازه‌گیری دبی می‌باشد. حوضچه آرامش بگونه‌ای ساخته می‌شود که بتوان همگرایی 2/7%، 4% و 5/3% را تامین نمود. همچنین با استفاده از دریچه کشویی ایجاد جریان‌های ورودی به حوضچه آرامش با عمق و سرعت‌های مختلف برای بدست آوردن اعداد فرود اولیه

جدول 1- محدوده داده‌های اندازه‌گیری شده در آزمایش‌ها.

فاصله هرگره (cm)	دبی (lit/s)	عمق اولیه (cm)	عمق ثانویه (cm)	طول پرش (cm)	سرعت اولیه (cm/s)	سرعت ثانویه (cm/s)	فرود اولیه
3/0	13/5	3/3	8/5	52/0	1/2	0/43	1/45
3/0	36/1	4/7	19/0	112/0	1/9	1/02	2/47

## شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی سیستم‌هایی با قدرت انجام عملیاتی همانند سیستم‌های طبیعی عصبی هستند و به عبارت دیگر می‌توانند ویژگی‌هایی شبیه به مغز انسان را تقلید نمایند. آنچه شبکه‌های عصبی مصنوعی را محبوب نموده، قدرت یادگیری و سرعت بالای آنها است. شبکه عصبی مصنوعی را می‌توان در واقع به عنوان یک مدل ریاضی که توانایی مدل‌سازی و ایجاد روابط ریاضی غیر خطی را برای درونیابی دارد، معرفی کرد. شبکه عصبی از نرون‌های مصنوعی تشکیل شده است. نرون‌ها کوچکترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی بر پایه آن تشکیل می‌گردد. هر یک از نرون‌ها، اطلاعات ورودی را دریافت نموده و پس از پردازش، یک خروجی تولید می‌نمایند. لذا نرون در یک شبکه بعنوان مرکز پردازش و توزیع اطلاعات عمل می‌کند (منهاج 1384). معمولاً یک نرون حتی با تعداد ورودی‌های زیاد نیز به تنهایی برای حل مسائل کفایت نمی‌کند. بنابراین در بیشتر موارد از اجتماعی از چند نرون به عنوان یک لایه، استفاده می‌شود. یک شبکه عصبی مصنوعی معمولاً از سه لایه شامل لایه ورودی، لایه میانی (پنهان) و لایه خروجی تشکیل می‌شوند. اولین لایه هر شبکه را لایه ورودی گویند که در این لایه بردارهای داده‌های ورودی نگاشت مورد نظر قرار می‌گیرد. لایه آخر هر شبکه به نام لایه خروجی معرفی می‌گردد که در آن بردارهای خروجی نگاشت استقرار می‌یابند. بر خلاف لایه‌های ورودی و خروجی، لایه‌های پنهان هیچ مفهومی را نشان نمی‌دهند، اما از اهمیت بسیاری برخوردارند. زیرا نقش موثری در فرآیند یادگیری (برآورد) صحیح مدل ایفا می‌نماید. بطور معمول نرون‌های هر لایه به کلیه نرون‌های لایه مجاور از طریق یک رابطه جهت‌دار مرتبط بوده و اطلاعات بین آنها از طریق این اتصالات منتقل می‌شوند. هر یک از این اتصالات دارای مشخصه‌ای (وزن) مختص به خود

هستند که در اطلاعات انتقال یافته از یک نرون به نرون دیگر ضرب می‌گردد. هر نرون، خروجی‌های وزن شده ( $W_{ij}X_i$ ) را از نرون‌های لایه قبلی دریافت که مجموع آنها، ورودی نرون ( $Net_j$ ) را تولید می‌کند:

$$Net_j = \sum W_{ij}X_i + b_i \quad [1]$$

در رابطه فوق  $W_{ij}$  بیانگر وزن اتصال بین گره-های  $i$  و  $j$ ؛  $X_i$  خروجی از گره  $i$  و ضریب  $b_i$  بایاس گره  $i$  نامیده می‌شود. نرون‌ها برای محاسبه خروجی خود ( $y_i$ )، ورودی دریافتی را از یک تابع فعال‌سازی (تابع محرک) عبور می‌دهد. از میان توابع محرک فقط تعداد محدودی در عمل کاربرد داشته و نتایج مناسبی ارائه می‌نمایند. از جمله این می‌توان به توابع سیگموئیدی، تانژانت هیپربولیک، سینوسی، کسینوسی و خطی اشاره نمود. در هر صورت، پژوهشگران شبکه عصبی ترجیح می‌دهند از توابع محرک غیر خطی استفاده کنند. در واقع تابع سیگموئیدی بیشترین کاربرد را در میان توابع داراست. اساس آموزش شبکه‌های عصبی، تغییر وزن اتصالات شبکه جهت تولید خروجی مطلوب می‌باشد. آموزش این شبکه‌ها را می‌توان به آموزش با سرپرستی، که در آن خروجی معینی به هر ورودی نسبت داده می‌شود و آموزش بدون سرپرستی که دارای خروجی از قبل نامشخص است، تقسیم نمود. انتخاب روش آموزش بر سرعت یادگیری و دقت شبکه موثر می‌باشد. تاکنون روش‌های مختلفی برای آموزش شبکه‌های عصبی پیشنهاد گردیده است که از مهمترین آنها می‌توان به الگوریتم پس انتشار خطای بیشترین شیب ( $SD$ )، الگوریتم پس انتشار گرادیان‌های مزدوج ( $GDM$ ) و الگوریتم پس انتشار مارکوآرت - لورنبرگ<sup>1</sup> ( $LM$ ) اشاره کرد. علاوه بر روش آموزش، روند آموزش نیز بر سرعت یادگیری و دقت در شبکه عصبی موثر می‌باشد. در آموزش شبکه‌های عصبی دو روند آموزش الگو به الگو و آموزش گروهی پیشنهاد گردیده

<sup>1</sup> Marquardt - Levenberg

برای نرمال‌سازی داده‌ها از 1500 داده‌های مربوط به آزمایش‌های صورت گرفته بر روی مدل آزمایشگاهی استفاده شد. از این تعداد داده استخراج شده 1050 داده برای آموزش و 450 داده برای تست استفاده گردید. رابطه‌ای که برای نرمال‌سازی داده‌ها از آن استفاده گردیده است به شکل زیر می‌باشد:

$$\overline{X}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad [2]$$

در رابطه فوق  $X_{\min}$  و  $X_{\max}$  به ترتیب کمترین و بیشترین داده و  $X_i$  داده مورد نظر می‌باشد. برای پیش‌بینی پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی با توجه به عوامل ورودی سه گروه انتخاب گردید (جدول 2). در هر سه گروه پارامتر پیش‌بینی شونده عمق  $y_{n+1}$  در گره  $n+1$  ام نقش خروجی شبکه را دارا است. تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و خروجی برابر با تعداد متغیرهای بردارهای ورودی و خروجی می‌باشند. در مورد تعداد لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نرون‌ها در هر لایه با انتخاب حالت‌های مختلف و بررسی عملکرد شبکه بهترین ساختار در نهایت انتخاب گردید.

است. هر چند شبکه‌های مختلف، دارای ساختاری متفاوت می‌باشند، با این حال این شبکه‌ها بر اساس انواع روش‌های یادگیری به سه گروه کلی شامل شبکه‌های عصبی تداعی‌گر، شبکه‌های عصبی رقابتی و شبکه‌های عصبی عملکردی، تقسیم می‌گردند. در شبکه‌های عصبی تداعی‌گر که خود به دو نوع پیشخور و پسخور (بازگشتی) تقسیم می‌شوند، بازیابی اطلاعات حافظه در شرایطی که یک قسمت کافی از اطلاعات به سیستم عصبی داده شود، انجام می‌شود. برای جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها، لازم است داده‌های مورد استفاده برای شبکه عصبی نرمال یا استاندارد شوند. برای این منظور، روش‌های متعددی ارائه گردیده است. بعد از نرمال‌سازی داده‌ها، می‌بایستی آنها را به دو قسمت تقسیم نمود. قسمتی که بیشتر داده‌ها را در بر می‌گیرد برای آموزش شبکه و قسمت باقیمانده برای آزمون عملکرد شبکه به کار می‌رود. در این تحقیق از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی انتشار برگشتی پیشخور با تابع انتقال لوگ سیگموئیدی در لایه‌های پنهان و تابع خطی در لایه خروجی و الگوریتم مارکوآرت - لورنبرگ ( $LM$ ) به منظور آموزش شبکه انتخاب گردید. در پژوهش حاضر

جدول 2- مشخصات پارامترهای ورودی و خروجی مربوط به پیش‌بینی پروفیل سطح آب پرش هیدرولیکی.

پارامترهای ورودی				پارامتر خروجی		
$Q_n$	$y_n$	-	$b_{n+1}$	$x_{n+1}$	$y_{n+1}$	گروه یک
$Q_n$	$y_n$	$Fr_n$	-	$x_{n+1}$	$y_{n+1}$	گروه دوم
$Q_n$	$y_n$	$Fr_n$	$b_{n+1}$	$x_{n+1}$	$y_{n+1}$	گروه سوم

فرود با ( $Fr_n$ ) و فاصله هر گره از گره قبل با ( $x_{n+1}$ ) نشان داده شده است. برای درک بهتر موضوع در جدول 3 نمونه‌ای از داده‌ها آورده شده است.

در جدول بالا شماره قرارگیری گره‌ها با زیرنویس  $n$  و  $n+1$ ، دبی جریان با ( $Q_n$ )، عمق پرش در گره  $m$  ام با ( $y_n$ )، عرض مقطع در هر گره با ( $b_{n+1}$ )، عدد

جدول 3- نمونه ای از داده های پارامترهای ورودی و خروجی مربوط به پیش بینی پروفیل سطح آب.

پارامترهای ورودی			پارامتر خروجی				
$Q_n$ (lit/s)	$y_n$ (cm)	$Fr_n$	$b_{n+1}$ (cm)	$x_{n+1}$ (cm)	$y_{n+1}(exp)$ (cm)	$y_{n+1}(ANN)$ (cm)	
36/10	6/0	-	49/40	3	6/5	4/0	گروه یک
36/10	6/0	1/58	-	3	6/5	5/8	گروه دوم
36/10	6/0	1/58	49/40	3	6/5	6/3	گروه سوم
36/10	4/0	-	49/20	3	6/9	4/4	گروه یک
36/10	5/8	1/48	-	3	6/9	6/2	گروه دوم
36/10	6/3	1/48	49/20	3	6/9	6/7	گروه سوم
36/10	4/4	-	49/00	3	8/4	5/6	گروه یک
36/10	6/2	1/35	-	3	8/4	7/8	گروه دوم
36/10	6/7	1/35	49/00	3	8/4	8/2	گروه سوم

در رابطه فوق  $n$  تعداد مقادیر مشاهداتی و یا پیش‌بینی شده است و بقیه پارامترها قبلاً تعریف گردیده است.

### نتایج و بحث

در پژوهش حاضر برای برآورد پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی در یک مقطع همگرا از شبکه عصبی مصنوعی که در زمره کاربردی‌ترین روش‌ها می‌باشد، استفاده شده است. در جدول 4 تجزیه و تحلیل آماری نتایج بدست آمده از مرحله آموزش و آزمون شبکه عصبی برای سه گروه نشان داده شده است.

مقایسه شاخص آماری  $R^2$  سه گروه نشان می‌دهد که گروه سوم با پنج عامل ورودی دارای بیشترین ضریب همبستگی و گروه اول با چهار عامل ورودی کمترین میزان ضریب همبستگی را دارا است. ضریب همبستگی بالا در گروه سوم نشان‌گر این موضوع است که پنج عامل مورد نظر به درستی انتخاب شده‌اند.

جهت تعیین خطای به دست آمده در دو مرحله آموزش و آزمون (تعمیم پذیری) از پارامتر خطای نسبی استفاده گردیده است. مقدار خطای نسبی به منظور مقایسه اختلاف خروجی شبیه سازی شده حاصل از شبکه با مقادیر واقعی در هر دو مرحله تعریف گردیده است. هر چه این مقدار به عدد صفر نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده این است که به طور نسبی اختلاف ناچیزی میان مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده وجود دارد. به ازاء هر کدام از مقادیری که پیش‌بینی گردید، نسبت به مقدار واقعی آن خطای نسبی محاسبه و در نهایت میانگین مقادیر خطای نسبی محاسبه گردید (معادله 3).

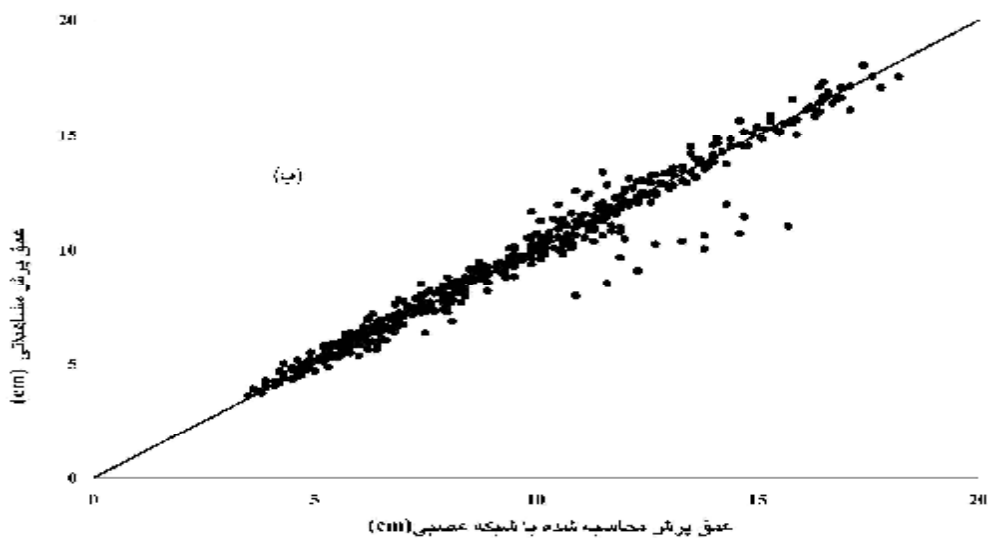
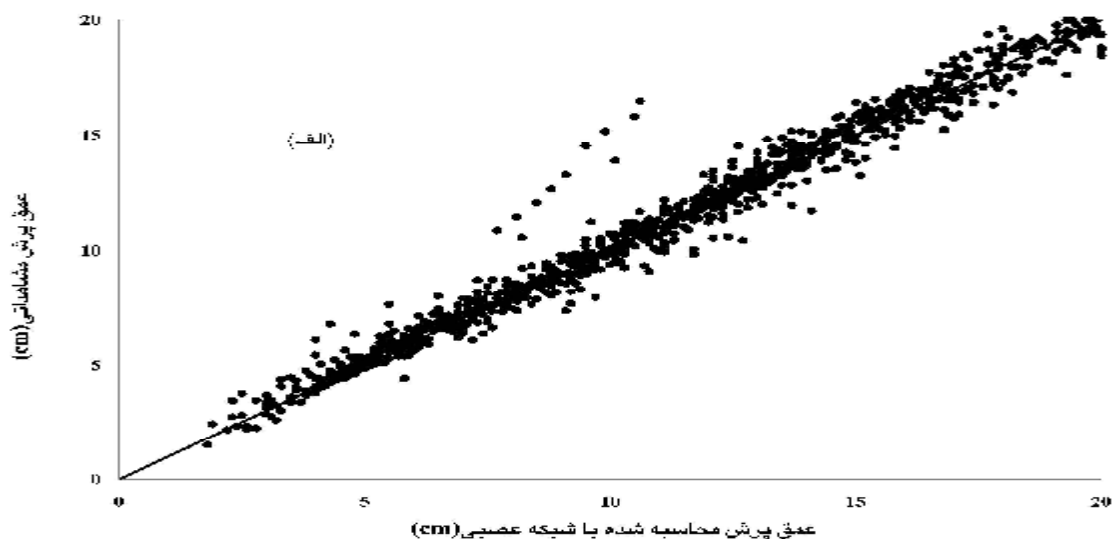
$$er = \frac{|P_i - O_i|}{O_i} \quad [3]$$

در رابطه فوق  $er$  خطای نسبی،  $P_i$  مقدار پیش‌بینی شده و  $O_i$  مقدار مشاهداتی است. همچنین از معیار ریشه متوسط مربعات خطا ( $RMSE$ ) نیز برای بررسی اعتبار نتایج استفاده گردید. نحوه محاسبه این معیار در معادله 4 آورده شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2} \quad [4]$$

همچنین برای درک بهتر از وضعیت عملکرد شبکه، شکل 2 خروجی شبکه برای الگوهای آموزش و آزمون در برابر داده‌های آزمایشگاهی پروفیل سطح آب در پرش در گروه سه نشان داده شده است.

در بررسی  $RMSE$  و  $er$  می‌توان گفت مقادیر کم بدست آمده برای این دو پارامتر آماری در گروه سوم نشان می‌دهد شبکه اجرا شده دارای عملکرد مناسبی در تخمین پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی با دیواره همگرا می‌باشد.



شکل 2- ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در برآورد پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی در گروه سه (الف) آموزش (ب) تست.



بعنوان مدل بهینه انتخاب گردید. نتایج تحلیل پاسخ‌های زیر بهینه برای شبکه عصبی گروه سوم برای هر یک از حالات مورد بررسی در جدول 4 ارائه گردیده است. پاسخ‌های زیر بهینه برنامه شبکه عصبی نوشته شده، به دست آمده و از نظر مقایسه با نتایج واقعی، هر یک از این پاسخ‌ها مورد بررسی قرار گرفت و ساختاری که بالاترین مقدار ضریب همبستگی را تولید می‌کرد، به عنوان مدل بهینه گزینش گردید.

همانگونه که در شکل 2 مشاهده می‌شود در گروه سوم داده‌ها نسبت به خط یک به یک دارای پراکندگی کمتری می‌باشد که نشان دهنده عملکرد مناسب شبکه عصبی در گروه سوم است. برای تعیین پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی همگرا گروه سوم با پنج متغیر ورودی دبی جریان ( $Q_n$ )، عمق پرش در گره  $m$  ام ( $y_n$ )، عرض مقطع درهرگره ( $b_{n+1}$ )، عدد فرود ( $Fr_n$ ) و فاصله هر گره از گره قبل ( $x_{n+1}$ ) و خروجی عمق در گره  $n+1$  ام ( $y_{n+1}$ )

جدول 4- مقایسه آماری مرحله آموزش و آزمون شبکه عصبی برای سه گروه داده ورودی

تعداد لایه پنهان	$R^2$	er	RMSE
آموزش داده شده با گروه یک	0/609	0/435	0/301
آموزش داده شده با گروه دوم	0/888	0/294	0/2759
آموزش داده شده با گروه سوم	0/983	0/098	0/078
تست داده شده با گروه یک	0/454	0/475	0/362
تست داده شده با گروه دوم	0/740	0/310	0/204
تست داده شده با گروه سوم	0/962	0/099	0/079

جدول 5- عملکرد شبکه در پیش‌بینی پروفیل پرش هیدرولیکی.

تعداد لایه ها	تعداد نرون ها	$R^2$	er	RMSE(cm)
1	1	0/994	0/092	0/041
2	4	0/992	0/088	0/040
2	5	0/997	0/065	0/037
2	6	0/996	0/076	0/039
2	10	0/998	0/071	0/038
2	12	0/996	0/086	0/044
2	14	0/972	0/092	0/056
3*	12	0/999	0/025	0/009
3	13	0/995	0/078	0/035
3	15	0/999	0/015	0/007

\* ردیف مشخص شده، پاسخ بهینه شبکه می‌باشد.

### نتیجه گیری کلی

شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزاری نوین برای یافتن روابط ذاتی داده‌ها بدون نیاز به وجود روابط ریاضی حاکم بر آنها است. در طی چند سال اخیر یکی از مهمترین پیشرفت‌های صورت گرفته در زمینه‌های مختلف مهندسی و علوم کاربردی بکارگیری و انطباق مدل‌های شبکه عصبی جهت برنامه‌ریزی، طراحی و مدیریت سیستم‌های مختلف می‌باشد. در این تحقیق از روش شبکه عصبی مصنوعی در برآورد پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی در حوضچه آرامش با دیواره همگرا استفاده گردید.

با توجه به نتایج داده‌های آماری به دست آمده حاصل از شبکه عصبی برای ورودی‌های مختلف و مقایسه آنها، می‌توان گفت پنج متغیر ورودی دبی جریان، عمق پرش در گره  $m$ ، عرض مقطع درهرگره، عدد فرود در گره  $m$  و فاصله هر گره از گره قبل بعنوان مدل بهینه شبکه عصبی بهترین نتیجه را در برآورد پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی همگرا ارائه می‌نماید. در مورد نتیجه نهایی برای تعیین پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی با پنج متغیر ورودی، ساختاری که بالاترین مقدار ضریب همبستگی راتولید می‌کرد، به عنوان مدل بهینه گزینش گردید. با توجه به تحلیل رگرسیون، تنها پاسخ بهینه شبکه 1-3-5 با 15 نرون در لایه پنهان می‌باشد که مقدار ضریب همبستگی در آن برابر با 0/999 و خطای نسبی آن برابر با 0/015 می‌باشد.

اگر با دقت به نتایج خلاصه شده در جدول نگریسته شود، مشاهده می‌گردد که در تحلیل پاسخ‌های زیر بهینه خطای نسبی ( $er$ ) و ریشه متوسط مربعات خطا ( $RMSE$ ) نیز مورد بررسی قرار گرفته است. مطابق مندرجات جدول شماره 4. در شرایط تابع انتقال لوگ سیگموئید برای پیش بینی پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی همگرا محدوده خطای نسبی محاسبه شده در بازه 0/015 و 0/092، محدوده  $RMSE$  در بازه 0/007 و 0/056 و محدوده ضریب رگرسیون محاسبه شده در بازه 0/972 و 0/999 می‌باشد. با توجه به تحلیل رگرسیون، پاسخ بهینه شبکه 1-3-5 با 15 نرون در لایه پنهان می‌باشد. برای درک بهتر از وضعیت عملکرد شبکه، نمودارهای خروجی شبکه برای الگوهای آموزش و تست به ازای داده‌های مشاهده‌ای یا اندازه گیری شده در شکل 4 نشان داده شده است.

با توجه به نتایج حاصل برای آرایش‌های مختلف و مقایسه آنها با داده‌های مشاهده‌ای، می‌توان گفت شبکه عصبی بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی همگرا با پنج متغیر ورودی ارائه می‌دهد. اکنون با توجه به نتایج مطرح شده، مشخص است که پارامترهای ورودی بر روی پیش بینی پروفیل سطح آب در پرش هیدرولیکی همگرا موثر بوده و نقش اساسی دارند. از سوی دیگر این پارامترها به دلیل سهولت اندازه‌گیری نسبت به دیگر به پارامترها و در دسترس بودن برای کاربر، بسیار کاربردی می‌باشد.

### منابع مورد استفاده

- البرزی م، 1380. آشنایی با شبکه‌های عصبی، انتشارات دانشگاه صنعتی شریف، تهران.
- اسماعیلی ورکی م، امید م و امید م، 1384. برآورد مشخصات پرش هیدرولیکی واگرا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی. جلد 12، شماره 3. صفحه های 21 تا 32.
- باقری س، محمدی ک، مفتاح هلقی م و فرسادی زاده د، 1390. کاربرد هوش مصنوعی در تعیین عمق ثانویه پرش هیدرولیکی برای حوضچه‌های آرامش با شیب معکوس و پله مثبت و منفی. مقالات دهمین کنفرانس هیدرولیک ایران. دانشگاه گیلان، گیلان.

پرورش ریزی ع، کوچک زاده ص و امید م، 1385. برآورد مشخصات پرش هیدرولیکی متحرک با کاربرد شبکه عصبی مصنوعی و روش تلفیقی شبکه عصبی - الگوریتم ژنتیک. مجله علوم کشاورزی ایران. جلد3، شماره1. صفحه های 188 تا 196.

شجاعیان ز، حسین زاده ع، دریائی م، کاشفی پور م و فرسادی زاده د، 1389. پیش بینی خصوصیات پرش هیدرولیکی در حوضچه های آرامش بامقاطع مستطیلی و اگرأ باشیب معکوس در شبکه های آبیاری و زهکشی با استفاده از مدل ANNs. مقالات سومین همایش ملی مدیریت شبکه های آبیاری و زهکشی. دانشگاه شهیدچمران، اهواز.

منهاج م، 1384. مبانی شبکه های عصبی. مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیر کبیر.

ناصری م، صفائیان م و عموشاهی م، 1386. تعیین طول پرش هیدرولیکی روی سطوح باشیب مثبت با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. مقالات سومین کنگره ملی مهندسی عمران. دانشگاه تبریز، تبریز.

هنر ت و پورحمزه س، 1389. مطالعات آزمایشگاهی پرش هیدرولیکی همگرا در حوضچه آرامش. نشریه آب و خاک دانشگاه مشهد، جلد24، شماره 5. صفحه های 966 تا 973.

Chanson H, and Montes S, 1995. Characteristics of undular hydraulic jump: experiment apparatus and flow pattern. *Journal of Hydraulic Engineering* 121(2):129-144.

Ippen A T, 1951. Mechanics of supercritical flow. *Transactions ASCE* 116: 268-295.

Shaya H, and Sabalani S, 1998. Artificial neural networks for non-iterative calculation of friction in pipe flow. *Comp and Electronics Journal in Agricultural* 21: 219-228.