

یازدهمین کنگره ملی سراسری  
فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران  
11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

## تخمین میزان افت موج فشاری میرا به هنگام عبور از روزنه نشت موجود در خط لوله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

کامران محمدی (نویسنده مسئول)<sup>۱</sup>

<sup>۱</sup> استادیار گروه برنامه‌ریزی و نظارت پژوهشی، معاونت پژوهش و فن‌آوری، دانشگاه رازی، کرمانشاه k\_mohammadi@razi.ac.ir

### چکیده

شبکه‌های عصبی مصنوعی امروزه به فراوانی توسط مهندسیین به منظور مدل‌سازی پدیده‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد، به خصوص در مواردی که مدل‌سازی دقیق فیزیکی میسر نبوده و یا بسیار پیچیده باشد. امواج فشاری میرا و همچنین تخمین میزان افت، از پدیده‌های مهم علم هیدرولیک است که مدل‌سازی فیزیکی، شبیه‌سازی عددی و تخمین پارامترهای موثر در تحلیل آن، به خصوص در حضور نشت از لوله، با عدم قطعیت‌های فراوان همراه بوده و دارای دشواری‌های فراوانی می‌باشد. بنابراین در این تحقیق ابتدا با استفاده از آنالیز ابعادی، پارامترهای موثر بر افت فشار به هنگام عبور موج فشاری میرا از روزنه نشت (HLL) از خط لوله‌ای پلی‌اتیلن با قطر و طول ثابت معین و سپس مقدار آن از داده‌های آزمایشگاهی محاسبه شد. پس از آن به منظور تخمین این پارامتر هیدرولیکی، به کمک نرم‌افزار MATLAB، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با ساختار پرسپترون چند لایه (MPL) که با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطا عمل یادگیری را انجام می‌دهد، ابتدا با داده‌های ثبت شده در آزمایشگاه آموزش و سپس مورد صحت‌سنجی قرار گرفت. نتایج صحت‌سنجی حاکی از عملکرد کاملاً مناسب مدل بود. در ادامه توانایی مدل در تخمین پارامتر (HLL) مورد آزمون و بررسی قرار گرفت که مشخص شد مدل شبکه عصبی آموزش دیده، با دقت بسیار بالایی ( $R^2=0/9888$ ) پارامتر (HLL) را تخمین می‌زند.

### واژه‌های کلیدی

شبکه عصبی مصنوعی، موج فشاری میرا، نشت از لوله، افت فشار

# یازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

## ۱. مقدمه

در سالهای اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی به فراوانی توسط مهندسين به منظور مدل‌سازی پدیده‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است، به خصوص در مواردی که مدل‌سازی دقیق فیزیکی میسر نبوده و یا تخمین پارامترهای تعیین کننده بسیار پیچیده باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks - ANN) تقلید شده از سلول‌های عصبی مغز هستند که با کپی برداری از ساختمان و فعالیت سلول‌های مغز انسان، قادر می‌باشد با پردازش داده‌های تجربی، بدون اطلاع از روابط بین آنها، قوانین و یا دانش نهفته در پس داده‌ها را کشف و به ساختار شبکه منتقل نماید [۱].

هیدرولیک یکی از پرکاربردترین حوزه‌های علم جهت کاربرد هوش مصنوعی به منظور تحلیل پدیده‌های پیچیده مرتبط با آن است. از سویی تامین و انتقال آب از طریق خطوط لوله و نیاز انسان به آب آشامیدنی، یکی از مواردی است که همواره مورد توجه مهندسان هیدرولیک بوده است. خطوط لوله‌ای که عمل انتقال آب را انجام می‌دهند از مواد گوناگونی ساخته شده که هر کدام از این مواد دارای خواص فیزیکی و شیمیایی متنوعی هستند اما نقطه اشتراک همه آنها این است که به تناسب مواد به کار رفته در خط لوله، شرایط کارگذاری، محیط پیرامون، نوع بهره‌برداری و ... پس از مدت زمانی، دچار کهنگی و به تبع آن شکستگی و نشت خواهند شد. از طرفی به دلیل نوسانات موجود در ایستگاه‌های پمپاژ، خاموش و روشن شدن پمپ‌ها، عمل نمودن تاسیسات هیدرومکانیکال و ...، ماهیت جریان در اکثریت خطوط انتقال سیالات از نوع غیرماندگار است که باعث به وجود آمدن امواج فشاری در خط لوله می‌گردد. این امواج، اختلاف فشارهای نسبتاً شدیدی را در سیستم ایجاد می‌نمایند که از مهمترین خصوصیات آنها در حضور نشت، مقدار افت فشاری (H<sub>LL</sub>) است که محاسبه و تخمین آن دارای شرایط پیچیده و عدم قطعیت‌های فراوان در پارامترهای موثر می‌باشد.

ژکوفسکی در سال ۱۸۹۸ اولین شخصی بود که نشان داد بالا رفتن فشار در مسیر خطوط لوله انتقال سیالات در نتیجه تغییر سرعت و جرم سیال است [۹]. محمدی و فتحی مقدم [۲] با تهیه مدلی کامپیوتری و کدنویسی شده، جریان میرای سریع در خطوط لوله را که توسط مدل اصطکاکی غیرماندگار شبیه‌سازی شده بود، تحلیل نمودند. آزمایشات و شبیه‌سازی عددی انجام شده نشان داد امواج فشاری آزمایشگاهی و شبیه‌سازی شده توسط مدل اصطکاکی غیرماندگار به ترتیب روند میرایی سریع‌تری داشتند. محمدی و همکاران [۳] چگونگی تاثیرپذیری ضریب دبی از برخی پارامترهای بی بعد و تعیین ضریب شدت جریان در روزنه جانبی را با استفاده از شبیه‌سازی هوشمند به وسیله شبکه عصبی مصنوعی بررسی نمودند که مشخص شد شبکه مذکور به خوبی قادر به تعیین ضریب شدت جریان در روزنه جانبی لبه تیز دایره ای می‌باشد. اکبری و همکاران [۴] تشخیص نشت در خطوط انتقال پلی‌اتیلن با استفاده از بازتاب موج فشاری جریان گذرا را مورد بررسی قرار دادند. این تحقیق نشان داد نتایج حاصل از مکان‌یابی نشان می‌دهد که استفاده از روابط تئوری درصد خطای نسبی بیشتری نسبت به استفاده از سرعت متوسط موج فشاری به دست آمده از آزمایش دارد. محمدی و همکاران [۵] شبیه‌سازی تغییرات تراز سطح آب دریاچه ارومیه با توجه به پارامترهای هیدرولوژیکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را مد نظر قرار دادند که نتایج نشان داد لحاظ کردن آب‌های زیرزمینی در بررسی تغییرات تراز سطح آب دریاچه ارومیه می‌تواند دقت محاسبات را افزایش دهد. رستمی و درویشی [۶] ترکیب روش حل معکوس و الگوریتم فراکاوشی برای محاسبه مقدار و موقعیت نشت در شبکه‌های توزیع آب بررسی نمودند. نتایج نشان داد که این روش موقعیت و مقدار نشت را با دقت بالایی حتی در حالتی که دبی نشت کم باشد، تعیین و محاسبه می‌کند.

سولوماتین و همکاران [۱۰] تخمین سطح آب دریای شمال را با استفاده از نظریه آشوب و شبکه عصبی مصنوعی مورد مطالعه قرار دادند. نتایج این تحقیق برتری روش‌های غیرخطی برای سری‌های زمانی تک متغیره را نسبت به مدل‌های خطی، در تخمین سطح موج آب در منطقه ساحلی نشان داد. امیرقلو و همکاران [۱۱] با استفاده از تکنیک نرو-فازی به بررسی ضریب دبی در سرریزهای جانبی پرداختند. حقیقی و راموس [۱۲] به کمک روش تحلیل معکوس جریان میرا و انتخاب روش بهینه‌سازی CFO در خطوط لوله، تحلیل هیدرولیکی و عددی جریان و سپس نشت‌یابی را به انجام رساندند. خورچانی و بلانپاین [۱۳] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی یک معادله دبی با دقت بالا برای سرریزهای جانبی بدست آوردند که ضریب تخلیه را از روی وزن‌های رشته‌های شبکه عصبی بدست می‌آورد. لیو و یو [۱۴] ضمن تقسیم نمودن دبی و نشت به شکل یکسان در طول لوله‌ها با تهیه مدلی کامپیوتری آنها را تحلیل نمودند. آنها نشان دادند

# یازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

مدل ارائه شده از مدل‌های عددی قبل به خصوص در مواردی که مقدار نشت به فشار حساس است، نتایج واقعی‌تری را به همراه دارد. آویلا و همکاران [۱۵] مدیریت نشت و کارایی سیستم خط لوله را بررسی نموده و تاثیر آن بر بهبود شاخص‌های بهره‌وری را مورد مطالعه قرار دادند. بهور کووز و همکاران [۱۶] تشخیص نشت و شناسایی توپولوژی در خطوط لوله با استفاده از ترکیب جریان‌های گذرا و شبکه‌های عصبی مصنوعی را طی تحقیقی به انجام رساندند. نتایج نشان داد در طول لوله ۱۰۰۰ متری بیش از ۹۵٪ موارد محل نشت با خطای زیر ۳ متر تخمین زده شد.

بنابراین با توجه به موارد مذکور، در این تحقیق ابتدا با انجام آنالیز ابعادی، پارامترهای موثر بر افت فشار به هنگام عبور موج فشاری میرا از روزنه نشت (H<sub>LL</sub>) معین و سپس یک شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شد که ابتدا با داده‌های ثبت شده در آزمایشگاه آموزش و سپس مورد صحت‌سنجی قرار گرفت. نتایج صحت‌سنجی حاکی از عملکرد کاملاً مناسب مدل بود. همچنین در ادامه توانایی مدل در تخمین پارامتر (H<sub>LL</sub>) مورد آزمون و بررسی قرار گرفت.

## ۲. مواد و روش‌ها

به منظور تخمین میزان افت موج فشاری میرا به هنگام عبور از روزنه نشت موجود در خط لوله در این تحقیق، از داده‌های آزمایشگاهی محمدی [۷] استفاده شد. مدل آزمایشگاهی از یک مخزن، لوله و شیر قطع و وصل در انتهای خط به منظور تولید جریان غیرمماندار تشکیل یافته است. لوله از جنس پلی اتیلن با فشار کاری ۱۰ اتمسفر می‌باشد. جدول (۱) محدوده متغیرهای به کار رفته در آزمایشات را نشان می‌دهد. اعداد رینولدز به کار رفته در آزمایشات این تحقیق در دمای ۲۰ درجه سانتیگراد برای دبی‌های ۲، ۲/۵، ۳ و ۳/۵ لیتر بر ثانیه به ترتیب برابر ۴۷۲۰۳، ۵۹۰۰۳، ۷۰۸۰۴ و ۸۲۶۰۵ محاسبه شده‌اند. بنابراین تعداد ۶۴ سری داده که مربوط به بستن خیلی سریع شیر در ۴ دبی، ۴ قطر نشت و ۴ محل مختلف نشت بود انتخاب و مقادیر پارامتر H<sub>LL</sub> برای هر کدام از آنها به واسطه مقادیر ثبت شده فشار توسط سنسورهای بلافاصله قبل و بعد از محل نشت، محاسبه و استخراج گردید. لازم به ذکر است کاربرد این تحقیق و نتایج حاصل از آن مربوط به محدوده داده‌های مورد استفاده است و برای موارد دیگر به شرط صحت‌سنجی می‌تواند به کار برده شود.

جدول ۱. محدوده متغیرهای به کار رفته در مطالعات آزمایشگاهی

پارامتر	قطر لوله (mm)	طول لوله (m)	دبی (l/s)	قطر نشت (mm)	فاصله نشت از مخزن (m)
محدوده	۶۳	۴۷	۲ - ۲/۵ - ۳ - ۳/۵	۴ - ۶ - ۸ - ۱۰	۲۷ - ۳۳ - ۳۹ - ۴۵

به منظور شناخت پارامترهای موثر بر میزان افت فشار به هنگام عبور موج فشاری میرا از روزنه نشت (H<sub>LL</sub>)، با انجام آنالیز ابعادی و مد نظر قرار دادن افت ناشی از وجود نشت H<sub>LL</sub> به عنوان یکی از پارامترها و همچنین ثابت بودن سه کمیت طول لوله (L<sub>p</sub>)، هد فشاری (H) و قطر لوله (D<sub>p</sub>) در طول آزمایشات، خواهیم داشت:

$$f(\text{Re}_p, \frac{D_L}{D_p}, \frac{L_L}{D_p}, \frac{VT_c}{D_p}, \frac{H_{LL}}{D_p}) = 0 \quad (1)$$

بنابراین لازم است شبکه‌ای با ۴ متغیر ورودی تحت عنوان پارامترهای بی بعد رینولدز جریان در لوله (Re<sub>p</sub>)، نسبت قطر نشت به قطر لوله (D<sub>L</sub>/D<sub>p</sub>)، نسبت فاصله محل نشت از ابتدای لوله به طول لوله (L<sub>L</sub>/L<sub>p</sub>) و (H<sub>LL</sub>/D<sub>p</sub>) تشکیل گردد.

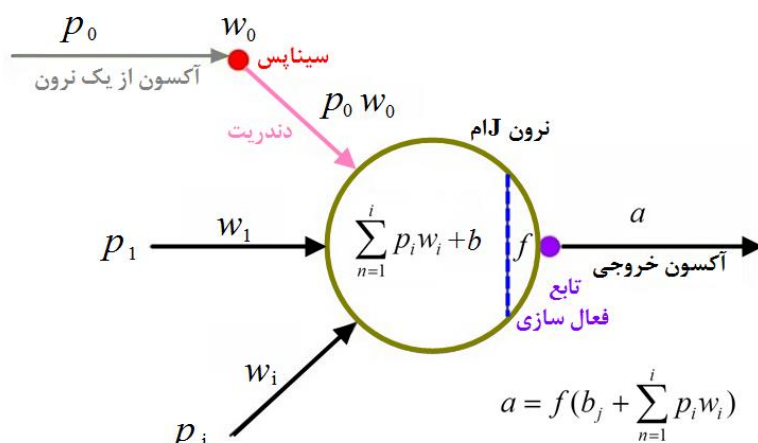
شبکه عصبی به کار رفته در این تحقیق مطابق معمول‌ترین نوع شبکه عصبی مصنوعی که در بسیاری از موارد مهندسی به کار رفته است، مجموعه‌ای از تک نرون‌های ورودی (پایه) می‌باشند که لایه ورودی (Input Layer) را تشکیل خواهند داد. علاوه بر آن، یک لایه پنهان (Hidden Layer) و یک لایه خروجی (Output Layer) نیز در مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده وجود دارد. نرون‌های لایه مخفی با یک تابع پایه شعاعی (RBF) فعال می‌شوند. داده‌های ورودی در طول شبکه و در مسیری رو به جلو به صورت لایه به لایه انتشار داده

# یازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

می‌شوند. این نوع شبکه عصبی را پیش‌تغذیه کننده یا پرسپترون چند لایه (MLP) می‌نامند (شکل ۲). تعداد نرون‌ها در لایه ورودی برابر با تعداد پارامترهای ورودی (۴ عدد) و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر با پارامترهای خروجی (۱ عدد) می‌باشد. همچنین در تحقیق حاضر از شبکه‌ای با تعداد نرون لایه میانی معادل یکی بیشتر از پارامترهای ورودی (۵ عدد) مورد استفاده قرار گرفته که به طور تجربی به دست آمده و بهترین نتیجه را ارائه نموده است.



شکل ۱. نمایشی شماتیک از یک نرون در لایه ورودی شبکه MLP

چگونگی روند محاسبات در یک نرون در شکل (۱) نشان داده شده است.  $p$  و  $a$  به ترتیب کمیت‌های ورودی و خروجی هر نرون می‌باشند. مقدار  $w$  میزان تاثیر  $p$  روی  $a$  را تعیین می‌کند (وزن ارتباطی لایه‌ها). از طرفی پارامتر  $b$  با مقدار  $w \times p$  جمع شده و مجموع آن ورودی خالص  $n$ ، برای تابع  $f$  خواهد بود. بنابراین خروجی نرون به شکل زیر تعریف می‌گردد:

$$a = f\left(b_j + \sum_{n=1}^i p_i w_i\right) \quad (2)$$

در طی روند فوق، تابع غیر خطی  $f$  نقش انتقال دهنده محاسبات از لایه‌ای به لایه دیگر را عهده‌دار می‌باشد. تابع مذکور به لحاظ تعاریف ریاضی باید هموار بوده و از میان توابعی که چنین خصوصیتی دارند، تابع سیگموئید  $S(x) = 1/(1 + \exp(-a))$  در بیشتر تحلیل‌های مهندسی کاربرد دارد. با توجه به مطالب گفته شده، اگر شبکه‌ای عصبی با  $n$  نرون ورودی و  $h$  نرون در لایه میانی و یک خروجی را متصور باشیم، مقدار پارامتر خروجی از آن به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$Y = S_2\left(\sum_{j=1}^h w_j \times \left(S_1\left(b_j + \sum_{i=1}^n w_{i,j} \cdot p_i\right)\right)\right) \quad (3)$$

## ۳. نتایج و بحث

### ۳.۱. آموزش الگوریتم فراکاوشی ANN

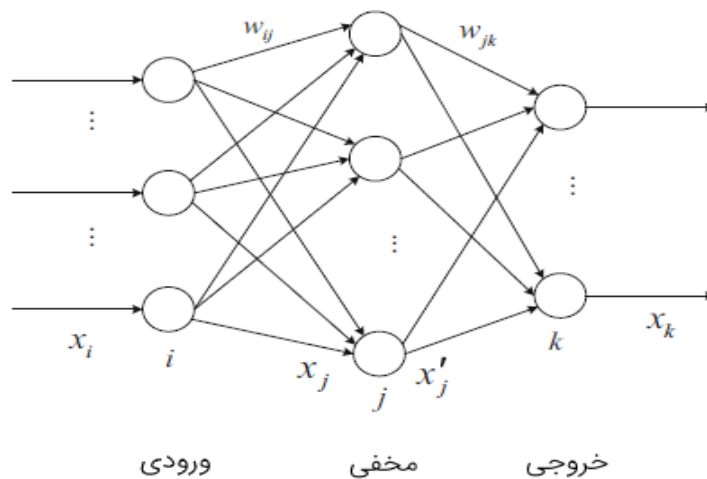
فرآیند آموزش در شبکه عصبی مصنوعی بدین شکل انجام می‌گیرد که پارامترهای  $w$  و  $b$  طوری تغییر می‌یابد که رابطه ورودی و خروجی نرون با هدف مورد نظر دارای تطابق باشد. پرسپترون‌های چند لایه با یکی از معمول‌ترین الگوریتم‌های یادگیری به نام الگوریتم پس‌انتشار خطا (Error Back-Propagation Algorithm) برای حل مسائل پیچیده به کار می‌روند. شکل (۲) ساختار یک شبکه سه لایه را برای

# یازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

الگوریتم پس انتشار (BP) نشان می‌دهد. در این الگوریتم، اولین لایه (سمت چپ) لایه ورودی است که از داده‌های ورودی تغذیه می‌شود. لایه بعدی، لایه مخفی است که در آن، واحدهای پردازنده به واحدهای لایه قبل و بعد متصل هستند.



شکل ۲. ساختار شبکه عصبی پس انتشار

همان‌طور که در شکل (۲) می‌بینیم، لایه‌ها کاملاً با هم ارتباط دارند؛ بدین معنی که هر واحد پردازش با همه واحدهای لایه قبلی ارتباط دارد. همچنین، واحدهای هر لایه مجزا با یکدیگر ارتباطی ندارند. این الگوریتم از دو مسیر متفاوت عبور در میان لایه‌های شبکه تشکیل یافته است، مسیر رو به جلو (Forward Pass) و مسیر رو به عقب (Backward Pass). در مسیر رو به جلو، بردار ورودی به گره‌های حسی شبکه اعمال شده و تاثیر آن در شبکه و از لایه‌ای به لایه دیگر منتشر می‌شود. در نهایت مجموعه‌ای از خروجی‌ها به عنوان پاسخ واقعی شبکه تولید می‌گردد و وزن‌های سیناپسی شبکه ثابت خواهند شد. در مسیر رو به عقب، تمام وزن‌های سیناپسی با توجه قانون تصحیح خطا تنظیم می‌گردند. در واقع پاسخ واقعی شبکه از پاسخ هدف کاسته می‌شود تا سیگنال خطا ایجاد گردد. سپس این سیگنال خطا در مسیر رو به عقب در شبکه منتشر می‌شود. از این‌رو این الگوریتم، پس انتشار خطا نامیده می‌شود [۸]. در این تحقیق، داده‌ها بصورت تصادفی به دو دسته مجزا تقسیم شده‌اند که ۷۰٪ داده‌ها به منظور آموزش (۴۵ داده) که از بین آنها ۲۰٪ برای تست مرحله آموزش (۹ داده) و ۳۰٪ باقی‌مانده (۱۹ داده) نیز برای مرحله آزمون شبکه بکار رفته است.

## ۳.۲. تکنیک شبکه عصبی در برآورد میزان افت

اکنون با مشخص شدن پارامترهای  $(RE_p)$ ،  $(DL/Dp)$ ،  $(L/Dp)$  و  $(VTc/Dp)$  به عنوان پارامتر ورودی و پارامتر  $H_{LL}/Dp$  به عنوان پارامتر خروجی، شبکه‌ای با ۴ پارامتر ورودی و ۱ پارامتر خروجی تشکیل گردید. پس از آن، شبکه مورد اشاره برای تعداد لایه‌های پنهان مختلف و توابع محرک مختلف مورد آزمایش و بررسی قرار گرفتند. به علاوه، در هر مرحله تعداد گره‌ها در لایه پنهان نیز تغییر داده شد و نتایج به دست آمده مورد مقایسه قرار گرفت. در نهایت شبکه‌ای با یک لایه پنهان و تعداد گرهی برابر تعداد متغیرهای ورودی بعلاوه یک، با تابع محرک سیگموئید، کمترین مقدار خطا را در خلال آموزش و در حین آزمون ایجاد نمود. حداکثر تعداد تکرار به هنگام عملیات آموزش، معادل ۶۰۰۰۰۰ تکرار بدست آمد. همچنین از آنجایی که ایراد الگوریتم پس انتشار خطا، امکان افتادن شبکه در کمینه محلی، به جای قرار گرفتن در کمینه مطلق است، به جهت حل مشکل مذکور، ضریب اندازه حرکت معادل ۰/۸۹ در نظر گرفته شد و در طول فرآیند آموزش، نرخ یادگیری بهینه معادل ۰/۱۴۹۲ بدست آمد. همچنین در این مرحله، مقادیر  $R^2$ ، RMSE و انحراف معیار محاسبه شده که نشان دهنده دقت آموزش می‌باشند، به ترتیب ۰/۹۸۲۶، ۰/۰۵۳۲ و ۰/۰۲۱۰ بود. این مقادیر

# یازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

برای مرحله تست آموزش به ترتیب ۰/۹۶۳۴، ۰/۰۶۷۷ و ۰/۰۲۵۱ بدست آمد. بنابراین نرم افزار به شکل کاملاً رضایت بخشی به منظور پیش بینی افت فشار به هنگام عبور موج فشاری میرا از روزنه نشت (HLL) کالیبره شده است (شکل ۳). همچنین در تحقیق حاضر برای بررسی عملکرد شبکه های MPL در تخمین پارامتر (HLL) و مقایسه مقادیر بدست آمده از شبکه با مقادیر اندازه گیری شده، از روش های آماری زیر استفاده شده است:

(۱) متوسط خطای مطلق (Mean Error) که به صورت زیر تعریف خواهد شد:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [(H_M)_i - (H_P)_i] \quad (4)$$

که در این فرمول  $N$  = تعداد داده ها،  $H_M$  = میزان فشار اندازه گیری شده و  $H_P$  = مقدار فشار محاسبه شده خواهند بود.

(۲) جذر میانگین مربعات خطا (Root Mean Squares of Error) که این شاخص آماری مهم به شکل زیر قابل توصیف است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [(H_M)_i - (H_P)_i]^2} \quad (5)$$

کاربرد دو شاخص فوق بدین صورت است که هرگاه مقادیر ME و RMSE محاسبه شده به صفر نزدیک تر باشد، در آن روش دقت مدل در برآورد پارامتر (HLL) بالاتر خواهد بود.

(۳) پارامتر  $R^2$  که نمایانگر مجذور ضریب همبستگی می باشد. هرچه  $R^2$  محاسبه شده به عدد ۱ نزدیک تر باشد، دقت رابطه بالاتر است و بهتر می تواند پارامتر (HLL) را تخمین بزند.

(۴) پارامتر آماری  $\alpha$  که نشان دهنده شیب خط رگرسیون می باشد و برای محاسبه  $\alpha$ ، ابتدا مقادیر فشار اندازه گیری شده در مقابل مقادیر برآورد شده توسط شبکه ترسیم شد و از بین نقاط بدست آمده خطی رگرسیونی به گونه ای برازش داده شد که عرض از مبدا آن صفر باشد. شیب خط رگرسیون در این حالت نشان دهنده  $\alpha$  می باشد.

(۵) معیار درصد میانگین مطلق خطا (Mean Absolute Percentage of Error) که آن را می توان به صورت زیر نشان داد:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (6)$$

که در آن  $e_i$  = اختلاف بین ارقام مشاهده ای و محاسبه ای (میزان خطا) و  $Y_i$  = مقادیر مشاهده ای می باشند که هر چه مقدار معیار درصد میانگین مطلق خطای محاسباتی کمتر باشد، میزان دقت روش بیشتر خواهد بود. به عبارت دیگر مقادیر نزدیک به صفر حاکی از خطای کم شبکه توسعه داده شده است.

اکنون و پس از اطمینان از آموزش صحیح شبکه عصبی مصنوعی به کار رفته در تحقیق به منظور تخمین پارامتر افت فشار به هنگام عبور موج فشاری میرا از روزنه نشت (HLL) که در شبکه توسعه داده شده HLL/DP معرف آن است، نوبت به مرحله آزمون می رسد در این مرحله تعداد ۱۹ سری داده که هر کدام شامل ۴ پارامتر بی بعد جداگانه می باشند و از ابتدا از بقیه داده ها جدا شده و دخالتی در آموزش شبکه نداشته اند، به عنوان ورودی به شبکه داده می شود تا خروجی های شبکه مشخص و با مقادیر اندازه گیری شده مقایسه گردد. جدول (۲) تجزیه و تحلیل آماری نتایج بدست آمده از مقایسه مقادیر خروجی پیش بینی شده توسط شبکه عصبی را با مقادیر آزمایشگاهی برداشت و محاسبه شده برای پارامتر (HLL) را نشان می دهد.

جدول ۲. مقایسه آماری مقادیر پیش بینی شده و آزمایشگاهی HLL

پارامتر آماری	$R^2$	RMSE	ME	MAPE	$\alpha$
مقدار	۰/۹۸۵۸	۰/۰۲۲۲	۰/۰۰۳۴	٪ ۱/۹۷	۰/۹۹۹۹

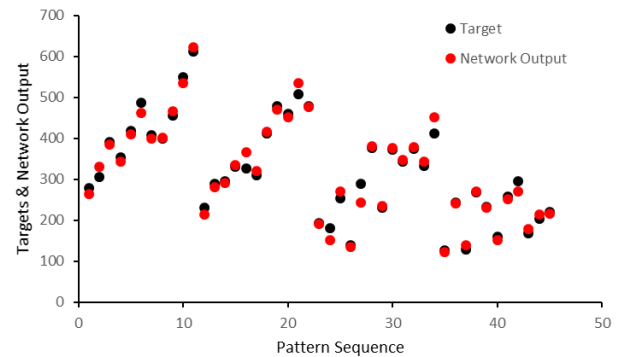
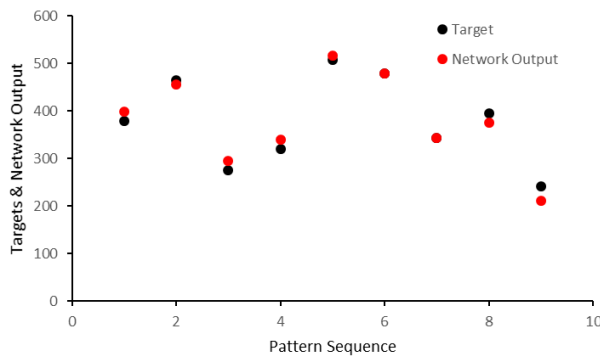
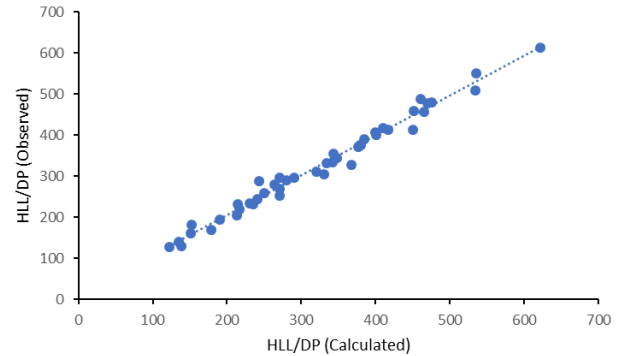
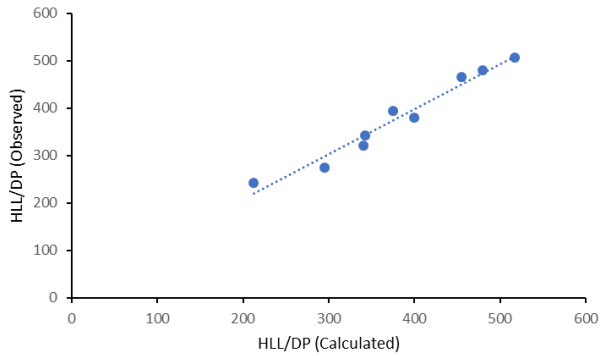
شاخص آماری  $R^2$  نشان می دهد که شبکه آموزش داده شده به خوبی توانسته است مقادیر هدف جدید را پیش بینی نماید و مقدار ۰/۹۸۵۸ برای این شاخص گواه این موضع است. همچنین بررسی سایر شاخص های آماری نیز از عملکرد کاملاً مطلوب مدل حکایت دارد. در مطالعات آماری، شاخص های ME و MAPE شاخص های ضعیف تر و کم اهمیت تری نسبت به  $R^2$  و RMSE می باشند، اما به هر حال ارقام محاسباتی برای ME و MAPE حاکی از آن است که این مقادیر بسیار اندک بوده و خطای داده های محاسبه شده توسط شبکه

# یازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

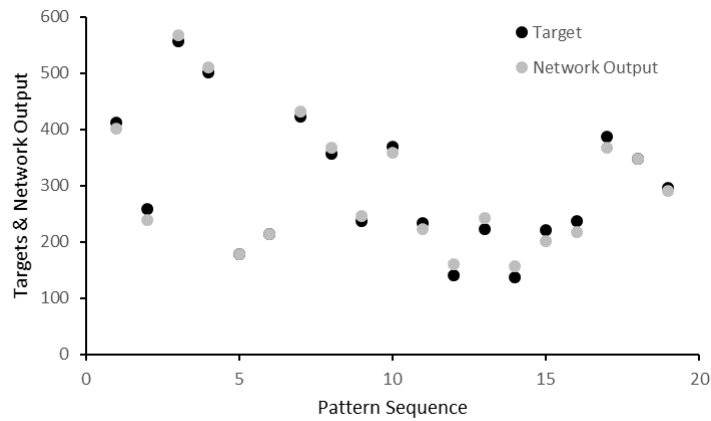
عصبی مصنوعی، نسبت به مقادیر برداشت شده آزمایشگاهی کوچک هستند. شکل (۴) مقادیر خروجی برآورد شده و اندازه‌گیری شده را که در کنار یکدیگر در یک شکل ترسیم شده‌اند را نشان می‌دهد.



مرحله تست آموزش

مرحله آموزش شبکه MLP

شکل ۳. مقادیر خروجی برآورد شده و اندازه‌گیری شده (Target)، به هنگام آموزش و تست آموزش



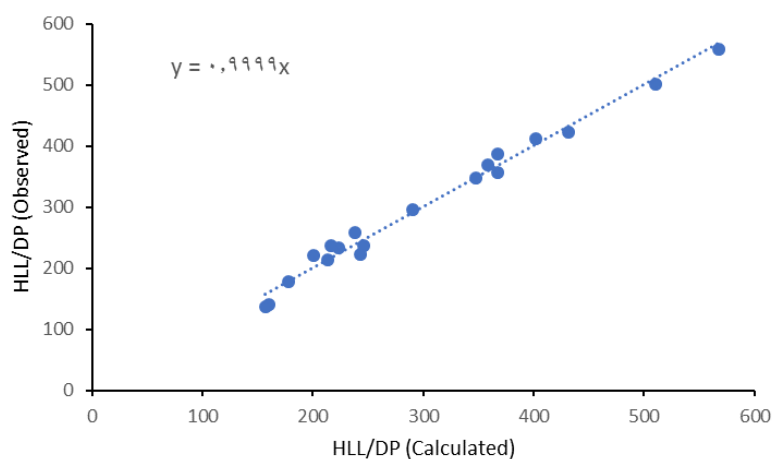
شکل ۴. مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده توسط شبکه

# یازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

شکل (۵) مقادیر مشاهده‌ای در مقابل مقادیر خروجی شبکه را به همراه پارامتر  $\alpha$  نشان می‌دهد. همانطور که مشخص است، پارامتر  $\alpha$  بسیار به یک نزدیک است. این مسئله نشان می‌دهد در شبکه بررسی شده، مقادیر (HLL) محاسبه شده با مقادیر مشاهده‌ای دارای اختلاف ناچیزی می‌باشند.



شکل ۵. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و محاسبه شده توسط مدل شبکه عصبی

## ۴. نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی به فراوانی توسط مهندسين به منظور مدل‌سازی پدیده‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است، به خصوص در مواردی که مدل‌سازی دقیق فیزیکی میسر نبوده و یا شناخت عوامل موثر و تخمین پارامترهای تعیین کننده بسیار پیچیده باشد. از سویی دیگر امواج فشاری، اختلاف فشارهای نسبتاً شدیدی را در سیستم ایجاد می‌نمایند که از مهمترین خصوصیات آنها در حضور نشت، مقدار افت فشاری (HLL) است که محاسبه و تخمین آن دارای شرایط پیچیده و عدم قطعیت‌های فراوان می‌باشد. بنابراین در این تحقیق ابتدا با انجام آنالیز ابعادی، پارامترهای موثر بر افت فشار به هنگام عبور موج فشاری میرا از روزنه نشت (HLL) معین و سپس یک شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شد که ابتدا با داده‌های ثبت شده در آزمایشگاه آموزش و سپس مورد صحت‌سنجی قرار گرفت. شبکه مذکور از نوع پرسپترون چند لایه (MLP) بوده که دارای ۴ نرون ورودی، ۵ نرون در لایه مخفی و یک پارامتر خروجی می‌باشد. نتایج نشان داد شبکه در تمامی مراحل آموزش، تست آموزش و آزمون موفق عمل نموده نهایتاً کاملاً آمادگی تخمین و پیش‌بینی افت فشار به هنگام عبور موج فشاری میرا از روزنه نشت (HLL) را با  $R^2=0/9858$  دارد.

## مراجع

- [۱] محمدی، ک.، روشنی، م. و حسین‌زاده دلیر، ع. ۱۳۸۹. برآورد و مقایسه دبی در سرریزهای لبه تیز ترکیبی با استفاده از فرمول‌های تئوریک و شبکه عصبی مصنوعی. نهمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
- [۲] محمدی، ک. و فتوحی-مقدم، م. ۱۳۹۶. تحلیل جریان غیرماندگار سریع در خطوط لوله توسط مدل اصطکاکی غیرماندگار. نشریه دانش آب و خاک، دانشگاه تبریز، جلد ۲۷، شماره ۲، صفحات ۱۶۹-۱۵۷.



# یازدهمین کنگره ملی سراسری فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران

11<sup>th</sup> National Congress of  
the New Technologies in Sustainable Development of Iran

senaconf.ir

- [۳] محمدی، ک.، فرزین، س.، کاردان، ن. و حسنزاده، ی. ۱۳۹۰. بررسی چگونگی تاثیرپذیری ضریب دبی از برخی پارامترهای بی بعد و تعیین ضریب شدت جریان در روزنه جانبی با استفاده از شبیه‌سازی هوشمند. ششمین کنگره ملی مهندسی عمران، ۶ و ۷ اردیبهشت، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران.
- [۴] اکبری، ا.، فتحی-مقدم، م. و میرزایی، م. ۱۴۰۰. تشخیص نشت در خطوط انتقال پلی اتیلن با استفاده از بازتاب موج فشاری جریان گذرا. مجله علوم و مهندسی آبیاری، جلد ۴۴، شماره ۱، صفحات ۶۱-۵۷.
- [۵] محمدی، ک.، فرزین، س.، حسنزاده، ی. و حسینزاده دلیر، ع. ۱۳۹۰. شبیه سازی تغییرات تراز سطح آب دریاچه ارومیه با توجه به پارامترهای هیدرولوژیکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. چهارمین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، ۱۳ و ۱۴ اردیبهشت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.
- [۶] رستمی، ا. و درویشی، ا. ۱۴۰۰. ترکیب روش حل معکوس و الگوریتم فراکاوشی برای محاسبه مقدار و موقعیت نشت در شبکه های توزیع آب. نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران، سال ۱۱، شماره ۴۴، صفحات ۸۷-۱۰۴.
- [۷] محمدی، ک. ۱۳۹۴. تحلیل جریان گذرا به منظور نشت‌یابی در خطوط لوله. رساله دکتری، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- [۸] منهاج، م. ۱۳۷۷. مبانی شبکه های عصبی (هوش محاسباتی). مرکز نشر پروفیسور حسایی.

- [9] Joukowski, N. E. 1898. Memoirs of the Imperial Academy Society of St. Petersburg. Amer. Water Works Assoc. vol. 24. pp. 341-424.
- [10] Solomatine. D. P., Velickov. S., and Wust. J. C. 2001. Predicting Water Levels and Currents in The North Sea Using Chaos Theory and Neural Networks. Proc. 29 th Iahr Congress, Beijing, China: 1-11.
- [11] Emiroglu M. E., Kisi O., and Bilhan O. 2010. Predicting discharge capacity of triangular labyrinth side weir located on a straight channel by using an adaptive neuro- fuzzy technique. Advances in Engineering Software. 41(2):54\_160.
- [12] Haghighi, A. and Ramos, H. M. 2012. Detection of Leakage Freshwater and Friction Factor Calibration in Drinking Networks Using Central Force Optimization. Journal of Water Resource Management. 26: pp. 2347-2363.
- [13] Khorchani, M., and Blanpain, O. 2005. Development of a discharge equation for side weirs using artificial neural networks. Journal of Hydro Informatics, IWA Publishing, pp. 31-39.
- [14] Liu, J. and Yu, G. 2014. Analysis of demand and leak distributing uniformly along pipes. 16th Conference on water distribution system analysis. WDSA. pp. 603-612.
- [15] Avila, C. A. M., Romero, F. J. S., Jimenez, P. A. L. and Sanchez, M. P. 2021. Leakage Management and Pipe System Efficiency. Its Influence in the Improvement of the Efficiency Indexes. Journal of Water. 13, 1909, pp 1-25.
- [16] Bohorquez, J. Alexander, B., Simpson, A. and Lambert, M. F. 2020. Leak Detection and Topology Identification in Pipelines Using Fluid Transients and Artificial Neural Networks, J. Water Resour. Plann. Manage., 146(6): 04020040.