

مدل سازی و تخمین طول مفصل پلاستیک ستون های بتن آرمه به کمک شبکه های عصبی

مصنوعی

علیرضا مرتضایی^{۱*} و علی خیرالدین^۲

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>واژگان کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، طول مفصل پلاستیک، چرخه یادگیری، ستون بتن آرمه.</p>	<p>شبکه های عصبی مصنوعی تا حدودی از مغز انسان الگوبرداری شده اند و همان گونه که مغز انسان می تواند با استفاده از تجربیات قبلی و مسائل از پیش یادگرفته، مسائل جدید را تحلیل و تجزیه نماید، شبکه های عصبی نیز در صورت آموزش قادرند بر مبنای اطلاعاتی که به ازای آن ها آموزش دیده اند، جواب های قابل قبول ارائه دهند و نیز می توان از آن ها به طور نامحدود در ارائه جواب به اطلاعاتی که قبلا با آن ها مواجه نبوده اند، استفاده نمود. به منظور ساده سازی تخمین تغییر مکان ستون های بتن آرمه، انحناهای غیرالاستیک در مفاصل پلاستیک معمولاً در طول ناحیه مفصل پلاستیک ثابت فرض می شوند. بنابراین اگر طول مفصل پلاستیک شناخته شود، تغییر مکان انتهای یک ستون را می توان به راحتی با انتگرال گیری انحناها و برعکس بدست آورد. در این مقاله از شبکه های عصبی مصنوعی برای تحلیل و بررسی رفتار ستون های بتن آرمه در سطح مولفه ای، شامل تعیین طول مفصل پلاستیک، استفاده شده و نتایج قابل قبول و مطلوبی بدست آمده است. به کمک نتایج حاصل از ۱۵۰ آزمایش بر روی ستون های بتن آرمه و مدل شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی مشخصات مفصل پلاستیک شامل طول مفصل پلاستیک به گونه ای ارائه شده که با ارائه اطلاعات لازم به این شبکه ها در زمانی کمتر از چند دهم ثانیه می توان از مشخصات مفاصل پلاستیک اطلاع حاصل نمود. داده های ورودی به سه دسته آموزش، ارزیابی و آزمایش تقسیم شده که ۷۰ درصد داده ها برای آموزش، ۲۰ درصد برای ارزیابی و ۱۰ درصد برای آزمایش در نظر گرفته می شوند. خطاهایی که در طول روند یادگیری بوجود می آیند نشان دهنده میزان اختلاف بین مقادیر ورودی (آزمایشگاهی) و مقادیر پیش بینی شده می باشند. با در نظر گرفتن خطاهای محاسبه شده و میزان تاثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر طول مفصل پلاستیک، رابطه ای ارائه شده است که با استفاده از این رابطه مقادیر اصلی اندازه گیری شده برای طول مفصل پلاستیک، بدست می آیند.</p>

۱- مقدمه

هنگامی که یک ستون حامل بارهای ثقلی تحت اثر تغییر مکان های جانبی حاصل از زلزله قرار می گیرد، خسارات شدیدی در نواحی تحت اثر ممان های حداکثر

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: a.mortezaei@semnaniau.ac.ir

۱. استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی-واحد سمنان، سمنان، ایران

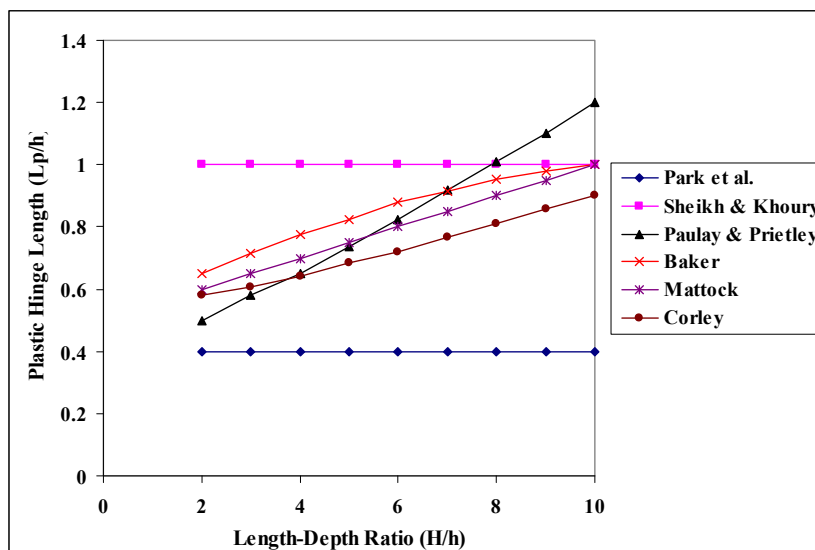
۲. استاد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان

تعیین طول مفصل پلاستیک (l_p) دارای پراکندگی قابل ملاحظه ای می باشد. اگرچه استفاده از عبارت های "مفصل پلاستیک" و "مقطع بحرانی" در مقاطع بحرانی تقریباً رایج بوده و به راحتی بکار می رود، اما خصوصیات مفصل پلاستیک به طور واقعی خصوصیات مقاطع بحرانی نمی باشد. مقایسه بین معادلات پیشنهادی توسط محققین مختلف در خصوص طول مفصل پلاستیک در شکل ۱ و جدول ۱ آورده شده است. این شکل نشان می دهد که تغییرات و پراکندگی زیادی در بین معادلات پیشنهادی وجود دارد.

مشاهده می شود. این نواحی معمولاً بنام مفاصل پلاستیک خوانده شده که انحنای غیرالاستیک بزرگی را تجربه می نمایند. طول یک مفصل پلاستیک به پارامترهای زیادی بستگی دارد. سطح بار محوری، گرادیان ممان، سطح تنش برشی در ناحیه مفصل پلاستیک، خصوصیات مکانیکی آرماتورهای طولی و عرضی، مقاومت بتن و میزان محصورشدگی از جمله پارامترهای مهمی هستند که طول مفصل پلاستیک را تحت تاثیر قرار می دهند. به سبب تفاوت های اساسی در تعریف حالت حدی نهایی، روش های مختلف آزمایش، ابعاد نمونه و صفحه بارگذاری و روش کاربرد بار بر روی عضو بتنی، نتایج آزمایشات برای

جدول ۱- مقایسه فرمول بندی های موجود برای طول مفصل پلاستیک

محققین	فرمول بندی
بیکر [۱]	$l_p = k_1 k_2 k_3 \left(\frac{z}{d}\right)^{0.25} d$
بیکر و آماراکون [۲]	$l_p = 0.8 k_1 k_3 \left(\frac{z}{d}\right) c$
متوک [۳]	$l_p = \frac{d}{2} \left[1 + \left(1.14 \sqrt{\frac{z}{d}} - 1 \right) \left\{ 1 - \left(\frac{q - q'}{q_b} \right) \sqrt{\frac{d}{16.2}} \right\} \right]$
کورلی [۴]	$l_p = 0.5 d + 0.2 \sqrt{d} \left(\frac{z}{d}\right)$
متوک [۵]	$l_p = 0.5 d + 0.05 z$
پارک و همکاران [۶]	$l_p = 0.42h$
پریستلی و پارک [۷]	$l_p = 0.08L + 6d_b$
پاولی و پریستلی [۸]	$l_p = 0.08L + 0.15 d_b f_y$ (f_y in ksi) $l_p = 0.08L + 0.022 d_b f_y$ (f_y in MPa)
شیخ و خوری [۹]	$l_p = h$
شیخ و همکاران [۱۰]	$l_p = h$
باراک و شیخ [۱۱]	$l_p = h$
فن و همکاران [۱۲]	$l_p = D$



شکل ۱- مقایسه معادلات پیشنهادی توسط محققین مختلف در خصوص طول مفصل پلاستیک

لازم به این شبکه‌ها در زمانی کمتر از چند دهم ثانیه می‌توان از مشخصات مفاصل پلاستیک اطلاع حاصل نمود.

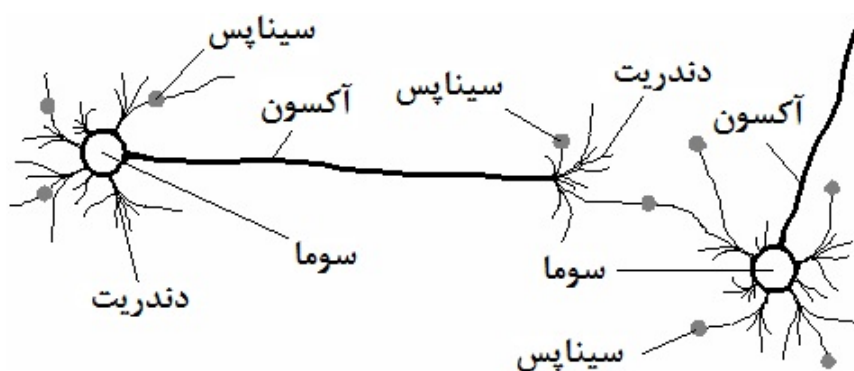
۲- شبکه‌های عصبی

۲-۱- شبکه‌های عصبی بیولوژیکی

شبکه‌های عصبی بیولوژیکی مجموعه‌ای بسیار عظیم از پردازشگرهای موازی به نام نورون هستند که به صورت هماهنگ برای حل مسئله عمل می‌کنند و توسط سیناپس‌ها (ارتباط‌های الکترومغناطیسی) اطلاعات را منتقل می‌کنند (شکل ۲). در این شبکه‌ها اگر یک سلول آسیب ببیند بقیه سلول‌ها می‌توانند فقدان آن را جبران کرده و نیز در بازسازی آن سهیم باشند. این شبکه‌ها قادر به یادگیری هستند. مثلاً با اعمال سوزش به سلول‌های عصبی لامسه، سلول‌ها یاد می‌گیرند که به طرف جسم داغ نروند و با این الگوریتم سیستم می‌آموزد که خطای خود را اصلاح کند. یادگیری در این سیستم‌ها به صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده از مثال‌ها وزن سیناپس‌ها به گونه‌ای تغییر می‌کند که در صورت دادن ورودی‌های جدید سیستم پاسخ درستی تولید کند.

اگرچه تاثیر بار محوری بر روی طول مفصل پلاستیک ستون‌های بتنی توسط محققین زیادی گزارش شده، اما گزارشات ارائه‌شده دارای تناقض می‌باشند. پارک و همکاران [۶] و مندیس [۱۳] بر اساس آزمایشات خود نتیجه گرفتند که طول مفصل پلاستیک حساس به سطح بار محوری نمی‌باشد. بر خلاف آنچه گفته شد، آتالی و پنزین [۱۴] گزارش دادند که گسترش حالت پلاستیک یا طول ناحیه خسارت دیده، همراه با افزایش سطح بار محوری افزایش می‌یابد. نتایج آزمایشگاهی تامسون و والاس نشان دادند که افزایش طول مفصل پلاستیک به تبع افزایش بار محوری را می‌توان در ستون‌های با بتن مقاومت بالا نیز مشاهده نمود. بای و باراک [۱۵] نیز در آزمایشات خود به این نتیجه رسیدند که با افزایش سطح بار محوری طول مفصل پلاستیک افزایش می‌یابد.

اگرچه روش‌های مختلفی جهت محاسبه طول مفصل پلاستیک و ظرفیت دوران غیرالاستیک پیشنهاد شده، اما هیچ سازگاری و انطباق کلی بر روی مشخصه‌های رفتاری غیرالاستیک ستون‌های بتن‌آرمه وجود ندارد. لذا در این مقاله، به کمک نتایج حاصل از ۱۵۰ آزمایش بر روی ستون‌های بتن‌آرمه و مدل شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی مشخصات مفصل پلاستیک شامل طول مفصل پلاستیک به گونه‌ای ارائه می‌گردد که با ارائه اطلاعات



شکل ۲- یک نمونه از شبکه عصبی بیولوژیکی

۲-۲- معرفی شبکه عصبی مصنوعی

و یال‌های با وزن منفی، گره متصل بعدی را غیر فعال یا مهار (در صورتی که فعال بوده باشد) می‌کنند.

۲-۳- دلایل استفاده از شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی با توانایی قابل توجه خود در استنتاج نتایج از داده‌های پیچیده می‌توانند در استخراج الگوها و شناسایی گرایش‌های مختلفی که برای انسان‌ها و کامپیوتر شناسایی آن‌ها بسیار دشوار است استفاده شوند. از مزایای شبکه‌های عصبی می‌توان موارد زیر را نام برد:

الف) یادگیری تطبیقی: توانایی یادگیری این‌که چگونه وظایف خود را بر اساس اطلاعات داده‌شده و یا تجارب اولیه انجام دهند؛ در واقع اصلاح شبکه را گویند.

ب) خود سازماندهی: یک شبکه عصبی مصنوعی به صورت خودکار سازماندهی و ارائه داده‌هایی که در طول آموزش دریافت کرده را انجام می‌دهد. نورون‌ها با قاعده یادگیری سازگار شده و پاسخ به ورودی تغییر می‌یابند.

ج) عملگرهای سریع: محاسبات در شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند به صورت موازی و به وسیله سخت‌افزارهای مخصوصی انجام شود.

د) تحمل خطا: با ایجاد خرابی در شبکه مقداری از کارایی کاهش می‌یابد ولی برخی امکانات آن با وجود مشکلات بزرگ همچنان حفظ می‌شود.

ه) دسته‌بندی: شبکه‌های عصبی قادر به دسته‌بندی ورودی‌ها برای دریافت خروجی مناسب می‌باشند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی در بسیاری از موارد تحقیق و در تخصص‌های گوناگون به کار گرفته شده‌اند. کاربرد شبکه‌های عصبی در مهندسی عمران و به خصوص سازه روز به روز در حال توسعه است. شبکه عصبی مصنوعی^۱ (ANN) یک سیستم پردازش داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی بهم‌پیوسته به نام نورون تشکیل شده که برای حل یک مسأله با هم به صورت هماهنگ عمل می‌کنند.

در این شبکه‌ها به کمک دانش برنامه‌نویسی، ساختارهایی طراحی می‌شوند که می‌توانند همانند نورون عمل کنند. به این ساختارها گره گفته می‌شود. آنگاه با ایجاد شبکه‌ای بین این گره‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن‌ها، شبکه آموزش می‌بیند. در این حافظه یا شبکه عصبی، گره‌ها دارای دو حالت فعال (روشن یا ۱) یا غیرفعال (خاموش یا ۰) هستند و هر یال (سیناپس یا ارتباط بین گره‌ها) دارای یک وزن می‌باشد. یال‌های با وزن مثبت، موجب تحریک یا فعال کردن گره غیرفعال بعدی می‌شوند

¹ Artificial Neural Network

۳. لایه خروجی: عملکرد واحد خروجی بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباطی بین واحد پنهان و خروجی می‌باشد.

شبکه‌های تک‌لایه و چندلایه‌ای نیز وجود دارند. سازماندهی تک‌لایه که در آن تمام واحدها به یک لایه اتصال دارند بیشترین استفاده را داشته و پتانسیل محاسباتی بیشتری نسبت به سازماندهی‌های چند لایه دارد. در شبکه‌های چندلایه واحدها به وسیله لایه‌ها شماره‌گذاری می‌شوند (به جای دنبال کردن شماره‌گذاری سراسری). هر دو لایه از یک شبکه به وسیله وزن‌ها و در واقع اتصالات با هم ارتباط می‌یابند. در شبکه‌های عصبی چند نوع اتصال و یا پیوند وزنی وجود دارد: الف) پیشرو: بیشترین پیوندها از این نوع است که در آن سیگنال‌ها تنها در یک جهت حرکت می‌کنند. از ورودی به خروجی هیچ حلقه بازخوردی وجود ندارد؛ ب) پسرو: داده‌ها از گره‌های لایه بالا به گره‌های لایه پایین بازخوراند می‌شوند؛ و ج) جانبی: خروجی گره‌های هر لایه به عنوان ورودی گره‌های همان لایه استفاده می‌شوند.

۲-۵- تقسیم‌بندی شبکه‌های عصبی

بر مبنای روش آموزش، شبکه‌های عصبی به چهار دسته تقسیم می‌شوند:

۱. وزن ثابت: آموزشی در کار نیست و مقادیر وزن‌ها به هنگام نمی‌شوند.

۲. آموزش بدون سرپرست: وزن‌ها فقط بر اساس ورودی‌ها اصلاح می‌شوند و خروجی مطلوب وجود ندارد تا با مقایسه خروجی شبکه با آن و تعیین مقدار خطا وزن‌ها اصلاح شوند. وزن‌ها فقط بر اساس اطلاعات الگوهای ورودی به هنگام می‌شوند. شبکه بدون سرپرست وزن‌های خود را بر پایه خروجی حاصل‌شده از ورودی تغییر می‌دهد تا در برخورد بعدی پاسخ مناسبی را برای این ورودی داشته باشد. در نتیجه شبکه یاد می‌گیرد چگونه به ورودی پاسخ بدهد.

و) تعمیم‌دهی: این خاصیت شبکه را قادر می‌سازد تا تنها با برخورد با تعداد محدودی نمونه، یک قانون کلی از آن را بدست آورده، نتایج این آموخته‌ها را به موارد مشاهده از قبل نیز تعمیم دهد. توانایی‌ای که در صورت نبود آن سیستم باید بی‌نهایت واقعیت‌ها و روابط را به خاطر بسپارد.

ز) پایداری- انعطاف‌پذیری: یک شبکه عصبی بایستی به اندازه کافی پایدار بوده تا اطلاعات فراگرفته خود را حفظ کند و هم قابلیت انعطاف و تطبیق را دارا باشد تا بدون از دست دادن اطلاعات قبلی بتواند موارد جدید را پذیرا گردد.

۲-۴- ساختار شبکه‌های عصبی

یک نورون مصنوعی سیستمی است با تعداد زیادی ورودی و تنها یک خروجی. نورون دارای دو حالت می‌باشد، حالت آموزش و حالت عملکرد. در حالت آموزش نورون یاد می‌گیرد که در مقابل الگوهای ورودی خاص برانگیخته شود. در حالت عملکرد وقتی یک الگوی ورودی شناسایی شده وارد شود، خروجی متناظر با آن ارائه می‌گردد. اگر ورودی جزء ورودی‌های از پیش شناسایی شده نباشد، قوانین برای برانگیختگی یا عدم برانگیختگی آن تصمیم‌گیری می‌کنند. با کنار گذاشتن برخی از خواص حیاتی نورون‌ها و ارتباطات درونی آن‌ها می‌توان یک مدل ابتدایی از نورون را بوسیله کامپیوتر شبیه‌سازی کرد. یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه‌ها و وزن‌ها می‌باشد. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضا است. در حالت کلی در شبکه‌های عصبی سه نوع لایه نرونی وجود دارد:

۱. لایه ورودی: دریافت اطلاعات خامی که به شبکه تغذیه شده است.

۲. لایه‌های پنهان: عملکرد این لایه‌ها به وسیله ورودی‌ها و وزن ارتباطی بین آن‌ها و لایه‌های پنهان تعیین می‌شود. وزن‌های بین واحدهای ورودی و پنهان تعیین می‌کند که چه وقت یک واحد پنهان باید فعال شود.

ANN تعیین تعداد المان های پردازشگر در لایه پنهان بوده که دقت مدل را تحت تاثیر قرار می دهد. هر المان پردازشگر ورودی های متعدد و یک خروجی دارد. رابطه بین ورودی، z_j و خروجی، y_j از یک PE تنها را می توان به صورت زیر بیان نمود:

$$y_p = f\left(\sum_{j=1}^T \omega_p^j x_j + a_p\right) \quad (j=1,2,\dots,T) \quad (1)$$

که ω_p^j وزن ها، a_p ثابت، $f(\cdot)$ تابع فعال سازی می باشد. المان های پردازشگر در لایه پنهان فقط داده ها را از لایه ورودی دریافت می کنند، و به طور مشابه، المان های پردازشگر در لایه خروجی فقط داده ها را از لایه پنهان دریافت می کنند. لذا این شبکه عصبی مصنوعی، شبکه تغذیه پیش رونده^۲ نامیده می شود.

۲-۷- مدل ریاضی شبکه عصبی

از نقطه نظر ریاضی، توسعه یک فرمول تجربی از داده های آزمایشگاهی یا عددی، یافتن تابعی مناسب است که بتواند رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را به خوبی ارائه دهد. با فرض آنکه ترانهاده متغیرهای ورودی $\mathbf{X}^T = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ و ترانهاده بردار متغیرهای خروجی $\mathbf{Y}^T = (y_1, y_2, \dots, y_L)$ است؛ برای یک مدل ANN با یک لایه پنهان و تعداد m المان پردازشگر در لایه پنهان، بیان ریاضی زامین متغیر خروجی به صورت زیر می باشد:

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^m w_d^j \psi_i(X) + c_j\right) \quad (j=1,\dots,L) \quad (2)$$

که w_j^i وزن i امین المان پردازشگر در لایه پنهان نسبت به زامین المان پردازشگر در لایه خروجی، c_j ثابت و ψ_i (X) خروجی زامین المان پردازشگر در لایه پنهان است که به صورت زیر بیان می گردد:

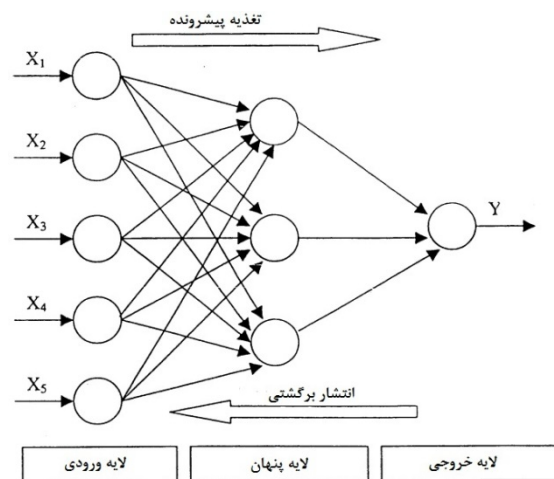
$$\psi_i(X) = f\left(\sum_{k=1}^n w_{ik}^i x_k + b_i\right) \quad (i=1,\dots,m) \quad (3)$$

۳. آموزش با سرپرست: به ازای هر دسته از الگوهای ورودی، خروجی های متناظر نیز به شبکه نشان داده می شود و تغییر وزن ها تا موقعی صورت می گیرد که اختلاف خروجی شبکه به ازای الگوهای آموزشی از خروجی های مطلوب در حد خطای قابل قبولی باشد.

۴. آموزش تقویتی: کیفیت عملکرد سیستم به صورت گام به گام نسبت به زمان بهبود می یابد. الگوهای آموزشی وجود ندارد اما با استفاده از سیگنالی به نام نقاد بیانی، خوب و یا بد بودن رفتار سیستم بدست می آید (حالتی بین یادگیری با سرپرست و بدون سرپرست).

۲-۶- معماری شبکه عصبی

یک مدل از شبکه عصبی پیش رونده را می توان در شکل ۳ مشاهده نمود. در این مدل، ستون سمت چپ لایه ورودی، ستون سمت راست لایه خروجی و بین لایه های ورودی و خروجی لایه پنهان وجود دارد. به طور کلی می توان از چندین لایه پنهان استفاده نمود.



شکل ۳- ساختار کلی یک شبکه عصبی مصنوعی

در هر لایه المان های پردازشگر^۱ (PE) زیادی وجود دارند. تعداد این المان ها در هر لایه برابر تعداد متغیرهای ورودی بوده، درحالی که تعداد لایه های خروجی معادل تعداد متغیرهای خروجی است. یکی از کارهای مهم در یک مدل

² feed-forward network

¹ Processing Element

شبکه آموزش داده می‌شود. خطاهایی که در طول روند یادگیری بوجود می‌آید را می‌توان برحسب متوسط مربع خطاها^۳ (MSE) به صورت زیر محاسبه نمود:

$$MSE = \left(\frac{1}{p} \right) \sum_j (t_j - o_j)^2 \quad (۷)$$

علاوه بر آن، مجموع مربع خطاها^۴ (SSE)، قدرمطلق واریانس^۵ (R^2) و متوسط درصد مطلق خطاها^۶ (MAPE) را می‌توان به کمک روابط زیر محاسبه نمود:

$$SSE = \sum_{j=1}^p (t_j - o_j)^2 \quad (۸)$$

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_j (t_j - o_j)^2}{\sum_j (o_j)^2} \right) \quad (۹)$$

$$MAPE = \frac{1}{p} \sum_j \left(\left| \frac{o_j - t_j}{o_j} \right| \times 100 \right) \quad (۱۰)$$

که t_j مقدار هدف الگوی j ام، o_j مقدار خروجی الگوی j ام و P تعداد الگوها می‌باشد.

۳- مدل ANN جهت پیش‌بینی طول مفصل پلاستیک

در این قسمت یک مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی طول مفصل پلاستیک ستون‌های بتن‌آرمه پیشنهاد می‌گردد. همان‌طوری‌که در شکل ۵ نمایش داده شده، برای این منظور یک شبکه چند لایه تغذیه پیش‌رونده با انتشار برگشتی^۷ جهت پیش‌بینی طول مفصل پلاستیک توسعه داده می‌شود. استفاده از یک شبکه پنهان معمولاً برای کاربردهای مهندسی کفایت می‌کند. معماری شبکه حاضر شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی می‌باشد (شکل ۵). تعداد گره‌های پنهان در

که W_i^k وزن k امین متغیر ورودی در لایه ورودی به i امین مان پردازشگر در لایه پنهان و b_i ثابت است. معادلات ۲ و ۳ را می‌توان به فرم ماتریسی زیر بیان نمود:

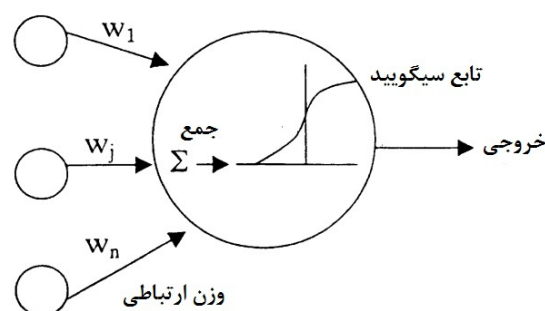
$$Y = f \left\{ W_2^T \times \left[f \left(W_1 \times \left\langle \frac{I}{X} \right\rangle \right) \right] \right\} \quad (۴)$$

که در آن، I ماتریس واحد و ماتریس‌های W_1 و W_2 به صورت زیر بیان می‌شوند:

$$W_1 = \begin{bmatrix} b_1 & wc_1^1 & wc_1^2 & \dots & wc_1^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_m & wc_m^1 & wc_m^2 & \dots & wc_m^n \end{bmatrix} \quad (۵)$$

$$W_2^T = \begin{bmatrix} c_1 & wd_1^1 & wd_1^2 & \dots & wd_1^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_L & wd_L^1 & wd_L^2 & \dots & wd_L^n \end{bmatrix} \quad (۶)$$

بنابراین توسعه یک مدل ANN تعیین مقادیر ماتریس‌های W_1 و W_2 است. انتخاب توابع پایه‌ای مناسب در تخمین تابع بسیار مهم است. اگر انتخاب مناسب نباشد، خطاهای غیرقابل حذف بوجود خواهد آمد. در بین فرمول‌های تجربی توسعه‌یافته جهت طراحی سازه‌ای، توابع چندجمله‌ای^۱ معروفترین فرم می‌باشند (شکل ۴).



شکل ۴- نورون پردازشگر در ANN

به طور معمول، به منظور تعیین وزن‌های ارتباطی مناسب از روندهای یادگیری^۲ استفاده شده و به منظور ارتباط‌های مناسب بین ورودی‌ها و خروجی‌های متناظر با آن‌ها، به

³ Mean Square Error

⁴ Sum of the Squares Error

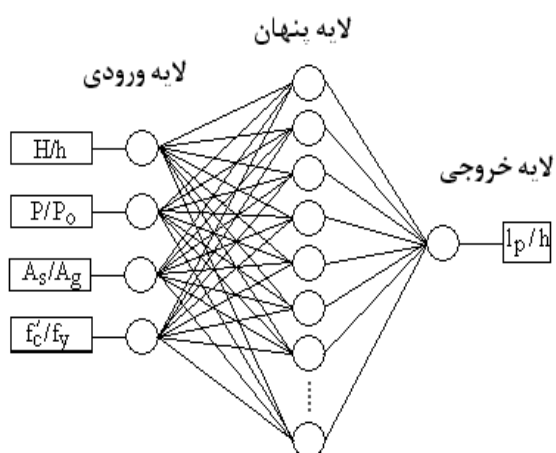
⁵ the absolute fraction of variance

⁶ Mean Absolute Percentage Error

⁷ Multi-layer feed-forward back-propagation

¹ polynomial

² learning process



شکل ۵- مدل ANN با ورودی‌های یکسان

نتایج حاصل از ۱۵۰ آزمایش بر روی ستون‌های بتن‌آرمه مورد استفاده قرار می‌گیرند. این نتایج آزمایشگاهی از پایگاه داده‌ای دانشگاه واشنگتن^۲ بدست آمدند. جدول ۳ لیستی از ستون‌های مورد استفاده برای این مطالعه و برخی از پارامترهای مهم شامل نسبت P/P_0 و H/h را نمایش می‌دهد.

برنامه MATLAB جهت آموزش و ارزیابی مدل‌های ANN بر اساس داده‌های تولیدشده از نتایج المان محدود توسعه داده شد (شکل‌های ۷ الی ۹). در مدل‌های ANN، تابع فعال‌سازی تابع سیگموئید و تعداد چرخه‌های یادگیری در حدود ۲۰۰۰ می‌باشد.

نتایج مدل‌سازی عصبی در شکل ۱۰ نمایش داده می‌شود. همان‌طوری‌که از شکل ۱۰ مشخص است ضریب خطی همبستگی بین داده‌های آزمایشگاهی و مقادیر پیش‌بینی شده بسیار بالا است. به‌طوری‌که این ضریب برای گروه آموزش برابر ۰/۹۹۸۵۷، برای گروه ارزیابی ۰/۹۹۶۲۸ و برای گروه آموزش برابر ۰/۹۹۲۵۵ می‌باشد. این مقادیر نزدیک به عدد ۱ نشان می‌دهند که یادگیری و عملکرد شبکه بسیار خوب می‌باشد.

یک شبکه در عملکرد آن شبکه موثر است. استفاده از گره‌های خیلی کم منجر به عدم انطباق و استفاده از گره‌های بسیار زیاد منجر به حفظ الگوهای داده‌های ورودی می‌گردد. بر اساس تئوری کلموگرو دو برابر تعداد گره‌های ورودی و علاوه یک، برای محاسبه هر تابع پیوسته کفایت می‌کند [۱۶].

بنابراین آموزش شبکه با تعداد گره‌های پنهان منطبق با این تئوری آغاز و تا حصول حداقل مربع متوسط خطاها^۱ ادامه می‌یابد.

جدول ۲- ورودی‌های مدل ANN

پارامترها	توضیح
H	ارتفاع ستون
P	بارمحوری وارد به ستون
P_0	ظرفیت محوری
A_s	سطح مقطع فولاد طولی
A_g	سطح مقطع کل
f'_c	مقاومت فشاری بتن
f_y	مقاومت تسلیم فولاد
H	بعد ستون

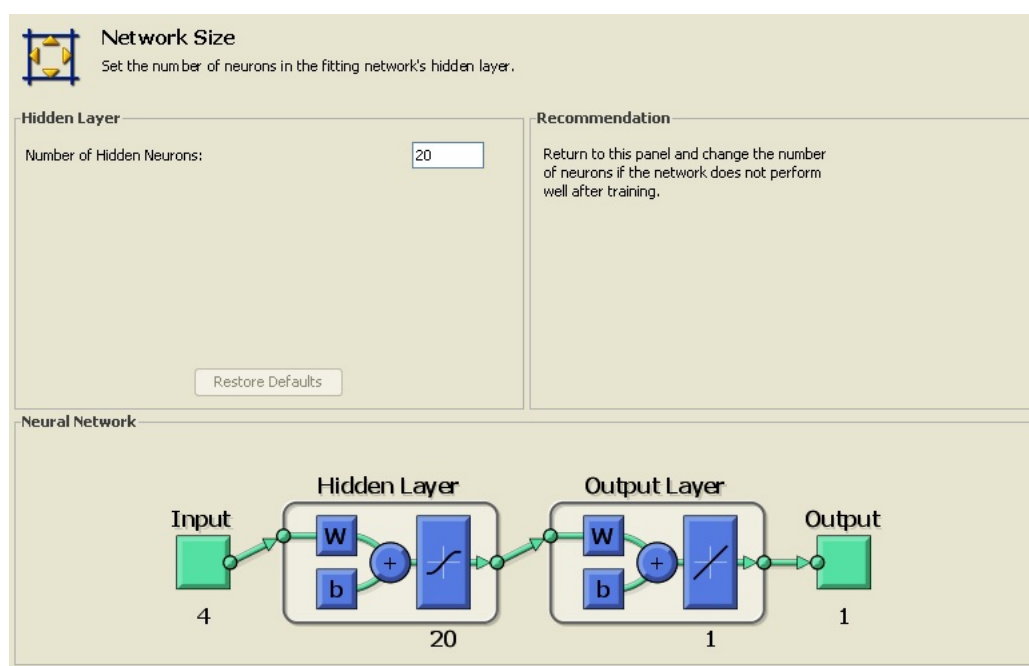
پس از اتمام این روند تعداد ۲۰ گره برای شبکه پنهان در نظر گرفته می‌شود (شکل ۶). داده‌های ورودی به سه دسته آموزش، ارزیابی و آزمایش تقسیم می‌شوند. ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۲۰ درصد برای ارزیابی و ۱۰ درصد برای آزمایش در نظر گرفته شدند. حداکثر تعداد چرخه‌های یادگیری (اپوک) برابر ۲۰۰۰ منظور گردید. ورودی‌های مدل ANN شامل ۴ نسبت می‌باشند که پارامترهای آن‌ها در جدول ۲ توضیح داده می‌شوند.

² Structural Performance Database, University of Washington

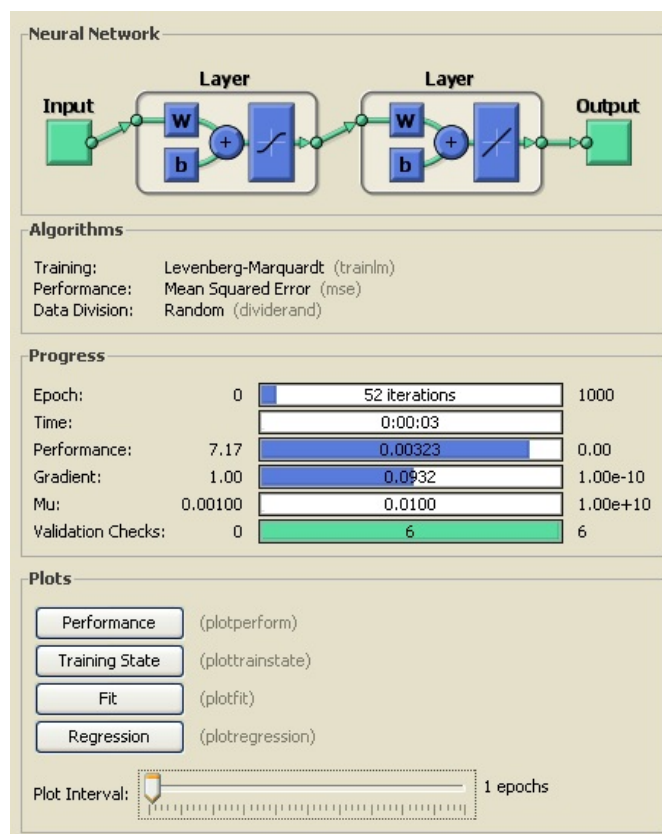
¹ Least mean-squared error

جدول ۳- مشخصات نمونه ستون‌های مورد استفاده برای این مطالعه

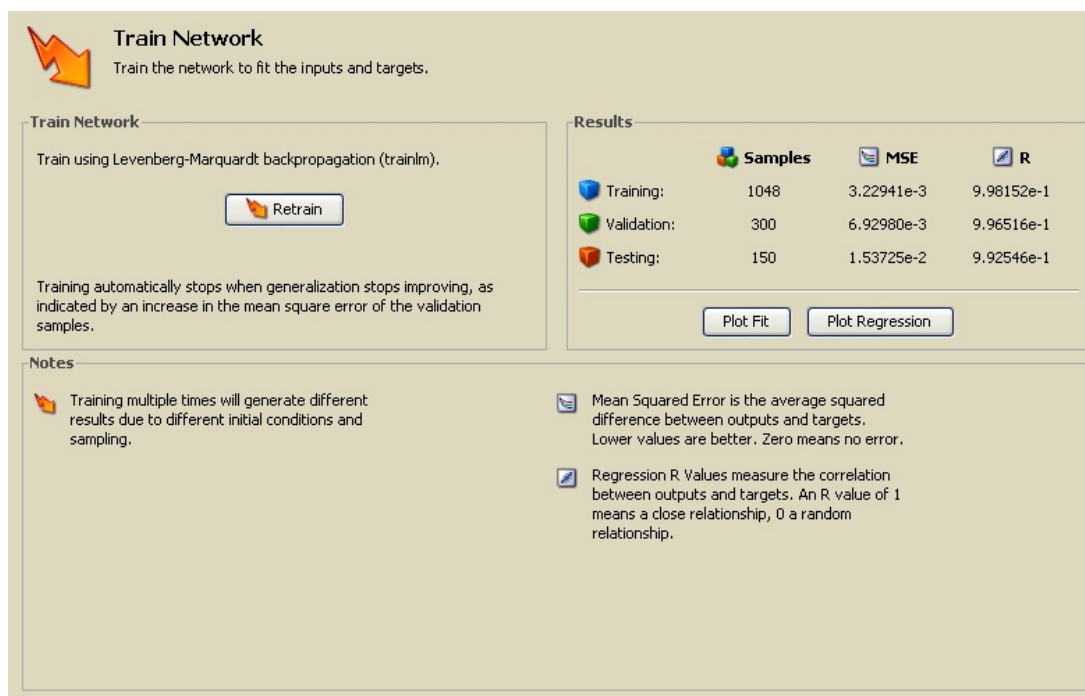
نسبت ارتفاع به بعد	بار محوری (P/P ₀)	مقاومت بتن (MPa)	ابعاد نمونه (mm×mm)	محققین
۳	۰٫۲ الی ۰٫۴	۳۴ الی ۴۱	۴۵۷×۴۵۷	Aziznamini et al.
۵	۰٫۲ الی ۰٫۵	۲۸ الی ۴۱	۶۱۰×۶۱۰	Bae
۷	۰٫۵	۴۱	۴۳۸×۴۳۸	
۶	۰٫۴ الی ۰٫۵	۱۰۳ الی ۶۹	۳۰۵×۳۰۵	Bayrak & Sheik
۴٫۶	۰٫۲ الی ۰٫۳	۸۳	۲۵۰×۲۵۰	Galeota et al.
۳	۰٫۱	۲۸	۲۵۰×۲۵۰	Kanda et al.
۶٫۶	۰٫۱ الی ۰٫۴	۹۷ الی ۱۰۳	۳۰۵×۳۰۵	Legeron & Paultre
۳	۰٫۳ الی ۰٫۱	۴۱ الی ۴۸	۲۰۳×۲۰۳	Matamoros & Sozen
۳٫۵	۰٫۱ الی ۰٫۲	۲۸	۴۰۰×۴۰۰	Mo & Wang
۲٫۵	۰٫۳ الی ۰٫۶	۸۳ الی ۱۱۷	۲۰۰×۲۰۰	Muguruma et al.
۴٫۰	۰٫۰	۲۸	۴۰۰×۴۰۰	Ohno & Nishioka
۶٫۶	۰٫۴ الی ۰٫۶	۷۶ الی ۱۱۰	۳۰۵×۳۰۵	Paultre et al.
۴٫۷	۰٫۲ الی ۰٫۴	۳۴	۳۵۰×۳۵۰	Saatcioglu and Grira
۲٫۹	۰٫۱ الی ۰٫۱	۳۴ الی ۴۱	۳۵۰×۳۵۰	Saatcioglu & Ozcebe
۲	۰٫۴	۹۷	۲۵۰×۲۵۰	Sakai et al.
۴	۰٫۱ الی ۰٫۳	۴۱ الی ۴۸	۴۰۰×۴۰۰	Soesianawati et al.
۲	۰٫۴ الی ۰٫۷	۱۱۷	۲۲۵×۲۲۵	Sugano
۳	۰٫۱ الی ۰٫۳	۳۴	۵۵۰×۵۵۰	Tanaka & Park
۴	۰٫۲	۲۸	۴۰۰×۴۰۰	
۳٫۹	۰٫۲ الی ۰٫۱	۶۹ الی ۱۰۳	۱۵۲×۱۵۲	Thomson & Wallace
۴	۰٫۵ الی ۰٫۷	۴۱	۴۰۰×۴۰۰	Watson & Park
۳٫۸	۰٫۱ الی ۰٫۲	۲۸	۶۱۰×۳۸۰	Wehbe et al.
۲	۰٫۱ الی ۰٫۲	۷۶ الی ۸۳	۲۵۴×۲۵۴	Xiao & Martirosyan
۴	۰٫۲ الی ۰٫۴	۲۸ الی ۴۱	۴۰۰×۴۰۰	Zahn et al.



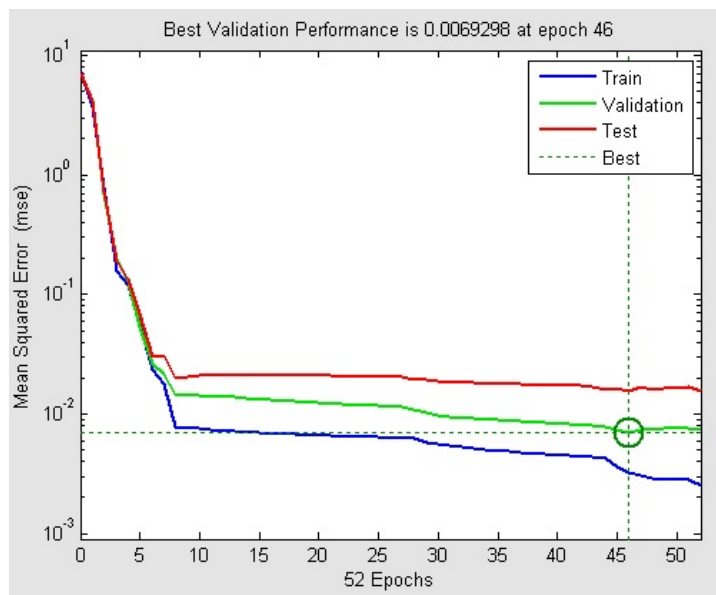
شکل ۶- ساختار شماتیک شبکه در برنامه MATLAB



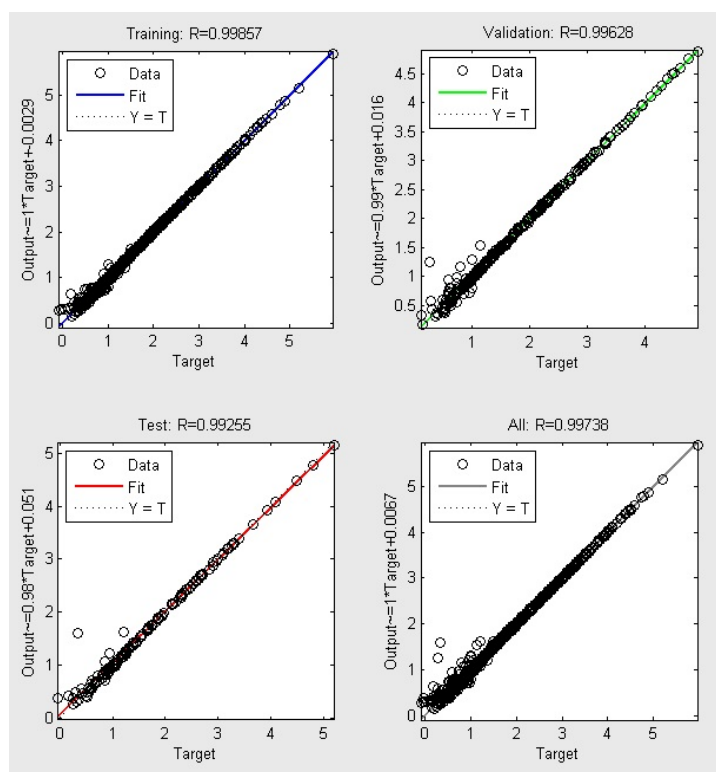
شکل ۷- ساختار آموزش شبکه در برنامه MATLAB



شکل ۸- خطاهای محاسباتی شبکه برای سه گروه آموزش، ارزیابی و آزمایش در برنامه MATLAB



شکل ۹- متوسط مربع خطاهای و تعداد چرخه‌های یادگیری مورد استفاده



شکل ۱۰- نتایج مدل ANN

تاثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر طول مفصل پلاستیک، رابطه‌ای ارائه می‌گردد که با استفاده از این رابطه مقادیر اصلی اندازه‌گیری شده برای طول مفصل پلاستیک حاصل می‌شود.

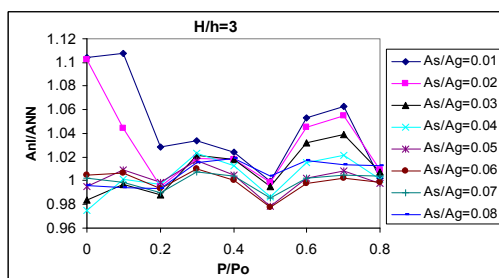
در ابتدا با ثابت نگه داشتن نسبت‌های H/h و A_s/A_g تاثیر نسبت P/P_0 در طول مفصل پلاستیک مورد بررسی قرار

۴- بحث در نتایج

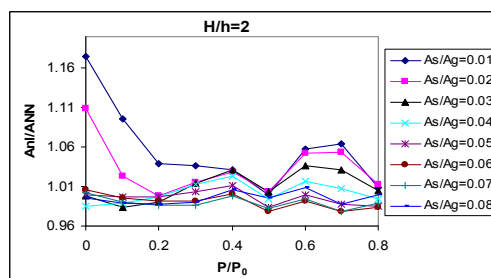
خطاهایی که در طول روند یادگیری بوجود می‌آیند نشان‌دهنده میزان اختلاف بین مقادیر ورودی (آزمایشگاهی) و مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشند. در این بخش با در نظر گرفتن خطاهای محاسبه شده و میزان

شکل ۱۲ مربوط به تاثیرات نسبت A_s/A_g در نسبت P/P_0 برای تعیین طول مفصل پلاستیک می باشد.

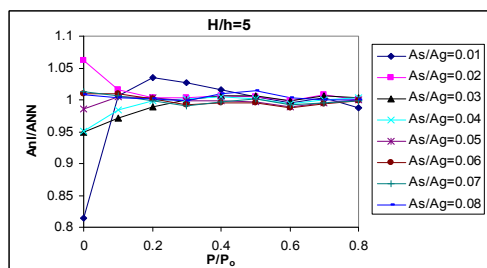
می گیرد. در شکل ۱۱ تاثیرات نسبت H/h در نسبت P/P_0 برای تعیین طول مفصل پلاستیک نمایش داده شده و



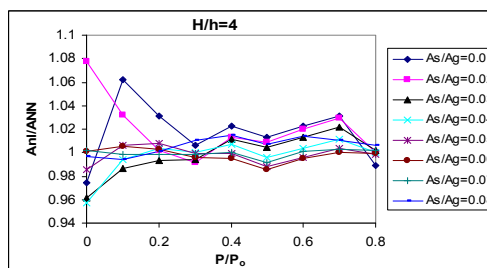
(ب)



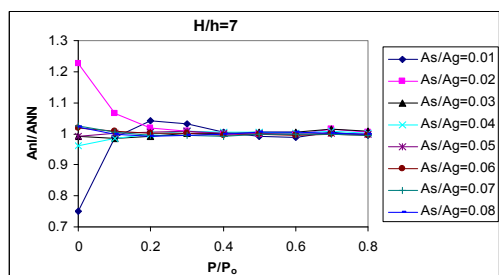
(الف)



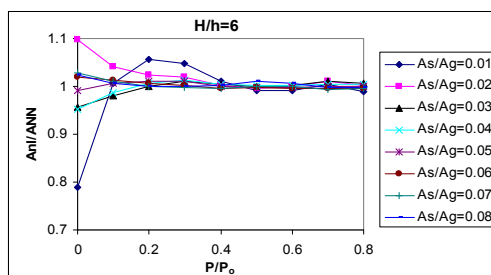
(د)



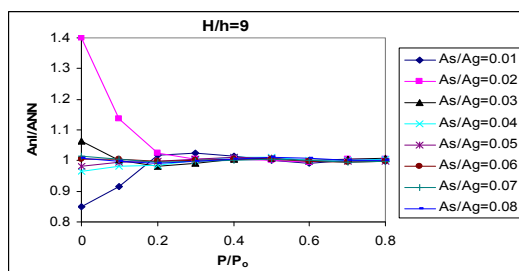
(ج)



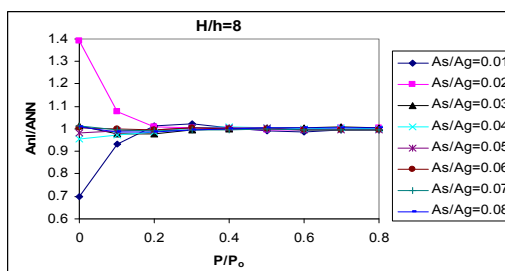
(و)



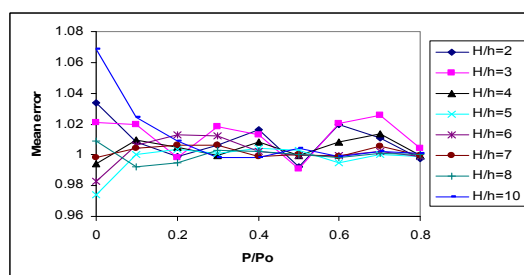
(ه)



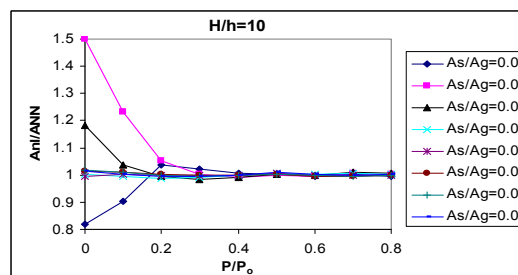
(ح)



(ز)

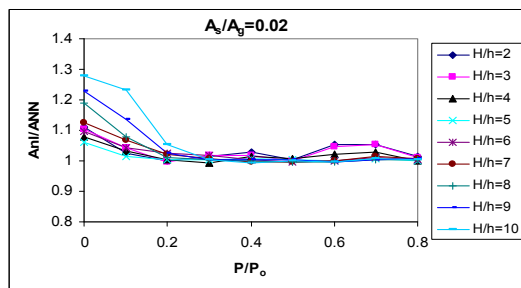


(ی)

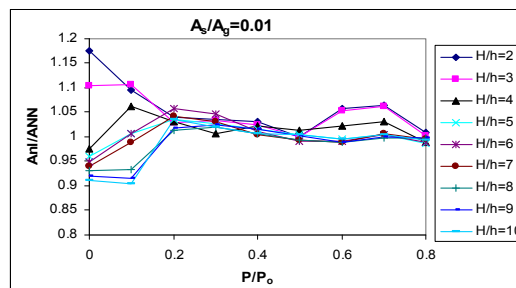


(ط)

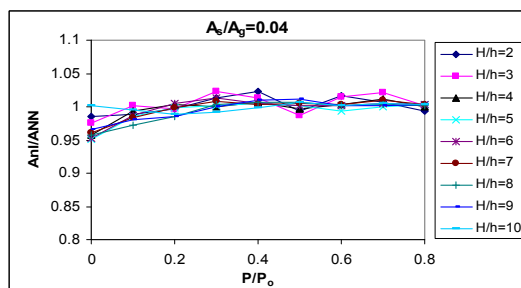
شکل ۱۱- تاثیر نسبت P/P_0 در طول مفصل پلاستیک با نسبت های مختلف H/h



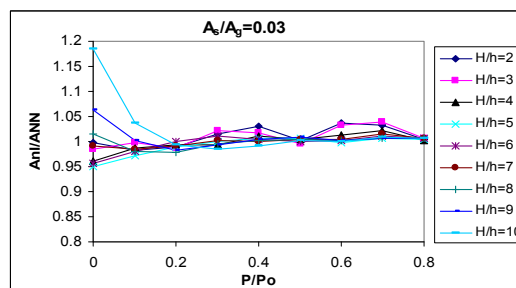
(ب)



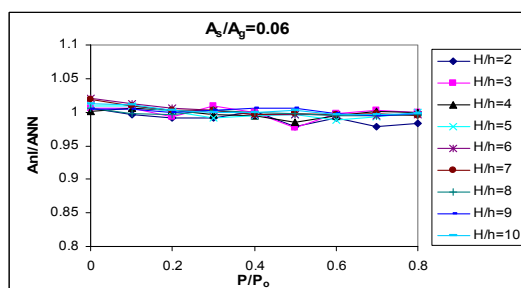
(الف)



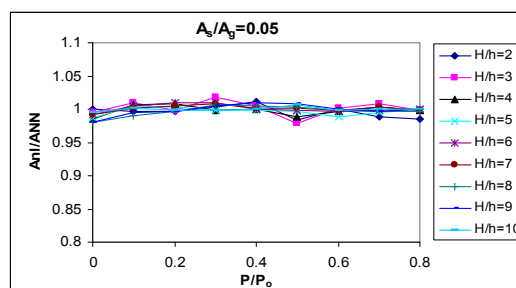
(د)



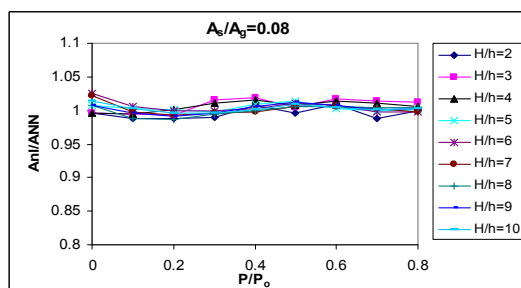
(ج)



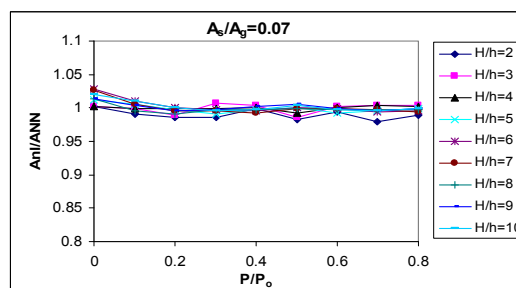
(و)



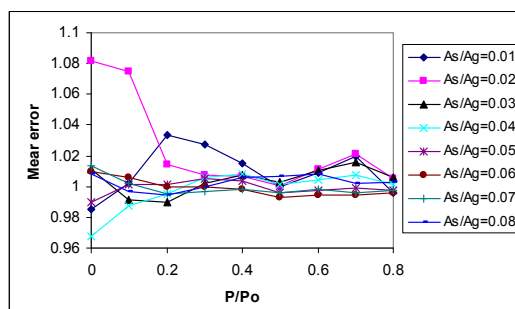
(ه)



(ح)



(ز)



(ط)

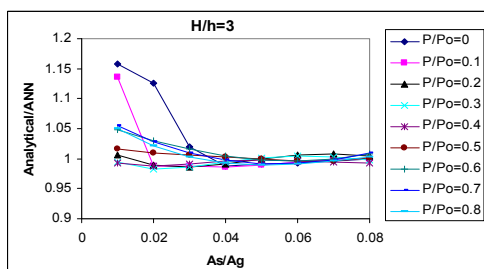
شکل ۱۲- تاثیر نسبت P/P_0 در طول مفصل پلاستیک با نسبت‌های مختلف A_g/A_{g_0}

$$\frac{Anl}{ANN} = 1.0071 e^{-0.0064 \left(\frac{P}{P_0} \right)} \quad (۱۲)$$

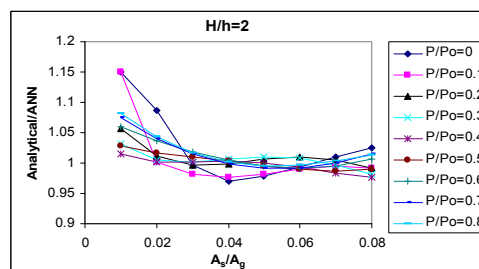
در شکل ۱۳ با ثابت نگه داشتن نسبت های H/h و P/P_0 تاثیر نسبت A_s/A_g در طول مفصل پلاستیک مورد بررسی قرار می گیرد.

با برازش مقادیر مربوط در شکل های ۱۱ و ۱۲ به ترتیب روابط زیر بدست می آیند:

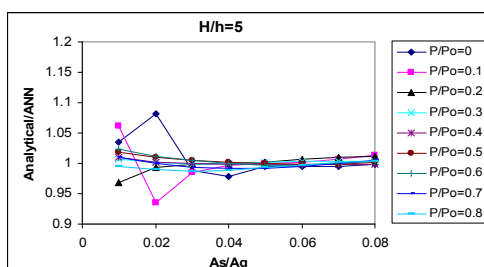
$$\frac{Anl}{ANN} = 1.008 e^{-0.0077 \left(\frac{P}{P_0} \right)} \quad (۱۱)$$



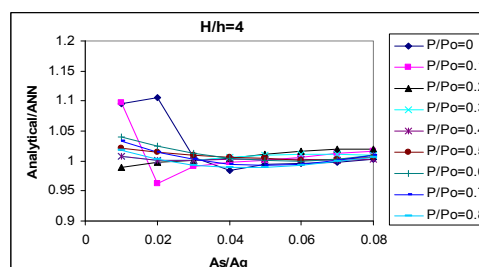
(ب)



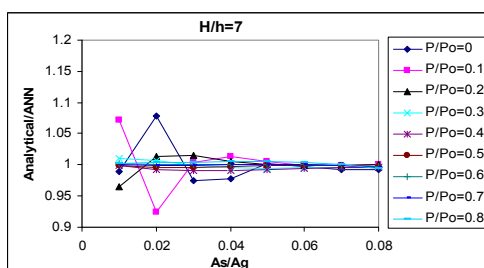
(الف)



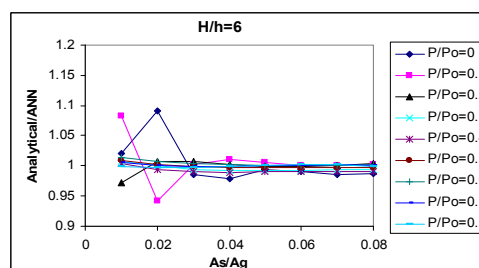
(د)



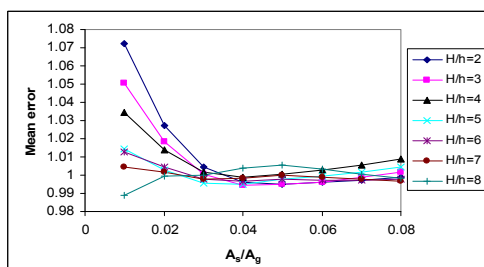
(ج)



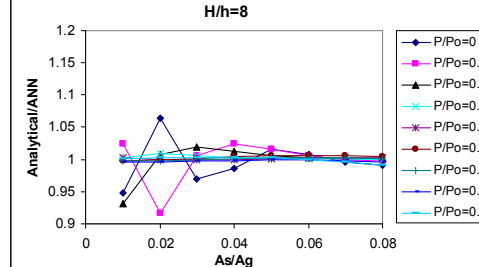
(ه)



(و)



(ح)



(ز)

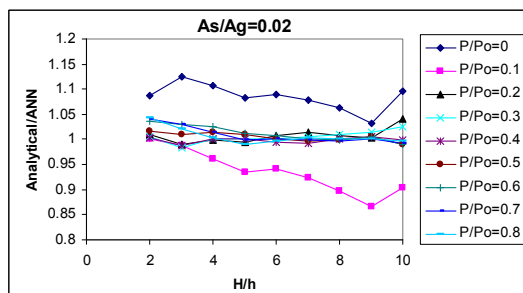
شکل ۱۳- تاثیر نسبت A_s/A_g در طول مفصل پلاستیک

$$\frac{Anl}{ANN} = 1.0157 e^{-0.2605 \left(\frac{A_s}{A_g} \right)} \quad (۱۳)$$

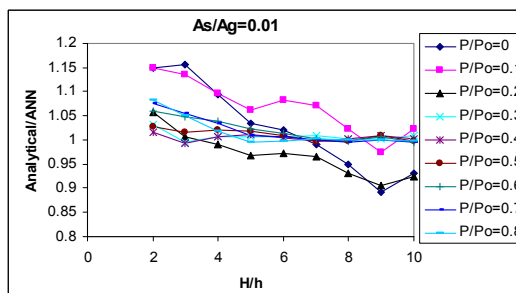
با برازش مقادیر مربوط در شکل ۱۳ رابطه زیر بدست می آید:

می‌گیرد (شکل ۱۴).

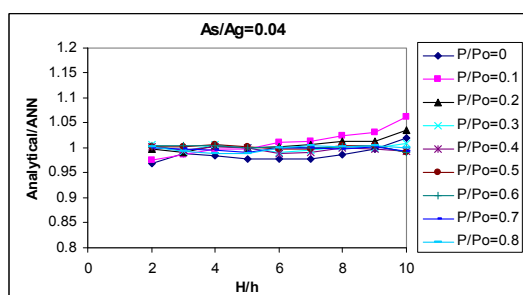
در انتها با ثابت نگه‌داشتن نسبت‌های P/P_0 و A_s/A_g تاثیر نسبت H/h در طول مفصل پلاستیک مورد بررسی قرار



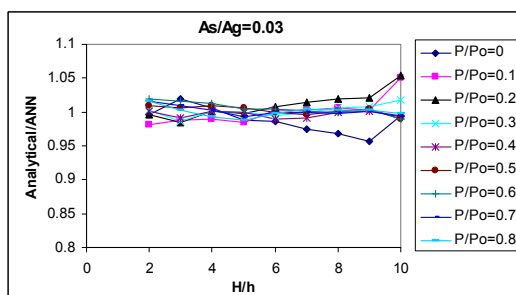
(ب)



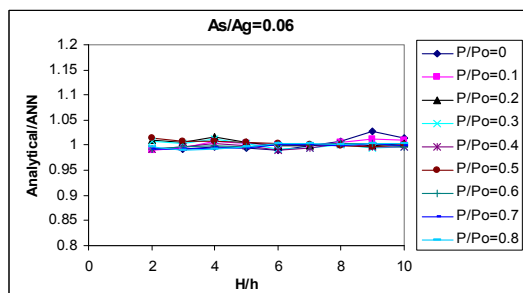
(الف)



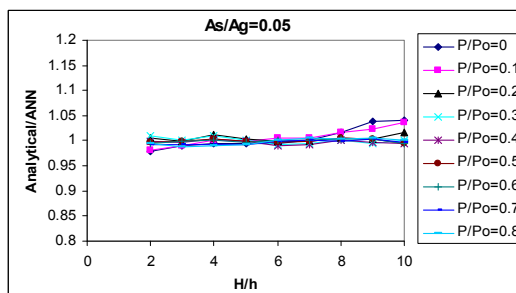
(د)



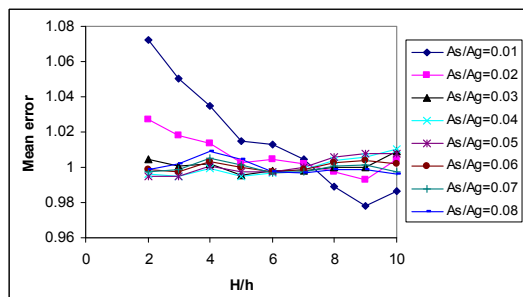
(ج)



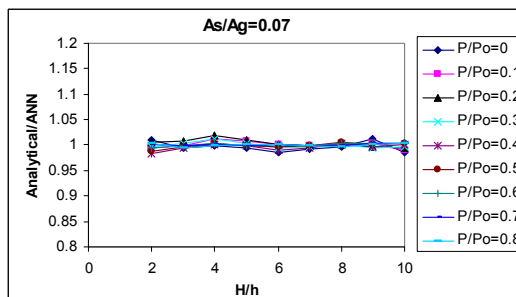
(و)



(ه)



(ح)



(ز)

شکل ۱۴- تاثیر نسبت H/h در طول مفصل پلاستیک

$$\frac{Anl}{ANN} = 1.0114 e^{-0.0014 \left(\frac{H}{h}\right)} \quad (۱۴)$$

با برازش مقادیر مربوط در شکل ۱۴ رابطه زیر بدست می‌آید:

پیش‌بینی شده توسط ANN طول مفصل پلاستیک واقعی (آزمایشگاهی) بدست می‌آید.

با ترکیب معادلات ۱۱ الی ۱۴ رابطه ۱۵ بدست می‌آید. با جای‌گذاری پارامترهای موجود در این رابطه و ضرب مقدار حاصل از این رابطه در مقدار طول مفصل پلاستیک

$$\frac{Anl}{ANN} = f\left(\frac{P}{P_0}\right) f\left(\frac{A_s}{A_g}\right) f\left(\frac{H}{h}\right) = 1.04285 e^{\left[-0.0141\left(\frac{P}{P_0}\right) - 0.2605\left(\frac{A_s}{A_g}\right) - 0.0014\left(\frac{H}{h}\right)\right]} \quad (15)$$

کلی و محلی بر حسب طول مفصل پلاستیک تعیین نماید.

خطاهایی که در طول روند یادگیری بوجود می‌آیند نشان‌دهنده میزان اختلاف بین مقادیر ورودی (آزمایشگاهی) و مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشند. با در نظر گرفتن خطاهای محاسبه‌شده و میزان تاثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر طول مفصل پلاستیک رابطه‌ای ارائه گردید که با استفاده از این رابطه مقادیر اصلی اندازه‌گیری شده برای طول مفصل پلاستیک بدست می‌آید. در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، هدف کاهش قابل ملاحظه زمان در فعالیت‌های تحلیل و طراحی می‌باشد. این مقاله امکان و پتانسیل استفاده از مدل‌های ANN در تعیین پاسخ ستون‌های بتن‌آرمه در مقیاس محلی را نشان داد. نتایج بدست‌آمده از آزمایشات ستون‌های بتن‌آرمه تایید نمودند که مدل‌های ANN طراحان را قادر می‌سازد تا پاسخ ستون‌ها در طول مراحل طراحی را به طور سریع پیش‌بینی نمایند.

۵- نتیجه‌گیری

شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور گسترده‌ای برای شبیه‌سازی رفتار پدیده‌های فیزیکی پیچیده قابل کاربرد در بسیاری از شاخه‌های علوم و مهندسی بکار می‌روند. با وجود این، در زمینه مهندسی سازه کاربردهای تقریباً کمی صورت گرفته است. در این مقاله، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شد و تخمین‌های آن‌ها با نتایج بدست‌آمده از تحلیل‌های عددی مقایسه گردید. به منظور پیش‌بینی طول مفصل پلاستیک ستون‌های بتن‌آرمه نتایج حاصل از ۱۵۰ آزمایش بر روی ستون‌های بتن‌آرمه مورد استفاده قرار گرفتند. مدل شبکه عصبی پیشنهادی با گروهی از داده‌ها کنترل شدند که در روند آموزش مورد استفاده قرار نگرفته بودند. نتایج ارزیابی نشان دادند که مدل ANN پیشنهادی می‌تواند به طور موفقیت‌آمیزی پاسخ ستون‌های بتن‌آرمه را در مقیاس

مراجع

- [1] Baker, A.L.L. (1956). "Ultimate load theory applied to the design of reinforced and prestressed concrete frames". Concrete Publications Ltd., London, UK.
- [2] Baker, A.L.L., Amarakone, A.M.N. (1964). "Inelastic hyperstatic frame analysis". Flexural Mechanics of Reinforced Concrete, SP-12-04, American Concrete Institute, Farmington Hills, MI, pp. 85-142.
- [3] Mattock, A.H. (1964). "Rotational capacity of hinging regions in reinforced concrete beams". Flexural Mechanics of Reinforced Concrete, SP-12, American Concrete Institute, Farmington Hills, MI, pp. 143-181.
- [4] Corley, W.G. (1966). "Rotational capacity of reinforced concrete beams". Journal of the Structural Division, ASCE, Vol. 92, No. 5, pp. 121-146.

- [5] Mattock, A.H. (1967). "(Discussion of) Rotational capacity of hinging regions in reinforced concrete beams". *Journal of the Structural Division, ASCE*, Vol. 93, No. 2, pp. 519-522.
- [6] Park, R., Priestley, M.J.N., Gill, W.D. (1982). "Ductility of square-confined concrete columns". *Journal of Structural Division, ASCE*, Vol. 108, No. 4, pp. 929-950.
- [7] Priestley, M.J.N., Park, R. (1987). "Strength and ductility of concrete bridge columns under seismic loading". *ACI Structural Journal*, Vol. 84, No. 1, pp. 61-76.
- [8] Paulay, T., Priestley, M.J.N. (1992). "Seismic design of reinforced concrete and masonry buildings". John Wiley and Sons, New York.
- [9] Sheikh, S.A., Houry, S.S. (1993). "Confined concrete columns with stubs". *ACI Structural Journal*, Vol. 90, No. 4, pp. 414-431.
- [10] Sheikh, S.A., Shah, D.V., Houry, S.S. (1994). "Confinement of high-strength concrete columns". *ACI Structural Journal*, Vol. 91, No. 1, pp. 100-111.
- [11] Bayrak, O., Sheikh, S.A. (1998). "Confinement reinforcement design considerations for ductile HSC columns". *Journal of Structural Engineering, ASCE*, Vol. 124, No. 9, pp. 999-1010.
- [12] Phan, M.P., Lehman, D.E., Lowes, L.N. (2008). "Lumped-plasticity models for performance simulation of bridge columns". *ACI Structural Journal*, Vol. 105, No. 3, pp. 270-279.
- [13] Mendis, P. (2001). "Plastic hinge lengths of normal and high-strength concrete in flexure". *Advances in Structural Engineering*, Vol. 4, No. 4, pp. 189-195.
- [14] Atalay, M. B., Penzien, J. (1975). "The Seismic Behavior of Critical Regions of Reinforced Concrete Components as Influenced by Moment". *Shear and Axial Force*, Report No. EERC 75-19, University of California at Berkeley, Berkeley, CA.
- [15] Bae, S., Bayrak, O. (2008). "Plastic Hinge Length of Reinforced Concrete Columns". *ACI Structural Journal*, Vol. 105, No. 3, pp. 290-300.
- [16] Beer, M. Spanos, P.D. (2009). "A neural network approach for simulating stationary stochastic processes". *Structural Engineering and Mechanics*, Vol. 32, No. 1, pp. 71-94.