

شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن: پس انتشار خطا و شبکه‌المان

زهرا سبحانی

دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، دانشکده تحصیلات تکمیلی، گروه مهندسی برق، دانشجوی کارشناس ارشد

جعفر سبحانی

عضو هیات علمی مرکز تحقیقات ساختمان و مسکن، دکتری مهندسی عمران

sobhani@bhrc.ac.ir

منصور شیخان

عضو هیات علمی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، دانشکده تحصیلات تکمیلی، گروه مهندسی برق، دکتری مهندسی برق

چکیده

در سال‌های اخیر، شبکه‌های عصبی مصنوعی کاربردهای بسیار زیادی در علوم مختلف مهندسی، از جمله مهندسی عمران پیدا نموده است. در این مقاله از دو نوع شبکه عصبی مصنوعی با سه ساختار مختلف، برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن استفاده شده است. در این مطالعه، نوع جدیدی از شبکه‌های عصبی مصنوعی، به نام شبکه عصبی بازگشتی المان (Recurrent Elman Networks) معرفی شده و مقاومت نمونه‌های بتنی با استفاده از این شبکه‌ها پیش‌بینی شده است. همچنین در این مقاله، نتایج شبیه‌سازی با شبکه عصبی المان، با شبکه عصبی استاندارد پس انتشار خطا (Standard BP Networks) مقایسه شده است. نتایج پیش‌بینی نشان داد که شبکه عصبی المان دو لایه با تعداد نرون به ترتیب ۵ و ۳ نرون در لایه اول و دوم، بهترین قابلیت را برای تعمیم نتایج (یعنی قابلیت پیش‌بینی نمونه‌های آموزش ندیده) داشته و شبکه عصبی دو لایه پس انتشار استاندارد با تعداد نرون‌های به ترتیب ۸ و ۵ نرون در لایه اول و دوم، مناسبترین شبکه برای تخمین مقاومت فشاری نمونه‌های بتنی (پیش‌بینی مقاومت نمونه‌های آموزش دیده) می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم پس انتشار خطا، برگشتی المان، مقاومت فشاری بتن

۱- مقدمه

با معرفی شبکه‌های عصبی مصنوعی، دورنمای جدیدی از علوم و فناوری در برابر مهندسی علوم کاربردی ایجاد شده است. مسائلی که تا قبل از معرفی این علم به طرق سنتی با دشواری‌های فراوانی مواجه بوده است، با استفاده از این روش با دقت و سادگی زیادی قابل حل شده است. پیش‌بینی رفتار مصالح، تخمین عملکرد سازه‌ها، شناسایی دست نوشته، شناسایی الگو، خوشه بندی اطلاعات، تخمین سری‌های زمانی، پیش‌بینی وضعیت آب و هوا، هدایت ماهواره، مسیریابی، کنترل ربات‌ها و مواردی بسیار از این دست مسائلی بودند که سالها مهندسی با آنها دسته و پنجه نرم کرده و مشکلات بسیاری در تحلیل و ارزیابی آنها داشته‌اند که با استفاده از این تکنولوژی با سهولت بیشتری قابل حل شده است.

۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی سیستم‌های پردازش موازی اطلاعات هستند که ویژگی‌های خاصی از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی را در بر دارند. در ساخت این سیستم سعی می‌شود که با الگوبرداری از خصوصیات منحصر به فرد مغز انسان در پردازش سریع اطلاعات مدلی ریاضی از طرز یادگیری و نحوه استنتاج انسان در قالب یک ساختار شبکه‌ای ارائه گردد. یک شبکه عصبی از تعداد زیادی واحد پردازنده ساده تشکیل شده است که نرون، نامیده می‌شود. هر نرون به نرون دیگر توسط یک خط ارتباطی وصل شده است که غالباً دارای وزن قابل تنظیمی است. این وزنها حاوی اطلاعاتی از شبکه می‌باشد که برای حل مسئله لازم است. امروزه شبکه‌های عصبی، در زمینه‌های مختلف مهندسی کاربرد بسیار زیادی پیدا کرده است. از جمله کاربردهای شبکه‌های عصبی در مهندسی عمران، می‌توان به استفاده از آن در تکنولوژی بتن و پیش‌بینی خواص مختلف آن اشاره کرد [۷-۱].

در این مقاله، برای پیش بینی مقاومت فشاری بتن از دو نوع شبکه عصبی چند لایه استفاده خواهد شد. در این مطالعه، شبکه عصبی جدیدی تحت عنوان شبکه برگشتی المان^۱ معرفی شده است. و برای پیش‌بینی مقاومت بتن پیشنهاد شده و با شبکه پس انتشار خطای استاندارد مقایسه شده است.

۳- شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی استاندارد

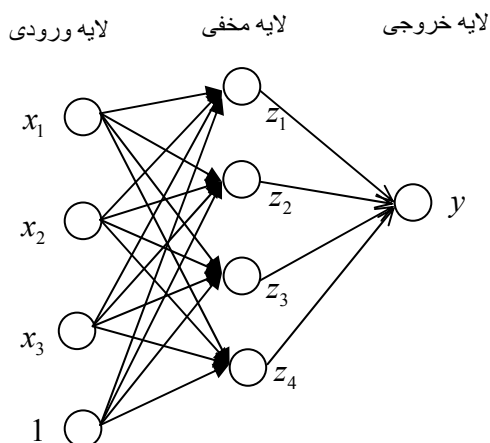
یکی از دلایل عمده عدم توجه به شبکه‌های عصبی در محدوده سال ۱۹۷۰ میلادی به واسطه محدودیت‌های موجود در شبکه‌های عصبی تک لایه بود. پیدایش شبکه‌های عصبی چند لایه توسط هینتن، ویلیانرو و روملهارت در سال ۱۹۸۶ میلادی و مک کلاند و روملهارت در سال ۱۹۸۸ نقش مهمی در احیای شبکه‌های عصبی برای حل محدوده وسیعی از مسائل ایفا کرد. شبکه عصبی ارائه شده بر اساس روش کاهش گرادیان به مانند یک بهینه ساز عمل نموده و مجموع مجذورات خطا در نرون‌های خروجی شبکه را به حداقل می‌رساند. در بیان ساده این قانون آموزشی یک روش کاهش گرادیان برای مینیم کردن مجموع خطاهای خروجی محاسبه شده توسط شبکه می‌باشد.

آموزش شبکه به روش پس انتشار خطا شامل ۳ مرحله است: ارائه نمونه‌های آموزشی در واحدهای ورودی و خروجی و حرکت رو به جلو در شبکه، محاسبات و پس انتشار خطای متناظر و نهایتاً مرحله تنظیم وزنها. بعد از آموزش شبکه، استفاده از شبکه به عنوان نگاشت گر شامل محاسبات فاز اول که همان ارائه نمونه به شبکه و محاسبه خروجی مربوطه با توجه به وزن اتصالات و توابع تحریک است می‌باشد. حتی اگر چنانچه آموزش شبکه کند باشد، یک شبکه آموزش یافته قادر است خروجی شبکه را در زمان بسیار کوتاهی محاسبه کند. اگر چه شبکه عصبی تک لایه در فراگیری نگاشت‌های غیر خطی ضعیف عمل می‌کند، یک شبکه چند لایه (با یک یا چند لایه پنهان) قادر به یادگیری هر نگاشت پیوسته با هر دقت دلخواه می‌باشد.

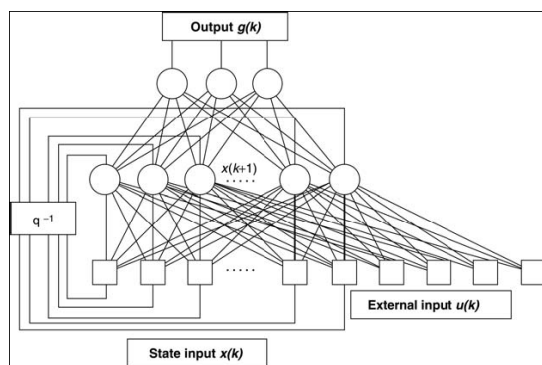
۳-۱- ساختار شبکه پس از انتشار خطا

در شکل (۱)، یک شبکه عصبی چند لایه با یک لایه مخفی نشان داده شده است. واحدهای ورودی (واحدهای Y) و واحدهای مخفی ممکن است دارای بایاس نیز باشند این بایاسها مانند وزنهایی عمل می‌کنند که خروجی آن همیشه ۱ است. در شکل تنها مسیر جریان اطلاعات از ورودی به خروجی نشان داده شده است ولی در مرحله پس انتشار، سیگنالهایی در جهت معکوس ارسال می‌گردد [۷،۸].

مفهوم در لایه مخفی می‌باشد. در حقیقت از آنجا که مقایسه میان خروجی لایه مخفی و مقادیر مطلوب خروجی امکان‌پذیر نمی‌باشد، نمی‌توان این خروجی را به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفت. شکل (۲) ساختار شبکه برگشتی المان را نشان می‌دهد [۹].



شکل ۱- ساختار شبکه پس انتشار خطا با یک لایه مخفی



شکل ۲- دیاگرام شبکه برگشتی المان [۹]

شبکه المان شکل (۱) شبکه‌ای با یک لایه مخفی می‌باشد. خروجی‌های نرون‌های لایه مخفی با تأخیر زمانی به واحدهایی از شبکه بازمی‌گردند که به این واحدها، واحدهای مفهومی می‌گویند. در واقع این واحدها به عنوان ورودی‌هایی برای شبکه المان محسوب می‌شوند. خروجی شبکه تابع غیر خطی از ورودی خارجی شبکه در آن گام، و خروجی واحدهای مخفی در گام قبلی می‌باشد. ضرایب وزن بر روی اتصالات برگشتی از لایه مخفی به واحدهای مفهومی مقدار ثابتی داشته و پردازش

الگوریتمی که در بخش بعد ارائه می‌شود، برای یک شبکه پس انتشار خطا با یک لایه مخفی ارائه شده است که برای بسیاری از کاربردها کافی است لیکن در این مقاله از شبکه عصبی دو لایه استفاده شده است که می‌توان الگوریتم ارائه شده در این مقاله را براحتی به حالت دو لایه تعمیم داد.

۲-۳- الگوریتم

همانطوریکه اخیراً ذکر شد، آموزش یک شبکه توسط الگوریتم پس انتشار شامل سه گام است: ۱- پیش خورد (حرکت رو به جلو) نمونه‌های آموزشی ۲- پس انتشار خطای متناظر نمونه ۳- تنظیم وزنها.

در جریان حرکت رو به جلو، هر واحد ورودی (X_i) یک سیگنال ورودی دریافت و این سیگنال را به هر یک از واحدهای Z_j ارسال می‌دارد. سپس هر واحد لایه مخفی، تحریک مربوطه را محاسبه کرده و سیگنال Z_j را به هر کدام از واحدهای خروجی می‌فرستد. هر واحد خروجی Y_k برای تشکیل پاسخ شبکه به ورودی ارائه شده به شبکه، تحریک مربوطه (Y_k) را محاسبه می‌کند. در طی آموزش، هر واحد خروجی تحریک محاسبه شده (Y_k) را با مقدار هدف t_k مقایسه می‌کند تا مقدار خطای حاصله را برای واحد مربوطه بدست بیاورد. بر اساس این خطا، فاکتور $\delta_k (1, \dots, m)$ محاسبه می‌شود. δ_k برای پخش خطای خروجی در جهت عقب به تمام واحدهای لایه قبلی بکار می‌رود. همچنین این فاکتور برای اصلاح وزن اتصالات شبکه در لایه خروجی استفاده می‌شود. بطریق مشابه فاکتور $\delta_j (j = 1, \dots, p)$ برای هر واحد مخفی Z_j محاسبه می‌شود [۸].

۴- شبکه بازگشتی المان

شبکه المان یک شبکه عصبی چند لایه می‌باشد. این شبکه در اواخر دهه ۸۰ میلادی برای تحلیل مسائل بازشناسی گفتار پیشنهاد شده است. توجه داشته باشید که در این زمینه در مقایسه با مدل‌سازی سیستم‌های فیزیکی، عموماً نمی‌توان معادله دیفرانسیلی یا یک قاعده کلی تعیین کرد. مدل‌های مارکوف علی رغم پیچیدگی، ابزار مناسبی در تحلیل گفتار مطرح می‌باشد. در واقع شبکه المان از ایده مارکوف الهام گرفته و هدف آنها نمایش

و مقاومت این بتن ها مورد پیش بینی واقع می شود. حقیقت آنست که این مدلها چندان دقیق نبوده و عملاً قابل اعتماد نیستند. بنابراین مهندسین عمران همواره به فکر ساختن مدل‌های ریاضی بهتر و قابل اعتمادتر هستند. با این تفاسیر هدف از این مقاله ارائه یک مدل عصبی برای کمک به مهندسین عمران برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن با دقت بیشتر و قابلیت اعتماد بیشتر است. شکل (۴) روند پیش‌بینی مقاومت بتن با شبکه‌های عصبی را نشان می‌دهد.

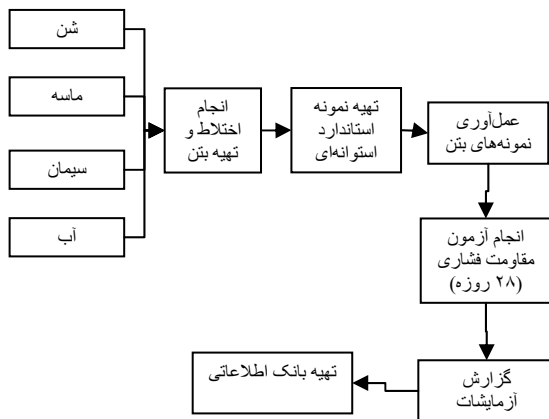
۵- تعریف مسئله

۵-۱- مقاومت فشاری بتن

بتن مهمترین مصالح ساختمانی است که بیشترین کاربرد را در ساخت سازه‌های مختلف از جمله ساختمانهای مسکونی، سازه‌های زیربنایی مانند پل، سد، راه، ابنیه، اسکله، بند و سایر سازه‌ها دارد. بطور کلی بتن از ترکیب سیمان با آب و سنگدانه‌های درشت و ریز که در عمل به آنها شن و ماسه اطلاق می‌شود، ساخته می‌شود. تعیین مقدار و وزن هر کدام از این مصالح که برای ساخت یک بتن برای کسب مقاومت مشخصه تحت عنوان طرح اختلاط بتن مطرح است. در اینجا منظور از مقاومت مشخصه، مقاومت فشاری یک طرح اختلاط بتن است که در سن ۲۸ روزه در شرایط عمل‌آوری مرطوب بدست آمده است. برای تعیین و اندازه‌گیری مقاومت بتن نمونه‌هایی با ابعاد استاندارد که غالباً به دو صورت مکعب مستطیلی و یا استوانه‌ای شکل هستند از بتن تهیه و پس از ۲۸ روز عمل‌آوری با استفاده از یک دستگاه پرس فشاری در آزمایشگاههای بتن شکسته شده و مقاومت آن بدین ترتیب اندازه‌گیری می‌شود.

۵-۳- نمونه‌های آزمایشگاهی بتن مقاومت فشاری ۲۸ روزه

نتایج آزمایشگاهی نمونه های بتن از آزمایشگاه‌های مختلف مهندسی جمع آوری شده است. این آزمایشات شامل مخلوط‌های بتنی ساخته شده از شن، ماسه، سیمان و آب می‌باشد. با اختلاط این مواد بتن بدست آمده و نمونه‌های استوانه‌ای استاندارد از این مخلوطها استخراج و در آزمایشگاههای مهندسی مورد آزمایش فشاری قرار گرفته است. در مجموع ۳۹۱ نمونه آزمایش فشاری بتن از آزمایشگاهها جمع آوری و در این مطالعه از آنها استفاده می‌شود. روند انجام آزمایشات در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل ۳- روند انجام آزمایشات و تهیه بانک اطلاعاتی

۵-۲- روشهای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن

در عمل روش قابل اعتماد و دقیقی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن وجود ندارد. بطور مرسوم مهندسین از روشهای رگرسیون برای ارزیابی مقاومت فشاری بتن استفاده می‌نمایند. روش کار بدین صورت است که برای یک طرح اختلاط بتن تعدادی نمونه آزمایشگاهی ساخته شده و در آزمایشگاه بتن، این نمونه‌ها شکسته شده و سپس یک مدل رگرسیون غیر خطی بر نتایج این آزمایشات برازش می‌شود. با در دست داشتن این مدل، یک ارزیابی از مقاومت فشاری نمونه‌های جدیدتری که قرار است در عمل در خود سازه مورد استفاده قرار گیرد بدست آمده

۵-۴- طراحی شبکه عصبی برای تعیین مقاومت فشاری بتن

آنچه مسلم است بر حسب طبیعت مسئله سیستم عصبی که برای تخمین مقاومت بتن طراحی خواهد شد شامل ۴ ورودی و

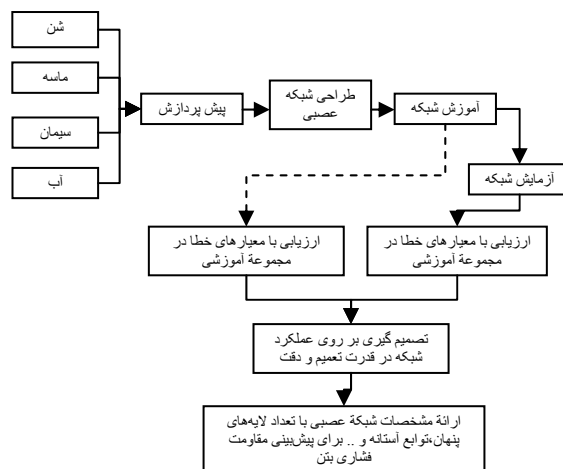
در صورتی که ورودی های بزرگی را به شبکه ارائه کنیم، حتی با وجود وزنه های کوچک در شبکه جمع ورودیهای وزندار به سلول عصبی لایه بعد، بزرگ خواهد شد و مشکل عدم آموزش^۲ رخ خواهد داد. بنابراین، در این داده های مربوط به چهار ورودی سیستم عصبی باید در محدوده ای مشخص بر اساس تابع آستانه^۳ مربوط نرمالیزه شود از آنجاییکه مقادیر مربوط به مقاومت فشاری بتن شامل شن، ماسه، مقدار سیمان و نسبت آب به سیمان می باشد بنابراین دامنه نرمالیزاسیون می تواند مقادیر بین (۰/۱ و ۱) را شامل شود.

برای نرمالیزاسیون می توان از روش خطی یا روش غیر خطی استفاده کرد. اما در این مقاله روش خطی مطابق رابطه زیر استفاده شده است:

$$inp_{inormal} = \frac{inp_i}{\max(inp_i)} \quad (1)$$

که در این رابطه، $inp_{inormal}$ مقدار نرمال شده ورودی i ام و inp_i ورودی i ام خام و $\max(inp_i)$ مقدار حداکثر ورودی های i ام بردار ورودی می باشد.

یک خروجی است. بدین ترتیب هدف پیدا نمودن تعداد لایه های پنهان شبکه، توابع آموزشی، ضرایب و وزنه های اتصالات شبکه برای تعیین مناسب مقاومت بتن بر اساس معیارهای خطا می باشد.



شکل ۴- روند پیش بینی مقاومت بتن با شبکه های عصبی

۵-۵- پیش پردازش بر روی داده های جمع آوری شده

جدول ۱- مقادیر حداقل و حداکثر ورودی ها و مقادیر نرمال شده

نسبت آب به سیمان		سیمان		ماسه		شن	
حد اکثر	حداقل	حد اکثر	حداقل	حد اکثر	حداقل	حد اکثر	حداقل
۰/۷۶۸۹	۰/۱۶۱۵۵	۶۹۴/۱	۲۵۰	۱۲۹۸	۱۲/۴*	۱۴۴۳	۳۹۵
۱	۰/۲۱۰۰	۱	۰/۳۶۰۱	۱	۰/۰۰۹۵	۱	۰/۲۷۳۷

برای ایجاد خطای عمدی.

از بین ۳۹۰ داده در بانک اطلاعاتی، ۳۱۵ نمونه آزمایشگاهی و به عبارت دیگر حدود ۸۰/۱ درصد از کل داده های ورودی را بصورت تصادفی از بانک اطلاعاتی جدا و برای آموزش شبکه اختصاص می دهیم. مابقی این نمونه ها (۷۵ نمونه) را برای امتحان شبکه^۳ تعلیم یافته استفاده خواهیم نمود. البته تعداد بسیار اندکی نمونه بصورت خطای عمدی برای بهبود آموزش شبکه به داده های آموزشی اضافه شده است.

با انجام چنین نگاشتی، حاصل عددی بین ۱ و $\min(inp_i)$ خواهد بود. با اعمال این رابطه بر روی ورودیهای شبکه، تبدیلیاتی مطابق جدول (۱) حاصل می شود. توجه شود که برای آموزش شبکه تعدادی طرح اختلاط نادرست نیز توسط شبکه به همراه داده های واقعی استفاده شده است تا شبکه توانایی تعمیم^۳ مناسبی نیز داشته باشد.

۵-۶- انتخاب داده های آموزشی و آزمایشی

^۱ تحقیقات بتن شماره دوم/

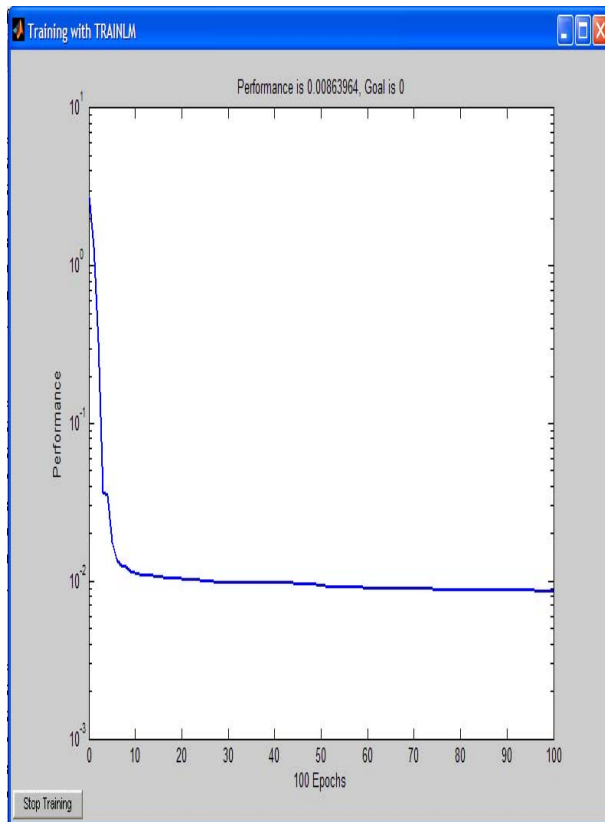
و جداولی به تدریج برای هر کدام از این سه تیپ ارائه خواهد شد.

جدول ۲- دامنه بردار ورودی و خروجی نرمالیزه شده

نوع ورودی	حداکثر	حداقل
شن	۱/۰۰۰	۰/۲۷۳۷
ماسه	۱/۰۰۰	۰/۰۰۹۶
سیمان	۱/۰۰۰	۰/۳۶۰۲
نسبت آب به سیمان	۰/۹۱۰۴	۰/۲۱۰۱
مقاومت فشاری بتن	۱/۰۰۰	۰/۱۹۸۵

۶- پیش بینی بروش پس انتشار خطا (BP)

سه تیپ شبکه عصبی پس انتشار خطا و مشخصات آنها در جدول (۳) ارائه شده است. مشخصات این شبکه ها بر اساس شکل زیر می باشد.



شکل ۵- فرآیند آموزش شبکه BPNNTL1 و پایش مقدار MSE در اپوک های مختلف

۶-۱- ارزیابی شبکه BPNNTL1

در شکل های (۵) تا (۹)، بترتیب فرآیند آموزش شبکه BPNNTL1 و پایش مقدار MSE در اپوک های مختلف (منظور یک دور آموزش کامل شبکه)، مقایسه فرآیند آموزش شبکه BPNNTL1 با داده های تجربی ($MSE=0.0123$)، فرآیند مقایسه آموزش شبکه BPNNTL1 با داده های آزمایشگاهی، فرآیند آزمایش شبکه BPNNTL1 و مقایسه خروجی شبکه BPNNTL1 با داده های واقعی نشان داده شده است ($MSE=0.0160$).

۵-۷- آموزش شبکه

فرمت زوج مرتب برای آموزش شبکه بصورت مقاومت فشاری بتن، نسبت آب به سیمان، مقدار سیمان، مقدار ماسه، مقدار شن می باشد. دامنه بردار ورودی بر اساس جدول (۲) می باشد.

۵-۸- آزمایش شبکه

در این مقاله از برنامه Matlab و الگوریتم های ساخت یافته در آن برای شبیه سازی شبکه عصبی استفاده می شود. در این مطالعه از دو الگوریتم آموزشی شامل، Elman-BF و BP استفاده خواهد شد. در ادامه جزئیات این دو روش ارائه می شود.

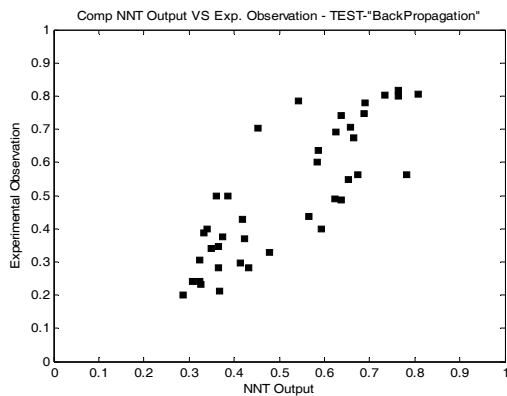
جدول ۳- مشخصات شبکه ها عصبی پس انتشار خطا: (تابع

تحریک لوگ سیگموئید و خطی)

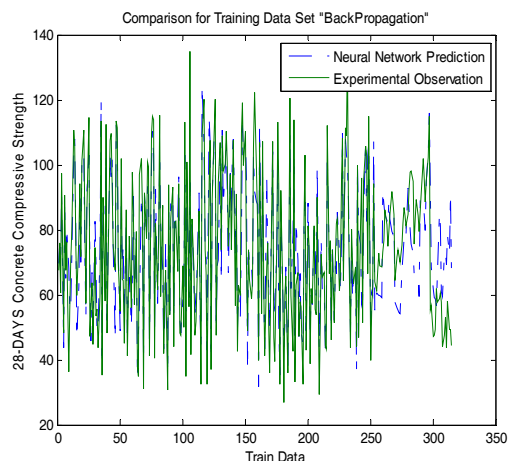
نام شبکه	الگوریتم آموزشی	تعداد لایه مخفی		تعداد نرون در لایه
		اول	دوم	
BPNNTL1	BP	۲	۳	۳
BPNNTL2		۲	۵	۳
BPNNTL3		۲	۸	۵

۵-۹- تحلیل و مقایسه نتایج

بطور کلی از سه تیپ شبکه عصبی برای انجام تحلیل های عصبی بهره گرفته شده است. بدین معنی که سه تیپ شبکه عصبی پس انتشار خطا، سه تیپ شبکه عصبی Elman استفاده خواهد شد. نتایج این تحلیل ها طی نمودارها



شکل ۹- مقایسه خروجی شبکه BPNNTL1 با داده‌های واقعی

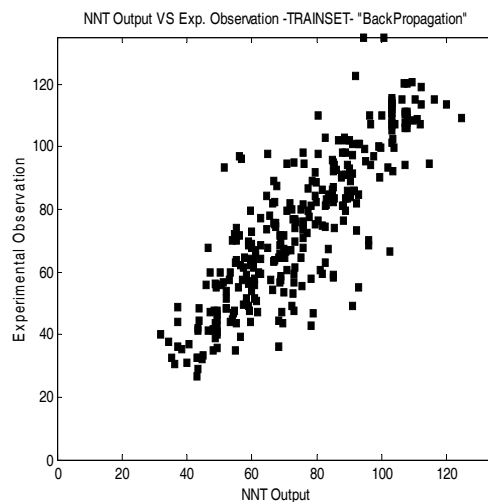


شکل ۶- مقایسه فرآیند آموزش شبکه BPNNTL1 با داده‌های تجربی

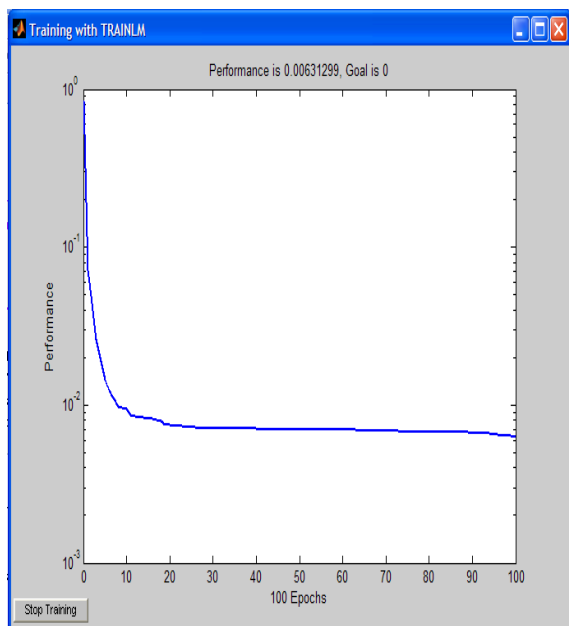
در جدول (۴) مقادیر عملکرد شبکه بر اساس سه معیار متوسط مربعات خطا، مجذور مربعات خطا و ضریب همبستگی نشان داده شده است.

جدول ۴- عملکرد شبکه BPNNTL1: آموزشی و آزمایشی

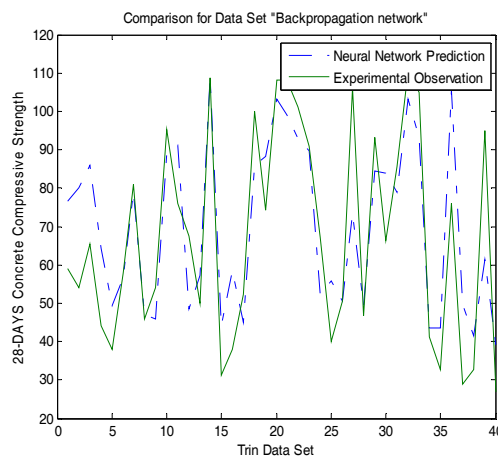
BPNNTL1			شبکه
RMS	MSE	CF	معیار
۰/۱۱۰۸	۰/۰۱۲۳	۰/۷۷۷۴	آموزشی
۰/۱۲۶۶	۰/۰۱۶۰	۰/۷۷۴۵	آزمایشی



شکل ۷- فرآیند مقایسه آموزش شبکه BPNNTL1 با داده‌های آزمایشگاهی



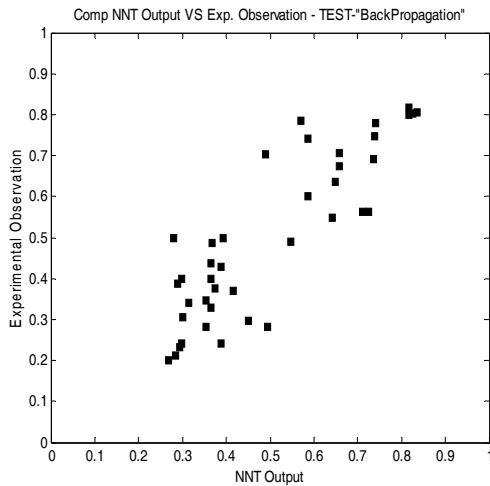
شکل ۱۰- فرآیند آموزش شبکه BPNNTL2 و پایش مقدار MSE در اپوک‌های مختلف



شکل ۸- فرآیند آزمایش شبکه BPNNTL1

۲-۶- ارزیابی شبکه BPNNTL2

در شکل های (۱۰) تا (۱۴)، بترتیب فرآیند آموزش شبکه BPNNTL2 و پایش مقدار MSE در اپوک های مختلف، مقایسه فرآیند آموزش شبکه BPNNTL2 با داده های تجربی داده های آزمایشگاهی، فرآیند مقایسه آموزش شبکه BPNNTL2 با مقایسه خروجی شبکه BPNNTL2 با داده های واقعی نشان داده شده است ($MSE=0/01280$).



شکل ۱۴- مقایسه خروجی شبکه BPNNTL2 با داده های واقعی

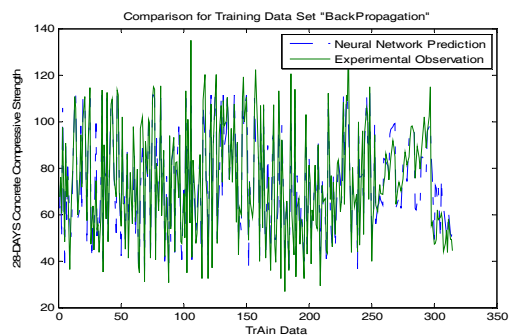
جدول ۵- عملکرد شبکه BPNNTL2: آموزشی و آزمایشی

BPNNTL2			شبكة
RMS	MSE	CF	معیار
0/0810	0/0066	0/8880	آموزشی
0/1133	0/0128	0/8289	آزمایشی

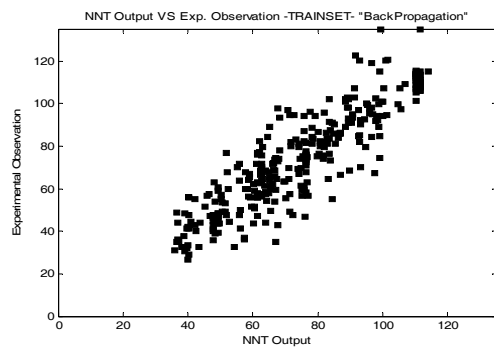
در جدول (۵) مقادیر عملکرد شبکه بر اساس سه معیار متوسط مربعات خطا، مجذور مربعات خطا و ضریب همبستگی نشان داده شده است.

۳-۶- ارزیابی شبکه BPNNTL3

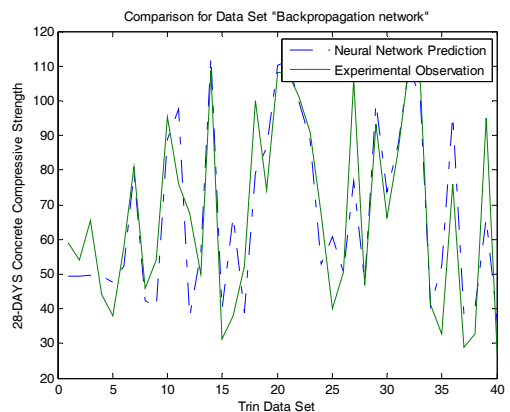
در شکل های (۱۵) تا (۱۹)، بترتیب فرآیند آموزش شبکه BPNNTL3 و پایش مقدار MSE در اپوک های مختلف، مقایسه فرآیند آموزش شبکه BPNNTL3 با داده های تجربی، فرآیند مقایسه آموزش شبکه BPNNTL3 با داده های آزمایشگاهی ($MSE=0/0028$)، فرآیند آزمایش شبکه BPNNTL3 و مقایسه خروجی شبکه BPNNTL3 با داده های واقعی نشان داده شده است ($MSE=0/0812$). نتایج نشان داده شده حاکی از عملکرد مناسب شبکه در پیش بینی و همچنین تعمیم می باشد.



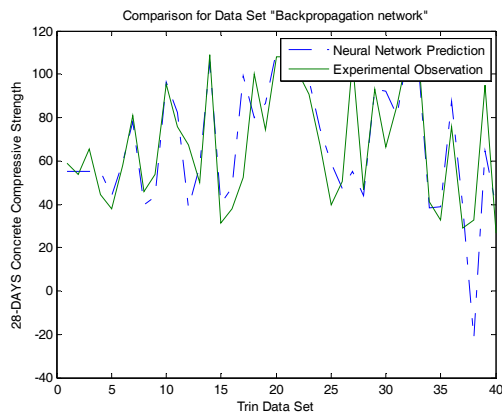
شکل ۱۱- مقایسه فرآیند آموزش شبکه BPNNTL2 با داده های تجربی



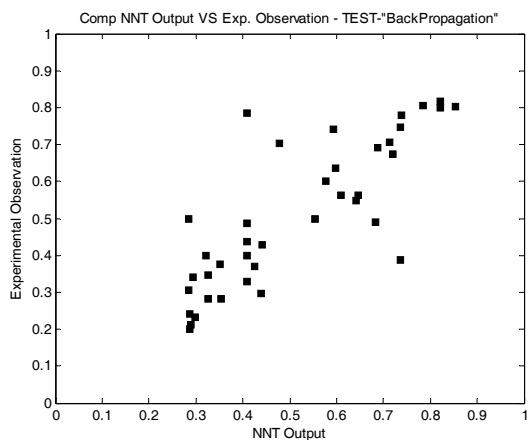
شکل ۱۲- فرآیند مقایسه آموزش شبکه BPNNTL2 با داده های آزمایشگاهی



شکل ۱۳- فرآیند آزمایش شبکه BPNNTL2



شکل ۱۸- آزمایش شبکه BPNNTL3



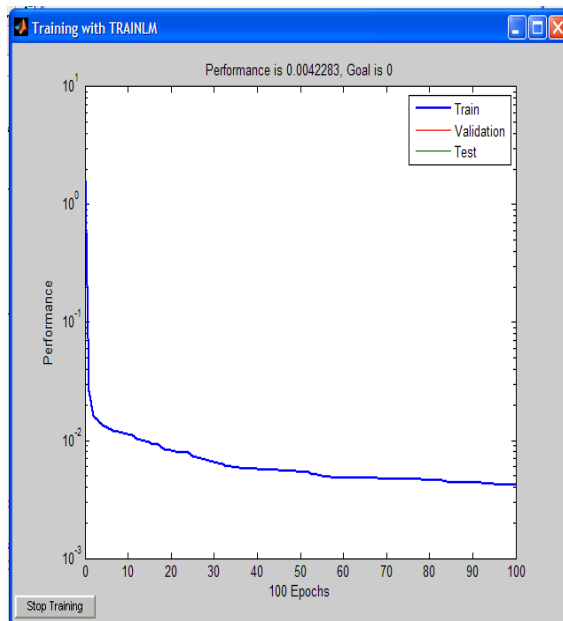
شکل ۱۹- مقایسه خروجی شبکه BPNNTL3 با داده‌های واقعی در جدول (۶) مقادیر عملکرد شبکه بر اساس سه معیار متوسط مربعات خطا، مجذور مربعات خطا و ضریب همبستگی نشان داده شده است.

جدول ۶- عملکرد شبکه BPNNTL3: آموزشی و آزمایشی

BPNNTL3			شبکه
RMS	MSE	CF	معیار
۰/۰۵۳۲	۰/۰۰۲۸	۰/۹۵۳۳	آموزشی
۰/۲۸۵۰	۰/۰۸۱۲	۰/۵۵۵۸	آزمایشی

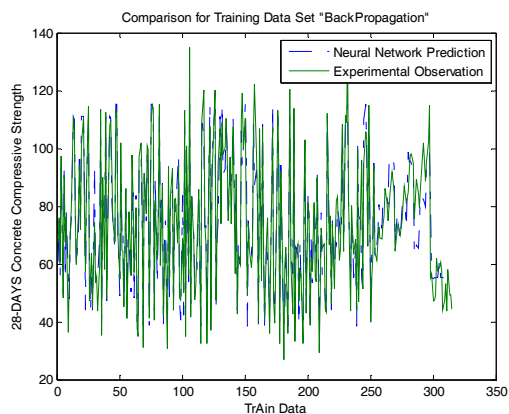
۷- پیش‌بینی بروش پس انتشار خطای المان

سه تیپ شبکه عصبی پس انتشار خطای المان و مشخصات آنها در جدول (۷) ارائه شده است. مشخصات این شبکه‌ها بر اساس شکل زیر می‌باشد.



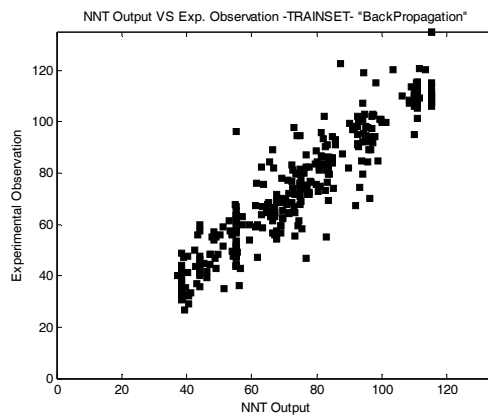
شکل ۱۵- فرآیند آموزش شبکه BPNNTL3 و پایش مقدار MSE

در اپوک‌های مختلف



شکل ۱۶- مقایسه فرآیند آموزش شبکه BPNNTL3 با داده‌های

تجربی

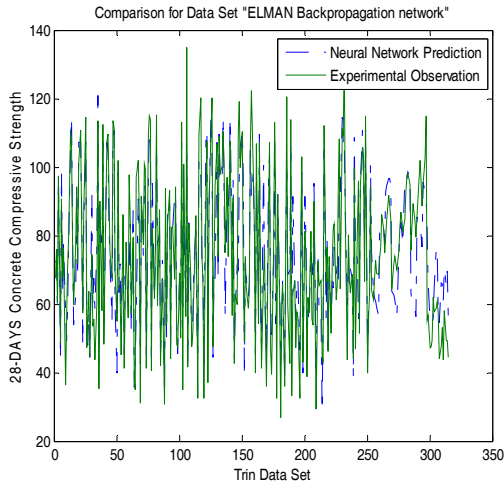


شکل ۱۷- مقایسه آموزش شبکه BPNNTL3 با داده‌های

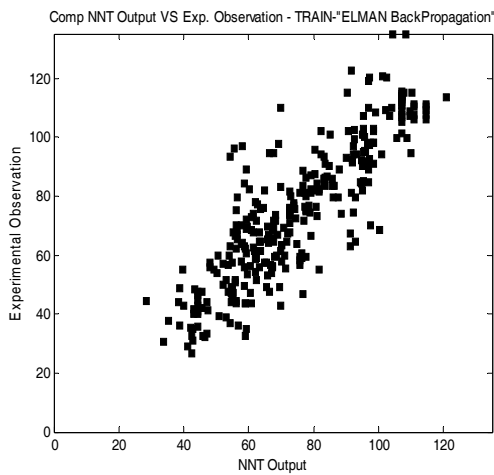
آزمایشگاهی

جدول ۷- مشخصات شبکه‌ها عصبی پس انتشار خطا المان (تابع تحریک لوگ سگموئید و خطی)

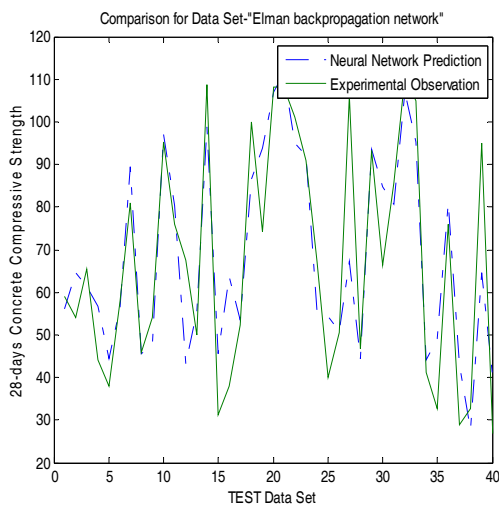
تعداد نرون در		تعداد لایه مخفی	الگوریتم آموزشی	نام شبکه
لایه اول	لایه دوم			
۳	۳	۲	EBP	EBPNNTL1
۳	۵	۲		EBPNNTL2
۵	۸	۲		EBPNNTL3



شکل ۲۱- مقایسه فرآیند آموزش شبکه EBPNTL1 با داده‌های تجربی



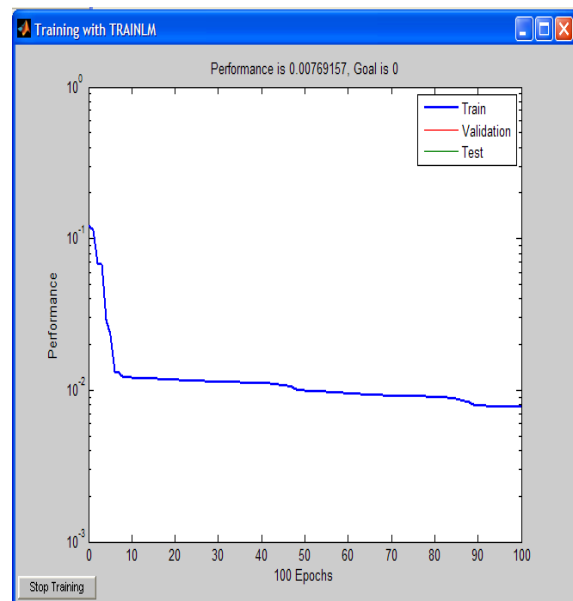
شکل ۲۲- فرآیند مقایسه آموزش شبکه EBPNTL1 با داده‌های آزمایشگاهی



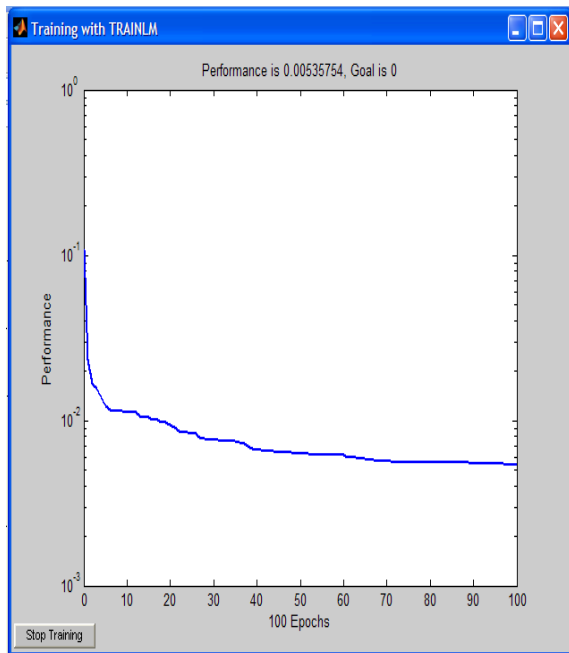
شکل ۲۳- فرآیند آزمایش شبکه EBPNTL1

۷-۱- ارزیابی شبکه EBPNTL1

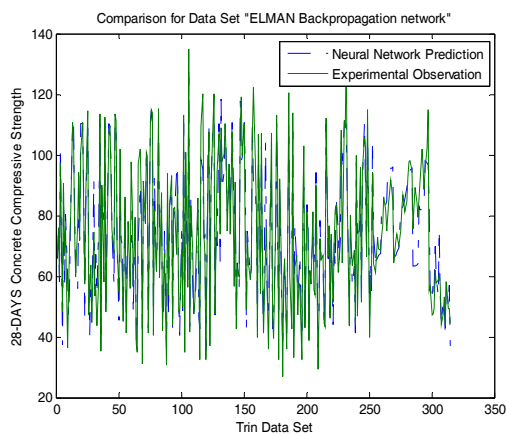
در شکل‌های (۲۰) تا (۲۴)، بترتیب فرآیند آموزش شبکه EBPNTL1 و پایش مقدار MSE در اپوک‌های مختلف ($MSE=0.0123$)، مقایسه فرآیند آموزش شبکه EBPNTL1 با داده‌های تجربی ($MSE=0.0160$)، فرآیند مقایسه آموزش شبکه EBPNTL1 با داده‌های آزمایشگاهی، فرآیند آزمایش شبکه EBPNTL1 و مقایسه خروجی شبکه EBPNTL1 با داده‌های واقعی نشان داده شده است. نتایج مقایسه حاکی از قابلیت پیش‌بینی خوب شبکه و همچنین قابلیت تعمیم آن است. همانگونه که از مقدار خطا در آموزش و آزمایش شبکه مشهود است، مرتبه خطا در هر مجموعه، تقریباً در یک محدوده قرار دارد.



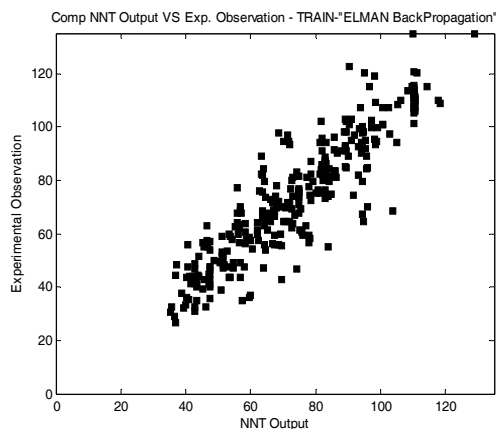
شکل ۲۰- آموزش شبکه EBPNTL1



شکل ۲۵- فرآیند آموزش شبکه EBPNTL2

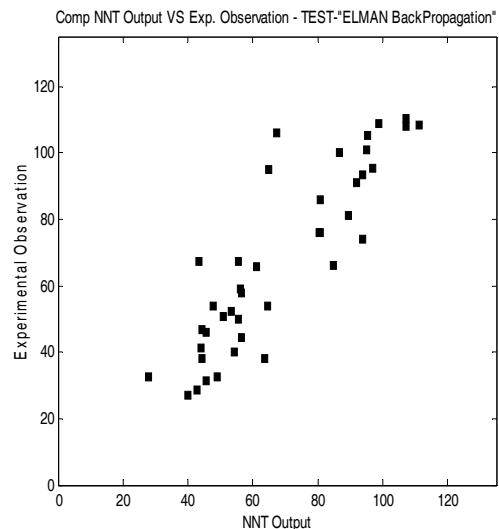


شکل ۲۶- مقایسه فرآیند آموزش شبکه EBPNTL2 با داده‌های تجربی



شکل ۲۷- مقایسه آموزش شبکه EBPNTL2 با داده‌های آزمایشگاهی

تحقیقات بتن شماره دوم/



شکل ۲۴- مقایسه خروجی شبکه EBPNTL1 با داده‌های واقعی

در جدول (۸) مقادیر عملکرد شبکه بر اساس سه معیار متوسط مربعات خطا، مجذور مربعات خطا و ضریب همبستگی نشان داده شده است.

جدول ۸- عملکرد شبکه EBPNTL1: آموزشی و آزمایشی

EBPNTL1			شبکه
RMS	MSE	CF	معیار
۰/۱۰۴۴	۰/۰۱۰۹	۰/۸۰۵۲	آموزشی
۰/۱۱۳۹	۰/۰۱۳۰	۰/۸۱۷۱	آزمایشی

۲-۷- ارزیابی شبکه BPNNTL2

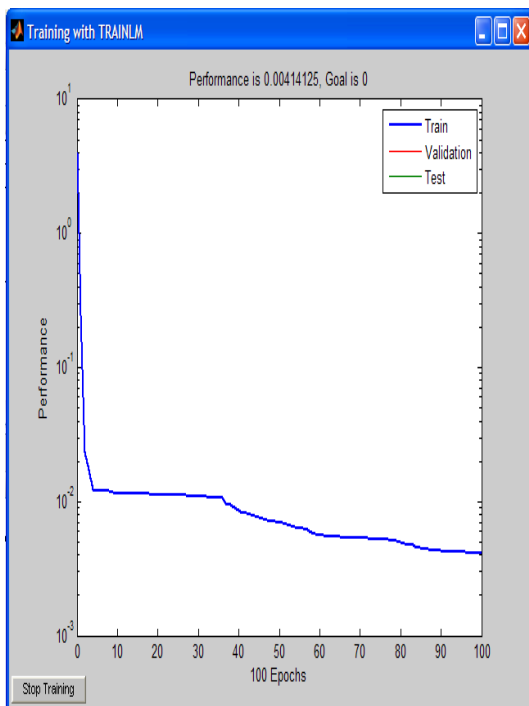
در شکل‌های (۲۵) تا (۲۹)، بترتیب فرآیند آموزش شبکه EBPNTL2 و پایش مقدار MSE در اپوک‌های مختلف، مقایسه فرآیند آموزش شبکه EBPNTL2 با داده‌های تجربی ($MSE=0/0066$)، فرآیند مقایسه آموزش شبکه EBPNTL2 با داده‌های آزمایشگاهی ($MSE=0/0128$)، فرآیند آزمایش شبکه EBPNTL2 و مقایسه خروجی شبکه EBPNTL2 با داده‌های واقعی نشان داده شده است. نتایج ارائه شده در جدول (۵)، نشانگر توانایی بسیار بالای شبکه در پیش‌بینی مقاومت بتن در هر دو دسته آموزشی و آزمایشی می‌باشد.

مقایسه فرآیند آموزش شبکه EBPNNL3 با داده های تجربی (MSE=0/0028)، فرآیند مقایسه آموزش شبکه EBPNNL3 با داده های آزمایشگاهی (MSE=0/0128)، فرآیند آزمایش شبکه EBPNNL3 و مقایسه خروجی شبکه EBPNNL3 با داده های واقعی نشان داده شده است. در این شبکه نیز نتیجه مشابه شبکه های دیگر است. این شبکه با دقت بسیار زیادی مجموعه آموزشی را پیش بینی می نماید لیکن قابلیت تعمیم آن یعنی پیش بینی نمونه های مجموعه داده های آزمایشی آن کمی پایین است. لیکن به هر حال نتایج نشان می دهد که این شبکه قادر است مقاومت فشاری بتن را با دقت مناسبی پیش بینی نماید.

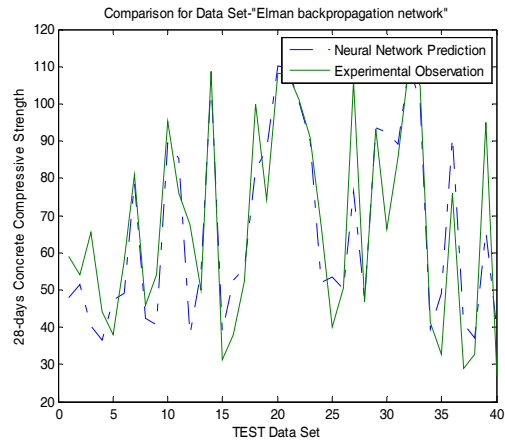
در جدول (10) مقادیر عملکرد شبکه بر اساس سه معیار متوسط مربعات خطا، مجذور مربعات خطا و ضریب همبستگی نشان داده شده است.

جدول 10- عملکرد شبکه EBPNNL3: آموزشی و آزمایشی

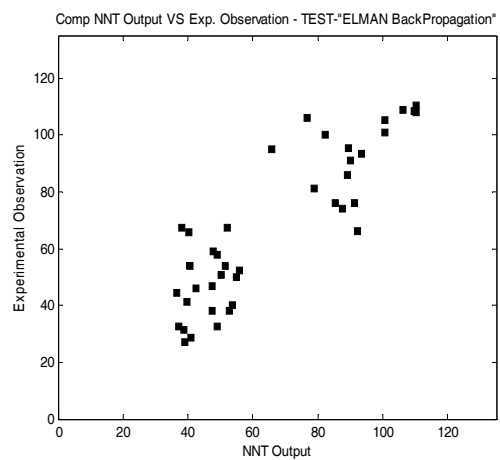
EBPNNL3			شبكة
RMS	MSE	CF	معیار
0/0739	0/0055	0/9079	آموزشی
0/1150	0/0132	0/8192	آزمایشی



شکل 30- فرآیند آموزش شبکه EBPNNL3



شکل 28- فرآیند آزمایش شبکه EBPNNL2



شکل 29- مقایسه خروجی شبکه EBPNNL2 با داده های واقعی

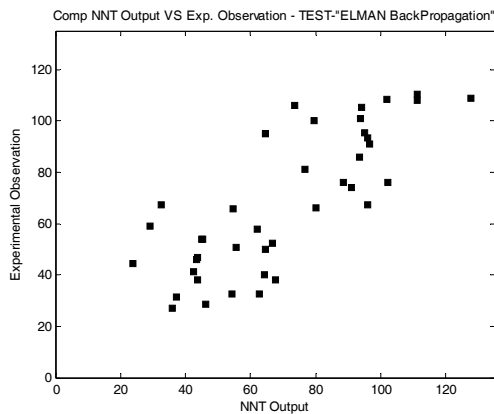
جدول 9- عملکرد شبکه EBPNNL2: آموزشی و آزمایشی

EBPNNL2			شبكة
RMS	MSE	CF	معیار
0/0868	0/0075	0/8702	آموزشی
0/106	0/0101	0/8600	آزمایشی

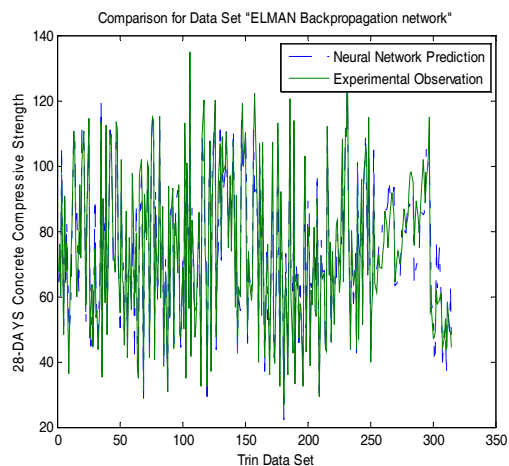
در جدول (9) مقادیر عملکرد شبکه بر اساس سه معیار متوسط مربعات خطا، مجذور مربعات خطا و ضریب همبستگی نشان داده شده است.

3-7- ارزیابی شبکه BPNNTL3

در شکل های (30) تا (34)، بترتیب فرآیند آموزش شبکه EBPNNL3 و پایش مقدار MSE در اپوک های مختلف،



شکل ۳۴- مقایسه خروجی شبکه EBPNNL3 با داده‌های واقعی



شکل ۳۱- مقایسه فرآیند آموزش شبکه EBPNNL3 با داده‌های تجربی

۸-رتبه بندی شبکه‌های عصبی بر حسب قابلیت تخمین و تعمیم

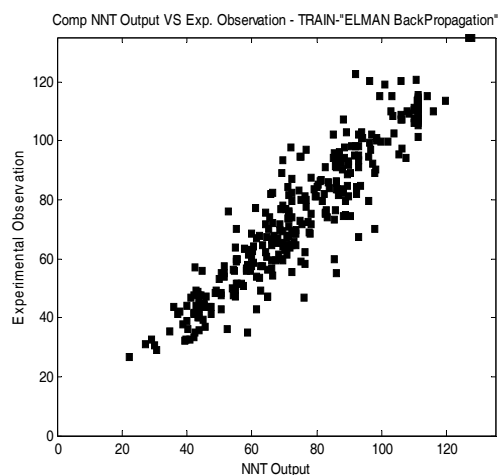
در جدول (۱۱)، شبکه‌های مختلف مورد بررسی در این مقاله بر حسب مقدار ضریب همبستگی در مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی با یکدیگر مقایسه شده است. علاوه بر این، به ترتیب در جدول (۱۲) و جدول (۱۳) همین مقایسه برای مقادیر متوسط مربعات خطا و متوسط ریشه دوم خطاها نیز ارائه شده است.

جدول ۱۱- رتبه بندی شبکه‌های E-BP و BP بر حسب CF

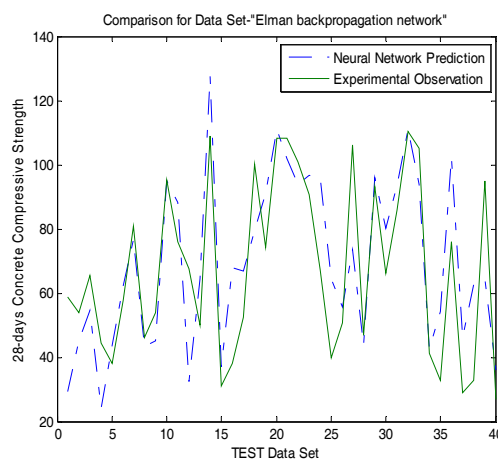
رتبه	مجموعه آموزشی	مجموعه آزمایشی
۱	BPNNTL3 EBPNNTL3	EBPNNTL2 BPNNTL2
۲	BPNNTL2 EBPNNTL2	EBPNNTL3 EBPNNTL1
۳	EBPNNTL1 BPNNTL1	BPNNTL1 BPNNTL3

جدول ۱۲ رتبه بندی شبکه‌های E-BP و BP بر حسب MSE

رتبه	مجموعه آموزشی	مجموعه آزمایشی
۱	BPNNTL3 EBPNNTL3	EBPNNTL2 BPNNTL2
۲	BPNNTL2 EBPNNTL2	EBPNNTL3 EBPNNTL1
۳	EBPNNTL1 BPNNTL1	BPNNTL1 BPNNTL3



شکل ۳۲- فرآیند مقایسه آموزش شبکه EBPNNL3 با داده‌های آزمایشگاهی



شکل ۳۳- فرآیند آزمایش شبکه EBPNNL3

جدول ۱۳- رتبه بندی شبکه های E-BP و BP بر حسب RMS

رتبه	مجموعه آموزشی	مجموعه آزمایشی
۱	،BPNNTL3 EBPNNTL3	،EBPNNTL2 BPNNTL2
۲	،BPNNTL2 EBPNNTL2	،EBPNNTL1 EBPNNTL3
۳	،EBPNNTL1 BPNNTL1	،BPNNTL1 BPNNTL3

بین سایر شبکه ها دارا است. شبکه BPNNTL3 از نوع شبکه چند لایه با الگوریتم آموزشی پس انتشار استاندارد بوده و از دو لایه مخفی شامل ۸ نرون در لایه اول و ۵ نرون در لایه دوم ساخته شده است. این شبکه مناسبترین شبکه برای تخمین مقاومت فشاری بتن است. همانگونه که از این نتیجه مشخص است، شبکه برگشتی المان با تعداد نرون های کمتر در لایه های مخفی توانایی تعمیم بالا و شبکه چند لایه استاندارد با الگوریتم پس انتشار خطا، مناسبترین قابلیت تخمین را در بین سایر شبکه به خود اختصاص داده است. این نتایج نشان می دهند که شبکه های عصبی المان نیز همانند شبکه های پس انتشار استاندارد، به خوبی قابلیت پیش بینی مقاومت بتن را دارند.

۹- مراجع

- 1.Yeh, C., "Design of High-performance concrete mixture using neural networks and nonlinear programming, J. Comput. Civil Eng., 1999, Vol. 13, No. 1, pp. 36-42.
- 2.Yeh, C., "Exploring concrete slump model using artificial neural networks", J Comput. Civil Eng., 2006, pp. 217-221.
- 3.Sebastiá, M., Fernández, I., and Irabien, A., "Neural network prediction of unconfined compressive strength of coal fly ash-cement mixtures", Cem. & Conc Res., 2003 Vo.33, No.8, pp.1137-1146.
- 4.Topçu, I.B., and Sarıdemir, M., "Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy logic", Comp. Mat. Sci., 2008, Vol. 41, No. 3, pp. 305-311.
- 5.Kasperkiewicz, J, Racz,J., and) Dubrawski, A, , "HPC Strength Prediction Using Artificial Neural Network", J Comput. Civil Eng., 1995, pp. 279-284.
- Peng, J,Li, Z., and Ma, B., "Neural Network Analysis of Chloride Diffusion in Concrete", J Comput. Civil Eng., 2003, pp. 327-333.
- 6.Ji, T., Lin, T. Lin, X., "A concrete mix proportion design algorithm based on artificial neural networks", Cem. & Conc Res., 2003, Vo.36 pp.1399-1408.
- 7.M.H. Fazel Zarandi, I.B. Türksen, J. Sobhani, A.A. Ramezani pour, "Fuzzy Polynomial Neural Networks for Approximation of the Compressive Strength Of Concrete.", App. Soft Comp., 2008, Vol. 8, pp. 488-498.

با مقایسه و ارزیابی رتبه های بدست آمده در جداول فوق ملاحظه می شود شبکه BPNNTL3 با مشخصات مذکور در جدول (۳) بهترین عملکرد را در مجموعه آموزشی و شبکه EBPNNTL2 با مشخصات جدول (۷)، مناسب ترین عملکرد را در تعمیم پیش بینی مقاومت فشاری بتن مجموعه آزمایشی بدست می دهد.

۹- نتیجه گیری

در این مقاله برای پیش بینی مقاومت فشاری بتن از دو نوع شبکه عصبی موسوم به شبکه پس انتشار خطا استاندارد و همچنین شبکه پس انتشار خطای برگشتی المان استفاده شد. نتایج پیش بینی این دو شبکه با استفاده از شاخص های آماری شامل ضریب همبستگی، متوسط مربعات خطا، متوسط ریشه دوم خطاها مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت. با مقایسات انجام شده در این مقاله، می توان شبکه EBPNNT2 و BPNNTL3 را به ترتیب به عنوان مناسب ترین شبکه ها برای پیش بینی مقاومت فشاری مخلوط های بتنی برای مجموعه های آزمایشی و آموزشی مورد مطالعه در این مقاله معرفی نمود. شبکه EBPNNT2 از نوع برگشتی المان بوده و از الگوریتم آموزشی پس انتشار خطای EBP استفاده می کند. این شبکه دارای ساختاری با دو لایه مخفی است که در لایه اول ۵ نرون و در لایه دوم از ۳ نرون تشکیل شده و با توجه به نتایج بدست آمده، قابلیت تعمیم بسیار مناسبی را در

1. Elman neural network
2. Miss-learning
3. Generalization

۱۰- پانوشته‌ها

8. Fausett, L., "Fundamentals of Neural Networks; Architecture, Algorithms, and Application", *Prentice Hall International*, USA, 1994.
9. Dreyfus, G., "Neural Networks Methodology and Applications", Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany, 2005.