

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تحلیل روسازیهای انعطاف‌پذیر

محمود عامری و محمد ملایم

چکیده: تحلیل فنی و بررسی سازه‌های طرح‌های مختلف روسازی مستلزم در اختیار داشتن یک ابزار علمی-تحلیلی معتبر است که قابلیت مدل‌کردن سازه روسازی و نحوه بارگذاری آن را داشته باشد. در غیر اینصورت تحلیل سازه‌ای، مقایسه فنی و انتخاب طرح بهینه از میان تعداد زیادی طرح مختلف بسیار دشوار می‌باشد. در عصر حاضر با تکامل و پیشرفت رایانه‌ها و افزایش قابلیت پردازشی نرم‌افزارهای رایانه‌ای، نرم‌افزارهای مختلفی برای تحلیل روسازیها با رایانه ارائه شده‌اند که داده‌های ورودی زیادی را طلب می‌کنند. به‌همین دلیل بسیاری از مهندسين مشاور و طراحان روسازی تمایل به استفاده از آنها را ندارند. در این مقاله روش شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) که به داده‌های ورودی نسبتاً کمتری نیاز دارد بعنوان یک ابزار مناسب برای تحلیل همزمان ساختارهای مختلف روسازیهای انعطاف‌پذیر معرفی و مورد بررسی قرار گرفته است. از مزایای این روش آن است که ضمن نیاز به داده‌های ورودی کمتر از سرعت داده‌پردازی بیشتری نسبت به نرم‌افزارهای تحلیلی مبتنی بر اجزاء محدود و یا سیستم‌های چند لایه‌ای برخوردار است. شبکه عصبی پیشنهادی در این مقاله از نوع انتشار برگشتی (Back Propagation Neural Network (BPNN)) با ساختار ۲-۴-۴-۵ و تابع انتقال از نوع سیگموئید می‌باشد. شبکه عصبی معرفی شده در این مقاله قادر به تحلیل سازه روسازی با حداقل اطلاعات ورودی و حداقل زمان داده‌پردازی می‌باشد. بررسی‌های انجام شده در این مقاله نشان می‌دهد که با افزایش تعداد نرونهای شبکه عصبی انتشار برگشتی لزوماً توانایی شبکه در تقریب تابع و پیش‌بینی دقیق‌تر نتایج افزایش نمی‌یابد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، روسازی، آسفالت، نرون، انتشار برگشتی

۱. مقدمه

در سال‌های اخیر تمایل زیادی نسبت به بررسی امکان استفاده از سیستم‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی بوجود آمده است. شبکه‌های عصبی ابزار محاسباتی قوی و توانمندی هستند که در ساماندهی و ایجاد رابطه بین اطلاعات گوناگون نیز قابلیت‌های بسیار خوبی داشته‌اند. استفاده از قابلیت‌های بالای این سیستم‌ها در نگاشت فضاهای با بعد وسیع و همچنین تحلیل مسائلی که درک آنها بدون متوسل شدن به روابط پیچیده ریاضی دشوار است می‌تواند در امور مهندسی مفید باشد. بطور کلی سیستم‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در برخورد با مسائلی از قبیل شناسایی سیستم (System Recognition)، تقریب تابع (Function Approximation)، بهینه‌سازی (Optimization)، پیش‌بینی هدف (Forecasting) و نظایر آن نتایج موفقیت‌آمیزی داشته‌اند [۱].

اولین کاربرد شبکه‌های عصبی در مهندسی در زمینه تئوری گرافها و در مهندسی راه و ترابری در زمینه‌های کنترل ترافیک، نگهداری راه، سیستم‌های مدیریت روسازی، برنامه‌ریزی و مدیریت اجرا متمرکز شده بود [۲،۳]. از این سیستم در زمینه‌های مرتبط با مهندسی پی و مدل‌کردن رفتار خاکها نیز استفاده زیادی شده است [۴]. در سال ۱۹۹۴ میلادی نیز از قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی برای شناسایی و پردازش خودکار انواع مختلف خرابیهای روسازی که توسط تصاویر ویدئویی برداشت می‌شد استفاده گردید [۵]. دو سال بعد شبکه‌ای ارائه شد که قابلیت طبقه‌بندی خرابی‌های روسازی را با استفاده از این تصاویر دارا بود [۶].

در سالهای ۱۹۹۴ و ۱۹۹۶ میلادی از روش شبکه عصبی مصنوعی برای محاسبه معکوس (Back Calculation) مدول لایه‌های روسازی‌هایی که تغییر مکان سطحی آنها با دستگاه افت و خیز سنج (Falling Weight Deflectometer (FWD)) برداشت شده بود استفاده گردید. استفاده از این روش نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی چندین مرتبه سریعتر از نرم‌افزارهایی که برای این منظور تهیه شده‌اند عمل کرده و به نتیجه می‌رسد [۷]. در اواخر دهه نود میلادی نیز از روش شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی خواص سفتی مصالح سنگی غیرهمگن که بر اساس نتایج آزمایشات سه

نسخه اصلی مقاله در تاریخ ۱۳۸۲/۱۱/۲۰ واصل، و پس از بازنگریهای لازم، در تاریخ ۱۳۸۴/۲/۱۷ به تصویب نهایی رسیده است.

دکتر محمود عامری، دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران. Ameri@iust.ac.ir

محمد ملایم، کارشناس ارشد مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران. molayem@mail.iust.ac.ir

عصبی موازی هم که هر یک دارای ورودی مخصوص به خود است پس از انجام عمل پردازش، مجموعه‌ای از خروجیها را تولید می‌کند. این خروجیها به نوبه خود می‌تواند بعنوان ورودیهای مجموعه‌ای دیگر از سلولهای عصبی که بطور سری به مجموعه سلولهای اولیه متصل هستند بکار رود. بطور کلی مجموعه سلولهای عصبی موازی تشکیل یک لایه را می‌دهند. هر شبکه عصبی برای تولید خروجی خود می‌تواند یک یا چند لایه داشته باشد که معمولاً از این لایه‌ها تحت عنوان لایه‌های پنهان یاد می‌شود که بطور سری به یکدیگر متصل می‌شوند. آخرین لایه که در حقیقت خروجی شبکه را تولید می‌کند نیز لایه خروجی نام دارد. نحوه انتقال ورودیها به واحد پردازشگر (تابع انتقال) توسط مقادیر موسوم به وزن صورت می‌گیرد. در حقیقت هر ورودی دارای وزن متناظر می‌باشد که پس از تاثیرپذیری توسط آن وارد واحد پردازشگر (تابع انتقال) شده و این تابع پس از پردازش مجموعه داده‌های ورودی نتایجی را ارائه می‌کند که می‌تواند ورودی لایه بعدی باشد. این فرایند تا تولید خروجی شبکه ادامه دارد. براساس نوع توابع انتقال بکاررفته در لایه‌ها، نحوه تاثیر وزنها بر ورودیها و چگونگی تولید خروجی شبکه انواع مختلفی از الگوریتم‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی معرفی شده است. متداولترین نوع این شبکه‌ها، شبکه عصبی انتشار برگشتی (Back Propagation Neural Network (BPNN)) می‌باشد [۱۲]. در این شبکه (BPNN) مقادیر وزنها در ورودیها ضرب می‌شود و حاصل جمع همه مقادیر وزن شده، آرگومان (متغیر) تابع انتقال را که در شبکه ارئه شده در این مقاله از نوع سیگموید می‌باشد، تشکیل می‌دهد. در این ساختار مجموعه‌ای از جفت‌های آموزشی به صورت ورودی- خروجی به شبکه وارد می‌شوند و خروجیهای حاصل از ورودیهای شبکه با مقادیر متناظر واقعی خود مقایسه می‌شوند. سپس به منظور کمینه کردن مجذور مربعات خطا بین خروجیهای شبکه و خروجیهای واقعی مقادیر وزنی مجدداً اصلاح شده و این فرایند تا کمینه شدن مجذور مربعات خطا ادامه می‌یابد. هر مرحله پردازش اطلاعات و اصلاح وزنها یک اپوک (تعداد چرخه‌های پردازش اطلاعات) نامیده می‌شود.

با توجه به شرح فوق اگر در شبکه عصبی مورد نظراز تابع انتقال نوع سیگموید با ضابطه $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-bx}}$ استفاده شده باشد می‌توان مشتق آن از رابطه (۱) بدست می‌آورد:

$$f'(x) = b f(x)(1 - f(x)) \quad (1)$$

به این ترتیب مقدار خطای کل شبکه (E) برابر با مجموع مربع تفاضلات خروجی واقعی و خروجی مورد نظر می‌شود:

$$E = \sum_{k=1}^K E_k = \sum_{k=1}^k \left(\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^{N_i} [t_i(k) - a_i^L(k)]^2 \right) \right) \quad (2)$$

در رابطه (۲) پارامترهای a و t بترتیب خروجی شبکه و خروجی مورد نظر می‌باشند.

محوری به دست آمده بود استفاده شد که نتایج استفاده از این روش بسیار مفید گزارش شده است [۴].

با توجه به اینکه روش شبکه‌های عصبی در پردازش سریع حجم انبوهی از اطلاعات قابلیت بسیار خوبی داشته و قادر است که بطور همزمان تعداد زیادی مقطع روسازی را بررسی و تحلیل نماید، یکی از مزایای آن در مهندسی راه و ترابری می‌تواند مدل کردن سازه‌ای روسازی و تحلیل آن باشد. زیرا ساده‌ترین و کندترین شبکه‌های عصبی دو تا سه مرتبه سریعتر از نرم‌افزارهای مبتنی بر نظریه سیستمهای چند لایه‌ای به نتیجه می‌رسند. این نسبت در مقایسه با نرم‌افزارهای مبتنی بر روش اجزاء محدود بمراتب بالاتر است [۸].

به همین دلیل در سال ۱۹۹۸ یک شبکه عصبی مناسب برای محاسبه تنشهای کششی طولی و عرضی در زیردال بتنی روسازی صلب فرودگاه برحسب تابعی از نحوه بارگذاری، ضخامت دال مشخصات لایه زیر اساس و قابلیت‌های انتقال بار در بین درزها معرفی و ارائه شد [۹]. در سال ۲۰۰۲ نیز شبکه‌ای ارائه شد که قابلیت مدل‌سازی و کنترل ضخامت لایه های روسازیهای انعطاف‌پذیر را بر اساس تغییر مکان‌های برداشت شده با دستگاه افت و خیز سنج (FWD) دارا بود [۱۰].

در این مقاله ضمن معرفی مفاهیم و اصول حاکم بر سیستمهای شبکه‌های عصبی مصنوعی، با استفاده از این ابزار شبکه‌ای پیشنهاد شده است که قادر به محاسبه کرنش‌های بحرانی در مقطع روسازی تحت اثر یک بار گسترده دایره‌ای شکل می‌باشد. از آنجائیکه در دو روش معتبر آشتو (AASHTO) و انستیتو آسفالت منحنی‌های طرح روسازیهای انعطاف‌پذیر براساس محدود کردن حداکثر کرنش کششی افقی در زیر لایه رویه آسفالتی و همچنین محدود کردن کرنش فشاری قائم روی خاک بستر روسازی تهیه شده‌اند در این مقاله نیز ساختار شبکه عصبی پیشنهادی به گونه‌ای طراحی شده است که قادر به پیش‌بینی این دو پارامتر با دقت قابل قبولی می‌باشد.

۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی نوعی ساختار ریاضی است که بین مجموعه‌ای از اعداد ورودی و مجموعه‌ای از اعداد خروجی یک نگاشت برقرار می‌کند، به نحوی که از مجموعه m عضو ورودی، n عضو خروجی بدست می‌آید. شبکه‌های عصبی سیستمهایی هستند که از ساختار و عملکرد مغز انسان الهام گرفته شده‌اند [۱۱]. شبکه‌های عصبی مصنوعی از اجزایی موسوم به سلولهای عصبی تشکیل شده‌اند. هر سلول عصبی مصنوعی شامل یک سری ورودی، یک سری خروجی و تعدادی زیادی گره یا واحد پردازشگر می‌باشد. واحد پردازشگر یک نوع تابع ریاضی است که به تابع انتقال موسوم است. تابع انتقال براساس نوع آن بر ورودیهای شبکه تاثیر گذاشته و سپس خروجی سلول عصبی را تولید می‌کند. مکانیسم سلولهای عصبی بطور سری و موازی می‌باشد. بدینگونه که مجموعه سلولهای

۳. طراحی روسازی

تا اوایل دهه ۹۰ میلادی روش طراحی روسازیهای انعطاف‌پذیر عموماً براساس تجربیاتی بود که از آزمایش‌های صحرایی آشتو حاصل شده بود [۱۴]. بر اساس این تجربیات ضخامت لایه‌های روسازی با استفاده از ضرائب و نمودارهایی تعیین می‌شد که برای همین منظور ارائه شده بودند [۱۴].

با شناخت بیشتر از رفتار و خصوصیات مصالح روسازی و همچنین توسعه روز افزون قابلیت‌های صنعت رایانه (چه در بعد نرم‌افزاری و چه در زمینه سخت‌افزار)، موجب شد که روشهای نوینی در زمینه طراحی روسازیهای انعطاف‌پذیر ارائه شوند [۱۵].

عمده‌ترین این روشها موسوم به روش مکانیستیک (Mechanistic) است که بر مبنای محاسبه کرنشهای بحرانی روسازی استوار می‌باشد [۱۶].

کرنشهای بحرانی موردنظر در این روش عبارتند از حداکثر کرنش کششی افقی در زیرلایه آسفالتی و همچنین حداکثر کرنش فشاری قائم روی خاک بستر روسازی.

در حقیقت در طراحی روسازی به روش مکانیستیک سعی می‌شود تا خواص و مشخصات لایه‌های روسازی به گونه‌ای انتخاب شوند که با توجه به شرایط بارگذاری، میزان ترافیک و شرایط جوی منطقه‌ای که راه از آن عبوری می‌کند مقادیر دو پارامتر فوق‌الذکر از حد بحرانی آنها تجاوز ننمایند [۱۵].

معمولاً در روش مکانیستیک برای تحلیل سازه‌ای مقاطع مختلف روسازی از نرم‌افزارهایی نظیر DAMA, ELSYM5, MICHPAVE و KENLAYER استفاده می‌شود [۱۶].

در این مقاله بعلاوه قابلیت‌های بیشتر نرم‌افزار KENLAYER (طیف داده‌های ورودی گسترده، سرعت و قابلیت تحلیل و محاسبه نسبی بیشتر و همچنین در اختیار بودن راهنمای استفاده از نرم‌افزار و تفسیر نتایج آن) از این نرم‌افزار برای انجام تحلیل‌ها استفاده شده است.

۴. تحلیل مقطع روسازی

بطور کلی مقاطع روسازی از چهار لایه روبه، اساس، زیراساس و خاک بستر تشکیل شده است.

به منظور تهیه پایگاه داده مناسب از انواع مختلف مقاطع روسازی که شامل طیف گسترده‌ای از پارامترهای تحلیل شده روسازی باشد در این مقاله تعداد ۳۶۰ مقطع روسازی با استفاده از نرم‌افزار KENLAYER تحلیل شده است که از این تعداد ۳۲۰ تحلیل آن برای مرحله آموزش (training) و ۴۰ تحلیل برای مرحله آزمایش شبکه (testing) استفاده شده است.

حدود پارامترهایی که برای تحلیل سازه‌ای مقاطع روسازی مورد استفاده قرار گرفته‌اند در جدول ۱ نشان داده شده است.

هدف از انجام این محاسبات بدست آوردن که یک سری وزن در تمام لایه‌های شبکه است که باعث می‌شوند که سیگنال خطا (E) به حداقل ممکن کمینه شود. قانون آموزش الگوریتم انتشار برگشتی بر همین اصل استوار است. بطوریکه تغییرات موجود در وزنها متناسب با مشتق منفی متغیر خطا (E) نسبت به مقادیر وزنها استوار باشد. این اصل را می‌توان طبق رابطه (۳) تعریف نمود:

$$\Delta W_{nm}^L \approx -\frac{\partial E_K}{\partial W_{nm}^L} \quad (3)$$

که در آن W_{nm}^L وزن موجود بین عنصر n ام در لایه $(L+1)$ و عنصر m ام در لایه L ام می‌باشد که با بکارگیری قاعده زنجیره‌ای (Chain Rule) رابطه (۴) بدست می‌آید:

$$\frac{\partial E_K}{\partial W_{nm}^L} = \frac{\partial E_K}{\partial a_i^L(K)} \frac{\partial a_i^L(K)}{\partial W_{nm}^L} \quad (4)$$

پس از طی چند مرحله محاسباتی و قرار دادن پارامترهای t و a در رابطه (۴) به ترتیب روابط (۵) و (۶) برای محاسبه وزنها لایه خروجی و لایه‌های پنهان بدست می‌آید:

$$d_i^L = (t_i - a_i^L) a_i^L (1 - a_i^L) \quad (5)$$

$$d_i^L = \left(\sum_{r=1}^{N_i} d_r^{L+1} W_{ri}^{L+1} \right) a_i^L (1 - a_i^L) \quad (6)$$

در این مرحله از محاسبات، گرادین و تنظیم وزنها آنقدر ادامه می‌یابد تا مقدار خطای شبکه به حداقل برسد.

پس از همگرایی پاسخهای شبکه با مقادیر متناظر واقعی آن، شبکه حالت آموزش دیده (trained) به خود می‌گیرد. حال اگر در مرحله بعدی مجموعه‌ی جدیدی از ورودی به شبکه وارد شود و در ضمن شبکه دارای ساختار مناسبی باشد و داده‌ها نیز از تنوع و تکثر مطلوبی برخوردار باشند، انتظار می‌رود که پاسخهای پیش‌بینی شده توسط شبکه با مقادیر واقعی متناظر خود کمترین اختلاف ممکن را داشته باشند.

بنابراین بر خلاف سایر روشهای برنامه‌نویسی، شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای الگوریتمی هستند که بر اساس آموزش‌هایی که به آنها داده می‌شود همانند مغز انسان عمل می‌کند. به طوری که اگر اشتباهی در اطلاعات ورودی وجود داشته باشد، به میزان قابل ملاحظه‌ای توانایی تحمل و جبران خطای ناشی از ورودی اشتباه را دارند [۳].

لیکن وجود یک اشتباه در اطلاعات ورودی هر یک از نرم‌افزارهای تحلیلی روسازی می‌تواند تمامی محاسبات را با اشکال مواجه سازد. در حال حاضر نرم‌افزارهای متعددی برای این منظور ارائه شده‌اند که با توجه به گستردگی و نیز قابلیت‌هایی که نرم‌افزار ریاضی MATLAB دارد، در این مقاله از این نرم‌افزار برای بررسی ساختارهای مختلف شبکه عصبی استفاده شده است [۱۳].

برای این منظور ابتدا لازم شد که شبکه مورد نظر با ساختارهای مختلف آموزش داده شود تا بهترین الگوریتمی که بازای آن اندازه تابع عملکرد خطا کمترین است بدست آید.

برای این منظور و در سعی اول ابتدا ساختار شبکه بصورت ۲-۳-۳-۳ و ۵ و با تعداد ۱۰۰ اپوک (تعداد چرخه های پردازش اطلاعات) برای اصلاح وزنه های شبکه در نظر گرفته شد و اندازه تابع عملکرد خطا در شبکه ثبت گردید.

ساختارهای دیگری نیز تحت بررسی قرار گرفت که نتیجه این بررسی ها در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲. اندازه تابع عملکرد خطا برای ساختارهای مختلف

اندازه تابع عملکرد خطا	ساختار شبکه
۰/۰۰۰۳۹۳۰۹۹	۵-۳-۳-۲
۰/۰۰۰۳۱۶۹۴۱	۵-۴-۴-۲
۰/۰۰۰۲۱۵۲۴۴	۵-۵-۵-۲
۰/۰۰۰۲۳۱۵۲	۵-۶-۶-۲
۰/۰۰۰۱۹۸۷۶۵	۵-۷-۷-۲
۰/۰۰۰۲۶۲۹۹۱	۵-۸-۸-۲
۰/۰۰۰۱۸۷۴۷۴	۵-۹-۹-۲
۰/۰۰۰۱۹۹۰۷۹	۵-۱۰-۱۰-۲
۰/۰۰۰۱۸۳۲۶۲	۵-۱۱-۱۱-۲
۰/۰۰۰۱۸۲۴۱۸	۵-۱۲-۱۲-۲
۰/۰۰۰۱۷۵۴۴۴	۵-۱۳-۱۳-۲
۰/۰۰۰۱۸۰۰۶۳	۵-۱۴-۱۴-۲
۰/۰۰۰۱۷۲۸۵۷	۵-۱۵-۱۵-۲
۰/۰۰۰۱۶۵۷	۵-۱۶-۱۶-۲

همانطور که در جدول ۲ مشاهده می شود شبکه با ساختار ۲-۱۶-۱۶-۵ بهترین شبکه در حالت آموزش می باشد، زیرا این شبکه دارای کمترین مقدار (کمیت) برای تابع عملکرد خطا است.

در مرحله بعد لازم است که با استفاده از پایگاه داده ویژه آزمایش شبکه، کارایی آن مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرد.

برای تشکیل پایگاه داده ویژه آزمایش شبکه نیز تعداد ۴۰ مساله با استفاده از نرم افزار KENLAYER تحلیل گردید.

لازم به ذکر است که پارامترهای در نظر گرفته شده در مرحله آزمایش شبکه در همان محدوده ذکر شده در جدول ۱ بودند. با این تفاوت که مقادیر در نظر گرفته شده برای آزمایش شبکه مستقل از مقادیر ویژه مرحله آموزش شبکه بودند.

برای هر ساختار ذکر شده کارایی شبکه با استفاده از پایگاه داده های مرحله آزمایش مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج حاصل از انجام این تحلیل ها برای ساختارهای مختلف بر حسب حداکثر خطاهای مطلق و نسبی در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۱. محدوده پارامترهای ورودی تحلیل مقطع روسازی

لايه روسازی	ضريب ارتجاعی (کیلوپاسکال)	ضخامت (سانتیمتر)	ضريب پواسن
رويه	۳۱۰۰-۳۴۵۰	۷/۵-۱۵	۰/۳۵
اساس	۱۴۵-۱۷۰	۱۵-۳۰	۰/۳۵
زیراساس	۷۵-۱۰۰	۱۷/۵-۳۷/۵	۰/۳۵

ضریب پواسن خاک بستر برابر ۰/۴۵، فشار تاپر نیز در محدوده ۴۱۰ تا ۵۵۰ کیلو پاسکال و شعاع سطح تماس بین ۵ تا ۱۲ سانتیمتر متغیر می باشد. کرنش کششی افقی در زیر لایه رویه و کرنش فشاری قائم روی خاک بستر نیز از جمله پارامترهایی هستند که توسط نرم افزار KENLAYER محاسبه شده است.

۵. آموزش شبکه

اولین گام در آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی ارائه الگویی است که با استفاده از آن بتوان شبکه عصبی مصنوعی را آموزش داد. برای تامین این هدف ۳۲۰ جفت آموزشی (مجموعه ورودیها و خروجیهای متناظر آنها) در نظر گرفته شد.

ورودی های شبکه عصبی مصنوعی شامل فشار تاپر (P)، شعاع سطح تماس (r)، ضریب ارتجاعی لایه رویه آسفالتی (E)، ضخامت لایه رویه (h) و ارتفاع مقطع روسازی (d) می باشند که دو مورد اخیر نقاطی هستند که بترتیب کرنش های کششی افقی و فشاری قائم در آن نقاط محاسبه شده اند. خروجی های شبکه عصبی نیز شامل کرنش افقی و کرنش فشاری قائم می باشند.

هریک از انواع مختلف شبکه های عصبی مصنوعی در زمینه ای بخصوص قابلیت بهتری نسبت به سایر انواع شبکه های عصبی دارند. لیکن برای عمل تقریب تابع، شبکه های عصبی انتشار برگشتی مناسبترین می باشند [۱۷].

در این مقاله نیز از شبکه عصبی BPNN استفاده شده است. در الگوریتم های BPNN قاعده مشخصی برای انتخاب تعداد لایه های پنهان و همچنین تعداد نرونها در لایه پنهان وجود ندارد [۱۱]. در حقیقت انتخاب تعداد نرونها در لایه پنهان و همچنین تعداد لایه های پنهان با توجه به نوع مساله تغییر می کند. لیکن بطور معمولاً تعداد نرون های موجود در لایه های پنهان مختلف با یکدیگر برابر هستند [۱۲]. در ساختار شبکه عصبی BPNN بکار برده شده در این مقاله از دو لایه پنهان استفاده شده است.

تعداد نرون های لایه های پنهان بر مبنای ضابطه به حداقل رساندن میزان خطا بین خروجی های شبکه و خروجی های واقعی در مرحله آموزش (training) و در مرحله آزمایش (testing) انتخاب می شود. میزان خطا در شبکه های عصبی مصنوعی براساس توابعی موسوم به توابع عملکرد خطا سنجیده می شود [۱۱].

الگوریتم BPNN بکار برده شده در تحلیل های انجام شده در این مقاله از نوع تابع عملکردی است که مجذور مربعات خطا را کمینه می کند.

جدول ۳. کنترل کارایی ساختارهای مختلف در مرحله آزمایش

خطای مطلق کرنش فشاری قائم روی خاک بستر	خطای مطلق کرنش کششی افقی زیر لایه رویه	درصد خطاهای نسبی برای کرنش فشاری قائم روی خاک بستر	خطاهای نسبی برای کرنش کششی افقی زیر لایه رویه	ساختار شبکه
۲۰٪	۱۰/۰۳٪	۱۰/۲۴٪	۶/۸۳٪	۵-۳-۳-۲
۲۳٪	۱۴٪	۷/۸۱٪	۴/۲۵٪	۵-۴-۴-۲
۲۹٪	۲۱٪	۱۳/۲٪	۸/۴۱٪	۵-۵-۵-۲
۲۱٪	۱۹٪	۸/۷٪	۶/۳۱٪	۵-۶-۶-۲
۲۳٪	۱۹٪	۹/۶۲٪	۷/۰۲٪	۵-۷-۷-۲
۲۲٪	۱۸/۳٪	۱۰/۰۲٪	۷/۴۹٪	۵-۸-۸-۲
-	-	-	-	۵-۹-۹-۲
۳۱٪	۲۶/۳٪	۱۰/۴۳٪	۷/۶۳٪	۵-۱۰-۱۰-۲
۲۲٪	۱۸/۷۲٪	۱۱/۱۳٪	۶/۸۸٪	۵-۱۱-۱۱-۲
-	-	-	-	۵-۱۲-۱۲-۲
-	-	-	-	۵-۱۳-۱۳-۲
۳۲/۷٪	۲۴/۳٪	۲۱/۲٪	۱۴/۷٪	۵-۱۴-۱۴-۲
-	-	-	-	۵-۱۵-۱۵-۲
۳۵/۲٪	۲۸/۲۷٪	۲۵/۶۱٪	۱۸/۲۲٪	۵-۱۶-۱۶-۲

جدول ۴. اندازه تابع عملکرد خطا براساس تعداد اپوکهای مختلف

اندازه تابع عملکرد خطا	حداکثر تعداد اپوک	ساختار شبکه
۰/۰۰۰۳۶۷۰۴۲	۲۰۰	۵-۳-۳-۲
۰/۰۰۰۳۵۶۴۱۴	۴۰۰	۵-۳-۳-۲
۰/۰۰۰۳۷۱۶۱۸	۸۰۰	۵-۳-۳-۲
۰/۰۰۰۳۷۴۶	۲۰۰	۵-۴-۴-۲
۰/۰۰۰۳۴۲۵۱۵	۴۰۰	۵-۴-۴-۲
۰/۰۰۰۲۴۵۷۸۸	۸۰۰	۵-۴-۴-۲
۰/۰۰۰۳۱۵۱۲۴	۲۰۰	۵-۵-۵-۲
۰/۰۰۰۲۱۱۱۰۳	۴۰۰	۵-۵-۵-۲
۰/۰۰۰۱۹۸۱۰۵	۸۰۰	۵-۵-۵-۲

بررسی جدول ۳ نشان می‌دهد که در مرحله آزمایش، با بزرگتر شدن شبکه کارایی آن بهبود نمی‌یابد و شبکه با ساختار ۵-۴-۴-۲ دارای کمترین درصد خطای نسبی برای کرنش‌های موردنظر می‌باشد.

پس از تعیین ساختار شبکه برای بررسی اثر تعداد اپوکها در کارایی شبکه عصبی یک تحلیل حساسیت (Sensitivity Analysis) نیز انجام شد. برای این منظور شبکه‌های عصبی با تعداد اپوکهای بیشتر از ۱۰۰ یعنی ۲۰۰، ۴۰۰ و ۸۰۰ نیز آموزش داده شدند و کمیته تابع عملکرد خطا برای آنها تعیین گردید. سپس کارایی شبکه با استفاده از پایگاه داده‌های آموزشی برحسب تعداد اپوکها کنترل گردید. نتایج این بررسی‌ها در جداول ۴ و ۵ آورده شده است.

جدول ۵. کنترل کارایی ساختارهای مختلف براساس تعداد اپوک

حداکثر خطای مطلق کرنش فشاری قائم روی خاک بستر	حداکثر خطای مطلق کرنش کششی افقی زیر رویه	خطای نسبی کرنش فشاری قائم روی خاک بستر	خطای نسبی کرنش کششی افقی زیر رویه	تعداد اپوک	ساختار شبکه
۱۴/۱۶٪	۱۱/۰۴	۱۱/۱۱٪	۶/۱۴٪	۲۰۰	۵-۳-۳-۲
۱۴/۸۸٪	۱۲/۷۱٪	۱۲/۸۳٪	۶/۲۷٪	۴۰۰	۵-۳-۳-۲
۱۳/۳۶٪	۱۱/۱۱٪	۱۰/۶۶٪	۷/۰۲٪	۸۰۰	۵-۳-۳-۲

ادامه جدول از صفحه قبل

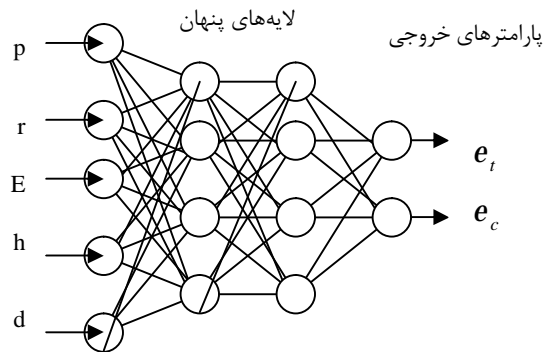
ساختار شبکه	تعداد اپوک	خطای نسبی کرنش کششی افقی زیر رویه	خطای نسبی کرنش فشاری قائم روی خاک بستر	خطاگر خطای مطلق کرنش کششی افقی زیر رویه	خطاگر خطای مطلق کرنش فشاری قائم روی خاک بستر
۵-۴-۴-۲	۲۰۰	%۵/۱۸	%۷/۳۵	%۱۵/۱۶	%۲۵/۲۴
۵-۴-۴-۲	۴۰۰	%۴/۸۳	%۹/۵۵	%۱۵	%۲۴/۷۳
۵-۴-۴-۲	۸۰۰	%۵/۰۲	%۸/۴۳	%۱۴/۷۱	%۲۱/۴۶
۵-۵-۵-۲	۲۰۰	%۷/۵۱	%۱۱/۲۴	%۱۴/۶۵	%۲۶/۷۱
۵-۵-۵-۲	۴۰۰	%۹/۸۸	%۱۲/۴۴	%۱۷/۴۱	%۲۸/۴۳
۵-۵-۵-۲	۸۰۰	%۸/۵۲	%۱۳/۲۶	%۱۹/۷۱	%۲۷/۹

۶. معرفی شبکه بهینه و بررسی تحلیلها

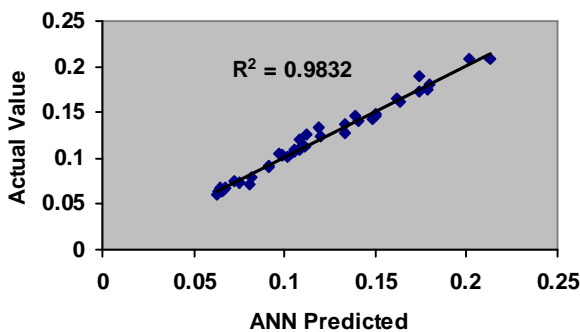
براساس تحلیل‌های انجام شده در این مقاله شبکه عصبی از نوع انتشار برگشتی با ساختار ۵-۴-۴-۲ مناسب‌ترین شبکه برای محاسبه کرنش‌های بحرانی روسازی شناخته شد. مشخصات این شبکه در شکل (۱) نشان داده شده است.

نرم‌افزار دارند. اندازه پارامتر R^2 (ضریب همبستگی) برای کرنش کششی در زیر لایه رویه آسفالتی برابر با 0.9832 (شکل ۲) و برای کرنش فشاری قائم روی خاک بستر روسازی برابر با 0.9855 (شکل ۳) می‌باشد. مقادیر بالای R^2 نشان می‌دهد که پاسخهای ارائه شده توسط شبکه عصبی با ساختار ۵-۴-۴-۲ با دقت قابل قبولی منطبق بر مقادیر محاسب شده توسط نرم‌افزار KENLAYER می‌باشند.

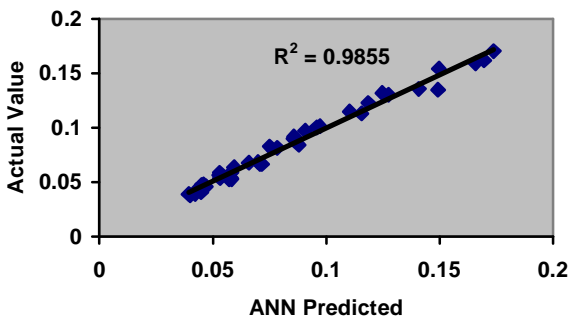
پارامترهای ورودی



شکل ۱. الگوریتم شبکه عصبی بهینه



شکل ۲. مقایسه کرنشهای کششی پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر محاسبه شده توسط نرم افزار



شکل ۳. مقایسه کرنشهای فشاری پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر واقعی

براساس تحلیل‌های حساسیتی که در این مقاله بمنظور بررسی تاثیر تعداد اپوکها در دقت محاسبات برای تعیین پارامتر موردنظر انجام شد (جداول ۴ و ۵) معلوم گردید که افزایش تعداد اپوکها تاثیر چندانی بر کارایی شبکه ندارد. برای آموزش شبکه نیز از ساختارهایی با نرونهای بیشتر استفاده گردید که معلوم شد با افزایش تعداد نرونها در لایه‌های پنهان، اندازه خطا در تابع عملکرد خطا کاهش می‌یابد (جدول ۱) ساختار ۵-۴-۴-۲ (۱) لیکن میزان خطای این ساختار در مرحله آزمایش (testing) بیشتر می‌شود. در ضمن با افزایش تعداد نرونها زمان پردازش داده‌ها نیز افزایش می‌یابد. در شکل‌های (۲) و (۳) بترتیب مقایسه بین کرنش‌های کششی و فشاری پیش‌بینی شده توسط شبکه و مقادیر محاسبه شده توسط نرم‌افزار KENLAYER ارایه شده است. همانطوریکه در این شکلها ملاحظه می‌شود مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی انطباق خوب و قابل قبولی با مقادیر محاسبه شده توسط

مراجع

[۱] ملایم محمد، "تحلیل و طراحی روسازیهای انعطاف‌پذیر با شبکه‌های عصبی مصنوعی"، پایان کارشناسی ارشد، دی ۱۳۸۱.

[2] Bandara N., and Gunaratne M., "Current and Future Pavement Maintenance Prioritization based on Rapid Visual Condition Evaluation", TRB Journal of transportation Engineering., Vol. 127, no. 2, 2001.

[3] Sharma S., and Lingras P., and Xu F., "Application of Neural Networks to Estimate AADT on Low Volume Roads", TRB. Journal of Transportation Engineering, Vol. 127, No.5, 2001.

[4] Tutumluer E., and Sayhan U., "Neural Network Modeling of Anisotropic Aggregate Behavior from Repeated Load Triaxial Tests," Preprint No.980504, 77th Annual Meeting of the Transportation Research Board, 1998.

[5] Kaseko M.S., Lo Z.P., and Ritchie S.G., "Comparison of Traditional and Neural Classifiers for Pavement Detection", Journal of Transportation Engineering, AISC, Vol 120 No 4, 1994.

[6] Gucunski N., and Krstic V., "Backcalculation of Flexible Pavement Profiles from Spectral Analysis of Surface Waves Test by Neural Networks Using Individual Receiver Spacing Approach", Transportation Research Record 1526, TRB, National Research Council, Washington D.C., 1996.

[7] Meier R.W., and Rix G.J., "Backcalculation of Flexible Pavement Moduli Using Artificial Neural Networks", Transportation Research Record 1448, TRB, National Research Council, Washington D.C., 1994.

[8] Meier R.W., and Tutumluer E., "Uses of Artificial Neural Networks in the Mechanistic-Empirical Design of Flexible Pavements", Artificial Intelligence and Mathematical Methods in Pavement and Geomechanical Systems, Balkema, Rotterdam, 1998.

[9] Ceylan H., Tutumluer E., and Barenberg E., "Artificial Neural Networks as Design Tools in Concrete Airfield Pavement Design", Proceedings of the International Air Transportation Conference, Austin, Texas, 1998.

[10] Saltan M., Tigdemir M., and Karasahin M., "Artificial Neural Network Application for Flexible Pavement Thickness Modeling," Turkish J. Eng. Env. Sci., 2002.

[11] Schalkoff R.G., *Artificial Neural Networks*, McGraw-Hill, 1997.

[12] Harvey R.L., *Neural Network Principles*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1996.

[13] Demuth H., and Beale M., *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB*, The Mathwork Inc, 2000

[14] American Association of State Highway and Transportation Officials., *AASHTO Guide for Design of Pavement Structures*, Washington D.C., 1993

۷. نتیجه‌گیری

در این مقاله مقاطع مختلف روسازی‌هایی که از لایه‌های رویه آسفالتی، اساس و زیراساس شنی تشکیل شده بودند و بر روی خاک بستر ریزدانه قرار داشتند با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی و تحلیل قرار گرفت.

نتایج بدست آمده از تحلیل تعداد ۳۶۰ حالت مختلف برای محاسبه مقدار حداکثر کرنش کششی افقی در زیر لایه رویه آسفالتی و همچنین حداکثر کرنش فشاری قائم بر روی سطح خاک بستر روسازی نشان داد که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تحلیل روسازی‌های انعطاف‌پذیر روش مناسبی است که با تعداد داده‌های ورودی کمتر امکان محاسبه و تخمین صحیح پارامترهای موردنظر را با سرعت و دقت مناسبی فراهم می‌سازد.

شبکه عصبی پیشنهادی در این مقاله از نوع انتشار برگشتی (BPNN) با ساختار ۲-۴-۵ می‌باشد که تابع انتقال آن در لایه پنهان از نوع سیگموئید و در لایه خروجی از نوع خطی ساده است. تابع عملکرد خطا نیز مجذور مربعات خطا می‌باشد.

بررسی‌های انجام شده در این مقاله نشان داد که با افزایش تعداد نرون‌های شبکه عصبی انتشار برگشتی لزوماً توانایی شبکه در تقریب تابع و پیش‌بینی دقیق‌تر نتایج افزایش نمی‌یابد. در ضمن افزایش تعداد چرخه‌های پردازش (اپوک) در شبکه عصبی نیز تاثیر چندانی در ارتقاء توانایی شبکه در تقریب تابع را ندارد.

شبکه عصبی معرفی شده در این مقاله قادر است پس از مرحله آموزش (training) جوابهای قابل قبول و با قابلیت اطمینان بالایی ($R^2 \geq 98\%$) ارائه دهد.

بدلیل آنکه این شبکه پس از مرحله آموزش، و در مرحله محاسبات فقط با انجام چند عملیات ساده پاسخها را ارائه می‌کند از سرعت داده پردازش بالاتری نسبت به سایر نرم‌افزارهای تحلیل روسازی برخوردار است. ضمناً در نرم‌افزارهای معتبر تحلیل روسازی نظیر DAMA, ELSYM5, KENLAYER و MICH-PAVE امکان تحلیل همزمان چند مقطع روسازی و مقایسه نسبی آنها وجود ندارد.

اما از آنجائیکه پردازش داده‌ها در این روش در جعبه ابزار (toolbox) شبکه‌های عصبی نرم‌افزار MATLAB در حالت ماتریسی انجام می‌شود، این امکان وجود دارد که با ایجاد یک پرونده ورودی که حاوی اطلاعات ورودی مربوط به چندین مقطع روسازی مختلف باشد، بتوان تمامی آنها را بطور همزمان تحلیل و مورد بررسی قرار داد و با ملاحظه پاسخها در یک پرونده خروجی گزینه مطلوب را انتخاب نمود.

لذا تحلیل سازه‌های مقاطع روسازی با روش شبکه‌های عصبی علاوه بر سرعت بالای پردازش، می‌تواند از قابلیت بهینه‌یابی (Optimization) نیز برخوردار می‌باشد.

[16] Huang Y.H., *Pavement Analysis and Design*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1993.

[17] Haykin S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall International Inc., 1994.

[15] *Development of the 2002 Guide for the Design of New and Rehabilitated Pavement Structures*, NCHRP Project 1-37, TRB. National Research Council, Washington D.C., 2002.