

انتخاب الگوریتم بهینه شبکه عصبی مصنوعی برای تحلیل روسازی صلب راهها

غلامعلی شفابخش، استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

حسین نادرپور، استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

رضا نوروزی (مسئول مکاتبات)، دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

E-mail: Rno470@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۳۹۰/۱۲/۰۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۰۳/۲۰

چکیده

پیش‌بینی پاسخ روسازها بر پایه برنامه‌های بسیار پیشرفته اجزاء محدود، فرصتهای بیشماری را برای ترکیبات پیچیده تحلیل در مهندسی روسازی فراهم کرده است، با این وجود می‌توان زمان قابل‌توجه موردنیاز برای انجام تحلیل این مدلها را با کاربرد مدل‌های تحلیلی شبکه عصبی مصنوعی حذف کرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی از لحاظ عملکرد، مدل‌های بسیار کارآیی هستند که سرعت محاسباتی آنها کاملاً مستقل از پیچیدگی ریاضیاتی الگوریتم‌ها یا روش مورد استفاده در تهیه مثال‌های آنهاست. در این مقاله از نتایج تحلیل اجزاء محدود ۶۲۴ مدل روسازی بتنی غیرمسلح درزدار، برای انتخاب یک الگوریتم مناسب شبکه عصبی، به عنوان جعبه ابزاری قابل اعتماد برای پیش‌بینی سریع و دقیق پاسخ روسازی صلب راهها، استفاده شده است. ابزار تحلیلی پیشنهادی، براساس نتایج مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به صورت یک شبکه انتشار برگشتی چهار لایه شامل دو لایه پنهان و لایه‌های ورودی و خروجی، با تعداد ۱۸ نورون (۲-۱۸-۶) و بکارگیری تابع انتقال حلقوی (Sigmoid) بوده که ارایه رگرسیون ۰/۹۹۹۲۸/ تاییدی بر قابلیت استفاده از نتایج دقیق حاصل از آن در سایر تحقیقات است. این شبکه امکان دستیابی به مقادیر تنش و افت‌وخیز بحرانی دال روسازی را با کمینه کردن زمان موردنیاز ایجاد مدل و روند تحلیل، و فراهم کردن توانایی تحلیل همزمان مقاطع گوناگون روسازی به ارمغان می‌آورد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، روسازی صلب، تحلیل اجزاء محدود، انتشار برگشتی

۱. مقدمه

یک سیستم روسازی صلب از تعدادی دال بتنی نسبتاً نازک محدود شده در طول و عرض که بر روی یک یا چند لایه اساس و یا زیراساس قرار دارد، تشکیل می‌شود [Michael, 1998]. توانایی پیش‌بینی پاسخ بحرانی سیستم روسازی، از جمله نیازهای یک طراحی مناسب است که بر حسب پارامترهای موردنظر، می‌توان از ابزار در دسترس استفاده کرد. برنامه‌هایی چون ABAQUS، ANSYS و DYN3D به عنوان نمونه ابزارهای قدرتمند در تحلیل اجزاء محدود مطرح هستند که از کاربرد وسیعی در مطالعات مدل‌سازی اجزاء محدود سه بعدی روسازی‌ها برخوردار بوده‌اند [Mallela & George, 1994; Kennedy, 1998]. پیچیدگی کاربرد این برنامه‌ها با ارایه برنامه‌های اجزاء محدود ویژه تحلیل سیستم‌های روسازی صلب، از قبیل ISLAB2000، EverFE و JSLAB، که توانستند بخشی از منابع محاسباتی و زمان موردنیاز ایجاد یک مدل سازه‌ای را بکاهند [Guclu & Ceylan, 2007; Wang et al., 2006] تا حدودی رفع شد. از طرفی قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ که مشابه با ساختارهای زیستی سیستم اعصاب و با کارکردی مشابه جعبه سیاه و مستقل از مدل عمل می‌کنند نیز در دهه‌های اخیر و در زمینه‌های پیش‌بینی و تخمین، شناسایی الگوها و بهینه‌سازی‌ها به اثبات رسیده است [Adeli, 2001] که نوید بخش فراهم شدن امکان رفع نقیصه‌های ذکر شده در تحلیل سیستم‌های روسازی صلب است.

از مدل‌سازی اجزاء محدود سه بعدی، همواره به عنوان بهترین روش تحلیل رفتار اصلی سازه روسازی‌ها یاد شده است [Adeli, 2001; Cho et al., 1996; Chen et al., 1995; Kuo et al., 1995]، چرا که یک مدل سه بعدی، توانایی حذف نواقص موجود در روشهای تحلیلی ورق قرارگرفته بر بستر ارتجاعی و روش لایه‌ای ارتجاعی خطی را داراست. اگرچه مزایای زیادی از کاربرد مدل‌های اجزاء محدود سه بعدی ذکر شده است، این ابزار قدرتمند به دلیل دشواریهای مرتبط با ساختار مش بندی در فضای سه بعدی برای تحلیل روسازی‌ها، چندان پذیرفته نشده‌اند [Ceylan,

2002]. از جمله سایر محدودیتهای اصلی آن می‌توان به فضای حافظه قابل توجه موردنیاز، صرف زمان حل طولانی و سختی‌های گوناگون در ارتباط با پس پردازش نتایج حجیم اشاره کرد [Kim, 1997, Hjelmsstad et al., 2000].

شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار محاسباتی ارزشمندی هستند که به طور روز افزون برای حل مسائل پیچیده و به عنوان جایگزین روش‌های سنتی، مورد توجه بیشتری قرار گرفته‌اند [Ceylan et al., 2004]. شبکه‌های عصبی در حقیقت سیستم‌های پردازشگر، با عملکرد توزیع موازی بین اجزاء هستند [Du and Swamy, 2006]. این نوع از شبکه‌ها، ابزار محاسباتی قدرتمند و همه‌کاره برای سازماندهی و برقراری ارتباط بین اطلاعات با روش‌های گوناگون هستند که برای حل انواع گوناگون مسائل کاملاً پیچیده، غیرقابل فهم یا نیازمند منابع بسیار زیاد در مقایسه با روش‌های محاسباتی قدیمی، کاملاً مفید نشان داده‌اند [Ceylan, 2002].

نتایج به دست آمده از کاربرد شبکه‌ها در بحث مهندسی روسازی و زمینه‌های وابسته آن، به طور رضایت‌بخشی در پیش‌بینی، ارزیابی، طراحی و ... نمود پیدا کرده است [Huang et al., 2005]. برای مثال، گاگارین و همکاران [Gagarin et al., 1994] کاربرد شبکه عصبی بر پایه شعاع گاوس^۳ را برای تعیین خصوصیات کامیون‌ها از قبیل بارهای محوری، فواصل محورها و سرعت کامیون عبوری از روی پل‌ها و با توجه به پاسخ کرنش برداشت‌شده مورد بررسی قرار دادند. الدین و سنوچی [Eldin & Senouci, 1995] استفاده از الگوریتم انتشار برگشتی برای رتبه‌بندی شرایط روسازی راه‌ها را تشریح کردند که در نتیجه آن، میانگین خطای بسیار پایینی در مقایسه با مقدار تعیین شده توسط یک فرد کارشناس گزارش شد. کال [Cal, 1995] از الگوریتم انتشار برگشتی برای دسته بندی خاکها و براساس سه عامل اصلی اندیس خمیری، ظرفیت آب حد روانی و حجم رس استفاده کرد. روبرتز و اتو-اکینه [Roberts & Attoh-Okine, 1998] ترکیبی از شبکه‌های عصبی نظارت‌کننده و خودسازمانده را برای پیش‌بینی عملکرد روسازی به وسیله ضریب 5IRI مورد استفاده قرار دادند. الگوریتم انتشار برگشتی توسط اوسو - ابابویو

۲. فرایند انتخاب شبکه عصبی مناسب در تحلیل روسازی راهها

تمامی شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس مفاهیم نورون‌ها، اتصالات و توابع انتقال استوار بوده و عمده تفاوت‌های موجود، به واسطه قوانین گوناگون آموزشی و چگونگی اصلاح توپولوژی شبکه توسط این قوانین است. اساساً کاربرد این شبکه‌ها در مدلسازی و شناسایی، دسته‌بندی، تشخیص الگو، بهینه‌سازی، کنترل، کاربردهای صنعتی، ارتباطات و پردازش سیگنال‌ها خلاصه می‌شود [Du and Swamy, 2006].

توانایی "یادگیری" ارتباط موجود بین ورودیها و خروجیها، یکی از اساسی‌ترین مزایای شبکه‌های عصبی است که جذابیت زیادی به آنها بخشیده است. در این رابطه الگوریتم‌های یادگیری کارآیی برای تعیین وزن‌های شبکه پیشنهاد شده‌اند. این توانایی یادگیری شبکه‌های عصبی، آنها را برای مسائلی با ساختارهای ناشناخته و غیرخطی، از قبیل تشخیص الگوها، تشخیص‌های پزشکی، پیش‌بینی سری‌های زمانی و سایر موارد مناسب کرده است [Gopalakrishnan, 2010]. جدول ۱ بیانگر اختلافات بین دسته‌بندی کاربرد شبکه‌ها و نمایش‌دهنده رایج‌ترین معماری شبکه متناسب با هر مقوله است. این جدول تنها به معنای یک راهنما بوده و لزوماً فراگیر و جامع عمل نخواهد کرد. برخی از شبکه‌های اشاره شده در جدول که با کاربری هایشان گروه‌بندی شده‌اند، برای حل بیش از یک نوع مسئله مورد استفاده‌اند. به طور ویژه، شبکه انتشار برگشتی^۶ پیشخور^۷، برای حل تقریباً تمامی انواع مسائل مورد استفاده بوده است و حقیقتاً معروف‌ترین شبکه برای ۴ مقوله اول این دسته بندی به شمار می‌آید.

در واقع استفاده از الگوریتم انتشار برگشتی به عنوان یکی از معروف‌ترین، موثرترین و آسان‌ترین مدلها برای یادگیری، در میان شبکه‌های پیچیده و چند لایه مطرح است. این شبکه بیش از تمامی دیگر انواع معرفی شده مورد استفاده است و از کاربردهای بسیار متنوعی برخوردار است. این هندسه، دسته‌های گوناگونی از انواع شبکه‌ها با معماری و روشهای آموزش گوناگون را تکثیر می‌کند که از مهم‌ترین تواناییهای آن، کاربرد راه‌حلهای غیرخطی

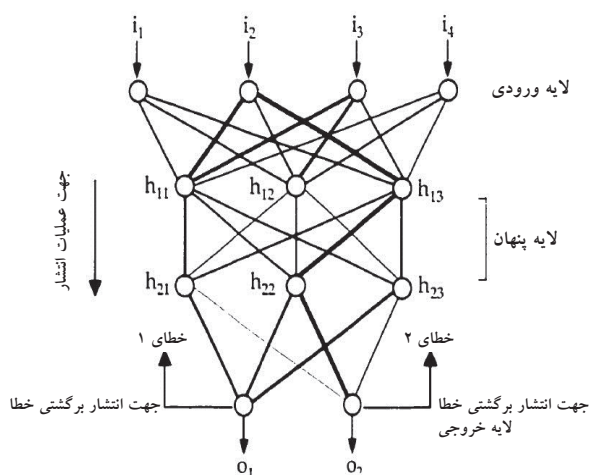
[Owusu-Ababia, 1998]، برای پیش‌بینی ترکهای روسازی انعطاف‌پذیر و به وسیله الشگیر و القادی [Alsugair and Al-Qudrah, 1998] به منظور تهیه یک سیستم تصمیم‌گیری مدیریت روسازی برای انتخاب عملیات تعمیر و نگهداری مناسب برای روسازی آسیب‌دیده، مورد استفاده قرار گرفته‌است. اتو-اکینه [Attoh-Okine, 2001] مدل کوهنن [Kohonen, 1988] را برای گروه‌بندی متغیرهای شرایط روسازی (از قبیل ضخامت و عمر روسازی، متوسط ترافیک روزانه در سال، ترک‌های پوست سوسماری، ترک‌های عرضی، گودال و عمق شیار) و با هدف ایجاد مدلی برای ارزیابی شرایط روسازی بکار برده است.

در یکی از کاربردهای موفق شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیلان [Ceylan, 2002] در دانشگاه ایلینویز شبکه‌های عصبی را برای تحلیل سیستم‌های روسازی بتنی فرودگاهی بکار گرفت و توانست یک ابزار تحلیلی بر پایه شبکه عصبی ارائه کند که در آن راه‌حلهای بسیار پیشرفته اجزاء محدود با یک روش ساده و معمولی طراحی یکی شده و در عین حال چندین برابر سریع‌تر از برنامه‌های پیچیده اجزاء محدود عمل می‌کند. از دیگر موارد می‌توان به مطالعات میر و همکاران [Meier et al., 1997] در تبدیل شبکه‌های عصبی مصنوعی انتشار برگشتی به جانشینی برای تحلیل برنامه‌های لایه‌ای ارتجاعی اشاره کرد که در آن سرعت پردازش محاسبات برگشتی مدول لایه‌های روسازی تا ۴۲ مرتبه افزایش داده می‌شود. بنابراین با توجه به عدم دسترسی بودن پایگاه‌های اطلاعاتی متناسب با اهداف پژوهش حاضر، این مطالعه به ارائه ابزاری بهینه و کارآ برای کاهش زمان تحلیل مسائل روسازی بتنی راه‌ها می‌پردازد که در این مسیر از نتایج به دست آمده از تحلیل اجزاء محدود ۶۲۴ مدل در نرم‌افزار ABAQUS و پس از مقایسه با نتایج روش وسترگارد^۳ (۱۹۲۳، ۱۹۲۶، ۱۹۲۷، ۱۹۲۹، ۱۹۳۹، ۱۹۴۳ و ۱۹۴۸) و نرم‌افزار - Eve FE، برای ارائه مناسب‌ترین الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی، استفاده شده است تا بتوان به کمک آن قابلیت‌های روش اجزاء محدود را با کاربردی آسان و کمینه کردن زمان پردازش، مورد استفاده قرار داد.

جدول ۱ معیارهای انتخاب شبکه متناسب با اهداف پژوهش [Anderson & Mcneill, 1992]

نوع کاربرد شبکه	انواع شبکه‌ها	کاربردها
پیش‌بینی	- انتشار برگشتی Delta Bar Delta - Delta Bar Delta - توسعه یافته	کاربرد مقادیر ورودی برای پیش‌بینی خروجی‌ها (برای مثال پیش‌بینی آب و هوا، تشخیص افراد در معرض سرطان، انتخاب بهترین گزینه‌ها در بازار بورس)
طبقه‌بندی	کمی سازی وکتور یادگیری انتشار برگشتی شبکه عصبی احتمالاتی	کاربرد مقادیر ورودی برای تعیین طبقه آنها
ارتباط‌دهی داده‌ها	- هاپفیلد - Boltzmann ماشین - شبکه همینگ	مشابه با طبقه‌بندی اما با قابلیت تشخیص داده‌های محتوی خطا (برای مثال علاوه بر تشخیص کارآکترهای اسکن شده، می‌تواند زمان‌های با عملکرد نامناسب اسکنر را نیز تشخیص دهد).
مفهوم سازی داده‌ها	- شبکه انطباق رزونانس - نقشه‌های خود سازمانده	تحلیل داده‌ها برای تشخیص ارتباط بین گروه‌ها
اصلاح داده‌ها	- Recirculation	تسطیح سیگنال‌های ورودی (برای مثال حذف نویز از سیگنال‌های تلفنی)

و افت و خیز ناشی از تحریک خارجی، در شکل ۱ نمایش داده شده است.



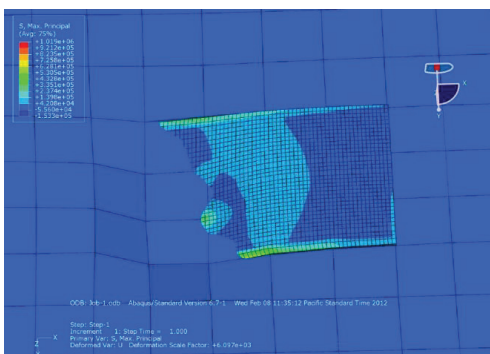
شکل ۱. فرم کلی شبکه عصبی انتشار برگشتی [Ceylan, 2002]

پژوهشگران زیادی (از قبیل Hecht-Nielsen در سال ۱۹۹۰، ۱۹۹۴، Fausett، ۱۹۹۲، Zurada و Ripley در سال ۱۹۹۶) ساختار و عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی را تشریح کرده‌اند [Shahin et al, 2002]. اما به طور کلی در تمامی این سیستمها هر نورون مصنوعی یا المان پردازشگر، چندین سیگنال ورودی X_j ، آغاز شده از گره‌های قبلی را دریافت کرده و سپس هر سیگنال را با توجه به وزن اتصال آن، W_{ij} ، پردازش می‌کند. رابطه بین سیگنال‌های ورودی و سطح فعالیت داخلی المان پردازشگر در این نوع شبکه، توسط رابطه شماره ۱ مشخص می‌شود:

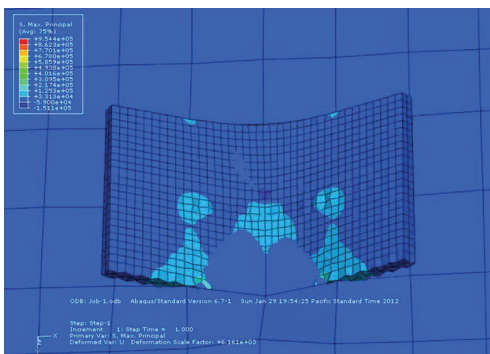
برای مسائل تعریف شده است. در واقع عبارت شبکه‌های انتشار برگشتی معادل شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور است [Hecht-Nielsen, 1990] که با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده شده است [Werbos, 1974; Parker, 1985; Rumelhart et al., 1986]. این شبکه‌ها از کاربرد موفقی در شبیه‌سازی تراکمها (با آموزش آنها برای بازتصویر کردن ورودیها بر روی خودشان)، پیش‌بینی‌ها، شناسایی گفتار و تشخیص الگوها نیز برخوردار بوده‌اند [Hertz et al., 1991]. بنابراین با توجه به عملکرد پیش‌بینی مقادیر تنش و افت و خیز توسط سیستم شبکه عصبی در تحلیل روسازی‌ها و کلیه موارد ذکر شده، سبک انتشار برگشتی به عنوان مناسب ترین گزینه از میان معماریهای معرفی شده، قابل استفاده بوده و انتظار نتایج مطلوبی را به دست می‌دهد. با این وجود شبکه‌های انتشار برگشتی پیشخور دارای محدودیتهایی نیز هستند. انتشار برگشتی به تعداد زیادی از نمونه‌های ورودی - خروجی نیاز دارد، افزون بر این فرآیند داخلی آن به خوبی قابل فهم نبوده و هیچ تضمینی برای همگرا شدن سیستم در یک راه حل قابل قبول وجود ندارد، چرا که ممکن است با رسیدن شبکه به یک کمینه محلی در مرحله آموزش، امکان دستیابی به بهترین راه حل محدود شود. این حالت زمانی رخ می‌دهد که شبکه، خطایی را پایین‌تر از احتمالات موجود پیدا می‌کند، اما سرانجام کوچک ترین خطای ممکن را به دست نمی‌آورد. نمونه شبکه عصبی مورد استفاده در این مطالعه به منظور تعیین مقادیر تنش

انتخاب الگوریتم بهینه شبکه عصبی مصنوعی برای تحلیل روسازی صلب راه‌ها

بنابراین، به منظور تعیین مقادیر تنش‌وافت و خیز دال روسازی راه‌ها، نرم افزار اجزاء محدود ABAQUS انتخاب شده که نمونه‌ای از دال تحت بارگذاری گوشه و لبه، مدل شده در این نرم‌افزار، در شکل‌های ۲ و ۳ قابل مشاهده است. شرایط انتخابی برای ضخامت دال روسازی در برگیرنده کلیه حالات قابل فرض و در بازه‌هایی با همپوشانی مناسب، و همچنین خاک بستر در محدوده‌های گوناگون با مقاومت کم تا زیاد در نظر گرفته شده اند. ابعاد هندسی و سطح اثر تماس چرخ با دال روسازی، نتیجه تعیین سطح معادل برای محورها، به ازای بارگذاری محور ساده و مرکب در شکل ۴ به نمایش گذاشته شده اند. تمام مراحل انتخاب المان بهینه، تعیین مش‌بندی مناسب و جزئیات تماس لایه‌های موجود، با تکیه بر نتایج روش تحلیل وسترگارد و نرم افزار EverFE، به عنوان یک مدل اجزاء محدود سه بعدی، با کاربرد المان‌های منشوری شش وجهی در بررسی دال و اساس در تحلیل روسازی‌های صلب، صورت گرفته است.



شکل ۲. نمونه مدل ایجاد شده توسط نرم افزار ABAQUS بارگذاری گوشه دال



شکل ۳. نمونه مدل ایجاد شده توسط نرم افزار ABAQUS بارگذاری لبه دال

$$net_i = \sum_{j=1}^N (W_{ij}X_j) - \theta_i \quad (1)$$

net_i = سیگنال ورودی شبکه (سطح فعالیت داخلی)؛

W_{ij} = وزن اتصال بین نورون‌های مصنوعی i و j ؛

X_j = مقدار سیگنالی که از گره قبلی (j) می‌آید؛

θ_i = بخش بایاس از گره i (مشابه با یک فعالیت حد آستانه)؛

N = تعداد سیگنال‌های ورودی از گره‌های قبلی.

با عبور مجموع وزنی سیگنال‌های ورودی از آستانه فعالیت θ_i ،

خروجی نورون‌های مصنوعی، سیگنالی دیکته شده با تابع انتقال

$f(x)$ و تحت عنوان Y_i است. در این حالت، سیگنال خروجی به

عنوان تابعی از سیگنال ورودی شبکه بیان می‌شود:

$$y_i = f(net_i) \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})}$$

در بازه ۰ و ۱ نتیجه می‌دهد.

شبکه عصبی، وزنه‌های ارتباطی بین لایه‌ها و گره‌های بایاس را

در تکرارهایی، برای دستیابی به نوع آموزش موردنظر، اصلاح

می‌کند. الگوریتم آموزش مورد استفاده، بر اساس حداقل کردن

میانگین مربعات خطا بین خروجی شبکه و خروجی مورد انتظار

است [MATLAB Toolbox, User's Guide, 2010]، در

واقع وزنها و گره‌های بایاس تا کمینه شدن خطای موجود بین

خروجی مطلوب و خروجی حقیقی، جابجا می‌شوند.

۳. تحلیل روسازی صلب راه‌ها به وسیله شبکه عصبی مصنوعی

در این مطالعه یک شبکه عصبی مصنوعی از نوع انتشاربرگشتی،

با استفاده از نتایج به دست‌آمده از نرم‌افزار اجزاء محدود

ABAQUS آموزش داده شده‌است تا به عنوان یک ابزار دقیق

تحلیلی - طراحی برای پیش‌بینی تنشها و افت‌وخیزهای روسازی

بتنی با حذف زمان‌های طولانی مدل‌سازی و تحلیل، مورد استفاده

قرار گیرد.

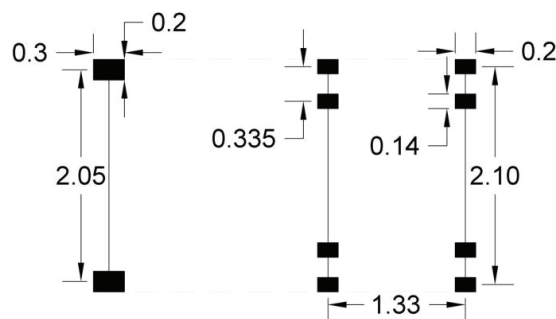
روشهای اجزاء محدود، ابزار حل عددی بی هستند که با غلبه بر

بخش عمده محدودیتهای روشهای تحلیلی کلاسیک، قابلیت

های بسیاری را در تحلیل نمونه‌های روسازی فراهم آورده‌اند،

جدول ۲. جزئیات مدل های استفاده شده در آموزش شبکه

محدوده بررسی شده	لایه ورودی
۲۰ تا ۷۰ سانتیمتر	ضخامت دال روسازی
۰ و ۲۰ سانتیمتر	ضخامت لایه اساس
۲۷ تا ۸۱ مگا پاسکال بر متر	مدول عکس العمل بستر
۰ تا ۲/۹۰۵ متر	مختصه X محورهای ساده و مرکب
۰/۷۰۵ تا ۰/۷۳۵ متر	مختصه Y محورهای ساده و مرکب
۸۰ تا ۱۵۷ کیلونیوتن	وزن محورها



شکل ۴. ابعاد و هندسه محورهای ساده و مرکب و سطح اثر چرخ ها بر

دال روسازی

به منظور ایجاد یک پایگاه داده جامع و مناسب از ۶۲۴ مدل روسازی صلب و با تکیه بر اثرات ضخامت، مقاومت خاکبستر، شرایط لایه اساس، جزئیات محورهای عبوری و موقعیت اعمال بار در نرم افزار تحلیل اجزاء محدود استفاده شده است. محدوده پارامترهای مورد استفاده در آموزش شبکه مورد نظر در جدول شماره ۲ ارایه شده است که برای کمی نمودن موقعیت و محل اعمال بارهای محوری (بار ساده و مرکب در گوشه و لبه دال روسازی)، از مختصات محورها و وزن آنها در لایه ورودی شبکه بهره برده ایم.

مانند بسیاری از شبکه های عصبی مصنوعی، وزنه های ارتباط دهنده در شبکه های عصبی انتشار برگشتی، در ابتدا به صورت تصادفی انتخاب می شوند. ورودی های شبکه از مثالها تهیه شده و در میان هر لایه از شبکه برای پدیدار شدن خروجی ها، انتشار می یابند. سپس خطاهای موجود بین خروجیها و پاسخهای صحیح به صورت برگشتی^۹ در شبکه منتشر می شوند و وزنه های ارتباط دهنده، به صورت منفرد برای کاهش خطاها تنظیم می شوند. پس از اینکه تعداد قابل توجهی از مثالها (الگوهای آموزشی) در میان شبکه برای چندین بار منتشر شدند، تابع نگاشت با وجود یک خطای مجاز آموزش داده می شود. شبکه های انتشار برگشتی به واسطه قابلیت تقریب بالایی که دارند، در مدل کردن داده ها از برتری قابل توجهی برخوردار هستند [Haykin, 1999; Meier and Tutu - luer, 1998].

۳-۱ طرح هندسه شبکه عصبی

شبکه های عصبی مصنوعی عمدتاً بصورت نرم افزارهای کاربردی ارایه می شوند و یک شبکه عصبی می تواند با یک زبان برنامه نویسی یا ابزار برنامه نویسی ایجاد شود. برخی نرم افزارهای کاربردی در این زمینه عبارتند از:

- Nnet Sheet
- Neuralyst
- SNN (Stuttgart Neural Network Simulator)
- Matlab Standard NN Toolbox
- Netlab toolbox for Matlab

الگوی مورد استفاده در آموزش شبکه انتشار برگشتی در این پژوهش از تعداد ۶۲۴ مدل اجزاء محدود و خروجیهای تنش و افت و-خیز معادل برای هر نمونه (جمعاً ۱۲۴۸ خروجی) تشکیل شده است. هدف از فرایند آموزش، تعدیل ارتباط بین وزن ها و گره های بایاس است، که در نتیجه آن بتوان با ارایه مجموعه ای از داده های ورودی، خروجی مورد انتظار از شبکه عصبی را برداشت نمود [Wassermann, 1989].

هنگام آموزش شبکه انتشار برگشتی استاندارد، خصوصیات و جزئیات شبکه می بایست قبل از انجام آموزش، شکل بگیرد. اولین قدم در برآورد خصوصیات شبکه، تعیین تعداد لایه های پردازشگر در شبکه است. به عنوان یک مقدار کمینه، شبکه بایستی دو لایه داشته باشد. لایه ورودی^{۱۰} و لایه خروجی^{۱۱} شبکه های عصبی پیشخور چند لایه، اغلب داری یک یا چند لایه پنهان^{۱۲} نیز هستند. بیش از این، نتایج رضایت بخشی از این نوع شبکه ها، به واسطه قابلیتشان در تسهیل هرچه بیشتر تابع نگاشت غیرخطی با کمک

انتخاب الگوریتم بهینه شبکه عصبی مصنوعی برای تحلیل روسازی صلب راه‌ها

در شکل ۵ می‌توان مقادیر خطای به دست آمده از رابطه شماره ۳ به ازای شبکه‌های سه لایه و چهار لایه با نورون‌های متفاوت را ملاحظه کرد. همان طور که از روند اعتبار سنجی داده‌ها در این شکل بر می‌آید، کمترین مقدار به دست آمده برای میانگین مربعات خطا برابر با 9.71×10^{-5} و در اپوک ۷۱ ام است. مقادیر MSE به ازای ۷۷ اپوک و در طی مراحل معرفی شده در شکل ۵ به دست آمده‌اند.

$$MSE = \frac{1}{mN} \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^m (y_j^k - t_j^k)^2 \quad (3)$$

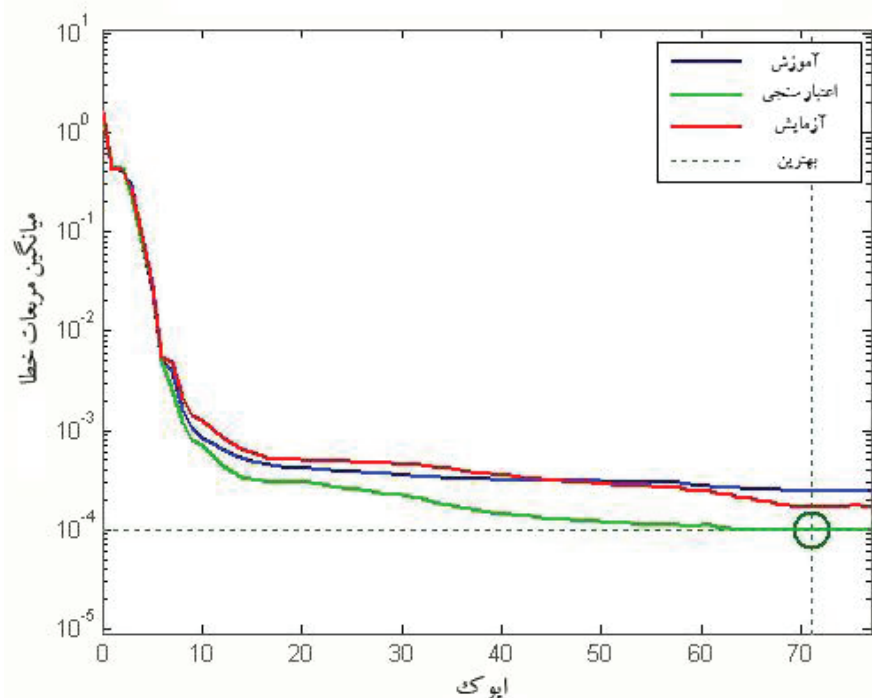
در رابطه (۳)، پارامتر m بیانگر تعداد نورونهای خروجی و N تعداد مثال‌های آموزشی است. به طور کلی مقادیر MSE با رشد اندازه شبکه ناشی از افزایش تعداد نورون‌های لایه‌های پنهان، کاهش می‌یابد.

در شکل ۶ مقادیر میانگین مربعات خطا، به دست آمده از آموزش ۲۱ شبکه عصبی مصنوعی با ساختارهای سه لایه و چهار لایه و با تغییر در تعداد نورون‌های لایه پنهان ارائه شده است. همچنین شکل ۷ مقادیر رگرسیون کل حاصل از آموزش این شبکه‌ها را به نمایش گذاشته است که با بررسی آنها، شبکه عصبی چهار

نورون‌های مرتبط کمتر به دست آمده است [Haussmann et al., 1997; Ceylan et al., 1998]. مطالعات نشان می‌دهند که شبکه انتشار برگشتی سه لایه می‌تواند به راهکار انواع مسائل غیرخطی پیچیده و تنها با کاربرد گره‌های کافی در لایه پنهان دست یابد [Yabin et al., 2011]. به دیگر بیان، این شبکه می‌تواند تابع تقریب را با دقت دلخواه به دست آورده و برازش منحنی‌ها را با کمترین خطا تعیین کند.

در لایه ورودی این شبکه شش پارامتر ورودی برای تعیین خصوصیات بستر، هندسه دال و جزئیات بارگذاری قرار داده شده است که عبارتند از: X و Y (مختصات آکس محور بارگذاری از مرکز دال)، وزن محور بارگذاری، ضخامت دال، مدول عکس‌العمل بستر و ضخامت لایه زیرساز. همچنین متغیرهای موجود در لایه خروجی شبکه را میزان تنش بحرانی و افت و خیز حداکثر دال روسازی تشکیل داده‌اند.

روند انتخاب هندسه مناسب برای داده‌های موردنظر این پژوهش از شبکه سه لایه تا انتخاب تعداد بهینه نورون‌ها برای لایه پنهان شبکه‌های چهار لایه (دارای دو لایه پنهان) انجام شده است.

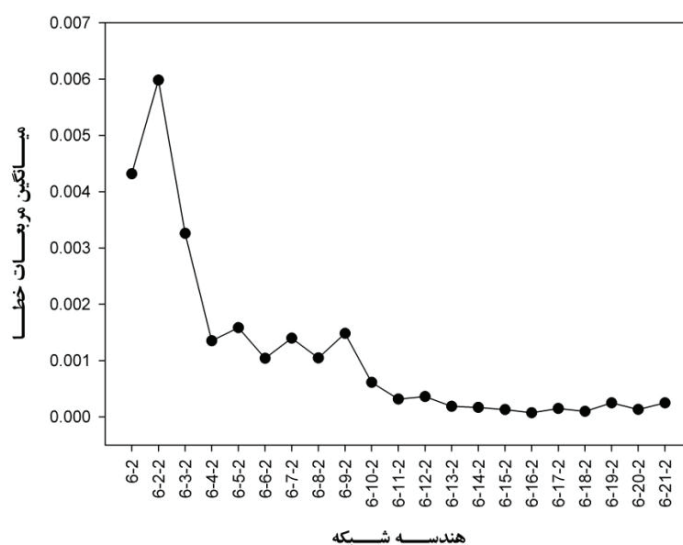


شکل ۵. میانگین مربعات خطا

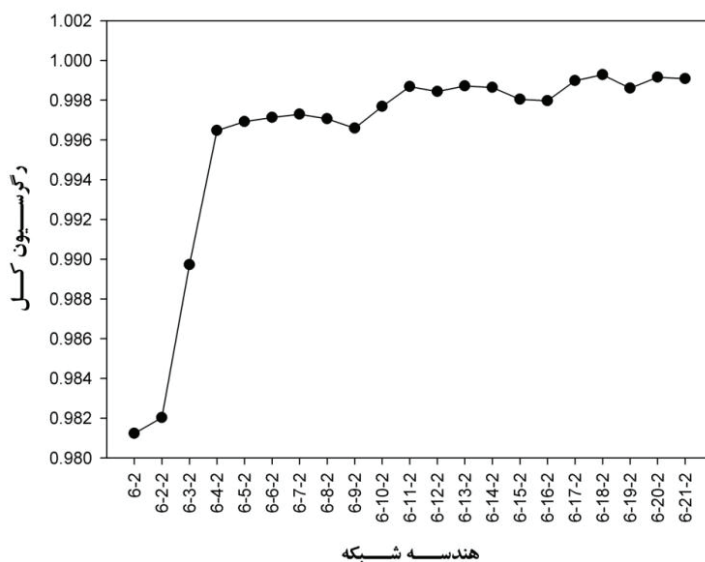
۲-۳ معرفی شبکه بهینه و بررسی نتایج

مطابق بررسیهای صورت پذیرفته، شبکه انتشار برگشتی با ترکیب ۲-۱۸-۶ با دو لایه پنهان و ۱۸ نورون، به عنوان بهترین هندسه برای تعیین مقادیر تنش و افت و خیز بحرانی در دال روسازی بتنی معرفی می شود. شکل‌های ۸ و ۹ مقادیر تنشهای بحرانی و افت و خیزهای حداکثر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی را با نتایج حاصل از روش اجزاء محدود (مقادیر هدف) مورد مقایسه قرار می‌دهد. در این شکلها می‌توان خروجیهای شبکه عصبی آموزش داده شده را

لایه (دو لایه پنهان و لایه‌های ورودی و خروجی) با تعداد ۱۸ نورون (شبکه ۲-۱۸-۶) برای اهداف این پژوهش، مناسب به نظر می‌رسد که در آن، لایه ورودی از شش پارامتر ورودی تشکیل شده و لایه خروجی شامل ۲ متغیر (تنش بحرانی و افت و خیز حداکثر دال روسازی) است. در واقع شبکه موردنظر برای پیش‌بینی مقادیر تنش بحرانی و افت و خیز حداکثر دال روسازی با کمک ۶ گره ورودی و ۲ گره خروجی توسط دو لایه پنهان آموزش داده شده است.



شکل ۶. مقایسه میانگین مربعات خطا شبکه های عصبی



شکل ۷. مقایسه رگرسیون برای شبکه های عصبی

انتخاب الگوریتم بهینه شبکه عصبی مصنوعی برای تحلیل روسازی صلب راه‌ها

بتنی، توسط نرم‌افزارهای اجزاء محدود ABAQUS و EverFE مورد بررسی قرار گرفته‌اند. مقادیر تنش و افت‌وخیز به دست‌آمده از تحلیل ۶۲۴ مدل اجزاء محدود دال روسازی، به‌ازای بررسی شرایط خاک بستر، ضخامت دال، لایه زیراساس، میزان و محل اعمال بار وارده بیانگر مناسب بودن بکارگیری یک شبکه عصبی مصنوعی با هدف کاهش نیاز به پارامترهای ورودی و فراهم کردن امکان محاسبه و تخمین صحیح پارامترهای مورد نظر در زمانی بسیار کوتاه بوده‌اند. نتایج به دست‌آمده از این پژوهش را می‌توان چنین دسته‌بندی کرد:

- مراحل انتخاب شبکه عصبی بهینه در این پژوهش، با کاربرد تابع عملکرد خطای مجذور مربعات، به یک شبکه انتشار برگشتی با آرایش ۲-۱۸-۶ (شبکه عصبی چهار لایه دو لایه پنهان و لایه‌های ورودی و خروجی - با تعداد ۱۸ نورون) منتهی شده است که در آن، لایه ورودی از شش پارامتر ورودی تشکیل شده و لایه خروجی شامل ۲ متغیر (تنش بحرانی و افت‌وخیز حداکثر دال روسازی) است. نتایج مطالعات گوناگون مبنی بر امکان حل انواع مسائل با پیچیدگی‌های مختلف با کاربرد حداکثر ۴ لایه (سه لایه پنهان بعلاوه یک لایه خروجی) نیز تاییدی بر این نتیجه است.

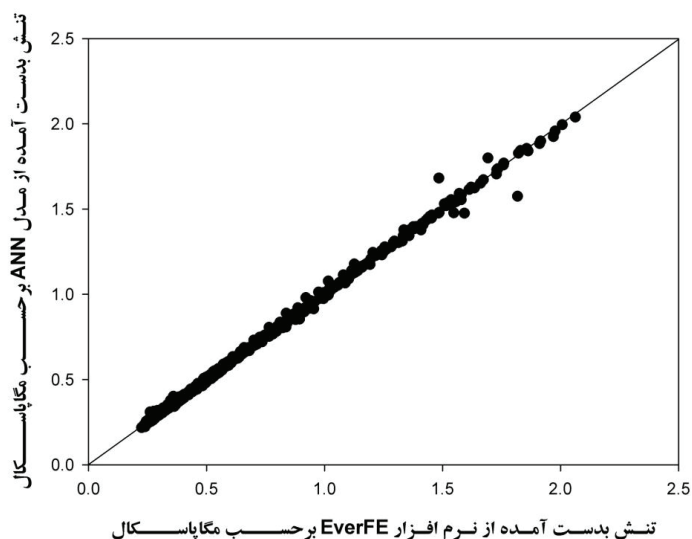
- مطابق نتایج ارائه شده در این پژوهش، میانگین مربعات خطا با رشد اندازه شبکه ناشی از افزایش تعداد نورون‌های لایه‌های

در مقابل نتایج به دست‌آمده از تحلیل مدل‌های یکسان در نرم‌افزار اجزاء محدود سه بعدی EverFE بررسی کرد. هدف از چنین مقایسه‌ای تعیین میزان دقت شبکه معرفی شده و طی فرایند آزمایش شبکه است. خطوط رگرسیون، به منظور نمایش میزان همپوشانی مقادیر به دست‌آمده در این نمودارها ترسیم شده‌اند.

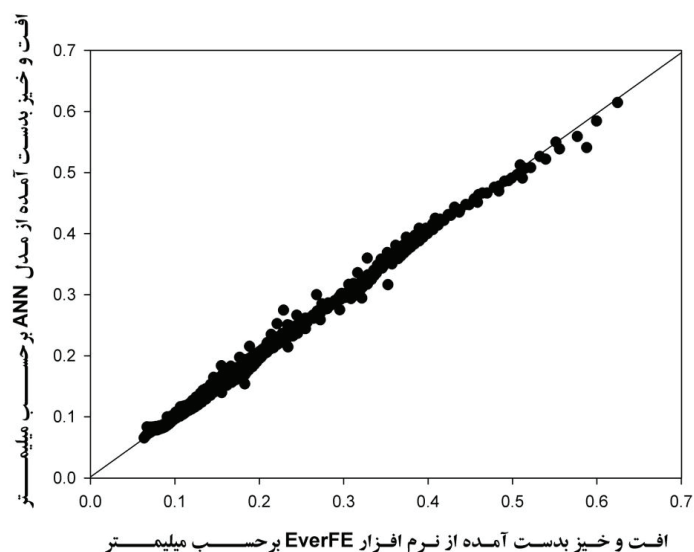
مطابق شکل‌های ۸ و ۹ و انتظاری که از شبکه برگزیده با آرایش ۶-۱۸-۲ و رگرسیون 0.99928 به عنوان نتیجه آموزش می‌رود، مقادیر تنش و افت‌وخیز به دست‌آمده از نرم‌افزار اجزاء محدود EverFE تشابه بسیار مناسبی با مقادیر پیش‌بینی شده توسط این شبکه دارند. در کنار توجه به دقت مناسب در حل مثال‌های طراحی شده، مهم‌ترین مزیت مدل‌های ANN، عدم نیازشان به هرگونه فایل ورودی پیچیده و زمان‌بر، مشابه روش‌های اجزاء محدود، برای کاربردهای طراحی عادی و معمولی است. همچنین این روش، کاهش قابل‌توجهی در زمان موردنیاز برای محاسبات هر آنالیز را فراهم می‌کند. در نهایت اینکه مراحل اضافه موردنیاز برای تعیین تنش‌های خروجی، برای مثال پس پردازش فایل خروجی روش اجزاء محدود، در این ابزار وجود ندارد.

۴. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مطالعه تمام عوامل سازه‌ای موثر بر پاسخ‌های روسازی



شکل ۸. مقایسه مقادیر تنش پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با نتایج نرم‌افزار اجزاء محدود EverFE



شکل ۹. مقایسه مقادیر افت و خیز پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با نتایج نرم‌افزار اجزاء محدود EverFE

- 6- Back-Propagation
- 7- Feed Forward
- 8- Sigmoid
- 9- Backward
- 10- Input Layer
- 11- Output Layer
- 12- Hidden Layer

پنهان، کاهش می‌یابد.

– مطابق بررسی‌های صورت گرفته، بهترین فرم تابع انتقال در لایه پنهان از نوع حلقوی و در لایه خروجی از نوع کاملاً خطی است.

– از نمودارها و نتایج به دست آمده چنین برداشت می‌شود که با افزایش تعداد نورونهای یک شبکه انتشار برگشتی، لزوماً توانایی آن شبکه در تقریب تابع و پیش‌بینی دقیق‌تر نتایج افزایش نمی‌یابد.

– شبکه پیشنهادی در این پژوهش از همبستگی قوی برخوردار است ($R^2 \geq 0.999$) و در نتیجه قابلیت ارایه پاسخهای با دقت بالا پس از مرحله آموزش، سرعت داده‌پردازی بالا و امکان تحلیل همزمان چند مقطع روسازی و مقایسه نسبی آنها به کمک جعبه‌ابزار شبکه‌های عصبی در نرم‌افزار MATLAB را دارد.

– ابزار تحلیلی نتیجه این پژوهش که با شبیه‌سازی رفتار تعداد قابل توجهی از نمونه‌های اجزاء محدود ایجاد شده است، می‌تواند با فراهم کردن دقت و سرعت بالا، زمینه ساز مطالعات مرتبط با پاسخ روسازی صلب راه‌ها در آینده نیز باشد.

۶. مراجع

Adeli, H. (2001) "Neural networks in civil engineering: 1989–2000", Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering 16 (2001) pp.126–142.

Alsugair, A. M. and Al-Qudrah, A. A. (1998) "Artificial neural network approach for pavement maintenance", Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, 12 (4), pp.249–55.

Anderson, D. and Mcneill, G. (1992) "Artificial neural networks technology", Kaman Sciences Corporation.

Attoh-Okine, N. O. (2001) "Grouping pavement condition variables for performance modeling using self-organizing maps", Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 16 (2), pp.112–25.

Cal, Y. (1995) "Soil classification by neural network", Advances in Engineering Software, pp.22, 95–7.

۵. پی‌نوشتها

- 1- Concrete Pavement
- 2- Artificial Neural Network (ANN)
- 3- Westergaard, H. M.
- 4- Radial-Gaussian
- 5- International Roughness Index

- retary of transportation: Transportation Infrastructure", Highway Pavement Design Guide is Outdated. United States General Accounting Office, Washington, D.C.
- Gopalakrishnan, K. (2010) "Effect of training algorithms on neural networks aided pavement diagnosis", International Journal of Engineering, Science and Technology Vol. 2, No. 2, 2010, pp. 83-92.
- Guclu, A., Ceylan, H. (2007) "Condition Assessment of Composite Pavement Systems Using Neural Network-Based Rapid Backcalculation Algorithms", TRB Paper 07-3356.
- Hammons, Michael, I. (1998) "Advanced pavement design: Finite element modeling for rigid pavement joints, Report II: Model development", U. S. Department of Transportation Federal Aviation Administration, Virginia.
- Hausmann, L. D., Tutumluer, E., and Barenberg, E. J. (1997) "Neural network algorithms for the correction of concrete slab stresses from linear elastic layered programs", In Transportation Research Record, No. 1968, Transportation research Board, National Research Council, Washington, D.C., pp 44-51.
- Haykin, S. (1999) "Neural networks: A Comprehensive Foundation", 2nd Edition, Prentice-Hall, Inc., New Jersey, 842 p.
- Hecht-Nielsen, R. (1990) "Neurocomputing", New York, Addison-Wesley, 443 p.
- Hertz, J., Krogh, A., and Palmer, R. G. (1991) "Introduction to the theory of neural computation", Reading, MA., Addison Wesley
- Hjelmstad, K. D., Kim, J. and Zuo Q. H. (1997) "Finite element procedures for three dimensional pavement analysis", Proceedings of Aircraft/Pavement Technology: In the midst of change, Aircraft Pavement Conference, American Society of Civil Engineering, Seattle, Washington, pp. 125-137.
- Huang, S.,-M., Hsu, C., -J., Lee, C., and Chang, C.,-C. (2005) "Application of neural network for selection of airport rigid pavement maintenance strate-
- Ceylan, H. (2002) "Analysis and design of concrete pavement systems using artificial neural networks", Ph.D. Dissertation, University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Ceylan, H., Guclu, A., Tutumluer, E. and Thompson, M. R. (2004) "Use of artificial neural networks for backcalculation of pavement layer moduli", 2004 FWD Users Group Meeting, October 2-5, 2004, University Inn, West Lafayette, Indiana.
- Ceylan, H., Tutumluer, E. and Barenberg, E. J. (1998) "Artificial neural networks as design tools in concrete airfield pavement design", Airport Facilities: Innovations for the Next Century, 25th International Air Transportation Conference, American Society of Civil Engineers, Austin, Texas, June 14-19, pp. 447-465.
- Chen, W,-H, Zaman, M., Laguros, J. and Soltani, A. (1995) "Assessment of computer programs for analysis of flexible pavement structure", Transportation Research Record 1482, Transportation research Board, National Research Council, Washington, D.C., pp. 123-133.
- Cho, Y.-H., McCullough, B. F., and weissmann, J. (1996) "Considerations on finite element method application in pavement structural analysis", Transportation Research Record 1539, Transportation Research Board, National Research Council, Washington, D.C., pp. 96-101.
- Du, K. -L., Swamy, M. N. S. (2006) "Neural networks in a softcomputing framework", Center for Signal Processing and Communications Department of Electrical and Computer Engineering, Concordia University, Montreal, Quebec.
- Eldin, N. N. and Senouci, A. B. (1995) "A pavement condition rating model using backpropagation neural network", Microcomputers in Civil Engineering, 10 (6), pp.433-41.
- Gagarin, N., Flood, I. and Albrecht, P. (1994) "Computing truck attributes with artificial neural networks", Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, 8 (2), 179-200.
- General Accounting Office (1997) "Report to the sec-

- (1997) "Using artificial neural networks as a forward approach to backcalculation", In Transportation Research Record, No. 1570, TRB, National Research Council, Washington, D.C., pp. 126-133.
- Owusu-Ababia, S. (1998) "Effect of neural network topology on flexible pavement cracking prediction", Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 13 (5), pp.349-55.
- Parker, D. B. (1985) "Learning logic. Technical report TR-47", Center for Computational Research in Economics and Management Science, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA.
- Roberts, C. A. and Attoh-Okine, N. O. (1998) "A comparative analysis of two artificial neural networks using pavement performance prediction", Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 13 (5), pp.339-48.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1986) "Learning representations by back-propagation errors", Nature, Vol. 323, pp.533-536.
- Shahin, M. A., Jaksa, M. B. and Maier, H. R. (2002) "Artificial neural network-based settlement prediction formula for shallow foundations on granular soils", Australian Geomechanics, September 2002.
- Wang, W., Basheer, I., and Petros, K. (2006) "Jointed plain concrete pavement models evaluation", TRB, Annual Meeting.
- Wassermann, P. D. (1989) "Neural computing, theory and practice", New York, NY, Van Nistrand Reinhold.
- Werbos, P. J. (1974) "Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences", Ph.D. Dissertation, Harvard University, Cambridge, MA.
- Yabin, X., Yunmei, S., and Xuhong, L. (2011) "Network behavior perception based on improved BP ANN", SciVerse ScienceDirect, December, Energy Procedia 13 (2011) pp.124-130.
- gies", Journal of Marine Science and Technology, Vol. 13, No. 2, pp. 125-132.
- Kennedy, J. C. (1998) "Material nonlinear and time-dependent effects on pavement design for heavy-weight, multi-wheel vehicles", Proceedings of the First International symposium on 3D Finite Element for Pavement Analysis and Design.
- Kim, J. (2000) "Three-dimensional finite element analysis of multi-layered systems: Compressive nonlinear analysis of rigid airport pavement systems", Ph.D. Dissertation, University of Illinois, Urbana, IL, 221p.
- Kohonen, T. (1988) "Self-organization and associative memory", Berlin, Springer Verlag.
- Kuo, C.-M., Hall, K. T. and Darter, M. I. (1995) "Three – dimensional finite element model for analysis of concrete pavement support", Transportation Research Record, No. 1505, Transportation research Board, National Research Council, Washington, D.C., pp. 119-127.
- Mallela, J. and George, K. P. (1994) "Three-dimensional dynamic response model for rigid pavements", In Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, No. 1448, TRB, Washington, D.C.
- MATLAB neural network toolbox (2010) "User's guide", Website: (accessed on Mar 3, 2010) (URL) <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/nnet/>.
- Meier, R. and Tutumluer, E. (1998) "Uses of artificial neural networks in the mechanistic-empirical design of flexible pavements", In Proceedings of International Workshop on Artificial Intelligence and Mathematical Methods in Pavement and Geomechanical Engineering Systems, Florida International University, Florida, November 5-6, 1998, pp. 1-12.
- Meier, R. W., Alexander, D. R., and Freeman, R.