

پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی با استفاده از شبکه‌های عصبی

حسن طاهرخانی (مسئول مکاتبات)، استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران
امیر ابراهیمی مقدم، کارشناس ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه بین المللی امام خمینی، قزوین، ایران

E-mail: taherkhani.hasan@znu.ac.ir

دریافت: ۹۱/۰۶/۰۱ پذیرش: ۹۱/۱۲/۱۰

چکیده

برای طرح و مدیریت روسازی، پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی، مورد نیاز بوده و مورد توجه پژوهشگران مختلف قرار گرفته است. این تحقیق به دنبال بکارگیری تکنیک شبکه‌های عصبی (ANN) برای پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی است. به دلیل محدودیت و عدم دسترسی به داده‌های جامع آزمایشگاهی مربوط به عمر خستگی در داخل کشور، در این تحقیق از داده‌های آزمایشگاهی ایالت کانزاس آمریکا برای مدل سازی استفاده شده است. پارامترهای مؤثر در عمر خستگی، ویسکوزیته قیر (نوع قیر و دما)، سطح کرنش کششی، سختی، درصد قیر، درصد فضای خالی و دانه بندی در نظر گرفته شده اند و بر اساس نتایج آزمایشگاهی، مدل سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی صورت گرفته است. پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه پیشرو و الگوریتم آموزش انتشار به عقب، با تکنیک بهینه سازی عددی لونبرگ-مارکواردت، مدل سازی شده است. فرآیند مدل سازی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی و همچنین با استفاده از برنامه نویسی در نرم افزار MATLAB صورت پذیرفته و نتایج با یکدیگر مقایسه شده‌اند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که تکنیک شبکه‌های عصبی در مقایسه با روشهای رگرسیونی موجود، به دلیل توانایی استفاده از متغیرهای بیشتر در مدل سازی و نتایج دقیق‌تر، روشی مؤثرتر برای پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی است. همچنین مقایسه جعبه ابزار شبکه‌های عصبی با برنامه نویسی در نرم افزار MATLAB نشان می‌دهد که با برنامه نویسی می‌توان به نتایج بهتری برای پیش بینی دست یافت.

واژه‌های کلیدی: عمر خستگی - مخلوطهای آسفالتی - شبکه‌های عصبی

۱. مقدمه

طراحی روسازی راه نیاز به آگاهی از خصوصیات مصالح مورد استفاده در لایه ها دارد که برای مصالح آسفالتی سختی و مقاومت خستگی از مهم ترین این ویژگیها هستند. مقاومت در برابر خستگی یک مخلوط آسفالتی، توانمندی مخلوط در مقابل بارهای خمشی تکراری بدون شکست است [Pais, 2010]. آسیب ناشی از تنشها و کرنشهای تکراری حاصل از بارگذاری ترافیک و عوامل محیطی به عنوان یک مکانیزم مهم خرابی در روسازیهای آسفالتی مطرح است. بنابراین، مشخصات خستگی مخلوط آسفالتی یک پارامتر مهم در طراحی سازه ای روسازی است. در فرآیند طراحی روسازی به روش تحلیلی، فرض می شود که کرنش کششی در زیر لایه آسفالتی، یک پارامتر کنترل کننده در ترک خوردگی خستگی است. بنابراین، یکی از اهداف اصلی در این روش طراحی، محدود کردن حداکثر کرنش کششی و ترک خوردگی خستگی در لایه های آسفالتی روسازی است. به طور ایده آل، در این روش طراحی، نیاز به انجام کارهای آزمایشگاهی گسترده برای توصیف رفتار مصالح آسفالتی در شرایط واقعی بارگذاری و محیطی (سرعت ترافیک، زمان استراحت بین بارها، محورهای مختلف، دما، اثر پیرشدگی و غیره) است، تا بتوان روابط عملکردی مناسبی را برای پیش بینی عملکرد روسازی به دست آورد. عوامل موثر بر خستگی مخلوطهای آسفالتی شامل فضای خالی، نوع و مقدار قیر موثر، خصوصیات رئولوژیکی قیر، جنس سنگدانه ها و دانه بندی آن، روش آزمایش، مد بارگذاری و مشخصات بار (مقدار، فرکانس و زمان استراحت بین بارهای متوالی) و دما هستند. مقاومت خستگی معمولاً با عمر خستگی بیان می شود که تعداد سیکل بارگذاری در یک سطح کرنش معین تا شکست است. رابطه عمر خستگی با سطح کرنش اعمال شده با قانون خستگی تعریف می شود که برای ایجاد این قانون برای یک مخلوط آسفالتی معین باید آزمایشهایی را در سطوح کرنش مختلف انجام داد. معمولاً از آزمایشهای تیر خمشی چهار نقطه ای، نمونه های دوزنقه ای طره ای، و یا بارگذاری دینامیکی قطری در کشش غیر مستقیم استفاده می شود. در این آزمایشها الگوهای

بارگذاری مختلف سینوسی، شبه سینوسی، مربعی و مثلثی، با یا بدون استراحت استفاده می شود. انجام چنین آزمایشهایی معمولاً وقت گیر بوده و برای به دست آوردن رابطه عمر خستگی با سطح کرنش ممکن است نیاز به چند هفته وقت باشد. به همین دلیل پیش بینی عمر خستگی با استفاده از سایر خصوصیات بدون انجام آزمایش مورد توجه قرار گرفته است.

۲. مروری بر تحقیقات گذشته

همان گونه که در بخش قبل توضیح داده شد عمر خستگی مخلوط آسفالتی به سطح تنش یا کرنش اعمال شده بستگی دارد و ارتباط بین آنها از طریق انجام آزمایشهای متعدد تعیین می شود. بیشتر مدل‌های ارائه شده برای پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی بر اساس مدل کلی که توسط مانی اسمیث و همکارانش [Monismith et al., 1971]، به شکل رابطه (۱) ارائه شد، هستند.

$$N = k_1 \left(\frac{1}{\epsilon_f; \sigma_f} \right)^{k_2} \quad (1)$$

که در آن:

N تعداد تکرار تا شکست، ϵ_f یا σ_f سطح تنش یا کرنش اعمال شده و k_1 و k_2 ضرایب تعیین شده در آزمایش هستند که در مدل‌های پیش بینی مختلف مقادیر متفاوتی برای آنها ارائه گردیده است. تعدادی از محققین نتیجه گیری کرده اند که بین k_1 و k_2 می توان رابطه ای برقرار نمود و برای پیش بینی عمر خستگی انجام یک آزمایش در یک سطح تنش یا کرنش کافی خواهد بود [Lytton et al., 1993; Mello, 2009; Pais et al., 2009; Way et al., 2009]. از دیگر مدل‌های پیشنهادی می توان به مدل پیشنهادی شل [Shell, 1978] مدل پیشنهادی انستیتو آسفالت [AI, 1991]، مدل پیشنهادی پژوهشگران آزمایشگاه راه و حمل و نقل انگلستان [Powell et al., 1984]، مدل پیشنهادی SHRP و ... اشاره کرد [Mallick and Alkorchi, 2009]. اما این روابط با استفاده از تحلیل‌های رگرسیونی به دست آمده‌اند. پیچیدگی فرآیند خستگی و پراکندگی مربوط به نتایج آزمایشهای خستگی باعث می شود که روشهای رگرسیونی نتوانند به دقت عمر خستگی را

شبکه های عصبی مصنوعی می توان پارامترهای بیشتری را در نظر گرفت.

در این تحقیق، علاوه بر پارامترهایی که در مدل‌های رگرسیونی معمول در نظر گرفته می شوند، اثر دما، نوع قیر (ویسکوزیته) و دانه بندی مخلوط آسفالتی نیز به عنوان متغیر در پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی در نظر گرفته می شود و به عنوان متغیرهای ورودی، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی پیش بینی می شود.

۳. روش تحقیق

در این تحقیق، پس از مطالعه تحقیقات گذشته و روابطی که قبلاً برای پیش بینی عمر خستگی ارائه شده‌اند، پارامترهایی که بر عمر خستگی موثر هستند، مشخص و مدل با متغیر گرفتن این پارامترها ایجاد گردید. پارامترهایی که در این مدل به عنوان متغیر در نظر گرفته شده است، عبارتند از: سختی مخلوط آسفالتی، کرنش کششی، درصد فضای خالی، درصد حجمی قیر، ویسکوزیته قیر (دما و نوع قیر) و دانه بندی مخلوط (درصد رد شده از الکهای ۳/۴ اینچ، ۳/۸ اینچ، شماره ۴ و شماره ۲۰). با توجه به این که برای مدل سازی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی نیاز به داده های آزمایشگاهی وسیع خستگی بر روی مخلوطهای آسفالتی داشت، و این که در کشور آزمایشهای جامعی بر روی مخلوطهای آسفالتی انجام نگرفته است، با بررسی منابع و بانکهای اطلاعاتی، نتایج مطالعات آزمایشگاهی انجام گرفته در دانشگاه کانزاس برای این تحقیق مناسب تشخیص داده شد. تمامی مشخصات مخلوطهای مورد استفاده و شرایط آزمایش و نتایج در این مطالعات مشخص بوده و آنها را برای این تحقیق قابل استفاده کرد. برای ساخت مدل از داده های آزمایشگاهی که برای تعیین عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی ایالت کانزاس آمریکا انجام شده بود، استفاده گردیده است. پس از ساخت مدل، دقت مدل را با داده های اصلی مقایسه کرده و ضریب رگرسیون و میانگین مربعات خطاها (MSE) برای مدل ارایه شده است. برای ساخت مدل ابتدا داده های آزمایشگاهی با استفاده از نرم افزار Excel مرتب سازی و استاندارد شد. با انتقال

پیش بینی کنند [Huang et al., 2007]. از دیگر محدودیتهای روشهای رگرسیونی این است که اثر تمامی پارامترهای موثر بر رفتار خستگی در نظر گرفته نمی شوند. به طور کلی پارامترهای در نظر گرفته شده در روابط رگرسیونی پیش بینی عمر خستگی عبارتند از سختی مخلوط آسفالتی، کرنش کششی، درصد فضای خالی و درصد حجمی قیر موجود در آسفالت. همچنین، مدل‌های رگرسیونی پیش بینی عمر خستگی امکان در نظر گرفتن رفتار قیر در حین آزمایش را نداشته و این مدل‌ها به مقدار زیادی به نتایج حاصل از آزمایش در شروع بارگذاری وابسته اند.

روش شبکه های عصبی مصنوعی، توانایی بسیاری در چنین موارد پیچیده ای داشته و نتایج قابل قبول تری به دست می آورد. از این روش در کاربردهای مختلفی از جمله مهندسی روسازی به خوبی استفاده شده است. هوانگ و همکارانش [Huang et al., 2007] با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی را پیش بینی نموده و نشان دادند که در مقایسه با سایر روشهای رگرسیونی پیش بینی های بسیار دقیق تری را ارایه می کنند. ژیانو و همکارانش [Xiao et al., 2009] با استفاده از روش شبکه های عصبی مصنوعی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی لاستیکی حاوی خرده آسفالت ضایعاتی را پیش بینی کردند. آنها با انجام آزمایشهای خستگی بر روی ۳۹ مخلوط آسفالتی مختلف حاوی قیر لاستیکی و آسفالت بازیافتی، به ارزیابی مدل‌های پیش بینی رگرسیونی و روش شبکه های عصبی مصنوعی برای پیش بینی عمر خستگی پرداختند و نتیجه گیری کردند که با وجود پیش بینی قابل قبول مدل‌های رگرسیونی، روش شبکه های عصبی مصنوعی، نتایج آزمایشها را به طور دقیق پیش بینی می کند. زوفکا و یوت [Zofka and Yut, 2012] با استفاده از روش شبکه های عصبی مصنوعی، تطابق خزش مخلوطهای آسفالتی را پیش بینی کردند. تعدادی از پژوهشگران، از روش شبکه های عصبی مصنوعی در محاسبات برگشتی پارامترهای لایه های روسازی استفاده کرده اند [Saltan et al., 2002; Saltan and Tersi, 2004]. برخلاف روشهای رگرسیونی، که تمامی پارامترهای موثر بر خستگی را در نظر نگرفته اند، در مدل سازی با

داده‌های نرمال شده به نرم افزار MATLAB با استفاده از قسمتی از داده‌ها، با استفاده از جعبه ابزار شبکه‌های عصبی و همچنین با استفاده از روش برنامه نویسی، با تعیین تعداد نرون‌ها، لایه‌ها و توابع انتقال، مدل ساخته شده و پس از آن با استفاده از بقیه داده‌ها مدل مورد آزمایش قرار گرفته است.

۳-۱ داده‌های ورودی و خروجی مدل شبکه عصبی

همان طور که قبلاً اشاره شد عمر خستگی مخلوط‌های آسفالتی به عوامل مختلفی چون خصوصیات و دانه بندی مصالح سنگی، نوع و درصد قیر مصرفی، درصد فضای خالی، سختی و سطح کرنش بستگی دارد. برای ایجاد مدل از نتایج ۲۲۴ آزمایش مختلف عمر خستگی که توسط دانشگاه ایالت کانزاس انجام شده، استفاده گردیده است [Romanoschi et al., 2006]. رومانوسچی و همکارانش این آزمایشها را تحت یک پروژه تحقیقاتی باعنوان "مدول ارتجاعی و خواص خستگی مخلوط‌های آسفالتی گرم کانزاس" انجام دادند. آزمایشهای خستگی باروش خمش چهارنقطه ای بر روی چهارنوع مخلوط بادانه بندی

وقیرهای مختلف و تحت دماها و سطح کرنشهای مختلف انجام شده اند. ویسکوزیته قیر، درصد قیر، درصد فضای خالی، سطح کرنش، سختی مخلوط و درصد‌های عبوری از الکهای ۳/۴ اینچ، ۳/۸ اینچ، شماره ۴ و شماره ۲۰۰، مجموعاً ۹ متغیر، به عنوان ورودیهای شبکه و عمر خستگی به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شده است. بنابراین تعداد نرونهای لایه ورودی ۹ عدد و تعداد نرونهای لایه خروجی ۱ عدد است. ورودیها و خروجی شبکه و محدوده تغییرات آنها در جدول (۱) نشان داده شده است. همان گونه که در جدول (۱) ملاحظه می‌شود، دامنه تغییرات نتایج آزمایشگاهی عمر خستگی بسیار گسترده بوده و این پراکندگی داده‌ها فرآیند آموزش شبکه عصبی را سخت و پیچیده می‌سازد؛ بنابراین، ابتدا از داده‌های عمر خستگی، لگاریتم گرفته شده و سپس برای آموزش به شبکه فراخوانی شدند. این موضوع سبب تعدیل خطای آموزش شبکه شده و خود باعث پیدا کردن یک رابطه با همبستگی مناسب بین هدف و خروجیهای شبیه سازی می‌گردد. لازم به ذکر است که در انتها نیز از خروجیهای شبکه آنتی لگاریتم گرفته می‌شود.

جدول ۱. ورودی‌ها و خروجی شبکه عصبی و دامنه تغییرات آنها

ورودی‌های شبکه	دامنه تغییرات
ویسکوزیته قیر (10^6 Poise)	۱۲۸۰۹۲۹۴۷-۱۹۰۱۱۹۵۸۸۰۰۰
درصد قیر	۵/۱-۶/۲۵
درصد فضای خالی	۳/۹-۹/۷
سختی (MPa)	۵۶۳/۴۵-۱۳۳۶۰
سطح کرنش	۱۲۵-۱۱۲۵
درصد رد شده از الک ۳/۴ اینچ	۹۱-۱۰۰
درصد رد شده از الک ۳/۸ اینچ	۶۳-۸۴
درصد رد شده از الک نمره ۴	۵۶-۶۶
درصد رد شده از الک نمره ۲۰۰	۲/۹-۵/۱
خروجی شبکه	دامنه تغییرات
عمر خستگی (Cycles)	۹۳۹۴-۳۳۵۳۷۷۱۲
لگاریتم عمر خستگی	۳/۹۷۳-۷/۵۲۶

۲-۳ استاندارد سازی داده‌ها

برای این که بتوان جواب منطقی و مطلوب از مدل به دست آورد، لازم است پیش از آغاز آموزش شبکه، ورودیها و مخصوصاً خروجیها توسط روشهای آماری به بازه خاصی محدود شوند. هدف از این تصحیح، کاهش خطای مدل سازی شبکه است. این عمل استاندارد سازی یا نرمال سازی داده‌ها نامیده می‌شود. به این منظور تمام داده‌ها را وارد نرم افزار اکسل کرده و از رابطه ۲ برای نرمال سازی استفاده شد [Haykin, 1999].

$$a_i = 0.1 + 0.8 \left(\frac{A_i - A_{min}}{A_{max} - A_{min}} \right) \quad (2)$$

که در آن:

a_i مقدار نرمال شده داده‌ها؛ A_i مقدار واقعی داده‌ها؛ A_{min} حداقل داده‌ها مربوط به پارامتر مورد نظر و A_{max} بیشینه داده‌ها مربوط به پارامتر مورد نظر هستند. با استفاده از رابطه (۲)، داده‌ها بین ۰/۱ و ۰/۹ استاندارد شده و برای ورود به نرم افزار مدل‌سازی آماده است.

۳-۳ آموزش شبکه عصبی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی در MATLAB

اولین گام در آموزش یک شبکه عصبی ارابه الگوهایی است که شبکه بتواند با استفاده از آنها آموزش داده شود. برای این منظور از ۲۲۴ آزمایش عمر خستگی مختلف که توسط دانشگاه کانزاس انجام شده، استفاده گردیده است. این داده‌ها در دو قسمت وارد نرم افزار می‌شوند. ۱۵۶ سری از داده‌ها (معادل ۷۰٪) برای آموزش مدل و ۶۸ سری از داده‌ها (معادل ۳۰٪) برای آزمایش و صحت سنجی مدل بکار رفته اند. پس از ایجاد پایگاه داده ویژه آموزش شبکه، بایستی شبکه مناسب انتخاب شود. هدف از این تحقیق ارابه شبکه عصبی مناسبی است تا بتواند عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی را با دقت قابل قبول پیش بینی کند. برای این کار بهتر است شبکه عصبی انتشار برگشتی که به اختصار BPNN نامیده می‌شود، استفاده گردد. این شبکه‌ها دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی هستند. تعداد ورودیهای شبکه معرف تعداد عناصر موجود در بخش ورودی شبکه هستند. لایه یا لایه‌های پنهان، هر کدام دارای تعدادی نرون (سلول عصبی)

هستند که تعداد این نرونها و نوع توابع تحریک بکار رفته در هر لایه بر رفتار شبکه مورد نظر تأثیر دارد. لایه خروجی یک شبکه عصبی نیز ساختاری مشابه لایه‌های پنهان دارد، با این تفاوت که خروجی آن ورودی لایه بعدی نیست. لایه خروجی شبکه عصبی دارای یک یا چند نرون (سلول عصبی) است. در حقیقت تعداد نرونهای لایه خروجی بیانگر تعداد مجهولاتی است که شبکه بایستی پاسخ قابل قبول برای آنها ارایه دهد. جدول (۲) خلاصه مشخصات و پارامترهای شبکه‌های عصبی بکار رفته در این تحقیق را نشان می‌دهد. پس از تعریف و مشخص کردن پارامترهای مختلف در یک شبکه عصبی، تعداد مختلفی شبکه عصبی با تعداد لایه‌ها و نرونهای مختلف طراحی شده و در هر سری مقدار تابع عملکرد خطا و مقدار ضریب همبستگی به دست آمد. شبکه‌های مورد استفاده، ابتدا دارای یک لایه پنهان و در مرحله بعد دارای دو و یا چند لایه پنهان در نظر گرفته شده و تعداد نرونهای عصبی در هر لایه عصبی مساوی و از ۳ تا ۲۰ نرون در نظر گرفته شد.

در جدول (۳) ساختار بهترین شبکه‌های عصبی ساخته شده و مقدار تابع عملکردی خطا (MSE) و ضریب همبستگی (R) برای هر شبکه آورده شده است. لازم به ذکر است برای هر یک از ساختارهای شبکه، فرآیند آموزش شبکه چند بار انجام گرفته و مقادیر R و MSE موجود در جدول از میانگین گیری به دست آمده است.

۳-۴ معرفی شبکه عصبی بهینه بر اساس نتایج مدل‌سازی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی

بر اساس تحلیلهای صورت گرفته بر روی داده‌های مدل سازی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی در نرم افزار MATLAB، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه پیشرو از نوع انتشار برگشتی با ساختار ۹-۱۲-۱۲-۱، با ضریب همبستگی (R=۰/۹۴۴) و مقدار خطا (MSE=۰/۰۲۳۷) مناسب‌ترین شبکه است. نمودارهای رگرسیون: نرم افزار MATLAB در روند آموزش، داده‌هایی را که برای فرآیند آموزش وارد شبکه شده است را به سه قسمت آموزش، تست و ارزیابی تقسیم می‌کند و روند آموزش را در هر قسمت به صورت جداگانه انجام داده و نتایج را در

جدول ۲. خلاصه مشخصات و پارامترهای شبکه عصبی بکار رفته در این تحقیق

پارامتر	توضیحات
ساختار شبکه عصبی	پرسپترون چند لایه (MLP)
نوع شبکه عصبی	پیشرو (Feed Forward)
الگوریتم آموزشی	TRAINLM
تابع یادگیری تطبیقی	LEARNGMD
تابع عملکرد خطا	MSE
الگوریتم خطایابی	انتشار برگشتی (Back Propagation)
تابع بهینه سازی	لونیبرگ-مارکواردت
تعداد لایه‌های پنهان	۳ و ۲
تعداد نرون های پنهان در لایه پنهان	۳-۲۰
نرخ یادگیری	۰/۰۰۱
تابع تحریک لایه‌های میانی	تانزانگت سیگموئید (Tansig)
تابع تحریک لایه خروجی	خطی (Purelin)
تعداد داده‌های آموزش	۱۵۶ سری (۷۰٪)
تعداد داده‌های آزمایش	۶۸ سری (۳۰٪)

سازگی کرده و برای داده‌های تست مقادیر خروجی شبکه تعیین شد. سپس مقادیر خروجی شبکه را از حالت نرمال خارج کرده تا مقادیر لگاریتم عمر خستگی برای داده‌های مورد نظر مشخص شود. در انتها، نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده توسط آزمایشگاه مقایسه شد.

در شکل (۳) مقادیر پیش بینی شده توسط مدل شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده توسط آزمایشگاه برای داده‌های تست، مقایسه شده است. برای این داده‌ها ضریب رگرسیون $R^2 = 0/878$ به دست آمده که نشان می‌دهد شبکه عصبی به خوبی توانسته عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی را برای داده‌های جدید که تا به حال وارد مدل نشده اند، پیش بینی نماید.

در شکل (۴) مقادیر پیش بینی شده توسط مدل شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده توسط آزمایشگاه برای تمامی داده‌ها اعم از داده‌های آموزش و داده‌های آزمایش، مقایسه گردیده است. برای

نمودارهای جداگانه ارائه می‌دهد. شکل (۱) نمودارهای حاصل از آموزش شبکه بهینه را نشان می‌دهد.

نمودار تابع عملکرد خطا: شکل (۲) مربوط به روند کاهش خطای عملکرد در طی آموزش شبکه است. همان طور که در این شکل ملاحظه می‌شود، با افزایش تکرار رفت و برگشت یا به اصطلاح اپوک ها، خطای شبکه کاهش می‌یابد؛ در این مدل شبکه بعد از ۹ اپوک به خطای کمینه خود دست یافته است. همچنین ملاحظه می‌شود در تکرار ۱۵ ام که خطای داده‌های ارزیابی شروع به افزایش کرده است آموزش شبکه متوقف شده است.

۳-۵ ارزیابی توانایی شبکه عصبی ساخته شده با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی برای پیش بینی عمر خستگی با استفاده از داده‌هایی که در آموزش مدل استفاده نشد (داده‌های تست)، مدل ارزیابی گردید. برای این کار داده‌ها را در مدل شبیه

مقدار تابع عملکردی خطا (MSE)	ضریب همبستگی (R)	ساختار شبکه
۰/۰۰۳۵۴	۰/۹۲۰	۹-۱۰-۱
۰/۰۰۳۳۵	۰/۹۳۱	۹-۱۱-۱
۰/۰۰۲۵۵	۰/۹۴۲	۹-۱۲-۱
۰/۰۰۲۸۵	۰/۹۲۷	۹-۱۳-۱
۰/۰۰۳۳۸	۰/۹۲۹	۹-۱۴-۱
۰/۰۰۳۱۲	۰/۹۲۴	۹-۱۵-۱
۰/۰۰۳۳۴	۰/۹۲۵	۹-۷-۷-۱
۰/۰۰۲۷۳	۰/۹۲۵	۹-۸-۸-۱
۰/۰۰۳۲۲	۰/۹۳۴	۹-۹-۹-۱
۰/۰۰۲۶۶	۰/۹۳۲	۹-۱۰-۱۰-۱
۰/۰۰۳۸۳	۰/۹۲۱	۹-۱۱-۱۱-۱
۰/۰۰۲۳۷	۰/۹۴۴	۹-۱۲-۱۲-۱
۰/۰۰۳۴۰	۰/۹۲۵	۹-۱۳-۱۳-۱
۰/۰۰۳۰۹	۰/۹۲۷	۹-۱۴-۱۴-۱
۰/۰۰۳۶۴	۰/۹۲۰	۹-۸-۸-۸-۱
۰/۰۰۲۸۶	۰/۹۲۸	۹-۱۱-۱۱-۱۱-۱

شبکه عصبی به دلیل آزادی عمل برنامه نویس و عدم وجود ضوابط محدود کننده‌ای در تنظیمات برنامه وجود دارد، نتایجی مطلوب‌تر را به همراه دارد.

در جدول (۴) ساختار بهترین شبکه‌های عصبی ساخته شده و مقدار تابع عملکردی خطا (MSE) و ضریب همبستگی (R) برای داده‌های آموزش و تست برای هر شبکه آورده شده است. لازم به ذکر است برای هر یک از ساختارهای شبکه، فرآیند آموزش شبکه چند بار انجام گرفته و مقادیر R و MSE موجود در جدول از میانگین گیری به دست آمده است.

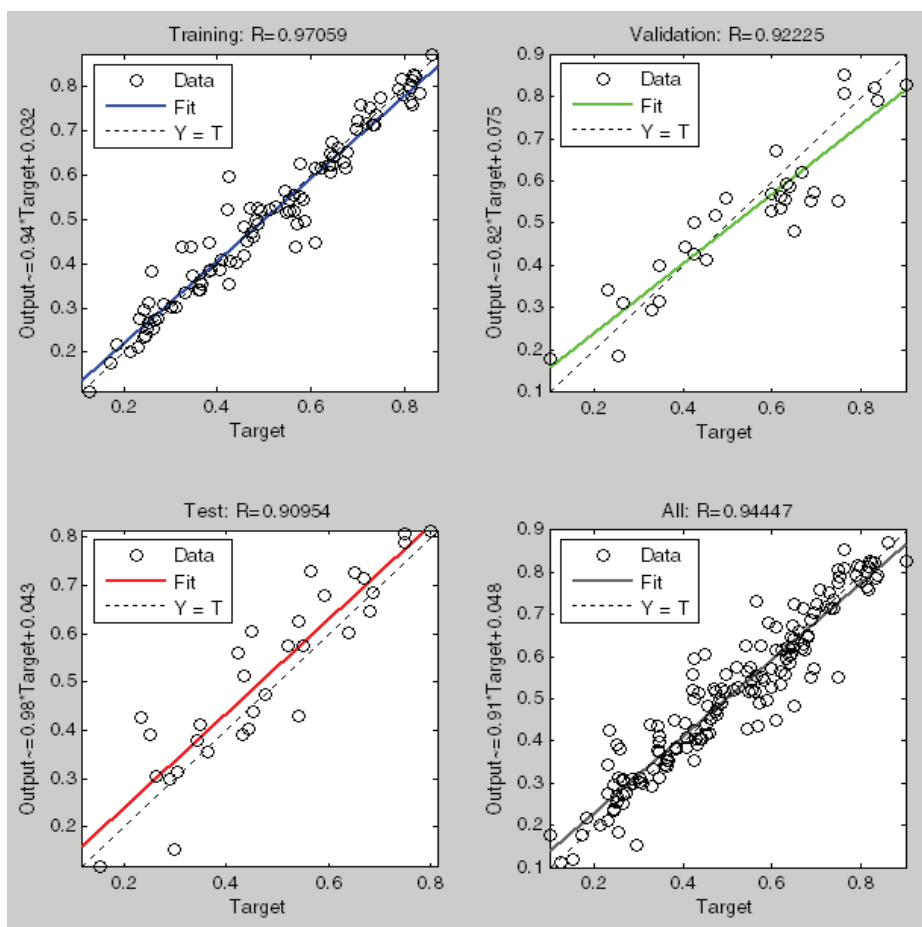
۳-۷ معرفی شبکه عصبی بهینه بر اساس نتایج مدل‌سازی با استفاده از برنامه نویسی

بر اساس تحلیلهای صورت گرفته بر روی داده‌های مدل سازی با

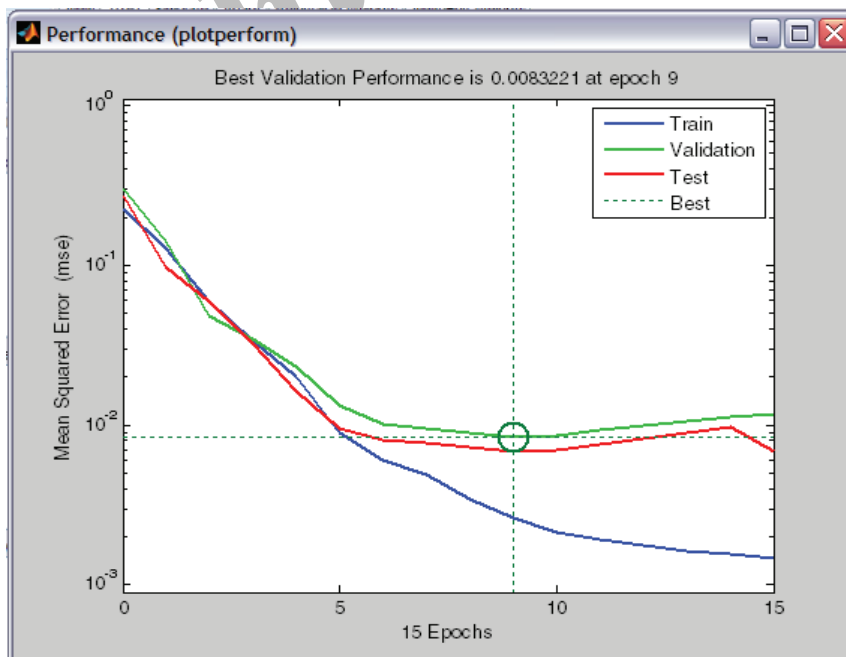
این داده‌ها ضریب رگرسیون $R^2 = 0/890$ است. بنابراین این مدل در مجموع نسبت به روابط رگرسیونی که برای پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی ارایه شده است، عملکرد بهتری دارد.

۳-۶ آموزش شبکه عصبی با استفاده از برنامه نویسی در MATLAB

علاوه بر مدل‌سازی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی در نرم افزار MATLAB در این تحقیق با استفاده از کد نویسی در این نرم افزار، برنامه شبکه عصبی تعریف شده و با استفاده از ساختارهای مختلف شبکه، فرآیند آموزش و آزمایش شبکه انجام پذیرفته است، مقادیر R و MSE برای هر یک از ساختارهای شبکه به دست آمده و شبکه بهینه انتخاب می‌گردد. مدل‌سازی با استفاده از روش برنامه نویسی در مقایسه با روش جعبه ابزار

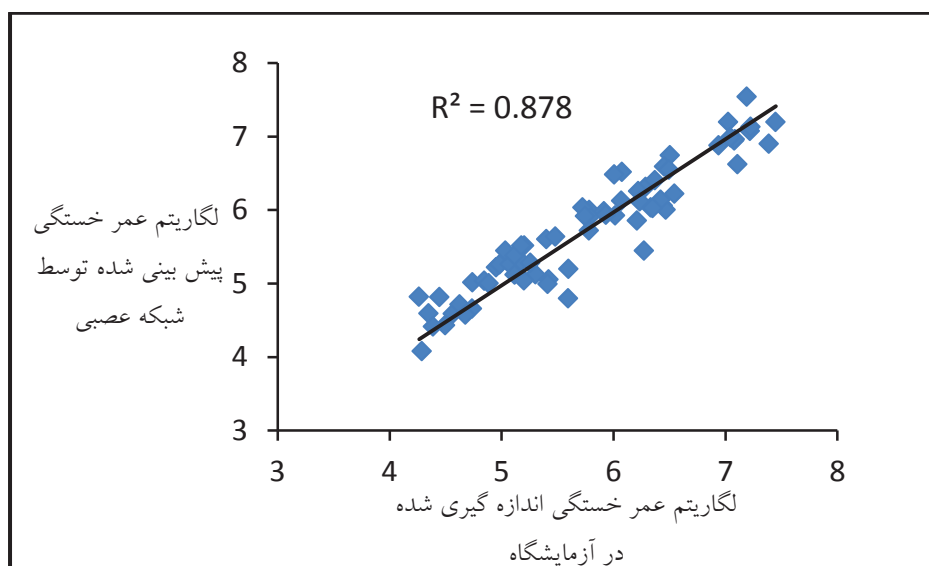


شکل ۱. نتایج مدل سازی داده‌های آموزش برای شبکه بهینه با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی

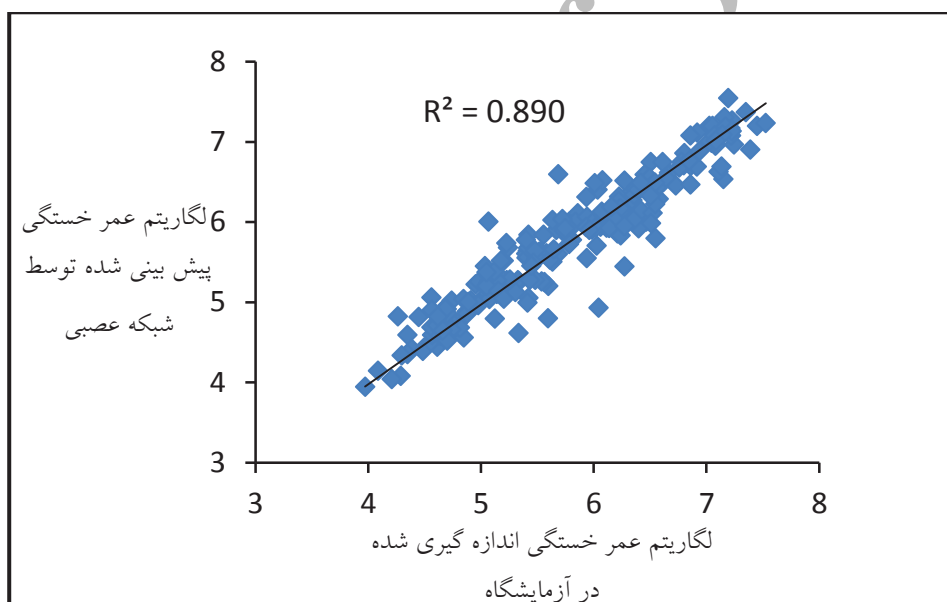


شکل ۲. روند تغییرات تابع عملکرد خطا برای شبکه بهینه با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی

پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی با استفاده از شبکه‌های عصبی



شکل ۳. مقایسه نتایج پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده برای داده‌های تست برای مدل‌سازی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی



شکل ۴. مقایسه نتایج پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده برای تمامی داده‌ها برای مدل‌سازی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی

درصد فضای خالی، درصد رد شده از الک ۳/۴ اینچ، درصد رد شده از الک ۳/۸ اینچ، درصد رد شده از الک نمره ۴ و درصد رد شده از الک نمره ۲۰۰.

- لایه‌های عصبی شبکه: شبکه دارای دو لایه پنهان بوده و هر لایه شامل ۱۵ نرون عصبی است و تابع تحریک آن از نوع تانژانت سیگموئید (Tansig) است.

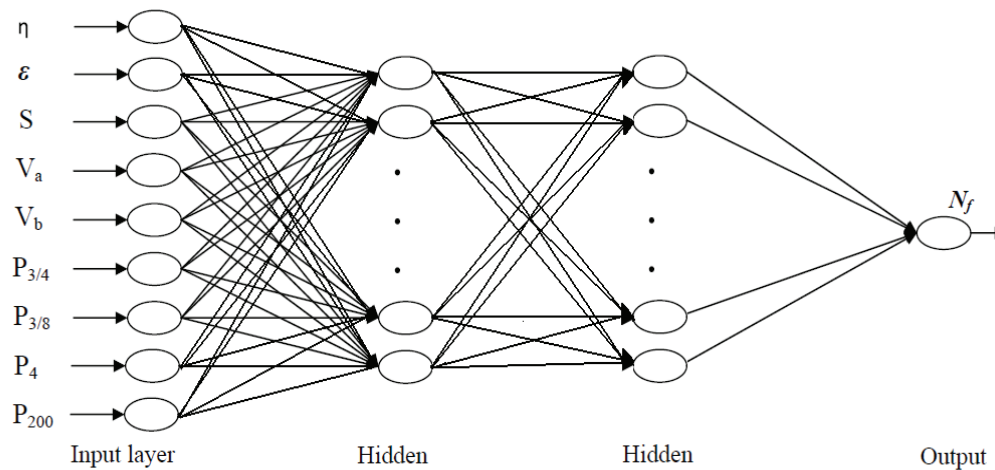
- خروجی شبکه: خروجی شبکه که همان عمر خستگی

استفاده از روش برنامه نویسی در نرم افزار MATLAB، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه پیشرو از نوع انتشار برگشتی با ساختار ۱-۱۵-۱۵-۹، با ضریب همبستگی ($R=0.971$) و مقدار خطا ($MSE=0.0022$) برای داده‌های آموزش مناسب‌ترین شبکه است که دارای مشخصات زیر است:

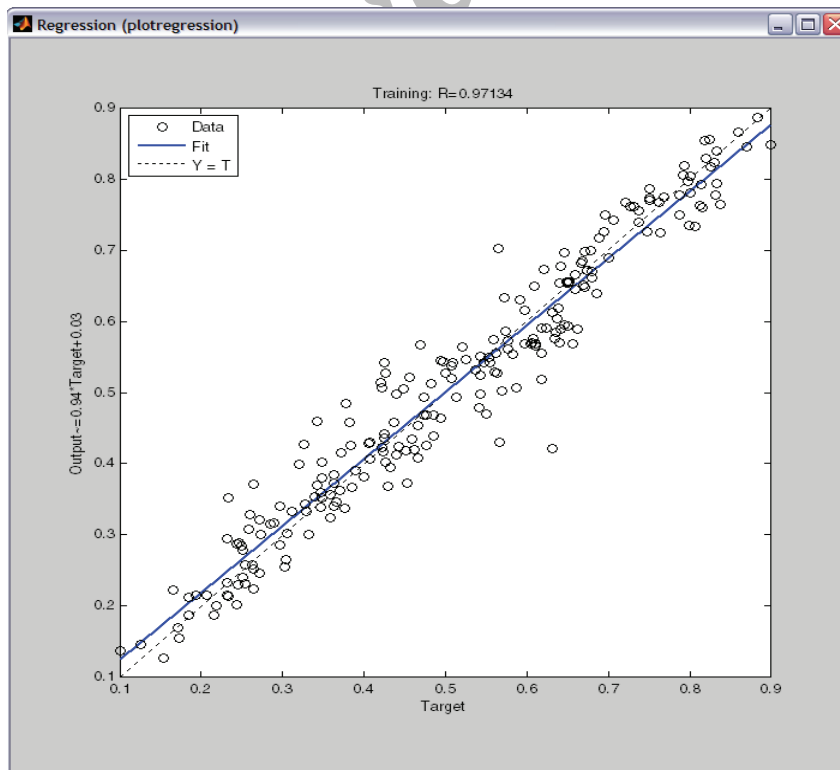
- ورودیهای شبکه: شبکه دارای ۹ ورودی است که شامل ویسکوزیته قیر، سطح کرنش کششی، سختی مخلوط، درصد قیر،

نمودار تابع عملکرد خطا: شکل (۷) مربوط به روند کاهش خطای عملکرد در طی آموزش شبکه است. همان طور که در این شکل ملاحظه می‌شود، با افزایش تکرار رفت و برگشت یا به اصطلاح اپوک ها، خطای شبکه کاهش می‌یابد؛ البته بعد از چند اپوک اولیه مقدار خطا به شدت کاهش می‌یابد و بعد از آن این روند کاهشی به تدریج صورت می‌پذیرد.

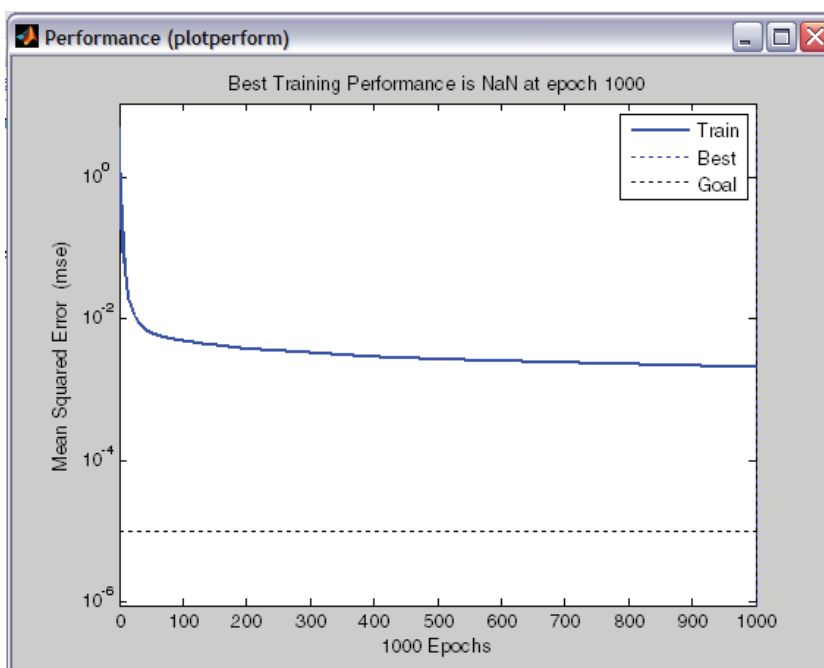
مخلوطهای آسفالتی است دارای یک نرون بوده و تابع تحریک آن از نوع خطی است. شکل (۵) ساختار شبکه عصبی مصنوعی بهینه را برای پیش بینی عمر خستگی آسفالت نشان می‌دهد. نمودار رگرسیون: شکل (۶) مربوط به نتایج مدل سازی شبکه عصبی بهینه است، که از نرم افزار MATLAB برداشت شده است.



شکل ۵. ساختار شبکه عصبی بهینه برای پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی



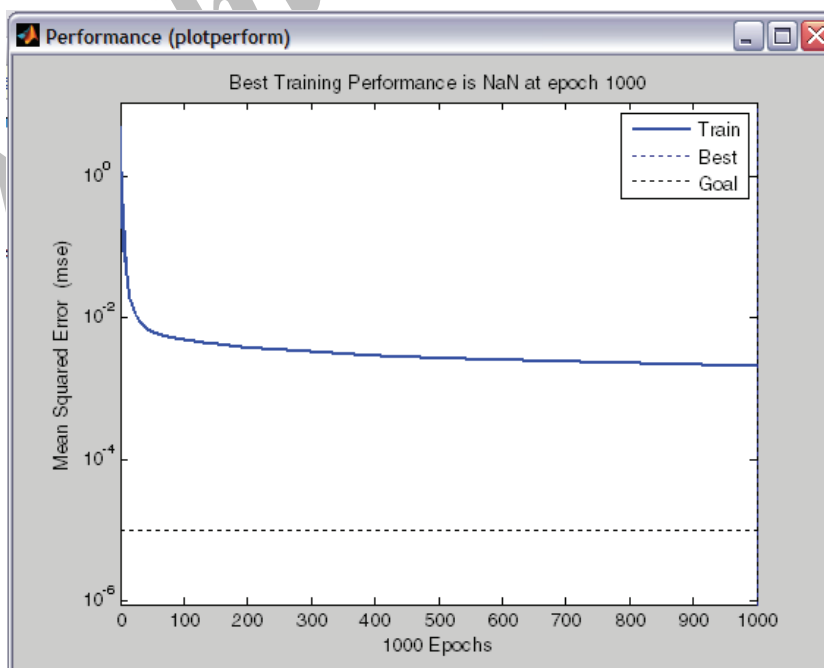
شکل ۶. نتایج مدل سازی داده‌های آموزش برای شبکه بهینه با استفاده از برنامه نویسی



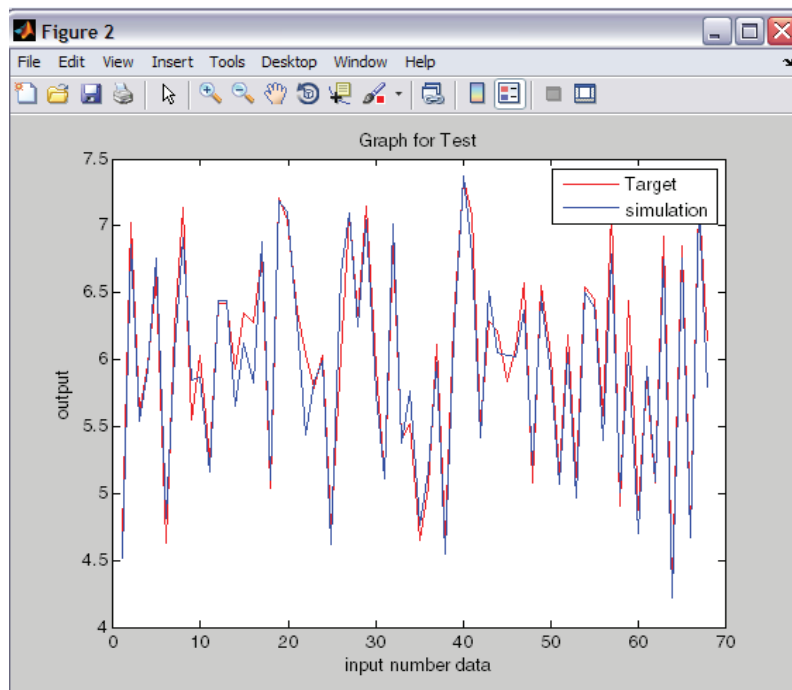
شکل ۷. روند تغییرات تابع عملکرد خطا برای شبکه بهینه با استفاده از برنامه نویسی

داده‌های آموزش و در شکل (۹) برای داده‌های تست نمایش داده شده است. در این نمودارها محور افقی تعداد داده‌هاست و محور عمودی مقادیر خروجی شبکه (نتایج مدل سازی) و داده‌های ورودی هدف (نتایج آزمایشگاهی) است.

نمودار شبیه سازی نتایج مدل سازی با نتایج آزمایشگاهی: در کدهای برنامه با استفاده از تابعی موجود در نرم افزار - MA LAB داده‌های هدف و شبیه سازی شده در برنامه را می توان به صورت منحنی رسم و بر هم منطبق کرده تا بتوان به وضوح خطای شبیه سازی را مشاهده کرد. این مسئله در شکل (۸) برای



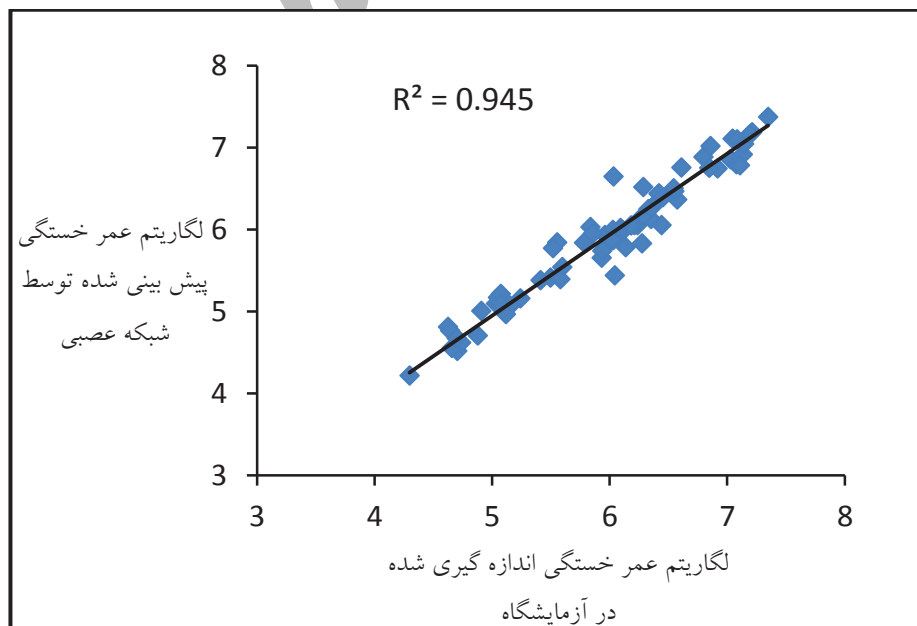
شکل ۸. نمودار شبیه سازی نتایج مدل سازی با نتایج آزمایشگاهی برای داده‌های آموزش برای شبکه بهینه



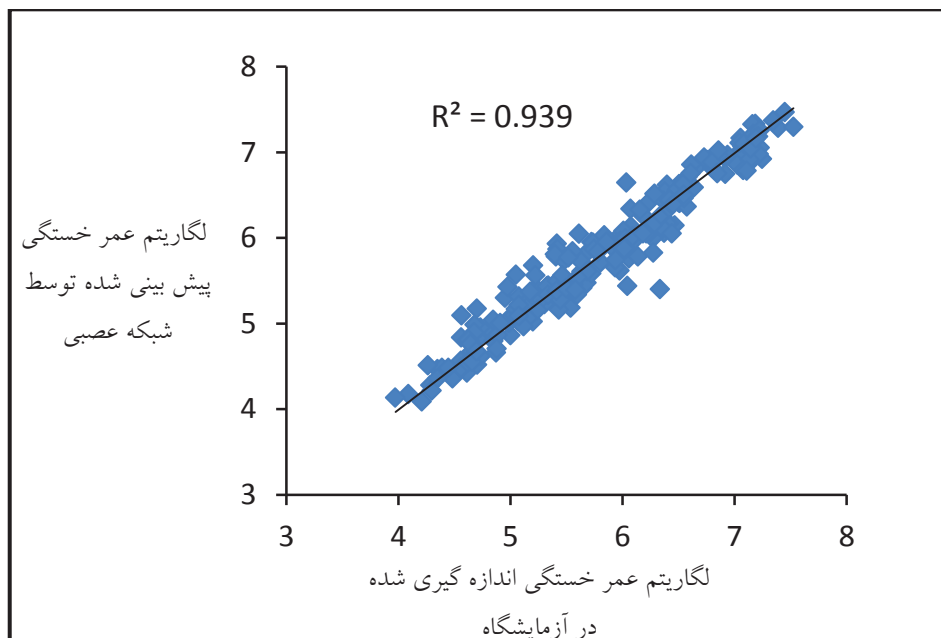
شکل ۹. نمودار شبیه سازی نتایج مدل سازی با نتایج آزمایشگاهی برای داده‌های تست برای شبکه بهینه

به دست آمده که نشان می‌دهد شبکه عصبی به خوبی توانسته عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی را برای داده‌های جدید که تا به حال وارد مدل نشده‌اند، پیش بینی نماید. در شکل (۱۱) مقادیر پیش بینی شده توسط مدل شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده توسط آزمایشگاه برای تمامی داده‌ها اعم

۳-۸ ارزیابی توانایی شبکه عصبی ساخته شده با استفاده از برنامه نویسی برای پیش بینی عمر خستگی در شکل (۱۰) مقادیر پیش بینی شده توسط مدل شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده توسط آزمایشگاه برای داده‌های تست، مقایسه شده است. برای این داده‌ها ضریب رگرسیون $R^2 = 0.945$



شکل ۱۰. مقایسه نتایج پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده برای داده‌های تست برای مدل سازی با استفاده از برنامه نویسی



شکل ۱۱: مقایسه نتایج پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر اندازه گیری شده برای تمامی داده‌ها برای مدل‌سازی با استفاده از برنامه نویسی

مصنوعی و به دو روش استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی و برنامه نویسی مدل‌سازی شده است که مدل‌سازی با استفاده از روش برنامه نویسی در مقایسه با روش جعبه ابزار شبکه عصبی به دلیل آزادی عمل برنامه نویس نتایج مطلوب‌تر را به همراه دارد. مزیت سیستم شبکه‌های عصبی مصنوعی سرعت بالا و قابلیت نامحدود در مدل‌سازی پارامترها نسبت به روشهای دیگر (تحلیل دستی، آنالیز رگرسیون و ...) است. البته باید توجه داشت که برای ارایه یک مدل شبکه عصبی، نیاز به تعداد زیادی داده است که ممکن است برای جمع آوری داده‌ها زمان زیادی صرف شود، ولی هرچه تعداد داده‌ها جهت آموزش شبکه بیشتر باشد، توانایی شبکه برای تعمیم نتایج و شبیه سازی افزایش می‌یابد.

یکی از مزایای مهم کاربرد شبکه عصبی در پیش بینی عمر خستگی این است که می‌توان به کمک آن بدون داشتن رابطه مشخصی بین متغیرهای ورودی و پارامتر خروجی، متغیرهای ورودی فراوانی را که در خروجی شبکه یعنی عمر خستگی تأثیرگذارند وارد مدل سازی کرده و بر اساس آنها، فرآیند تخمین عمر خستگی را انجام داد. به این گونه که در مدل‌های رگرسیونی معمولاً فقط پارامترهای سختی، سطح کرنش، درصد قیر و درصد فضای خالی به عنوان متغیرهای ورودی در نظر گرفته شده‌اند، در حالی که در

از داده‌های آموزش و داده‌های آزمایش، مقایسه گردیده است. برای این داده‌ها ضریب رگرسیون $R^2 = 0.939$ است، بنابراین، این مدل در مجموع نسبت به روابط رگرسیونی که برای پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی ارایه شده است، عملکرد بهتری دارد. همچنین ملاحظه می‌شود که نتایج حاصل از مدل‌سازی با استفاده از برنامه نویسی در مقایسه با نتایج مدل‌سازی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی، مطلوب‌تر است. این به این دلیل است که در جعبه ابزار شبکه عصبی پارامترها و توابع پیش فرض و همچنین ضوابط محدود کننده‌ای در تنظیمات برنامه وجود دارد که سبب ایجاد محدودیت در فرآیند مدل‌سازی می‌شود، ولی در روش برنامه نویسی قبل از مدل‌سازی با توجه به نوع و تعداد داده‌ها یک سری پیش پردازشها روی داده‌های خام صورت می‌گیرد، سپس برنامه اجرا شده و بعد از آن نیز داده‌ها پس پردازش شده و نتایج مشخص می‌گردد. بنابراین برنامه نویسی می‌تواند بر مبنای داده‌های موجود، برنامه متناسب را نوشته و از آن خروجی بگیرد.

۴. جمع بندی و نتیجه گیری

در این تحقیق با استفاده از نتایج آزمایشهای خستگی پیش بینی عمر خستگی مخلوطهای آسفالتی توسط شبکه‌های عصبی

-Pais, J. C. (2010) "The prediction of fatigue life for asphalt mixtures using four-point bending tests" Proceedings of 24th ARRB Conference, October, 12-15, 2010, Melbourne, Australia.

-Pais, J.C., Pereira, P.A.A., Minhoto, M.J.C., Fontes, L., Kumar, D.S.N.V.A. and Silva, B.T. A. (2009) "The prediction of fatigue life using the k1-k2 relationship, Second Workshop on Four-point Bending, Guimarães, Portugal, 24-25 September.

-Powell, W. D., Potter, J. F., Mayhem, H. C. and Nunn, M. (1984) "The structural design of bituminous pavements", TRRL Laboratory Report 1132. Transportation and Road Research Laboratory, UK

-Romanoschi, S. A., Dumitru, N. I. and Dumitru, O. (2006) "Resilient modulus and the fatigue properties of Kansas hot mix asphalt mixes", Kansas State University Manhattan, Kansas Department of Transportation, Report No. K-TRAN: KSU-02-6 Final Report.

-Saltan, M. and Tersi, S. (2004) "Back-calculation of pavement layer parameters using artificial neural networks", Indian Journal of Engineering and Materials Science, Vol. II, pp. 38-42.

-Saltan, M., Mesut, T. and Mustafa, K. (2002) "Artificial neural networks application for flexible pavements thickness modeling", Turkish Journal of Eng Env Sci, vol. 26, pp. 243-248.

-Way, G. B., Kaloush, K. E., Sousa, J. M. B. and Zareh, A. (2009) "Arizona's 15 years of experience using the four point bending beam test", Second Workshop on Four-point Bending, Guimarães, Portugal, 24-25 September.

-Xiao, F., Amirkhanian, S. and Juang, C. (2009) "Prediction of fatigue life of rubberized asphalt concrete mixtures containing reclaimed asphalt pavement using artificial neural networks" J. Mater. Civ. Eng., 21(6), pp. 253-261.

-Zofka, A. and Yut, I. (2012) "Prediction of asphalt creep compliance using artificial neural networks" Archives of Civil Engineering, Vol. LVIII, issue 2, pp. 153-173.

مدل شبکه عصبی علاوه بر پارامترهای فوق، اثر سایر متغیرها از جمله نوع قیر و دما (ویسکوزیته قیر) و دانه بندی مخلوط (درصد عبوری از چند الک مختلف) پیش بینی شده است.

در سیستم شبکه‌های عصبی، یک سری نرون برای پیش‌بینی وقایع، تربیت و آموزش داده شده و سپس توسط این نرون‌ها شبیه‌سازی انجام می‌گیرد؛ در نتیجه این سیستم یک فرمول یا گراف خاص در اختیار کاربر قرار نمی‌دهد که هر زمان بتوان از آن استفاده کرد و برای بکار بردن این سیستم نیاز به رایانه و نرم‌افزارهای مربوطه است که این امر استفاده از این سیستم را محدود کرده است.

۵. مراجع

-Asphalt Institute (1981) "Thickness design: Asphalt pavements for highways and streets", Manual Series No. 1, (MS-1), Lexington, KY:AI.

-Huang, C, Najjar, Y. M. and Ramonschi, S. A. (2007) "Predicting asphalt concrete fatigue life using artificial neural networks approach", 86th Transportation Research Board meeting, Washington D. C.

-Haykin, S. (1999) "Neural networks: A comprehensive foundation" 2nd Edition, Published by Prentice-Hall International Inc., USA.

-Lytton, R. L., Uzan, J., Fernando, E. G., Roque, R., Hiltunen, D. and Stoffels, S. M. (1993) "Development and validation of performance prediction models and specifications for asphalt binders and paving mixes" SHRP A-357, National Research Council, Washington, D. C.

-Mallick, Rajib B. and El-Korchi, Tahar (2009) "Pavement engineering, principles and practice", Taylor and Francis Group, Florida, USA.

-Mello, L. G. (2008) "Continuous damage theory in the study of fatigue life of asphalt mixtures", Ph.D. Thesis. University of Brasilia. Brazil.

-Monismith, C. L., Epps, J. A. and Kasianchuck, D. A. (1971) "Asphalt mixture behavior in repeated flexure" Report TE-70-5, University of California, Berkeley.