

مدل سازی تأثیر درصد مصالح سنگی شکسته در مقاومت مارشال آسفالت با بکارگیری شبکه های عصبی مصنوعی*

ابوالفضل حسنی، دانشیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
علی حیدری پناه، دانشجوی دکتری، دانشکده فنی - مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
E-mail:hassani@modares.ac.ir

چکیده

درصد مصالح سنگی شکسته یکی از مهم ترین عوامل مؤثر در مقاومت فشاری آسفالت و عملکرد آن است. تأثیر آن در مقاومت مارشال آسفالت به کمک آزمایش مارشال قابل ارزیابی است و به نظر می رسد که تاکنون مدل سازی ریاضی خاصی برای آن انجام نشده است. در این تحقیق تأثیر درصد مصالح سنگی شکسته در مقاومت فشاری بتن آسفالتی توسط شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه پیشرو و الگوریتم آموزش انتشار به عقب، با تکنیک بهینه سازی عددی لونیگ-مارکوات، مدل سازی شده است.

به این منظور در صدهای عبوری از الک های شماره ۲۰۰.۵۰، ۳۰، ۸۰، ۱۵۰ و ۱/۲ اینچ، درصد مصالح سنگی شکسته و درصد قیر به عنوان ورودی های شبکه و مقاومت مارشال، خروجی شبکه در نظر گرفته شده است. سپس حداکثر توان تعمیم پذیری هر شبکه با تعداد مشخص نرون (۳،۶،۸،۱۰) در لایه پنهان برای شبیه سازی داده های جدید تعیین شده است. بررسی های انجام شده نشان می دهند که توان شبیه سازی شبکه ها به میزان آموزش بسیار حساس بوده و با افزایش آموزش از یک حد معین، شبکه دچار آموزش بیش از حد شده و توان تعمیم پذیری آن به شدت کاهش می یابد، بنابر این دستیابی به بیشترین توان شبیه سازی، مستلزم تلاش فراوان خواهد بود.

مقایسه این مقادیر بیشینه نشان می دهد که با افزایش تعداد نرونهای لایه پنهان تا ۸ عدد، توان شبیه سازی شبکه ها به حداکثر رسیده و افزایش بیشتر نرونهای لایه پنهان تأثیر قابل توجهی بر توان شبیه سازی شبکه ندارد. در مرحله بعد با انجام تحلیل حساسیت توسط شبکه ای که بیشترین توان شبیه سازی را داراست، روند تغییرات مقاومت مارشال نسبت به درصد مصالح شکسته مدل سازی شده است. نتایج به دست آمده نشان می دهند که مقاومت مارشال آسفالت با افزایش درصد مصالح شکسته، افزایش می یابد که با روند نظری مطابقت دارد.

واژه های کلیدی: شبکه های عصبی مصنوعی، انتشار به عقب، تحلیل حساسیت، مقاومت مارشال، در صد مصالح سنگی شکسته

۱. مقدمه

آنها را به یکدیگر چسبانده است تشکیل شده و مرغوب ترین نوع آسفالت به شمار می رود. مصالح سنگی بتن آسفالتی شامل

بتن آسفالتی از یک استخوان بندی مصالح سنگی خوب دانه بندی شده با فضای خالی مناسب که قیر سطح دانه ها را اندود کرده و

در مرحله بعد با مقايسه خروجى هاى شبكه و مقادير واقعى، مقدار خطا محاسبه مى شود و سپس با پس انتشار خطا از نرونهائى خروجى به سمت ورودى وزن هاى شبكه اصلاح مى شوند، به گونه اى كه خطاى آموزش شبكه کاهش يابد. به همين دليل اين روش، انتشار به عقب ناميده مى شود [۴ و ۳]. چرخه هاى رفت و برگشت آن قدر تكرر مى شود تا MSE كمينه شود. الگوريتم انتشار به عقب همانند قانون آموزش كمينه ميانگين مربعات (LMS) يك الگوريتم بيشترين کاهش (SD) است.

اين الگوريتم در واقع روش LMS را به شبكه هاى چند لايه اى با توابع غيرخطى تعميم مى دهد [2]. طى فرايند آموزش در اين روش دسته اى از نمونه هاى رفتار درست و دلخواه شبكه به آن، ارايه مى شود:

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_q, t_q\} \quad (1)$$

كه در آن:

p_q بردار ورودى شبكه و t_q بردار هدف نظير آن است. هنگامى كه يك ورودى به شبكه داده مى شود، خروجى شبكه با هدف مقايسه مى شود.

الگوريتم بايد با پس انتشار خطا پارامترهائى شبكه را به گونه اى تنظيم كند كه MSE كمينه شود [2].

$$F(\mathbf{x}) = E[e^2] = E[(t - a)^2] \quad (2)$$

در رابطه ۲، X بردار وزن ها و باياس ها است. در صورتى كه شبكه چندى خروجى داشته باشد رابطه به صورت زير تعميم مى يابد:

$$F(\mathbf{x}) = E[\mathbf{e}^T \mathbf{e}] = E[(\mathbf{t} - \mathbf{a})^T (\mathbf{t} - \mathbf{a})] \quad (3)$$

كه در آن:

$$X = \text{بردار وزن ها و باياس ها}$$

$$e = \text{بردار خطا}$$

$$t = \text{بردار هدف}$$

$$a = \text{بردار خروجى}$$

همانند الگوريتم LMS، ميانگين مربع خطا به صورت زير تخمين زده مى شود [۳]:

$$\hat{F}(\mathbf{x}) = (\mathbf{t}(k) - \mathbf{a}(k))^T \quad (4)$$

$$(\mathbf{t}(k) - \mathbf{a}(k)) = \mathbf{e}^T(k) \mathbf{e}(k)$$

كه در رابطه ۴:

مصالح سنگى درشت دانه، ريز دانه و فيلر است. يكي از عوامل مؤثر در مقاومت مارشال و قابليت باربرى لايه هاى آسفالتى در صد شكستگى مصالح سنگى درشت دانه است [1]. هرچه اين پارامتر بيشتر باشد، زاويه اصطكاك داخلى بين مصالح سنگى افزايش يافته و دانه هاى آنها بيشتر در يكدیگر قفل و بست شده و در نتيجه مقاومت مارشال بتن آسفالتى افزايش مى يابد. بنابراین در صد مصالح شكسته يكي از معيار هاى مهم در طرح و كنترل كيفى آسفالت است و به نظر مى رسد كه مدل رياضى خاصى براى تأثير آن در مقاومت مارشال ارايه نشده است. در اين تحقيق تأثير آن در مقاومت مارشال، به كمك شبكه هاى عصبى مصنوعى مدل سازى شده است.

استفاده از شبكه هاى عصبى مصنوعى (ANNs) در زمينه هاى مختلف مهندسى راه و ترابرى مانند طراحى روسازى، طرح اختلاط، مديريت تعمير و نگهدارى راه، مهندسى ترافيك و ساير زمينه ها در حال حاضر در حال توسعه و پيشرفت است. گروه تحقيقاتى آيين نامه آشتو ۲۰۰۲ كه ادامه توسعه پروژه شارپ 1-37A بر مبنای طراحى مكانىستىك است، شبكه هاى عصبى مصنوعى را براى راهنماى طراحى روسازى بتنى آشتو ۲۰۰۲ مورد استفاده قرار داده است.

شبكه هاى عصبى مصنوعى مورد استفاده در اين تحقيق از نوع پرسپترون چندى لايه پيشرو با الگوريتم آموزش انتشار به عقب لونبرگ - ماركووات (LMBP) است [2]. براى مدل سازى تغييرات مقاومت مارشال نسبت به درصد مصالح شكسته، ابتدا يك مدل شبكه عصبى مصنوعى براى تخمين مقاومت مارشال آسفالت بر اساس عوامل مؤثر در آن ايجاد شده است. سپس روند تغييرات مقاومت مارشال با درصد مصالح سنگى شكسته، با انجام تحليل حساسيت، شبیه سازى شده است. كليه آناليزها به كمك جعبه ابزار شبكه هاى عصبى مصنوعى نرم افزار MATLAB انجام اند.

۲. الگوريتم انتشار به عقب

آموزش شبكه فرايندى است كه طى آن وزن ها و باياس هاى شبكه به گونه اى تغيير مى كنند كه خطاى آموزش MSE كمينه شود. اين فرايند از سه مرحله تشكيل شده است. مرحله اول انتشار ورودى ها از نرون هاى ورودى به سمت نرونهائى خروجى است.

توابع غير خطى هستند طراحى شده است. اين تكنيك به صورت زير شكل مى گيرد:

(۹)

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - [\mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{J}(\mathbf{x}_k) + \mu_k \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{v}(\mathbf{x}_k) \quad (10)$$

$$\Delta \mathbf{x}_k = -[\mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{J}(\mathbf{x}_k) + \mu_k \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{v}(\mathbf{x}_k)$$

در روابط ۹ و ۱۰:

\mathbf{J} = ماتريس ژاكوبين

\mathbf{I} = ماتريس واحد

\mathbf{v} = بردار خطا

$\nabla F(\mathbf{x})$ = گراديان F

ويژگى بسيار مفيد الگوريتم آن است كه زمانى كه μ_k افزايش مى يابد، الگوريتم لونبرگ - ماركوات به عملكرد الگوريتم بيشتريين کاهش (SD) با نرخ آموزش كم، نزديك مى شود:

(۱۱) براى مقادير بزرگ μ_k

$$\mathbf{x}_{k+1} \cong \mathbf{x}_k - \frac{1}{\mu_k} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)$$

$$\mathbf{v}(\mathbf{x}_k) = \mathbf{x}_k - \frac{1}{2\mu_k} \nabla F(\mathbf{x})$$

و زمانى كه μ_k به صفر کاهش مى يابد، الگوريتم تبديل به روش گوس نيوتن - مى شود [۲]. براى شروع μ_k مقدار كوچكى مثلاً $0.001 = \mu_k$ در گرفته مى شود.

اين پارامتر در كد نويسى با μ نشان داده مى شود. اگر مقدار $F(\mathbf{x})$ پس از اولين مرحله كمتر نشده باشد، اين مرحله به جاي μ_k ، با حاصلضرب آن در يك عدد بزرگ تر از يك $(\mu\text{-inc})$ ، مثلاً $10 = \mu$ تكرر مى شود.

نهایتاً $F(\mathbf{x})$ بايد کاهش يابد چون گام كوچكى در جهت بيشتريين کاهش برداشته شده است. اگر $F(\mathbf{x})$ کاهش نيافت، براى گام بعدى μ_k را بر μ تقسيم مى كنيم ($\mu\text{-dec}$)، بنابراین الگوريتم به روش گوس - نيوتن نزديك شده كه اين روش، همگرایی سريع تری را ايجاد مى كند.

ويژگى قابل توجه و منحصر به فرد الگوريتم لونبرگ - ماركوات آن است كه سرعت روش نيوتن را با تضمين همگرایی روش بيشتريين کاهش، همراه مى كند [2].

خطا در تكرر k ام جايزگزين برآورد خطا شده است. الگوريتم بيشتريين کاهش SD براى MSE به صورت زير است:

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m} \quad (5)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} \quad (6)$$

در روابط ۵ و ۶:

$w_{i,j}^m$ = وزن نرون i ام لايه m كه خروجى نرون j ام لايه

$m-1$ را دريافت مى كند

b_i^m = باياس نرون i ام لايه m

α = نرخ آموزش

شاخص عملكرد شبكه MSE طى فرآيند آموزش بهينه مى شود. در اين جا منظور از بهينه كردن $F(\mathbf{x})$ يافتن مقدارى براى \mathbf{x} است كه $F(\mathbf{x})$ به ازاي آن كمينه شود.

روشهای بهينه سازی عبارتند از:

۱- الگوريتم بيشتريين کاهش

۲- روش نيوتن

۳- روش گراديان مجازى

تمامى روشهای فوق بر مبنای تكرر شكل مى گيرند. الگوريتم با يك حدس اوليه براى \mathbf{X} مانند \mathbf{X}_0 آغاز مى شود و با معادله اى به شكل زير مقدار جديد \mathbf{X} به دست مى آيد.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{p}_k \quad (7)$$

$$\Delta \mathbf{x}_k = (\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k) = \alpha_k \mathbf{p}_k \quad (8)$$

در روابط ۷ و ۸، بردار \mathbf{p}_k بيانگر جهت جستجو و مقدار عددى مثبت α_k نرخ آموزش است كه طول هر گام را مشخص مى كند و \mathbf{x}_k بردار وزنها و باياسهای شبكه در چرخه يا تكرر k ام است. الگوريتم های فوق در انتخاب جهت جستجو \mathbf{p}_k تفاوت دارند. در اين تحقيق از روش بهينه سازی عددى لونبرگ - ماركوات استفاده شده است [2].

۲-۱ الگوريتم انتشار به عقب لونبرگ - ماركوات

الگوريتم لونبرگ - ماركوات در واقع يك تغيير بر روى روش نيوتن است كه براى كمينه كردن توابعى كه جمع مربعات ساير

۳. تهيه داده ها

به منظور تهيه داده هاى مورد نياز براى آموزش و ارزيابى توان تعميم پذيرى شبكه ها، نمونه هاى بتن آسفالتى از آسفالت پخش شده در سطح راه و قبل از تراكم، جمع آورى شده است. نمونه ها شامل ۸۶ نمونه بيندر با حداكثر اندازه اسمى ۱۹ و ۲۴ ميليمتر نمونه توپكا با حداكثر اندازه اسمى ۱۲/۵ ميليمتر و قير آنها از نوع خالص با درجه نفوذ ۷۰-۶۰ است. با انجام ۱۱۰ آزمائش مقاومت مارشال و ۱۱۰ آزمائش جداسازى و ۱۱۰ آزمائش تعيين درصد مصالح شكسته بر روى اين نمونه ها، مقاومت مارشال، درصد قير، منحنى دانه بندى، و درصد مصالح سنگى شكسته آنها تعيين شده است. ۸۵ سرى از داده هاى به دست آمده براى آموزش شبكه ها و ۲۵ سرى براى ارزيابى توان تعميم پذيرى آنها مورد استفاده قرار گرفته است [5].

۴. مدل شبكه عصبى مصنوعى

مقاومت مارشال بتن آسفالتى به عوامل مختلفى چون خصوصيات و دانه بندى مصالح سنگى، نوع و درصد قير مصرفى بستگى دارد. براى ايجاد مدل، درصد هاى عبورى از الك هاى ۳۰، ۲۰۰، ۵۰، ۸، ۴، و ۱/۲ اينچ، درصد مصالح سنگى شكسته و درصد قير مجموعاً ۸ متغير، به عنوان ورودى هاى شبكه و مقاومت مارشال به عنوان خروجى شبكه در نظر گرفته شده است، بنا بر اين تعداد نرون هاى لايه ۰ يا لايه ورودى ۸ عدد و تعداد نرون هاى لايه خروجى ۱ عدد است [5]. ورودى ها و خروجى شبكه و محدوده تغييرات آنها در جدول (۱) نشان داده شده است. براى نرون هاى لايه ميانى از تابع انتقال تانژانت سيگموئيد و نرون هاى لايه پنهان از تابع انتقال خطى استفاده شده است. براى عملکرد بهتر شبكه، تمامى داده هاى ورودى و خروجى بين ۱ و ۱- نرمال شده اند.

براى تعيين تعداد مناسب نرون ها در لايه ميانى شبكه هاى متعدد با تعداد مختلف نرون در لايه پنهان طراحى شده و توان شبكه سازى هر شبكه با تعداد مشخص نرون در لايه پنهان در سطوح مختلف آموزش، مورد ارزيابى قرار گرفته است كه روندان در قسمت هاى ۱-۴ و ۲-۴ تشریح شده است.

۴-۱ آموزش و تعميم پذيرى

در اين تحقيق شبكه هاى با ۸، ۵، ۳ و ۱۰ نرون در لايه پنهان طراحى شده اند. ۸۵ عدد از داده ها براى آموزش اين شبكه ها و ۲۵ عدد ديگر براى ارزيابى توان تعميم پذيرى آنها مورد استفاده قرار گرفته اند. فرآيند تعيين شبكه اى كه داراى بيشترين توان تعميم پذيرى يا شبكه سازى است به شرح زير است:

۱- در مرحله اول براى هر شبكه با تعداد مشخص نرون در لايه پنهان، تغييرات توان تعميم پذيرى با خطاى آموزش (MSE) ارزيابى شده و نتايج حاصل در جدولهاى ۲ تا ۵ و نمودارهاى ۲ تا ۵ در قسمت ۴-۲ ارايه شده اند. براى هر شبكه با تعداد معين نرون در لايه پنهان، بيشينه توان تعميم پذيرى به كمك نمودارهاى فوق تعيين شده است.

۲- در مرحله دوم با مقايسه بيشينه مقادير تعميم پذيرى فوق، شبكه اى كه داراى بيشترين توان تعميم پذيرى است تعيين و براى انجام تحليل حساسيت در قسمت ۵ مورد استفاده قرار گرفته است. براى ارزيابى ملموس تر، فرآيند آموزش شبكه با سه نرون در لايه پنهان در نمودار ۱ نشان داده شده است. خط پيوسته نشان دهنده خطاى آموزش است. همان طور كه ديده مى شود با افزايش چرخه هاى آموزش (epochs)، خطاى آموزش كاهش مى يابد.

خط منقطع نشان دهنده خطاى شبكه سازى ۲۵ داده جديد است. همان طور كه مشاهده مى شود با شروع آموزش، خطاى شبكه سازى آغاز به كاهش مى كند تا به كمينه مقدار خود مى رسد كه در اين نقطه شبكه داراى بيشترين توان تعميم پذيرى است. پس از آن با ادامه آموزش، خطاى شبكه سازى افزايش يافته و توان شبكه سازى كاهش مى يابد و اصطلاحاً شبكه، آموزش بيش از حد^۱ پيدا مى كند [6].

فرآيند تغييرات خطاى شبكه سازى با نوسانات موضعى همراه است. همان طور كه در شكل ۱ مشاهده مى شود بيشترين توان تعميم پذيرى شبكه در چرخه هاى نخستين آموزش حاصل مى شود.

۴-۲ نمودارهاى تعميم پذيرى

در اين قسمت براى شبكه هاى داراى ۳، ۶، ۸ و ۱۰ نرون در لايه پنهان حداكثر توان تعميم پذيرى تعيين شده است. به اين منظور براى هر شبكه با تعداد مشخص نرون در لايه پنهان، توان

با توجه به اين كه مقدار دهى اوليه وزنها به صورت اتفائى است و نيز بيشترين توان تعميم پذيرى در چرخ هاى اوليه آموزش حاصل مى شود و با توجه به حساس بودن توان تعميم پذيرى شبكه ها به خطاى آموزش، با وجود كند كردن روند آموزش، توقف آموزش در حدود نزديك به خطاى مورد نظر (GOAL) دشوار بوده و براى هرشبكه مستلزم آموزش مجدد براى دفعات متعدد با مقادير مختلف وزن هاى اوليه است.

ستون آخر نشان دهنده ضريب همبستگى است كه نشان دهنده توان تعميم پذيرى شبكه است. نحوه محاسبه آن به اين گونه است كه پس از اتمام آموزش هر شبكه با ۸۵ داده، ۲۵ داده جديد به شبكه ارايه مى شود. سپس با انجام رگرسيون خطى بين نتايج شبكه سازى شبكه و مقادير واقعى يا هدف، ضريب همبستگى R محاسبه شده است.

هر چه اين ضريب به ۱ نزديك تر باشد توان تعميم پذيرى شبكه بيشتر است. براى ارزيابى تغييرات توان شبكه سازى هر شبكه با تعداد مشخص نرون در لايه پنهان، نمودار تغييرات ضريب همبستگى در برابر خطاى آموزش ترسيم و نتايج در نمودارهاى شماره ۲ تا ۵ ارايه شده است.

تعميم پذيرى در سطوح مختلف آموزش (خطاى آموزش) تعيين شده و نتايج در جدولهاى ۲ تا ۵ ارايه شده اند.

در اين جدولها اولين ستون از سمت چپ نشان دهنده نام شبكه است. ستون دوم مقدار اوليه انتخاب شده براى پارامتر μ است كه در قسمت ۲-۱ تشریح شد و در كد هاى برنامه با μ نشان داده مى شود. ستونهاى سوم و چهارم، μ -inc و μ -dec، پارامتر هاى تنظيم كننده سرعت آموزش شبكه هستند كه در قسمت ۲-۱ تشریح شده اند. ستون پنجم پارامتر GOAL، خطاى آموزش تعيين شده براى توقف آموزش است. ستون ششم يا MSE، نشان دهنده خطاى آموزشى است كه شبكه در آن متوقف شده است و performance نيز ناميده مى شود. همان گونه كه در شكل ۱ مشاهده مى شود، بيشترين توان تعميم پذيرى در چرخه هاى اوليه آموزش حاصل مى شود، بنا بر اين براى متوقف كردن آموزش در سطح مورد نظر (MSE=GOAL)، در بسيارى از موارد سرعت آموزش بايد تا حد امكان كند شود كه براى اين منظور پارامتر هاى μ _dec و μ _inc نزديك به ۱ در نظر گرفته شده اند. تحليل هاى انجام شده نشان مى دهند كه توان تعميم پذيرى شبكه ها به خطاى آموزش بسيار حساس است و روند آموزش به مقدار اوليه وزنها نيز بستگى دارد.

شماره ۴	
درصد عبورى از الك ۱/۲ اينچ	۸۶-۱۰۰
درصد مصالح سنگى شكسته	۵۰-۹۲
درصد قير	۳/۵۳-۵/۸۲
خروجى شبكه	محدوده تغيير
مقاومت مارشال (kg)	۸۶۶-۱۶۶۱

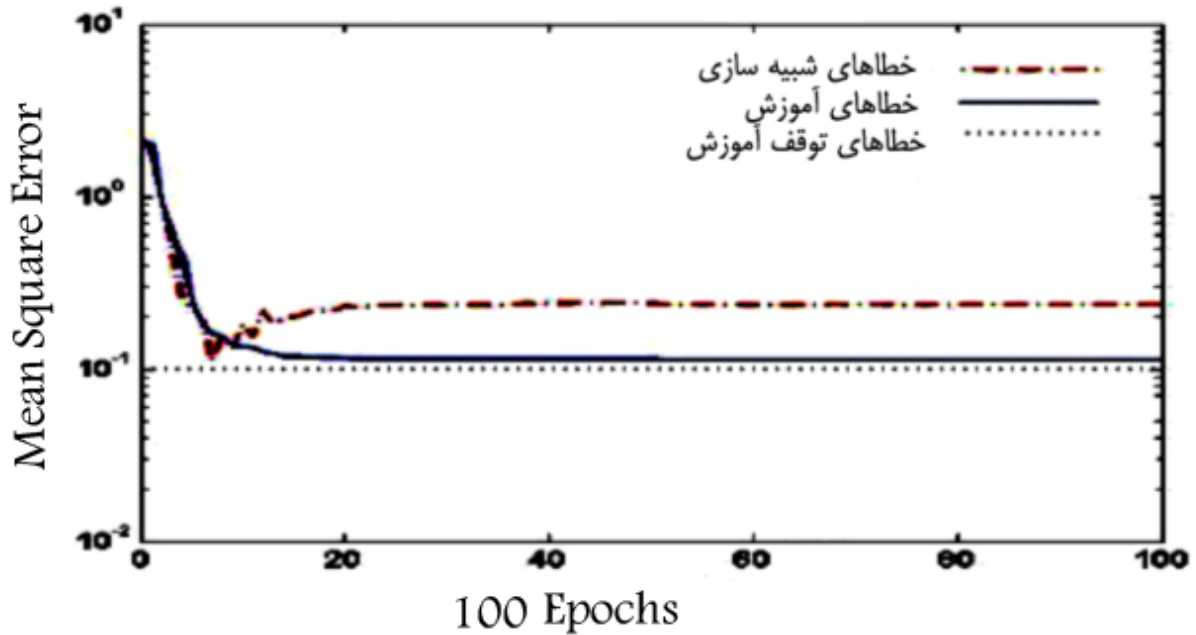
جدول ۱. ورودى ها و

خروجى شبكه و محدوده تغييرات آنها

ورودى هاى شبكه	محدوده تغييرات
درصد عبورى از الك شماره ۲۰۰ (فيلر)	۲/۵-۱۰
درصد عبورى از الك شماره ۵۰	۸-۱۹
درصد عبورى از الك شماره ۳۰	۱۲-۳۱
درصد عبورى از الك شماره ۸	۳۱-۵۴
درصد عبورى از الك	۴۸-۷۷

Archive of SID

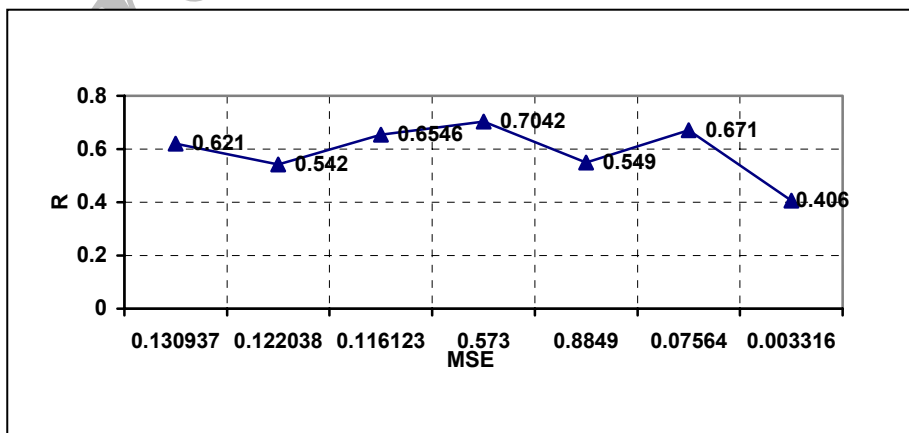
Performance is 0.112456 – Goal is 0.099



نمودار ۱. روند آموزش و تغييرات خطای شبیه سازی برای شبکه دارای ۳ نرون در لایه پنهان

جدول ۲. پارامترهای آموزش و نتایج شبیه سازی برای شبکه های دارای ۳ نرون در لایه پنهان

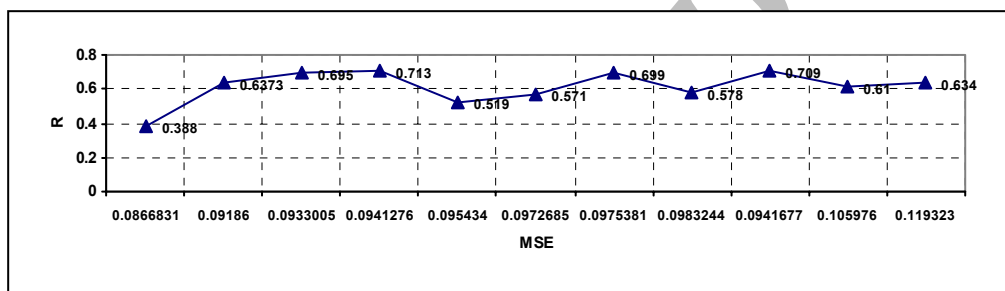
Network	μ	mu_inc	mu_dec	Goal	MSE	R
RT3P11	۱/۵	۱/۵	۰/۵	۰/۱۴	۰/۱۴۱۰۸۱	۰/۵۶۱
RT3P10	۱/۵	۱/۵	۰/۵	۰/۱	۰/۱۳۰۹۳۷	۰/۶۲۱
RT3P3	۱/۵	۱/۵	۰/۵	۰/۱	۰/۱۲۲۰۳۸	۰/۵۴۲
RT3P4	۱/۵	۱/۵	۰/۵	۰/۱۱	۰/۱۱۶۱۲۳	۰/۶۵۴۶
RT3P5	۱/۵	۱/۵	۰/۵	۰/۰۷	۰/۰۵۷۳۰	۰/۷۰۴۲
RT3P6	۰/۰۰۱	۱۰	۰/۱	۰/۹	۰/۰۸۸۴۹	۰/۵۴۹
RT3P7	۱/۵	۱/۵	۰/۵	۰/۰۹۹	۰/۰۷۵۶۳۹۵	۰/۶۷۱
RT3P8	۲	۰/۰۱	۰/۹۸	۰/۹	۰/۰۳۳۱۵۹۱	۰/۴۰۶



نمودار ۲. تغييرات ضريب همبستگی (توان شبیه سازی) با خطای آموزش برای شبکه های دارای ۳ نرون در لایه پنهان

جدول ۳. پارامترهاى آموزش و نتايج شبیه سازی برای شبکه های دارای ۶ نرون در لایه پنهان

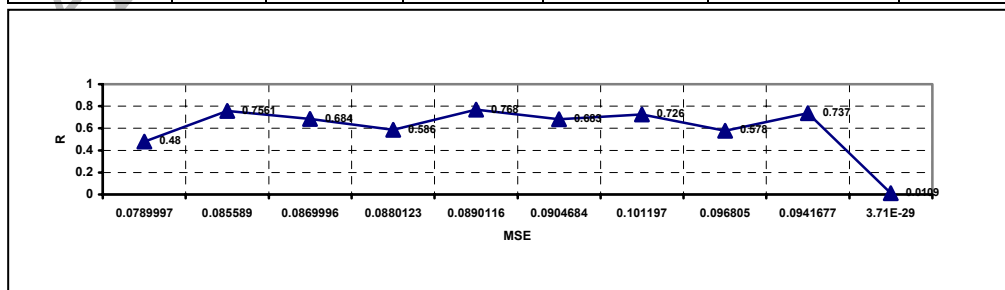
Network	μ	mu_inc	mu_dec	Goal	MSE	R
RT6P1	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۰۹۹	۰/۰۸۶۶۸۳۱	۰/۳۸۸
RT6P7	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۴	۰/۰۹۱۸۶	۰/۶۳۷۳
RT6P3	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۹۷	۰/۰۹۳۳۰۰۵	۰/۶۹۵
RT6P4	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۰۹۷	۰/۰۹۴۱۲۷۶	۰/۷۱۳
RT6P6	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۰۹۸	۰/۰۹۵۴۳۴	۰/۵۱۹
RT6P2	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۰۹۹	۰/۰۹۷۲۶۸۵	۰/۵۷۱
RT6P5	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۰۹۸	۰/۰۹۷۵۳۸۱	۰/۶۹۹
RT6P8	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۱	۰/۰۹۸۳۲۴۴	۰/۷۰۹
RT6P9	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۱۱	۰/۱۰۵۹۷۶	۰/۶۱
RT6P10	۲	۰/۹	۱/۱	۰/۱۱	۰/۱۱۹۳۲۳	۰/۶۳۴



نمودار ۳. تغییرات ضریب همبستگی (توان شبیه سازی) با خطای آموزش برای شبکه های دارای ۶ نرون در لایه پنهان

جدول ۴. پارامترهاى آموزش و نتايج شبیه سازی برای شبکه های دارای ۸ نرون در لایه پنهان

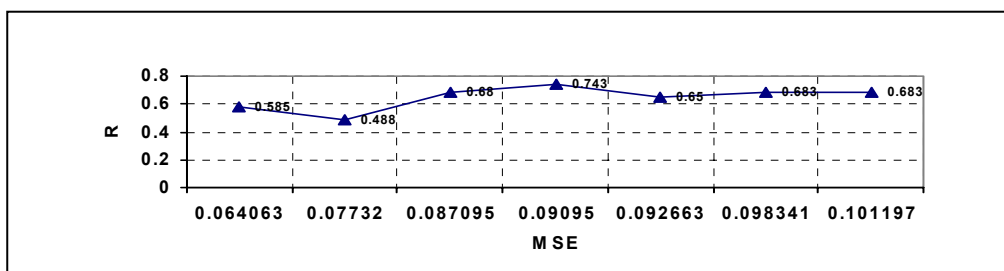
Network	μ	mu_inc	mu_dec	Goal	MSE	R
RT8P1	۰/۰۰۱	۰/۱	۱۰	۳,۷۰۹E-۲۹	۳,۷۰۹E-۲۹	۰/۰۱۰۹
RT8P11	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۰۸	۰/۰۷۸۹۹۹۷۰	۰/۴۸
RT8P10	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۰۹	۰/۰۸۵۵۸۹	۰/۷۵۶۱
RT8P3	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۰۹۱	۰/۰۸۶۹۹۹۶	۰/۶۸۴
RT8P4	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۰۹۱	۰/۰۸۸۰۱۲۳	۰/۵۸۶
RT8P5	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۰۹	۰/۰۸۹۰۱۱۶	۰/۷۶۸
RT8P6	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۰۹۲	۰/۰۹۰۴۶۸۴	۰/۷۲۶
RT8P7	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۱	۰/۰۹۶۸۰۵	۰/۵۷۸
RT8P8	۲	۰/۹۸	۱/۰۱	۰/۰۹۵	۰/۰۹۴۱۶۷۷	۰/۷۳۷



نمودار ۴. تغییرات ضریب همبستگی (توان شبیه سازی) با خطای آموزش برای شبکه های دارای ۸ نرون در لایه پنهان

جدول ۵. پارامترهاى آموزش و نتايج شبیه سازی برای شبکه های دارای ۱۰ نرون در لایه پنهان

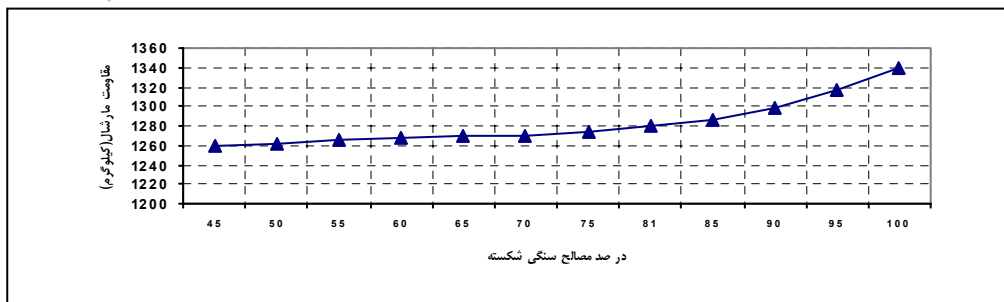
Network	μ	mu_inc	mu_dec	Goal	MSE	R
RT10P1	۱/۵	۱/۰۱	۰/۹۹	۰	۰/۰۶۴۰۹۲۵	۰/۵۸۵
RT10P4	۱/۵	۱/۰۱	۰/۹۹	۰/۰۸	۰/۰۷۷۳۲	۰/۴۸۸
RT10P5	۱/۵	۱/۰۱	۰/۹۹	۰/۰۸	۰/۰۸۷۰۹۵	۰/۶۸
RT10P3	۱/۵	۱/۰۱	۰/۹۹	۰/۰۸	۰/۰۹۰۹۵	۰/۷۴۳
RT10P7	۱/۵	۱/۰۱	۰/۹۹	۰/۰۹۳	۰/۰۹۲۶۶۳۴	۰/۶۵
RT10P5	۱/۵	۱/۰۱	۰/۹۹	۰/۰۹۳	۰/۰۹۸۳۴۰۹	۰/۶۸۳
RT10P6	۱/۵	۱/۰۱	۰/۹۹	۰/۰۸	۰/۱۰۱۱۹۷	۰/۶۸۳



نمودار ۵. تغییرات ضریب همبستگی (توان شبیه سازی) با خطای آموزش برای شبکه های دارای ۱۰ نرون در لایه پنهان

جدول ۶. تغییرات مقاومت مارشال یک نمونه بتن آسفالتی برای در صد های مختلف مصالح سنگی شکسته

شماره ۲۰۰	شماره ۵۰	شماره ۳۰	شماره ۸	شماره ۴	۱/۲ اینچ	قیر (درصد)	شکستگی (درصد)	مقاومت فشاری (کیلوگرم)
۵	۱۳	۲۳	۴۳	۶۶	۹۳	۴/۷۹	۴۵	۱۲۵۸/۹
"	"	"	"	"	"	"	۵۰	۱۲۶۲/۱
"	"	"	"	"	"	"	۵۵	۱۲۶۴/۸
"	"	"	"	"	"	"	۶۰	۱۲۶۷
"	"	"	"	"	"	"	۶۵	۱۲۶۸/۸
"	"	"	"	"	"	"	۷۰	۱۲۷۰/۷
"	"	"	"	"	"	"	۷۵	۱۲۷۳/۵
"	"	"	"	"	"	"	۸۱	۱۲۷۹/۶
"	"	"	"	"	"	"	۸۵	۱۲۸۶/۵
"	"	"	"	"	"	"	۹۰	۱۲۹۹/۱
"	"	"	"	"	"	"	۹۵	۱۳۱۶/۷
"	"	"	"	"	"	"	۱۰۰	۱۳۳۸/۵



نمودار ۶. تغییرات مقاومت مارشال نمونه بتن آسفالتی به صورت تابعی از تغییرات در صد مصالح سنگی شکسته

Archive of SID

۵. تحليل حساسيت

۲۹-۱۰×۳/۷۱ ضريب همبستگى $R=۰/۰۱۰۹$ حاصل مى شود.

۲- تحليل هاى انجام شده نشان مى دهند كه توان تعميم پذيرى شبكه ها نسبت به تغييرات خطاى آموزش بسيار حساس است. به علاوه حداكثر توان تعميم پذيرى در چرخه هاى اوليه آموزش حاصل مى شود و از سوي ديگر روند آموزش به مقدار اوليه وزن ها نيز بستگى دارد. بنا بر اين با وجود كند كردن روند آموزش، متوقف كردن آن در مقادير نزديك به مقدار مورد نظر، دشوار بوده و براي هر شبكه مستلزم آموزش مجدد با مقادير مختلف وزنهاى اوليه، براي دفعات متعدد است.

۳- براي مدل سازى انجام شده در اين تحقيق، افزايش تعداد نرونها تا ۸ عدد توان تعميم پذيرى شبكه را افزايش داده و افزايش بيشتري، تغيير قابل توجهي در آن ايجاد نمى كند. با استفاده از ۸ نرون در لايه پنهان، بيشينه توان شبكه سازى براي شبكه RT8P5 با ضريب همبستگى $R=۰/۷۶۸$ در خطاى آموزش ۰/۰۸۹۰۱۱۶ حاصل مى شود كه با توجه به تعداد كم داده هاى آموزشي و تعدد عوامل مؤثر، مناسب است.

۴- روند شبكه سازى شده تغييرات مقاومت مارشال آسفالت نسبت به درصد مصالح سنگي شكسته با انجام تحليل حساسيت، نشان مى دهد كه با افزايش درصد مصالح شكسته، مقاومت مارشال آسفالت افزايش مى يابد. از ديده نظري، افزايش درصد مصالح شكسته موجب افزايش زاويه اصطكاك داخلي بين مصالح سنگي و در نتيجه افزايش مقاومت مارشال آسفالت مى شود، بنا بر اين روند شبكه سازى شده با روند نظري مطابقت دارد.

براي مدل سازى روند تغييرات مقاومت مارشال بتن آسفالتى با درصد مصالح سنگي شكسته، تحليل حساسيت توسط شبكه RT8P5 كه داراي بيشتريين توان شبكه سازى است، انجام شده است. روند كار به اين صورت است كه براي يك نمونه آسفالتى، براي درصد هاى مختلف مصالح شكسته شده، ساير ورودى هاى شبكه مانند درصد قير مصرفى و درصد هاى عبورى از الك هاى ۲۰۰، ۵۰، ۳۰، ۸، ۴ و ۱/۲ ثابت در نظر گرفته شده و مقاومت مارشال نمونه براي اين ورودى ها و درصد هاى مختلف مصالح شكسته شده، توسط شبكه RT8P5 محاسبه شده است كه نتايج در جدول ۶ و نمودار ۶ نشان داده شده اند. همان طور كه در نمودار ۶ مشاهده مى شود با افزايش درصد مصالح شكسته، مقاومت فشارى آسفالت نيز افزايش مى يابد.

از ديده نظري نيز افزايش درصد مصالح شكسته، موجب افزايش زاويه اصطكاك داخلي بين مصالح سنگي و در نتيجه افزايش مقاومت مارشال مخلوط آسفالتى مى شود، بنا بر اين فرآيند شبكه سازى با روند نظري مطابقت دارد.

۶. نتايج

در اين تحقيق ابتدا يك مدل شبكه عصبى مصنوعى LMBP براي تخمين مقاومت مارشال آسفالت ارايه شده كه براي آموزش آن از ۸۵ و براي ارزيابى آن از ۲۵ سري داده استفاده شده است. سپس با انجام تحليل حساسيت روند تغييرات مقاومت فشارى آسفالت با درصد مصالح شكسته مدل سازى شده كه نتايج حاصل به شرح زيرند:

۱- براي هر شبكه با تعداد مشخص نرون در لايه پنهان، با افزايش چرخه ها و كاهش خطاى آموزش، توان تعميم پذيرى شبكه، تا رسيدن به حداكثر مقدار خود افزايش مى يابد و پس از آن، شبكه آموزش بيش از حد پيدا كرده و توان تعميم پذيرى آن كاهش مى يابد، به گونه اى كه براي شبكه RT8P1 با ۸ نرون در لايه پنهان، در خطاى آموزش

۷. مراجع

5. Heidaripناه, A. (2003) "Estimation of Marshal stability of asphalt concrete using artificial neural networks", M.Sc. Thesis, University of Kerman, Iran.

6. MATLAB 7 (2004) "Neural network toolbox user's guide", Math Works Inc.

1. Wright, K Paul and Dixon, K Karen (2004) "Highway engineering", John Wiley & Sons Inc., 7th. edition.

2. Hagan, Martin, T. and Demuth, Howard B. (2000) "Neural network design", Mark Beale MHB, Inc. PWS Publishing Company.

پانویس ها:

1. Artificial Neural Networks
2. Levenberg - Marquadt Back Propagation
3. Mean Square Error
4. Least Mean Square
5. Steepest Decent
6. Overfitting

۳. کاوه ع.، ثروتی، ه. (۱۳۷۸) "شبکه های عصبی مصنوعی در تحلیل و طراحی سازه ها"، مرکز تحقیقات ساختمان و مسکن، نشریه شماره ک- ۳۲۰، چاپ دوم.

4. Topping, B.H.V. and Bahreininejad, A. (1997) "Neural computing for structural mechanics", Sax-Coburg Publications.

Archive of SID