



پیش‌بینی مدول الاستیک سنگ آهک با استفاده از رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی

رسول اجل لوئیان^{۱*}، حدیثه منصوری^۲، مجتبی محمدی^۳

دریافت مقاله: ۹۱/۰۴/۲۷
پذیرش مقاله: ۹۲/۰۲/۱۷

چکیده

در اغلب پژوهه‌های مهندسی مرتبط با سنگ از جمله تونل‌ها، شیب‌ها و پی‌ها، تعیین مدول الاستیک سنگ بکر مهم و اساسی است. تعیین این پارامتر نیازمند تهیه مغزه سالم از سنگ و تجهیزات آزمایشگاهی پیشرفته می‌باشد به طوری که انجام این آزمون را مشکل و هزینه‌بر می‌سازد. بدین لحاظ در سال‌های اخیر محققین مختلف در صدد ارائه روابطی تجربی برای تخمین این پارامتر با تکیه بر خصوصیات فیزیکی و شاخص سنگ‌ها بوده‌اند. در این مقاله سعی شده است با استفاده از مقاومت تکمحوره، تخلخل و سرعت موج طولی، مدول الاستیک سنگ آهک را پیش‌بینی نمود. بدین منظور از روش رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی پرسپترون با ساختار ۱-۴-۳ استفاده شده است. پایگاه داده استفاده شده شامل ۱۲۳ داده است که در مورد شبکه عصبی ۷۰٪ آن‌ها جهت آموزش و ۳۰٪ جهت آزمایش شبکه استفاده شده است. جهت مقایسه عملکرد مدل‌ها و ارزیابی دقیق آن‌ها از ضرایب R^2 و RMSE و VAF استفاده شد. ضریب تعیین (R^2) با استفاده از رگرسیون چندمتغیره ۰/۷۳۸ و مقدار آن برای داده‌های آموزش شبکه عصبی ۰/۸۰۵ و برای داده‌های آزمایش ۰/۸۳۲ می‌باشد. این امر بیانگر آن است که روش شبکه عصبی از دقت بالاتری برخوردار است.

کلید واژه‌ها: رگرسیون چندمتغیره، سنگ آهک، شبکه عصبی مصنوعی، مدول لاستیکی، مقاومت تراکمی

۱. دانشیار گروه زمین‌شناسی، دانشگاه اصفهان، rasajl@sci.ui.ac.ir

۲. کارشناس ارشد زمین‌شناسی مهندسی از دانشگاه اصفهان

۳. دانشجوی دکتری زمین‌شناسی مهندسی دانشگاه خوارزمی

* مسئول مکاتبات

آهک جمع‌آوری شده است. از آنجایی که سنگ آهک در ایران گسترده‌گی زیادی داشته و اکثر پروژه‌های عمرانی با این سنگ‌ها درگیر می‌باشد، این مقاله به دنبال پیش‌بینی مدول الاستیک سنگ آهک بوده است تا ضمن ارائه رابطه چندمتغیره و مدلی برای تخمین مدول الاستیک سنگ آهک، از پایگاه داده‌هایی که با صرف هزینه‌های هنگفت در هر پروژه حاصل می‌شود به نوعی استفاده مفید کرده باشد.

۲. پردازش داده‌ها

چنان‌چه ذکر شد پایگاه داده مورد استفاده در این مطالعه شامل ۱۲۲ نمونه بوده است. خصوصیات آماری پارامترهای استفاده شده در مدل در جدول ۱ نشان داده شده است. از آنجایی که در بررسی‌های آماری لازم است داده‌ها توزیع نرمال داشته و داده‌های پرت (خارج از محدود نرمال) در بین آن‌ها وجود نداشته باشد، در این بررسی جهت حذف داده‌های نامعقول از نمودار چارکی (box plot) استفاده شد. بعد از حذف داده‌های نامعقول، با استفاده از آزمون کولموگروف اسمیرنوف، پیروی داده‌ها از توزیع نرمال بررسی شد. فرضیه صفر در این آزمون عبارت است از پیروی داده‌ها از توزیع نرمال و فرضیه مقابل آن عدم پیروی داده‌ها از توزیع مورد نظر است. مقادیر P -value در این آزمون برای هریک از متغیرهای مدل در جدول ۱ نشان داده شده است. با توجه به اینکه سطح معنی‌داری برای هر پنج متغیر بیشتر از 0.05 است، فرضیه صفر پذیرفته می‌شود بدین معنا که توزیع داده‌ها نرمال است.

جدول ۱. مشخصات آماری پارامترهای مدل

نتایج آزمون نرمالیتی (P-value)	انحراف معیار	میانگین	بیشترین	کمترین	پارامتر
۰/۵۲	۱/۹۸	۳/۱۴	۸/۲۲	۰/۱	٪ تخلخل
۰/۰۷	۸۵۰	۴۸۷۹	۶۳۷۵	۲۵۰۱	P سرعت موج (m/s)
۰/۳۳	۳۹/۴۷	۷۳/۹۹	۱۸۴/۳۴	۲/۹۹	مقاومت تراکمی نک‌محوری (MPa)
۰/۳۷	۱۴/۲۲	۲۴/۶	۵۷/۷۷	۰/۷۵	مدول یانگ (GPa)

۱. مقدمه

در سال‌های اخیر روش‌هایی چون رگرسیون تکمتغیره، رگرسیون چندمتغیره و روش‌های هوشمند از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی، شبکه‌های نوروفازی و الگوریتم ژنتیک در مهندسی سنگ وارد شده است. محققین مختلفی با استفاده از این روش‌ها سعی در پیش‌بینی مقاومت تکمحوره با تکیه بر خصوصیات فیزیکی و شاخص سنگ کرده و روابط ریاضی نیز در این زمینه ارائه داده‌اند که از آن جمله می‌توان به Sarkar et al., 2010; ۱۳۸۶ Sarkar et al., 2010; ۱۳۸۶ Kahraman, 2001; Yagiz et al., 2012; Yilmaz and Yuksek, 2008; اشاره کرد. در زمینه پیش‌بینی پارامترهای الاستیک سنگ نیز تاکنون مطالعاتی صورت گرفته است. Karakus et al., (2004) با استفاده از مقاومت تراکمی تکمحوره، عدد چکش اشعیت، تخلخل و شاخص دوام به تخمین مدول الاستیک و نسبت پواسون ۹ نوع سنگ پرداخته‌اند. Heidari et al., (2010) با استفاده از روش رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی، از مقاومت تکمحوره، دانسیتی، تخلخل و سرعت موج طولی برای پیش‌بینی مدول الاستیک سنگ بکر استفاده کرده‌اند. Singh (2011) با استفاده از مقاومت تراکمی و مقاومت کششی جهت پیش‌بینی خصوصیات الاستیک سنگ‌های شیستی به روش شبکه عصبی استفاده کرده است. Sonmez et al. (2006) نیز از شبکه عصبی برای پیش‌بینی مدول الاستیک سنگ بکر استفاده کرده‌اند که ورودی‌های مدل آن‌ها مقاومت تکمحوره و دانسیتی بوده است.

در این مطالعه نیز از مقاومت تراکمی تکمحوره و خصوصیات فیزیکی (تخلخل و سرعت موج طولی) برای پیش‌بینی مدول الاستیک سنگ آهک استفاده شده است. روش‌های به کار گرفته شده رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی است. جهت پردازش‌های آماری و رگرسیونی از نرمافزار SPSS13 و جهت MATLAB 7.12.0.635 مدل‌سازی با شبکه عصبی از نرمافزار ۱۲۳ استفاده گردید. پایگاه داده استفاده شده در اینجا شامل ۱۲۳ داده است که از پروژه‌های عمرانی و معدنی مرتبط با سنگ

یک از متغیرهای وابسته به طور جداگانه با آزمون t مشخص می‌شود. مقادیر آماره t و سطح معنی‌داری در این آزمون برای هر یک از متغیرهای مستقل در جدول ۲ نشان داده شده است. بزرگتر بودن آماره t یک متغیر مستقل از مقدار t جدول توزیع آن و کوچک‌تر بودن سطح معنی‌داری از ۰/۰۵ نشان می‌دهد ضریب به دست آمده برای آن متغیر به لحاظ آماری معنی‌دار است. در مدل ساخته شده مقدار t از جدول توزیع t-student ۱/۹۸ می‌باشد. بنابراین با توجه به اینکه قدر مطلق آماره t برای متغیرهای مستقل UCS، n و Vp بزرگ‌تر از t جدول توزیع است و سطح معنی‌داری در این آزمون برای هر سه متغیر مستقل از ۰/۰۵ کمتر است لذا فرضیه صفر رد و فرضیه مقابله آن پذیرفته می‌شود. بدین معنی که ضرایب به دست آمده برای هر یک از متغیرهای مستقل مدل با صفر تفاوت داشته و این پارامترها تأثیر معنی‌داری بر مدول الاستیک سنگ بکر دارند. ضریب تعیین مدل نیز بیانگر آن است که ۷۳/۸ درصد تغییرات مدول الاستیک سنگ آهک با تغییر تخلخل، مقاومت تراکمی و سرعت موج طولی قابل توجیه است. در نهایت رابطه ۲ برای پیش‌بینی مدول الاستیک سنگ آهک ارائه می‌شود. نمودار مقادیر مدول پیش‌بینی شده با استفاده از این رابطه در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده در شکل ۱ نشان داده شده است.

جدول ۲. نتایج آنالیز داده‌ها به روش رگرسیون چند متغیره

۱۱۱/۴۵۴		F-آماره	نتایج آزمون ANOVA	
۰/۰۰		P-value		
P-value	t-آماره	خطای معیار	ضریب	پارامترهای مدل
۰/۱۲	۱/۰۵	۵/۰۷	۷/۸۳۲	عرض از مبدأ
۰/۰۰۰	۱۶/۶۱	۰/۱۸	۰/۳۰۶	(MPa) ucs
۰/۰۰۰	۴/۲۳۵	۰/۳۸۷	۱/۶۳۹	(%) n
۰/۰۲۱	-۲/۳۴۷	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۲	(m/s) Vp
ضریب تعیین مدل: ($R^2 = ۰/۷۳۸$)				

$$E = ۷/۸۳۲ + ۰/۳۰۶ ucs + ۱/۶۳۹ n - ۰/۰۰۲ Vp \quad (1)$$

۲-۱. رگرسیون خطی چندمتغیره

رگرسیون خطی چندمتغیره روشی برای بررسی اثر متغیرهای متعدد بر روی متغیر پاسخ می‌باشد. از این رو برای بررسی تأثیر همزمان عوامل مختلف بر روی خواص مهندسی سنگ روشنی مناسب به نظر می‌رسد.

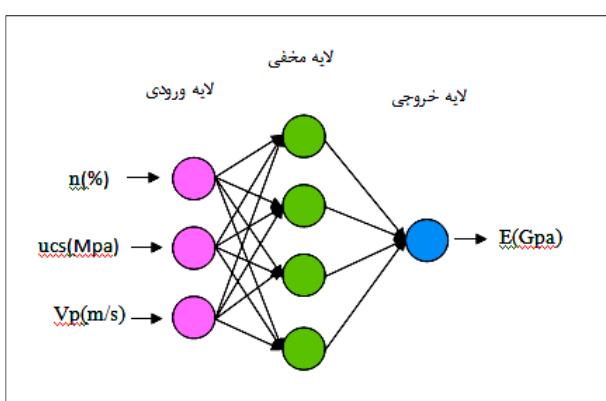
۲-۲. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی از تعداد زیادی واحد پردازشگر ساده به نام نورون تشکیل شده که از ساختار بیولوژیکی مغز انسان الهام گرفته شده است. سه جزء اساسی شبکه عصبی تابع تبدیل، ساختار شبکه و قانون یادگیری می‌باشد که نحوه انتخاب آن‌ها به ماهیت مسئله بستگی دارد (Sarkar et al., 2010). قبل از استفاده از شبکه به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی، لازم است تا با استفاده از بخشی از داده‌ها شبکه را تعلیم داد. الگوریتم‌های مختلفی برای آموزش شبکه وجود دارد که از بین آن‌ها الگوریتم پس انتشار معروف‌تر و قابل اعتمادتر است. ساختار شبکه عصبی پس انتشار (Back Propagation Neural Network) و روش آموزش شبکه و رسیدن به خروجی مطلوب در منابع متعددی از جمله Sarkar et al., 2010 Khandelwal and singh, 2011 بیان شده است.

۳. بحث و نتایج

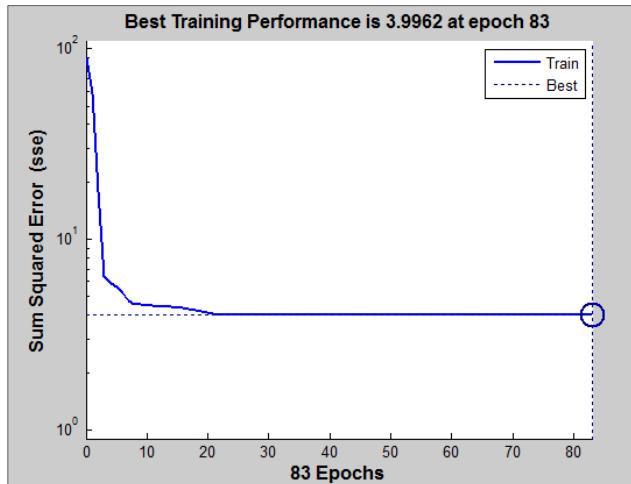
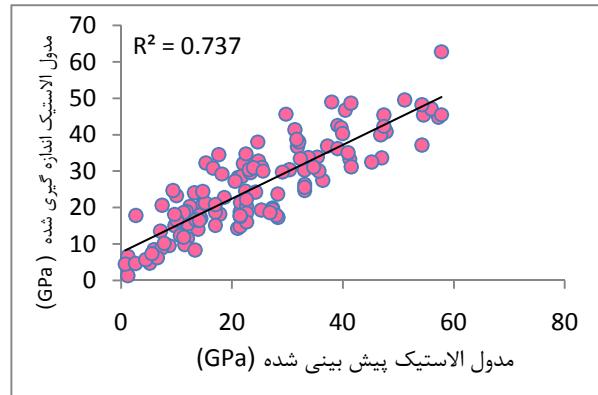
۳-۱. آنالیز رگرسیون چندمتغیره

نتایج آنالیز داده‌ها به روش رگرسیون چندمتغیره در جدول ۲ نشان داده شده است. برای کنترل اعتبار کلی مدل ساخته شده از آزمون F استفاده می‌شود. از آنجایی که مقدار F از جدول توزیع آن برابر ۲/۶۸ و میزان F محاسبه شده مدل ۱۱۱/۴۵۴ است (بزرگ‌تر از F جدول توزیع است) و با توجه به اینکه سطح معنی‌داری در این آزمون کمتر از ۰/۰۵ است، فرضیه صفر رد و فرضیه مقابله آن پذیرفته می‌شود. بدان معنا که حداقل یکی از متغیرهای مستقل نظیر مقاومت تراکمی، تخلخل و سرعت موج طولی با صفر تفاوت داشته و بر مدول الاستیک تأثیر دارد. پس از بررسی اعتبار کلی مدل، اعتبار هر



شکل ۲. ساختار شبکه عصبی چند لایه استفاده شده در این مطالعه

در رابطه ۲، E مدول الاستیک بر حسب ucr , GPa، مقاومت تراکمی تک محوره بر حسب a , MPa، n درصد تخلخل و سرعت موج طولی بر حسب m/s است.



شکل ۳. عملکرد شبکه در حین آموزش

در اشکال ۴ و ۵ مدل الاستیک پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی در مقابل مدل الاستیک اندازه‌گیری شده برای داده‌های آموزش و آزمایش نشان داده شده است. ضریب تعیین (R^2) برای داده‌های آموزش 0.805 و برای داده‌های آزمایش 0.832 می‌باشد. بیشتر بودن ضریب تعیین نسبت به روش رگرسیون چندمتغیره، قابلیت اعتماد بیشتر شبکه عصبی را نشان می‌دهد.

شکل ۱. مدل الاستیک پیش‌بینی شده از طریق رابطه ۲ در مقابل مدل الاستیک اندازه‌گیری شده

۲-۳. پردازش داده‌ها با شبکه عصبی در این بررسی یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه MLP برای پیش‌بینی مدل الاستیک استفاده شد. ساختار این شبکه ۳-۴-۱ می‌باشد (شکل ۲). بدین معنی که شبکه دارای لایه ورودی با ۳ نورون، یک لایه مخفی با ۴ نورون و لایه خروجی با ۱ نورون می‌باشد. توابع فعال‌ساز در لایه مخفی و لایه خروجی تانزانیت هایپربولیک و قانون یادگیری شبکه trainbr است. الگوریتم trainbr زمانی که ورودی و اهداف شبکه بین او۱- نرمال شده باشند مورد استفاده قرار می‌گیرند. کلیه داده‌ها قبل از ورود به شبکه در محدوده او۱- و با توجه به مقادیر حداقل و حداقله هر پارامتر و با توجه به رابطه ۲ نرمال می‌شوند. این کار بدین منظور انجام می‌شود که بزرگی داده‌ها در نتایج تأثیرگذار نباشد. 0.70 % داده‌ها (86 نمونه) برای آموزش و 0.30 % دیگر (37 نمونه) برای آزمایش شبکه استفاده شد. در شکل ۳ عملکرد شبکه در حین آموزش نشان داده شده است. چنانچه ملاحظه می‌شود آموزش شبکه بعد از 83 دوره و با SSE برابر $3/99$ متوقف شده است.

$$X_{\text{normal}} = 1 - \frac{X_{\max} - X}{X_{\max} - X_{\min}} \times 2 \quad (2)$$

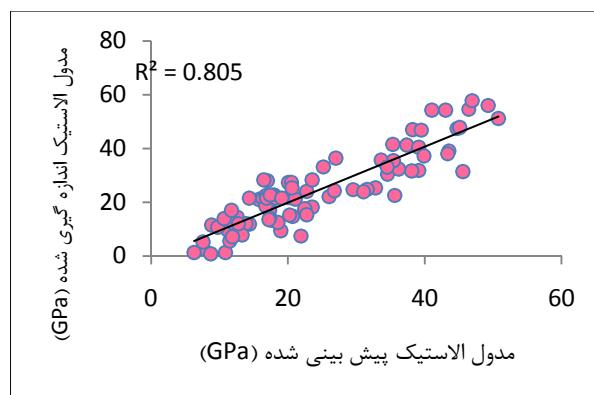
۳-۳. مقایسه عملکرد مدل‌ها

در شکل ۶ نمودار ستونی مدول یانگ اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی و رگرسیون چندمتغیره برای داده‌های آزمایش نشان داده شده است. Yilmaz and Yuksek (2008) از پارامترهای R^2 ، RMSE و VAF به منظور بررسی عملکرد مدل‌ها استفاده کرده‌اند. روابط این شاخص‌ها در زیر ارائه شده است. هر چه R^2 به عدد یک، RMSE به صفر و VAF به ۱۰۰ نزدیک باشد مدل عملکرد بهتری خواهد داشت. در این مطالعه نیز از این پارامترها جهت بررسی عملکرد مدل‌ها استفاده گردید که نتایج آن در جدول ۳ نشان داده شده است. چنان‌چه دیده می‌شود شبکه عصبی برآورد بهتری از مدول دارد.

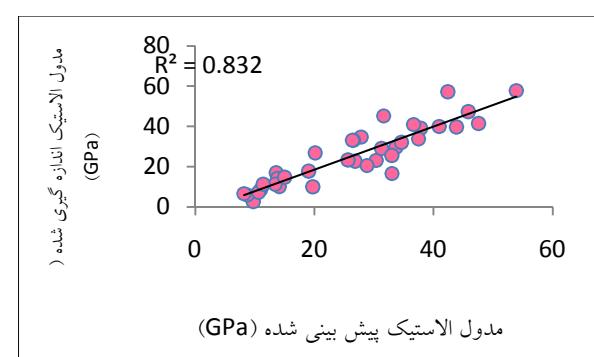
$$VAF = \left[1 - \frac{var(y - \hat{y})}{var(y)} \right] \times 100 \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2} \quad (4)$$

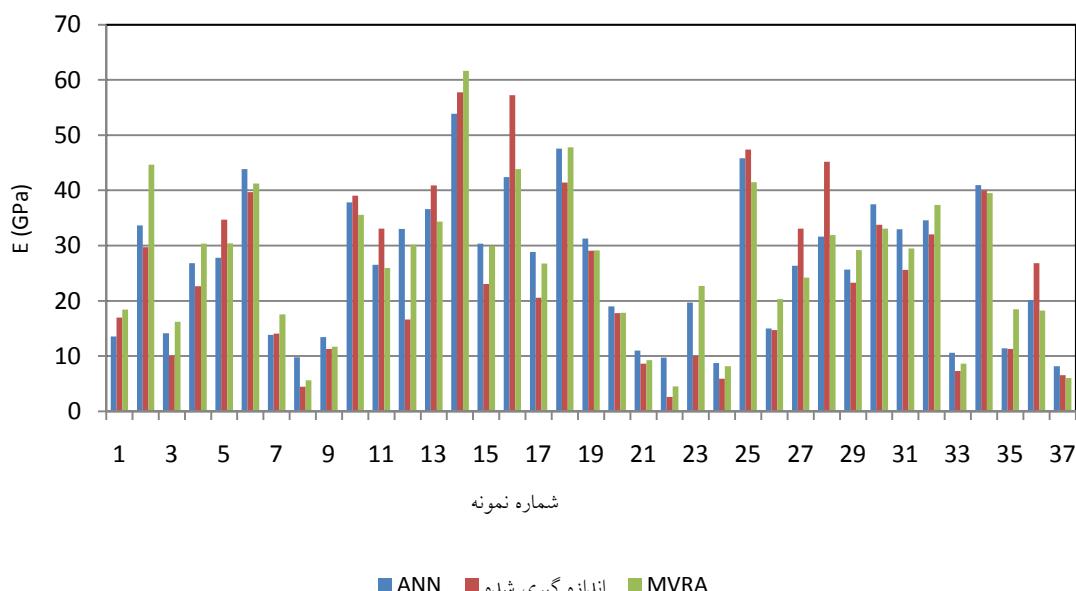
و لایدر این روابط به ترتیب مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده می‌باشند.



شکل ۴. مدول الاستیک پیش‌بینی شده با شبکه عصبی در مقابل مدول الاستیک اندازه‌گیری شده (داده‌های آموزش)



شکل ۵. مدول الاستیک پیش‌بینی شده با شبکه عصبی در مقابل مدول الاستیک اندازه‌گیری شده (داده‌های آزمایش)



شکل ۶. نمودار ستونی برای مقایسه عملکرد مدل‌های پیش‌بینی

استفاده شده (۱-۴-۳) دارای ۲۱ ضریب بوده که مربوط به وزن‌های بین لایه‌ها و بایاس‌های نورون‌ها می‌باشد که حتی اگر آن مدل پیچیده به روی کاغذ نیز برده شود استفاده از آن مستلزم نرمال کردن داده‌ها در محدوده ۰-۱ است و خروجی حاصل شده نیز در محدوده ۰-۱ بوده که باید به مقدار واقعی آن برگردانده شود. از این رو برآورد مدول با استفاده از شبکه آموزش دیده نیازمند استفاده از نرم‌افزار است. اما مدل رگرسیونی ارائه شده شامل یک معادله خطی با چهار ضریب است که با یک ماشین حساب ساده می‌توان مدول را پیش‌بینی نمود. با توجه به اینکه در پردازش‌های آماری حجم داده‌ها عاملی تأثیرگذار در نتایج است در صورت جمع‌آوری داده‌های بیشتر می‌توان رابطه‌ای با سطح اعتماد بالاتر برای پیش‌بینی مدول ایجاد کرد.

جدول ۳. شاخص‌های عملکرد برای مدل رگرسیون

چندمتغیره و ANN

VAF	RMSE	R ²	مدل
۷۳/۷۳	۷/۳۷	۰/۷۳۷	MVRA
۸۰/۴۳	۶/۱۵	۰/۸۰۵	آموزش ANN
۸۲/۸۶	۶/۲	۰/۸۳۲	آزمایش ANN

۴. نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر از روش رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مدول الاستیک سنگ آهک استفاده گردید. هر دو روش نتایج نسبتاً خوبی داشته و می‌توان از آن‌ها جهت پیش‌بینی مدول الاستیک سنگ آهک استفاده کرد. اما معمولاً مهندسین مدلی را که در کنار نتیجه مطلوب، سادگی استفاده داشته باشد ترجیح می‌دهند. مدل شبکه عصبی در کنار دقیق‌تر، یک مدل پیچیده است که با توجه به ساختار شبکه

منابع

- قزوینیان ع.، رسولی و.، نورانی ر.، ۱۳۸۶. کاربرد روش‌های آماری چندمتغیره در تخمین مقاومت فشاری تکمحوره با استفاده از آزمایش‌های غیرمستقیم. سومین کنفرانس مکانیک سنگ ایران، صفحات ۱۹۹-۲۰۴.
- Karakus, M., Kumral, M., Kilic, O., 2005. Predicting elastic properties of intact rocks from index tests using multiple regression modellin. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 42: 323–330.
- Kahraman, S., 2001. Evaluation of simple methods for assessing the uniaxial compressive strength of rock: International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 38: 981–994
- Heidari, M., Khanlari, G., Momen A.A., 2010. Prediction of elastic modulus of intact rocks using artificial neural networks and non-linear regression methods. Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 4(12): 5869-5879.
- Khandelwal, M., Singh, T.N., 2011. Predicting elastic properties of schistose rocks from unconfined strength using intelligent approach. Arabian Journal of Geosciences, 4: 435–442.
- Sarkar, K., Tiwary A., Singh, T.N., 2010. Estimation of strength parameters of rock using artificial neural network. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 69: 599–606.
- Sonmez, H., Gokceoglu, C., Nefeslioglu, H.A., and Kayabasi. A., 2006. Estimation of rock modulus: For intact rocks with an artificial neural network and for rock masses with a new empirical equation. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 43: 224-235.
- Y lmaz, I., Yuksek, A., 2008. An example of artificial neural network (ANN) application for indirect estimation of rock parameters. Rock mechanics and rock engineering, 41(5): 781-795.
- Yagiz, S., Sezer, E.A., Gokceoglu, C., 2012. Artificial neural networks and nonlinear regression techniques to assess the influence of slake durability cycles on the prediction of uniaxial compressive strength and modulus of elasticity for carbonate rocks. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, 36(14): 1636-1650.