تخمین خصوصیات مکانیکی بهروش آنالیز آماری، شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون بردار پشتیبان (مطالعه موردی: نمونههای مرتبط به ساختگاه سد مخزنی گدار –خوش)

امير آزادمهر ، محمدرضا مطهري *٢، هورمان غروي ٦، محسن صفاريان ٢

^۱ استادیار گروه مهندسی معدن، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی بیرجند ^۲ استادیار گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اراک ^۳ دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی عمران، واحد فنی و مهندسی، دانشگاه علم و صنعت ایران ^۴ استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی کامپیوتر و صنایع، دانشگاه صنعتی بیرجند

دریافت: ۱۳۹۹/۷/۱۲، پذیرش: ۱۴۰۰/۲/۲۹، نشر آنلاین: ۱۴۰۰/۲/۲۹

چکیدہ

با توجه به مشکلات اجرای آزمایشها به خصوص در سنگهای ضعیف و هزینه بر بودن این آزمایشها، می توان با بررسی روابط بین ویژگیهای مکانیکی بر روی و فیزیکی، هزینه آزمایشات تعیین خصوصیات مکانیکی را کاهش داد. در این پژوهش آزمایشهای پتروگرافی (Petrography)، فیزیکی و مکانیکی بر روی ۶۲ مغزه از سنگهای شیل (Shale) و مارن در ساختگاه سد گدار - خوش انجام شد. درنهایت عملک در روشهای شبکه عصبی مصنوعی، ANN (Antificial Neural Network) رگرسیون چند متغیره، MVRA، (Multivariate Regression Analysis) و رگرسیون بردار پشتیبان، SVR (Multivariate Regression Analysis) رگرسیون چند متغیره می است. (Iniaxial Compressive Strength) UCS) و رگرسیون چند متغیره، MVRA، (Radial Basis Function) و رگرسیون بردار پشتیبان، SVR (Iniaxial Compressive Strength) UCS) جهت تخمین (Initice) بردار پایه شعاعی) RDF، (Radial Basis Function) و رگرسیون بردار پشتیبان، SVR (Iniaxial Compressive Strength) UCS) جهت تخمین USL) براس (Iniaxial Compressive Strength) و رگرسیون بردار پشتیبان، NVRA (Regression) کنی رسی می باشد. ندایت موج تراکمی و خصوصیات فیزیکی مقایسه شد. نتایج پتروگرافی نشان داد که کانی ایلیت (Inite)، فراوان ترین نوع (MAPE=0.14) می باشد. نسبت مدول الاستیسیته دینامیکی به استاتیکی نمونهها برابر با ۸/۱۸ می باشد. همچنین نسبت پواسون دینامیکی به استاتیکی برابر (MAPE=0.14) و سرعت موج برشی همبستگی بالایی با سرح ۲۰۵۵ می از ۲/۱۸ می با مدول الاستیسیته دینامیکی (Rese (MAPE=0.14) و سرعت موج برشی همبستگی بالایی با سرح ۵.00) و سرعت موج تراکمی دارند. نتایج رگرسیون چندمنغیره (MAPE=0.14) و سرعت موج برشی همبستگی بالایی با سرح ۵.000) و سرعت موج تراکمی دارند. نتایج رگرسیون چندمنغیره از سان داد که هر و با ۱/۹۱ می باشد. ندایم می دارند. نتایج رگرسیون چندمنغیره (شان داد که هر دو پارامتر ها می باشد. مقایسه عملکرد روش ها در تخمین خصوصیات استاتیک نشان داد که ۸۷۵ دارای دقت بالاتری نسبت (پارامترها بیشتر از ار تباط Es با این پارامترها می فیزیکی و سرعت موج تراکمی دارند. به می دارد. دوت بالاتری نسبت

کلمات کلیدی: خصوصیات استاتیکی و دینامیکی، سنگهای رسی، رگرسیون بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز آماری.

۱– مقدمه

آزمایشهای متعددی جهت تعیین خصوصیات مکانیکی ماده سنگ انجام میشود. با توجه به هزینهبر بودن این آزمایشها، می-توان با بررسی دقیق خصوصیات سنگها ویژگیهای مکانیکی آن-ها را تخمین زد و با توجه به اهمیت پروژه، تعداد آزمایشهای لازم جهت شناسایی خصوصیات مکانیکی ماده سنگ را کاهش داد. مطالعه ویژگیهای مکانیکی سنگهای ضعیف مانند شیل و مارن یکی از چالشهای مهم در طراحیهای مهندسی عمران و معدن میباشد. زیرا تعیین ویژگی مکانیکی این سنگها بهدلیل وجود ساختار ضعیف با مشکلات متعددی مواجه میباشد (Minaeian و

Sekhavati ۲۰۱۳ ، ۲۰۱۳ و Ebrahimi ۲۰۱۳ ، ۲۰۱۳ ، ۸hangari و Sekhavati ۲۰۱۷ ، Jabbari و Ebrahimi ۲۰۱۳ ، Jafarkazemi کربنات منجر به کاهش پتانسیل تخریب و افزایش چگالی، دوام و مقاومت فشاری میشود (۲۰۱۹ همکاران، ۲۰۱۹). تحقیقات متعددی جهت تخمین پارامترهای مکانیکی بر اساس پارامترهای فیزیکی و دینامیکی انجام شده است (افشین و همکاران، ۲۹۹۱). سمائی و فیزیکی و دینامیکی انجام شده است (افشین و همکاران، ۲۹۹۱) همکاران (۲۹۹۱ همکاران ۲۰۱۹ و میشود (۲۹۹ همکاران) در معلی و همکاران، ۲۹۹۱ و فیزیکی و دینامیکی انجام شده است (افشین و همکاران، ۲۹۹۱) و فیزیکی و دینامیکی انجام شده است (افشین و همکاران، ۲۹۹۱) و فیزیکی و دینامیکی انجام شده است (افشین و همکاران، ۲۹۹۱) و فیزیکی و دینامیکی انجام شده است (افشین و همکاران، ۲۹۹۱) و معلی در معلی و معلی در معلی و در معلی و درخت رگرسیون انرژی شکست سنگ را پیشبینی کردند.

^{*} نویسنده مسئول؛ شماره تماس: ۰۹۱۹۵۳۸۶۰۹۰

آدرس ایمیل: azadmehr@birjandut.ac.ir (ا. آزادمهر)، m-motahari@araku.ac.ir (م. ر. مطهری)، hoorman.gharavi@ahoo.com (ه. غروی)، saffarian@birjandut.ac.ir (م. صفاریان).

روابط متعددی جهت تخمین خصوصیات مکانیکی ارائه کردند Erguler ،۲۰۱۳ ، Ulusay و Karakul ،۲۰۰۲ ، Lashkaripour) و Madhubabu ، ۲۰۰۹). مدول الاستیسته و مقاومت فشاری تکمحوری سنگهای کربناته^۱ را به روش شبکه عصبی پیشبینی کرد. Karami و همکاران (۲۰۲۱) روش شبکه عصبی پیشبینی کرد. معلول عمر دیکاترهای^۲ ماشین با استفاده از رگرسیون چند متغیره طول عمر دیکاترهای^۲ ماشین حفار تونل را در سنگهای درزهدار پیشبینی کردند. همچنین ماسین کردند. محینین ماسین کردند. محینین تحلیل رگرسیون چند متغیره مقاومت فشاری تکمحوری سنگ-های مختلف را بررسی کردند.

Mahmoodzadeh و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان و انواع روشهای شبکه عصبی مقاومت فشاری سنگهای رسوبی و دگرگونی را پیشبینی کردند و بیان کردند که SVR دقت بالاتری نسبت به انواع روشهای شبکه عصبی دارد. Aboutaleb و همکاران (۲۰۱۸) براساس دادههای حاصل از

آزمونهای غیرمخرب، مقاومت فشاری تکمحوره و مدول یانگ استاتیک سنگهای کربناته را از طریق تکنیکهای NVR، SVR هسترین عملکرد را در و ANN تخمین زدند و بیان کردند که SVR بهترین عملکرد را در پیش بینیها دارد. Xu و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از رگرسیون هیمالیا را تخمین زدند. همچنین Shahri و همکاران (۲۰۲۰) معمالیا را تخمین زدند. همچنین Shahri و همکاران (۲۰۲۰) مختلف SVR پیش بینی کردند. Sati و همکاران (۲۰۱۵) از مختلف SVR پیش بینی کردند. Sati و همکاران (۲۰۱۵) از منعاعی، سیگمویید⁷ و خطی) و شبکه عصبی مصنوعی پر سپترون⁴ میناده کردند. Sati و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از پیش بینی نفوذ پذیری میناده کردند. Sati و شبکه عصبی مصنوعی پر سپترون⁴ رگرسیون بردار پشتیبان سرعت موج بر شی سنگ مخزن نفتی واقع در سازند آسماری^۵ را پیش بینی نمودند.

—	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	
رابطه	مرجع	نوع سنگ
$UCS = -127.49 + 34.57 \rho + 0.022 V_{p}$	Jamshidi و همکاران، ۲۰۱۸	سنگ آهک
$UCS = 20.54 - 3.27n + 0.013V_p$	Jamshidi و همکاران، ۲۰۱۸	سنگ آهک
UCS=22.18Vp-30.32	Selcuk و ۲۰۱۶ ۲۰۱۶	سنگهای مختلف
UCS= - 4.249+10.301Ed	Salehin، ۲۰۱۷	سنگ مارن
UCS= -31.15 + 0.027Vs	Salehin، ۲۰۱۷	سنگ مارن
UCS=37.82+ 0.017Vp	Salehin، ۲۰۱۷	سنگ مارن
Es =1.74 + 4.332Ed	Salehin، ۲۰۱۷	سنگ مارن
UCS = 0.0389 Vp - 50.009	Sharma و همکاران، ۲۰۱۷	سنگهای مختلف ازجمله شیل
UCS = 139.34 d - 272.25	Sharma و همکاران، ۲۰۱۷	سنگهای مختلف ازجمله شیل
UCS=64.23e (-0.085n)	۲۰۲۰ Aladejare	سنگهای مختلف
$UCS = 13.8 * E_s^{0.51}$	Chang و همکاران، ۲۰۰۶	سنگهای رسوبی ازجمله شیل
$E_s = 0.013 * V_p - 30.71$	Wen و همکاران، ۲۰۱۸	سنگ آهک
$UCS = 0.034 * V_p - 86.36$	Wen و همکاران، ۲۰۱۸	سنگ آهک
$E_s = 74 * Ln(V_p) - 572$	۲۰۱۶ Stan-Kłeczek	سنگهای کربناته
Vs = 0.58Vp + 217.44	۲۰۱۶ ،Fereidooni	سنگ هورنفلس [°]
$V_s = -0.055 * V_p^2 + 1.017 * V_p - 1.031$	Castagna و ۱۹۹۳، ۱۹۹۳	آهک و دولومیت ^۷
<i>Es</i> = 0.4029Ed	Pereira و همکاران، ۲۰۲۱	بازالت^
<i>Es</i> = 0.0811Ed ^{1.491}	دارای و زارع، ۱۳۹۷	سنگ آهک
<i>Es</i> =0.352Ed ^{1.15}	نجيبي و همكاران، ١٣٩١	سنگ آهک
<i>Es</i> = 0.001447Ed ² + 6.928 Ed -1.177	Yale و Swami، ۲۰۱۷	انواع سنگها
<i>Es</i> = 0.7134*Ed+1.9584	Onaloa و همکاران، ۲۰۱۹	سنگهای مختلف
UCS = -70.4 + 0.01986Vp	Ebdali و همکاران، ۲۰۲۰	تراورتن
UCS = -68.1 + 40 ρ	Ebdali و همکاران، ۲۰۲۰	تراور تن

مختلف	محققت	تمسط	ارائەشدە	تحد	_ ، وابط	مدول ۱
surv.	محقين	2 mg	500000, 51	تجربي	- (وابلك	سوں ا

- 5. Asmari
- 6. Hornfels
- 7. Dolomite
- 8. Basalt

- Carbonate
 Discutters
 Sigmoid
- 4. Perceptron

بررسی Fereidooni و Khajevand (۲۰۱۸) بر روی سنگهای رسوبی نشان داد که وزن مخصوص تحت تأثیر نوع کانی موجود در نمونه قرار میگیرد درحالی که سایر ویژگیها شامل جذب آب، سرعت موج تراکمی، سختی، شاخص بار نقطه و مقاومت کششی برزیلی توسط تخلخل سنگها کنترل میشود. Hooshmand و همکاران (۲۰۱۲) خصوصیات فیزیکی و مکانیکی مارنهای تبریز را بررسی کردند و بیان کردن که با افزایش عمق خصوصیات مکانیکی مارنها افزایش مییابد. Khajevand (۲۰۲۱) تأثیر خصوصیات بافتی و پتروگرافی بر خصوصیات ژئوتکنیکی سنگ-های کربناته را بررسی کردند. Gharecheou و همکاران (۲۰۲۰) تأثیر خصوصیات پتروگرافی بر خصوصیات ژئومکانیکی سنگهای تأثیر خصوصیات پتروگرافی بر خصوصیات ژئومکانیکی سنگهای

(۲۰۱۶) Stan-Kłeczek (۲۰۱۶) رابطه نسبت پواسون، مدول بالک، مدول برشی و مدول الاستیسیته سنگهای آهکی را با سرعت موج موردبررسی قرار داد. جدول (۱) تعدادی از روابط تجربی محققین مختلف را نشان می دهد.

در این پژوهش پس از انجام آزمونهای پتروگرافی، فیزیکی و مکانیکی بر روی سنگهای شیل و مارن سازند گورپی^۹ (به سن کرتاسه ۱^۰ بالایی) در ساختگاه سد مخزنی گدار- خوش، به ارائه نتایج و روابط جهت تخمین خصوصیات استاتیک و دینامیک براساس خصوصیات فیزیکی و سرعت موج تراکمی پرداخته می-شود. آزمایشهای فیزیکی شامل چگالی تر و خشک، تخلخل، شود. آزمایشهای فیزیکی شامل چگالی تر و خشک، تخلخل، جذب آب، مقاومت تراکم تکمحوره، مدول الاستیسیته استاتیک و دینامیک، نسبت پواسون استاتیکی و دینامیکی و سرعت موج تراکمی و برشی میباشند. درنهایت عملکرد روشهای شبکه عصبی مصنوعی (ANN) رگرسیون چند متغیره (MVRA) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) جهت تخمین خصوصیات استاتیک سنگهای رسی مقایسه شده است.

۲- مطالعه موردی

ساختگاه سد گدار- خوش در استان ایلام و بر روی رودخانه گدار- خوش واقع گردیده است. محدوده حوضه آبریز این رودخانه تا محل محور گدار- خوش با مساحتی حدود ۷۵۸ کیلومتر مربع بین ۴۵ درجه و ۵۰ دقیقه تا ۴۶ درجه و ۳۰ دقیقه طول شرقی و ۳۳ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۵۵ دقیقه عرض شمالی واقع گردیده است. احداث سد مخزنی گدار- خوش در ارتفاعات زاگرس با هدف استفاده بهینه از پتانسیلهای منابع آب، ذخیرهسازی آب رودخانه گدار- خوش و تأمین آب موردنیاز اراضی دشتهای

موجود در گستره طرح و همچنین تأمین قسمتی از آب صنعتی موردنیاز استان ایلام در دست مطالعه است.

محدوده ساختگاه سد گدار- خوش، توسط نهشتههای عهد حاضر و با گسترش سطحی قابل توجه پوشیده شده است و برون-زدهایی از سنگهای قدیمی تر در زیر مصالح روباره، بالادست و پاییندست ساختگاه، مسیر رودخانه گدار- خوش و آبراهههای فرعی موجود در هر دو تکیهگاه قابل مشاهده است که اختصاصات آنها به ترتیب از قدیم به جدید (کرتاسه تا عهد حاضر) شامل: سازند سروک، سورگاه، ایلام و گورپی میباشند. نمونههای مورداستفاده در تحقیق حاضر از سازند گورپی از محدوده عمق ۷ متر تا ۹۵ متر تهیه شدند. شکل (۱) تصویری از مقطع زمین شناسی مهندسی در امتداد محور سد را نشان میدهد.

بهمنظور بررسی و ارزیابی پارامترهای توده سنگ پی محل سد، اطلاعات بهدست آمده از گمانه های اکتشافی مورد تجزیه وتحلیل قرار گرفته است. نتایج مربوط به شاخص کیفی سنگ (RQD) در شکل (۲) ارائه شده است. بررسی انجامشده حاکی از آن است که على رغم وجود برخى از گمانه ها كه به دلايلى مانند وجود سطوح ضعف در محل کنتاکت'' لایهها، وجود میان لایهها و یا تحت تأثیر عوامل ساختاری (ناپیوستگیها)، شرایط کیفیت سنگ در اعماق در رده ضعیف تا متوسط قرار دارد، عموماً در سایر گمانهها بین شاخص کیفی سنگ و عمق، رابطه مستقیمی وجود داشته و با افزایش عمق، کیفیت سنگ بهتر شده است. علاوه بر این، متوسط شاخص کیفیت سنگ در تکیه گاه چپ حدود ۹۰/۲ درصد و در تكيه گاه راست حدود ۹۴درصد مىباشد. البته بايد توجه داشت كه بهدلیل گسترش قابلتوجه شیل و مارنهای سازند گورپی در محدوده ساختگاه که بلافاصله پس از قرارگیری در معرض هوا، هوازده میشوند، اساساً شاخصهای کیفی اعلامشده در محدوده زمانی خروج مغزه از داخل نمونه گیر (کربارل)^{۱۲} صادق است و نمىتواند مبنايى براى درازمدت تلقى شود. فراوانى وضعيت میانگین شاخص کلی کیفیت سنگ در شکل (۲) نشان داده شده است. بر این مبنا حدود ۸۴ درصد شاخص در رده عالی، ۷ درصد در رده خوب، ۴ درصد رده متوسط، ۳ درصد ضعیف و ۲ درصد در رده خیلی ضعیف قرار می گیرد.

- 9. Gurpi 10. Cretaceous 11. Contact
- 12. Corebarrel



شکل ۱- مقطع زمینشناسی مهندسی در امتداد محور سد و نقشه زمینشناسی ساختگاه: الف) مقطع زمینشناسی مهندسی در امتداد محور سد، ب) نقشه زمینشناسی ساختگاه

۲-۱- کیفیت توده سنگ و نفوذپذیری سنگ بستر

برای ارزیابی چگونگی شرایط نفوذپذیری در سنگ بستر، از دادههای تعداد حدود ۳۵۵ آزمایش لوژان^{۱۲} که در مقاطع بهطول ۵ متری در گمانههای اکتشافی مختلف انجامشده، استفاده گردیده است. مقدار نفوذپذیری و وضعیت آن در گمانههای مختلف، دارای آنومالی میباشد که بهعلت عواملی مانند جنس سنگ، مقدار قطعه قطعهشدگی و خردشدگی و نیز موقعیت مقطع میباشد. در این ارتباط، بهطورکلی عمده مقاطع دارای نفوذپذیری متوسط، زیاد و خیلی زیاد در نواحی آهکی در مقاطع دارای میان لایههای آهک

مارنی و یا قطعه قطعه و خرد شده و همچنین در مقاطع کنتاکت سازندهای گورپی- ایلام ثبت شده است. از طرفی مقاطع غیرقابل نفوذ یا دارای نفوذپذیری کم با بخشهای مارن و شیلی سازند گورپی انطباق دارد. وضعیت نفوذپذیری در سنگ بستر ساختگاه در شکل (۲) سمت راست، نمایش داده شده است. حدود ۷۵ درصد از طول حفاریشده در رده نفوذناپذیر، حدود ۱۰ درصد دارای نفوذپذیری کم، حدود ۶ درصد در رده متوسط، حدود ۳ درصد زیاد و حدود ۶ درصد در رده خیلی زیاد (بیش از ۶۰ لوژان) قرار میگیرد.





شکل ۲- درصد فراوانی وضعیت شاخص کیفی سنگ (RQD) (سمت چپ) و نفوذپذیری (سمت راست) در کل ساختگاه

۳- مواد و روشها ۳-۱- آزمایشهای مکانیک سنگ

باتوجه به تأثیر رفتار ناهمسانگردی سنگها، وجود ساختارهای ثانویه و ترکها در نمونهها موردبررسی قرار گرفت و نمونههایی که دارای درز و ترک میباشند، حذف شدند. اگر نمونهها ناهمسانگردی نشان دهند، خصوصیات مکانیکی بسیار وابسته به جهت بارگذاری میباشند. بسیاری از سنگها دارای ویژگیهای ناهمسانگردی هستند یعنی ویژگیهای مکانیکی، حرارتی، لرزهای و هیدرولیکی آنها با جهت متفاوت است و مطالعات مهندسی که

رفتار ناهمسانگرد سنگ را در نظر نمی گیرند، بسته بهمیزان ناهمسانگردی سنگ، خطاهایی با اندازههای مختلف ایجاد می کنند (Lotfollahi) و همکاران، ۲۰۱۸ oshnavieh و Cshnavieh و Lotfollahi Khalkhali، ۲۰۱۹، ۲۰۱۹). از اینرو، در این مطالعه نمونهبرداری به-صورت مغزههای استوانهای بدون درز و شکاف تهیه شد. سپس جهت انجام آزمایشات از این بلوکهای مغزههایی براساس استاندارد ASTM به قطر ۵۴ میلیمتر (NX) با نسبت طول به قطر ۲/۵ به ۱ تهیه گردید. پس از تهیه نمونهها و پیش از انجام آزمایش مقاومت فشاری تکمحوره و شکستن نمونهها، آزمایشهای غیر مخرب سرعت موج تراکمی بر روی مغزههای سنگ شیل و مارن به روش فركانس بالا (1Mhz)، طبق استاندارد ISRM انجام شد. خصوصیات فیزیکی مانند جذب آب، چگالی و تخلخل نمونهها براساس استاندارد ISRM انجام گردید. تخلخل نمونهها به روش اشباع و غوطهوری تعیین شد. پس از برش نمونهها با نسبت طول به قطر مناسب (بین ۲ تا ۲/۵) و صاف کردن و موازی کردن سر و ته نمونه با دستگاه ساب، آزمایشهای تعیین مقاومت فشاری تک-محوری براساس استاندارد ASTM D2938 انجام شد. با اندازه گیری همزمان تنش- تغییرشکل انجام پذیرفت و با استفاده از شیب منحنى مذكور مدول الاستيسيته مماسى تعيين شد. با استفاده از LVDT های نصبشده روی نمونهها نسبت پواسون تعیین شد. شکل (۳) نمونههای از مغزههای مارن را قبل و بعد از آزمایش تراكم تكمحوري نشان ميدهد. مدول الاستيسيته ديناميكي و نسبت پواسون دینامیکی بر اساس چگالی و سرعت امواج تراکمی و برشی برای هرنمونه با استفاده از روابط ارائهشده توسط Goodman (۱۹۸۹) محاسبه شد. شکل (۴) نمونههای از مغزهای شیل بعد از آزمایش تراکم تکمحوری را نشان میدهد.



شکل ۳- نمونههای از مغزههای مارن قبل و بعد از آزمایش تراکم تکمحوری



شکل ۴- نمونه های از مغزه شیل بعد از آزمایش تراکم تکمحوری

۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی به طور گسترده توسط محققین مختلف در مهندسی ژئوتکنیک استفاده شده است (Saghi و همکاران، Shamsashtiany و ۲۰۱۹ و همکاران، از وش شبکه عصبی مبتنی بر یافتن روابط ذاتی میان داده-های مختلف، یادگیری این روابط و سپس تعمیم به نمونههای مشابه است و شبکه عصبی مصنوعی پردازنده ای است که دانشی را که از راه تجربه کسب نموده، برای استفاده های دیگر ذخیره می کند. این پردازنده از دو جهت شبیه مغز انسان است (Hashemi).

- دانش شبکه از طریق فرایند آموزش حاصل می شود.
- وزن اتصالات بین نرونها مشابه سیستم ذخیره اطلاعات شبکه عصبی مغز انسان تعیین می شود.

شبکههای عصبی از نظر ساختاری به شبکههای تکلایه و چندلایه تقسیم میشوند. شبکههای عصبی چند لایه از سه نوع لایه تشکیل شدهاند و وجود این سه لایه برای تشکیل یک شبکه عصبی مصنوعی ضروری است. نرونها عناصر تشکیل دهنده لایهها در شبکههای عصبی میباشند. عناصر هر لایه با تمام عناصر لایه-های دیگر در ارتباط است ولی با سایر عناصر در همان لایه ارتباطی ندارد. سهلایه شبکه چندلایهای شامل لایه ورودی، لایههای میانی یا پنهان و لایه خروجی است در این شبکه اولین لایه که اطلاعات آخرین لایه که جوابهای خروجی از مدل را فراهم مینماید؛ لایه خروجی^{۱۵} گفته میشود. در بین لایه ورودی و خروجی یک یا

14. Input Layer

چندلایه دیگر بنام لایههای مخفی یا میانی^{۱۶} قرار می گیرند که مستقیماً به دادههای ورودی و نتایج خروجی متصل نیستند. شبکه عصبی درواقع یک ساختار منطقی تشکیل شده از یک سری المان-هایی است که از طریق مجموعهایی از وزنهای داخلی با یکدیگر مختلف، یادگیری آن و سپس تعمیم به نمونههای مشابه است. وزنهای یادشده در حین پروسه آموزش دائماً اصلاح می شوند. در شبکههای عصبی کاربر تعداد ورودی ها، خروجی ها، لایه های مخفی و نودهای لایه مخفی را تعیین میکند. این نوع شبکهها از یک سری توابع انتقال تشکیل شدهاند که وظیفه ضرب مقادیر ورودی به هر نورون در وزن مربوطه را برعهده دارند. به طورکلی برای ساخت مدلی به روش شبکه عصبی مصنوعی لازم است طبق مراحل زیر اقدام شود (Tripp):

- ۱- تهیه زوجهای آموزشی: این زوج دادهها شامل اطلاعات آماری
 از پدیده موردنظر است و درواقع ورودیهای شبکه عصبی را
 تشکیل میدهند.
- ۲- نرمال کردن زوجهای آموزشی: نرمال کردن دادهها به معنی تغییر مقیاس آنها جهت قرار گرفتن در یک محدوده خاص میباشد. برای جلوگیری از تأثیر مقادیر بسیار بزرگ یا کوچک ورودیها بر روی وزنهای شبکه، توسط رابطه (۱) کلیه دادهها بین ۱ و ۱ – نرمال شدند.

$$X_i = 2\left(\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}\right) - 1 \tag{1}$$

- ۳- پیدا کردن بهترین ساختار شبکه: بهترین ساختار شبکه عصبی
 عبارت است از ایجاد ترکیب مناسبی از تعداد لایههای پنهان
 و تعداد نرونهای آنها جهت رسیدن به حداقل خطای شبکه
 عصبی. این کار به روش آزمونوخطا صورت می گیرد.
- ۴- پیدا کردن بهترین ساختار شبکه: بهترین ساختار شبکه عصبی عبارت است از ایجاد ترکیب مناسبی از تعداد لایههای پنهان و تعداد نرونهای آنها جهت رسیدن به حداقل خطای شبکه عصبی. این کار به روش آزمونوخطا صورت می گیرد.
- ۵- یادگیری شبکه عصبی: جهت یادگیری شبکههای عصبی الگوریتمهای آموزشی مختلفی ارائه گردیده است که معروف-ترین آنها الگوریتم آموزشی انتشار به عقب (BP) میباشد. در این روش ابتدا اطلاعات از لایه ورودی به لایه خروجی انتقال مییابد، سپس میزان خطا محاسبه و درنهایت با بازگشت از لایه خروجی به لایه ورودی وزنهای شبکه اصلاح می گردند. این عمل تا رسیدن بهمقدار حداقل خطای شبکه ادامه مییابد.
- ۶- تست شبکه عصبی: جهت بررسی دقت شبکه آموزشیافته لازم است که عمل تست یا امتحان شبکه عصبی انجام شود.

16. Hidden Layer

این کار با ارائه زوج دادههای مجموعه تست به شبکه و محاسبه میزان خطای شبکه انجام خواهد شد. بدیهی است که در این مرحله انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی و الگوی ورودی و با مقایسه مقادیر خطاهای تست شبکههای مختلف انجامپذیر خواهد بود.

- ۷- تست شبکه عصبی: جهت بررسی دقت شبکه آموزشیافته لازم است که عمل تست یا امتحان شبکه عصبی انجام شود. این کار با ارائه زوج دادههای مجموعه تست به شبکه و محاسبه میزان خطای شبکه انجام خواهد شد. بدیهی است که در این مرحله انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی و الگوی ورودی و با مقایسه مقادیر خطاهای تست شبکههای مختلف انجامپذیر خواهد بود.
 - ۸- تکرار مراحل (۱) تا (۵) تا تعیین مدل بهینه
 - ۹- کاربرد مدل ANN بهینه

در شبکه عصبی هر نرون تمامی ورودیها را از لایه قبل خود مطابق رابطه (۲) دریافت میکند:

$$net_j = \sum_{j=0}^n X_i W_{ij} \tag{7}$$

در این رابطه *neti سیگنال* ورودی به لایه بعدی و *n* تعداد ورودیها به *j* امین نرون در لایه مخفی است، *Wij* وزن اتصال میان *i* امین نرون در لایه بعدی به *j* امین نرون در لایه مخفی است. *Xi* ورودی از *i* امین نرون در لایه قبلی است. یک نرون به کمک یک تابع انتقال *f* مثل تانژانت سیگموید (که در این پژوهش مورداستفاده قرار گرفته است) خروجی *jout* را تولید میکند (رابطه (۳)).

$$out_j = f(net_j) = \frac{1 - 2\exp(-2net_j)}{1 + 2\exp(-2net_j)}$$
(^(*))

شبکه عصبی درواقع یک رگرسیون چند متغیره است که فرم استاندارد آن بهصورت رابطه (۴) است:

$$y' = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots \beta_P X_P + \varepsilon$$
 (*)

در این معادله Y متغیر وابسته (مانند UCS یا Es) میباشد که تقریبی از Yاست، X_i متغیرهای مستقل (در این تحقیق تخلخل، سرعت موج تراکمی، چگالی خشک، چگالی تر و جذب آب) هستند. β ها ضرایب رگرسیون و z خطای معادله میباشند. پس اگر میانگین Y ها ضرایب y_{avg} باشد، ($y'-y_{avg}$) بیانگر اختلاف میان jامین Y و میانگین Y هاست. پارامترهای SSR SSE و SSR به صورت زیر تعریف می شوند:

$$SSE = \sum_{j=1}^{n} (y - y')_{j}^{2}$$
 (Δ)

و ⁻یخ در رابطه (۱۰) لحاظ می شود. درنهایت براساس کمینه-سازی خطای ساختاری، محدوده خطا به وسیله مسئله بهینه سازی در رابطه (۱۰) بهینه می گردد.

$$\left| \boldsymbol{\xi} \right|_{\varepsilon} = \begin{bmatrix} 0 & \text{if } |\boldsymbol{\xi}| \leq \varepsilon \\ |\boldsymbol{\xi}| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{bmatrix}$$
(9)

Minimize: $\frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^{N} (\xi_i^+ + \xi_i^-)$

 $\mathcal{E}_{\text{Constrains}}$:

$$\begin{bmatrix} w. x_i + b - y_i \le \varepsilon + \xi_i^+ & i = 1, 2, \dots, N \\ y_i - (w. x_i + b) \le \varepsilon + \xi_i^- & i = 1, 2, \dots, N \\ \xi_i^+ \ge 0, \ \xi_i^- \ge 0 & i = 1, 2, \dots, N \end{bmatrix}$$
(\.)

در رابطه (۱۰)، $||w||^{\frac{1}{2}}$ جزء تنظیمی معادله، D پارامتر جریمه خطا جهت ایجاد تعادل میان ریسک تجربی و جزء تنظیمی، و z حد مجاز خطا میباشد. بهطورکلی رگرسیون گیری دادهها بهصورت غیرخطی میباشد که در این حالت از روش غیرخطی رگرسیون بردار پشتیبان استفاده میشود. در این حالت الگوهای ورودی به فضایی با ابعاد بیشتر نگاشت مییابد بهطوری که در فضای نگاشت نگاشتی که مربوط به تابع کرنل خاصی باشد و با پیدا کردن تابع نگاشتی که مربوط به تابع کرنل خاصی باشد و با پیدا کردن تابع تابع کرنل موضوع مهمی است که براساس آزمون، اطلاع از مسائل طبقهبندی و رگرسیون و همچنین ملاحظات نظری است (مهتهبندی و رگرسیون و همچنین ملاحظات نظری است کرنل خطی و پایه شعاعی (RBF) را نام برد. معادله کرنل گوسی که بهعنوان تابع RBF شناخته میشود در رابطه (۱۱) ارائه شده

$$k(u,v) = \exp\left(-\frac{\|u-v\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad \frac{1}{2\sigma^2} = \gamma \tag{(11)}$$

u و v بردارها در فضای ورودی (بردار مشخصه محاسبهشده از آموزش و یا آزمون) است. علاوه بر این، دقت پیشبینی رگرسیون ماشین بردار پشتیبان با استفاده از کرنل RBF بستگی به انتخاب سه پارامتر ع، γ و C دارد.

۳-۴- ارزیابی روابط و عملکرد مدلها

ضریب همبستگی، جذر میانگین مربع خطا (RMSE) (رابطه (۱۲))، درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) (رابطه (۱۳)) و واریانس پیشبینی کنندهها (VAF) (رابطه (۱۴)) جهت ارزیابی روابط و عملکرد مدلها نیز استفاده شدند.

$$RMSE = \frac{1}{S^2 n} \sum_{i=1}^{n} (y - y')^2$$
(17)

$$SSR = \sum_{j=1}^{n} (y' - y_{avg})_{j}^{2}$$
(8)

$$SST = SSR + SSE \tag{(Y)}$$

ضریب رگرسیون یا ضریب تعیین که درواقع توزیع متغیرها را نشان میدهد، بهصورت رابطه (۸) تعریف میشود:

$$R^2 = SSR/SSE \tag{(Y)}$$

۳–۳– رگرسیون بردار پشتیبان

نظریه ماشین بردار پشتیبان (Suport Vector Mechine) براساس نظریه یادگیری آماری وینیک^{۱۷} توسعه یافته است (Vapnik)، ۱۹۹۸، ۱۹۹۸). این روش جهت طبقهبندی و رگرسیون استفاده می شود و از کمینه سازی ریسک ساختاری برای کمینه کردن خطای مدل بهره میبرد. درحالی که سایر روشها مانند شبکههای عصبی مصنوعی از اصول کمینهسازی ریسک تجربی بهره میبرند (Dibike و همکاران، ۲۰۰۱). ماشین بردار پشتیبان، تابع رگرسیون را با به کارگیری یک دسته تابع خطی تخمین می-زند. در این تابع، انحراف مقادیر پیش بینی شده از مقادیر واقعی به میزان ε مجاز است و درنهایت بهترین جواب به کمک اصول کمینهسازی ریسک ساختاری بر روی ریسک اندازه گیری شده توسط تابع تلفات مورداستفاده، بهدست مي آيد (۲۰۰۸ ،Samui). این روش نسبت به دیگر روشهای محاسبات نرم چندین مزیت دارد که عبارتاند از: ۱- به کار گیری مجموعهای از معادلات کرنل با فضای بزرگ ابعادی که شامل تبدیل غیرخطی میباشند. ۲- این روش یک راهحل منحصربهفرد برای مسئله بهینهسازی با توجه به ماهیت همگرایی آن است.

هدف SVR این است که تابع (x) f(t) را برای الگوی آموزشی x را به نحوی تشخیص دهد که حداکثر حاشیه را از مقدار آموزشی yداشته باشد. به بیانی دیگر مدل SVR منحنی با ضخامت a را به دادهها برازش دهد بهطوری که کم ترین خطا در دادههای آزمون صورت گیرد. در این مدل مجموعه توابع به شکل (t = w.x + b)برای پیش بینی استفاده میشود که w وزن بردار و x و d مقدار برای پیش بینی استفاده میشود که w وزن بردار و x و d مقدار بایاس می باشند. برای حداقل کردن خطای آزمون، بردار وزن باید کمینه شود. SVR از تابع خطای جدیدی استفاده می کند تا نادیده بگیرد (SVR و SVR معین از مقادیر واقعی می باشند نادیده بگیرد (آماه و SVR و ۲۰۰۴). بدین معنی که باید مقداری انحراف از a را نادیده گرفت. این انحراف به صورت رابطه مقداری انحراف از a را نادیده گرفت. این انحراف به صورت رابطه (۹) تعریف می شود و با منظور نمودن متغیرهای کمبود شامل $_{i}^{*}$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y - y'}{y} \right| * 100$$
 (17)

$$VAF = 100[1 - \frac{var(y - y')}{var(y)}]$$
 (14)

در روابط (۱۲) تا (۱۴)، *بر*مقدار متغیر اندازه گیری شده، ′y، متغیر تخمین زدهشده توسط رابطه، n تعداد کل دادهها و ²2 واریانس نمونه میباشد.

۴- نتایج و بحث

۱-۴– نتایج XRD و XRF نمونهها

هدف از آنالیز XRD استفاده از آن بهعنوان مکملی برای بررسی دقیق تر ترکیب کانی شناسی به همراه مقاطع نازک میکروسکوپی است. علاوه بر استفاده از مقاطع نازک تهیه شده از نمونه سنگها جهت مطالعات کانی شناسی، از آنالیز طیف سنجی پراش پر تو ایکس (XRD) برای این منظور و به ویژه برای شناسایی کانی های

رسی استفاده شده است. به منظور بررسی نوع و میزان کانیهای رسی در نمونههای برداشتشده از ایستگاههای سنگی نمونه برای انجام آزمایش XRD به صورت پودر شده تهیه شده و آنالیز مربوط بر روی نمونهها انجام شد. نتایج این آزمایش ها نشان داد که کانی تشکیل دهنده این سنگها شامل کوارتز، کلسیت^۸، فلدسپات^۹ و رس است. در طیفهای به دستآمده، کلسیت و کوارتز فراوان ترین کانی هستند. همچنین، کانی اصلی رسی مشاهده شده در این سنگها ایلیت، کائولینیت^{۲۰} و کلریت^{۲۱} است. کانی رسی اسمکتیت^{۲۲} (از خانواده مونتموریلونیت^{۲۲}) که دارای پتانسیل تورم محدودی از نمونههای مارن مشاهده شد. نتایج آزمایش XRF بر روی نمونههای شیل (S) و مارن (M) در جدول (۲) ارائه شده است. مشاهده می شود که درصد کلسیت نمونههای مارنی به طور متوسط ۲۷ درصد می باشد.

				J		······································		•	
<i>M</i> 5	M_4	M3	M_2	M_1	S4	S_3	S_2	S_1	
١/٢	٠/۴٩	• /۵ N	۰/۲	۰/۵۶	۰/۵	• / ١	۰/٣	٠/٢	P205
۰/۶۳	۰ /۲ ۱	• /YX	۰ /٣	٠/٢٧	٠/٢	٠/٢	۱/۵	٠/٩	TiO2
۵/۳	٧/٢١	۷/۳۲	۶/٨	Δ/VA	۶	۴/۵	۶	۶/۱۶	MgO
۲/۹	۲/۶	۲/۴۱	۲/۴	۲/۱	۲/۵	۲/۲	۲/۳	۲/۴	K20
٣/٢	۲/۳	۲/۲۹	۱/۹	۲/۲	۲/۲	٢	٣	•/۵	Na2O
۲9/9۶	۲٩/٣	26/26	۲۸	۲۵	٣	٣/٩	۴/۱	4/36	CaO
λ/۲	A/V	V/A	۵/٩	۵/۵	٨/٩	٧/١	۷/۵	٧/۵	Fe203
۱۱/۲	۱۰/۹۶	۱۰/۲۹	۹/۵	٩/١۴	۱۵	11	۱۰/۳	1.	Al203
۳۷/۴۱	۳۸/۲۳	ff/ya	۴۵	49/40	۶١/٧	۶٩	۶۵	۶٨	SiO2

جدول ۲- نتایج آزمایش XRF بر روی نمونههای شیل (S) و مارن (M)

۴-۲- ویژگیهای فیزیکی، مکانیکی و دینامیکی نمونهها

خصوصیات فیزیکی و مکانیکی سنگها به بافت و ترکیب سنگشناسی آنها بستگی دارد و منعکس کننده محیط و شرایط تشکیل سنگها میباشد. خصوصیات ذکرشده، اطلاعات اساسی برای انجام طراحیهای مهندسی میباشد. مقاومت تراکم تکمحوری و مدول الاستیسیته سنگها بهعنوان مهم ترین پارامترها در مهندسی سنگ، کاربرد گستردهای در طبقهبندیهای رایج توده سنگ، معیارهای شکست و تحلیلهای عددی، تحلیل پایداری فضاهای زیرزمینی و دامنههای سنگی دارد (inser و پایداری فضاهای زیرزمینی و دامنههای سنگی دارد (inser و همکاران، ۲۰۱۹؛ Nasei Dezfoul ، ۲۰۲۰؛ Masel و همکاران، ۲۰۱۹). در این راستا، در این تحقیق بهمنظور آگاهی از خواص فیزیکی و مکانیکی سنگهای رسی در ساختگاه سد گدار-خوش، آزمایشهای فیزیکی، مکانیکی و دینامیکی در شرایط

خشک و اشباع انجام شد که نتایج این خصوصیات در جدول (۳) ارائه شده است.

براساس بررسی خصوصیات فیزیکی نمونههای مارنی، میانگین چگالی خشک و اشباع نمونهها بهترتیب ۲/۴۲ و ۲/۴۸ گرم بر سانتیمتر مکعب میباشد. محدوده خصوصیات فیزیکی ۳۳ نمونه مارن در جدول (۳) نشان داده شده است. سرعت موج تراکمی و خصوصیات مکانیکی، شامل مدول تغییر شکل و مقاومت فشاری ۳۳ نمونه مارن در جدول (۳) نشان داده شده است. همان طور که مشاهده میشود، مقادیر UCS نمونههای مارن مطالعه حاضر با متوسط ۴۳/۴ از ۱ مگاپاسکال تا ۸ مگاپاسکال تغییر میکند. همچنین، میانگین Es این نمونهها برابر با ۱/۲۰ گیگاپاسکال است. مطالعه املاه اد که کاک در محدوده ۲/۰ مگاپاسکال تا تا غرب ایران، نشان داد که UCS در محدوده ۲/۰ مگاپاسکال تا

^{18.} Calcite

^{19.} Feldspar

^{20.} Kaolinite

^{21.} Chlorite

^{22.} Smectite

^{23.} Montmorillonite

۳۸/۵۷ مگاپاسکال با میانگین ۱۸ مگاپاسکال قرار دارد. با مقایسه این مطالعه با نتایج تحقیق حاضر، تفاوتهای زیادی در مقادیر UCS وجود دارد. این اختلافات را میتوان به نوع کانی رسی نمونهها، درجه هوازدگی نمونهها، میزان رطوبت و درصد کربنات کلسیم نسبت داد. کانی غالب رسی در مطالعات Salehin (۲۰۱۷) از نوع مونتموریلونیت میباشد درحالی که در تحقیق حاضر از نوع ایلیت میباشد. مونتموریلونیت به دلیل هیدراتاسیون سدیم بین لایهای خود، دارای ظرفیت تورم بالایی است (Esparham و همکاران، ۲۰۲۰، دارای ظرفیت تورم بالایی است (Esparham و نشان دهنده آن است که با افزایش درصد رس مونتموریلونیت مقاومت تک محوری به میزان قابل توجهی افزایش می یابد مقاومت تک محوری به میزان قابل توجهی افزایش می یابد Shirmohammadi) و Bagherzadeh Khalkhali

بررسیهای Azarafza و همکاران (۲۰۱۹) نشان داده است که با افزایش درصد کربنات از نمونههای مارن به آهک آرژیلیتی^{۲۴}، چسبندگی و زاویه اصطکاک افزایش مییابد. ایشان بیان کردند که افزایش میزان کربنات منجر به کاهش جذب آب و کاهش پتانسیل فرسایش و تخریب و افزایش چگالی، دوام و مقاومت فشاری تک-محوری میشود (Azarafza و همکاران، ۲۰۱۹). تحقیقات دیگری نیز بیان کردهاند که خصوصیات مارنها بهمیزان کربنات و نوع و محتوای کانیهای موجود در بخش رسی بستگی دارد (۲۰۱۹). و همکاران، ۲۰۱۹، Asghari-Kaljahi, ۲۰۱۹).

شیلها دارای ذرات سیلت و رس بوده و حاوی بیش از ۵۰٪ دانههای آواری با اندازه کمتر از ۶۰ میکرون میباشند و رفتار مهندسی آنها بهوسیله همین مواد ریزدانه کنترل میشود. بهعلت وفور کانیهای رسی در این سنگها اغلب مقاومت کمی دارند و از

نظر مهندسی می توانند مشکل ساز باشند. شیل ها در پروژههای عمرانی، مواد نامطلوبی هستند و بسیاری از گسیختگیهای ساختمانی در شیبهای شیلی رخ میدهد، با وجود این، شیلها رفتارهای مهندسی متفاوتی از خود نشان میدهند. نوع کانیها مانند مونتمور يلونيت، كائولينيت، اسمكتيت و ايليت تأثير متفاوتي بر خصوصیات مهندسی سنگ و خاک ایفا می کنند (Mokhberi و Taheri ؛۲۰۱۷، Khademi و Ghavami ؛۲۰۲۱، Ziad و ۲۰۲۱). محدوده خصوصیات فیزیکی، مکانیکی و سرعت موج تراکمی و برشی ۳۳ نمونه شیل در جدول (۳) ارائه شده است. Han و همکاران (۱۹۸۶) بیان کردند که محدوده سرعت موج در سنگهای رسی وابسته به نوع کانی در محدوده ۱/۱ تا ۲/۸ کیلومتر بر ثانیه می باشد. در این پژوهش نیز سرعت موج هر دو گروه سنگ شیل و مارن در این بازه قرار می گیرد. با توجه به جدول (۳) مشاهده می شود که متوسط UCS و سرعت موج تراکمی و مدول الاستیسیته دینامیکی مارنها بیشتر از شیلها میباشد. این افزایش در خصوصیات مکانیکی و دینامیکی مارن ها نسبت به شیلها را میتوان به کانیهای کربناته موجود در مارنها نسبت داد. نتایج آزمایش XRF بر روی نمونههای شیل و مارن در جدول (۱) ارائه شده است. مشاهده می شود که درصد کلسیت نمونه های مارنی به طور متوسط ۲۷ درصد و برای نمونه های شیلی ۸/۱ درصد می باشد. در این رابطه Al-Jassar و Hawkins) بیان نمودهاند که عوامل مهم و مؤثر بر رفتار مهندسی سنگهای حاوی کانی های کربناته شامل درجه سخت شدگی، اندازه دانه ها، تخلخل، دانسیته و دوام این سنگها در برابر انحلال و هوازدگی می باشد.

واريان	سط	متود	ثر	حداك	L	حداقإ	1 11
شيل	مارن	شيل	مارن	شيل	مارن	شيل	پارامىرھا
• / • ٢	۲/۴۲	۲/۲۹	۲/۶۱	۲/۵۲	۲/۰ ۱	۲/•۶	$ ho_{dry}$ (g/cm ³)
• / • ٢	۲/۴۸	۲/۳۹	۲/۶۹	۲/۶۶	۲/۰ λ	۲/۱	$ ho_{sat.}$ (g/cm ³)
4/24	۵/۱۸	۵/۵۱	٩	٩	٢	٢	Wa (%)
34/68	۱ • /۶۹	٩/٢۶	۲۵	78	٢	٢	n (%)
۳/۳۳	۵/۳۴	۵/۰۹	٨	٨	١	٢	UCS (MPa)
• / ۲ ۱	١/٢٠	١/٢٧	٢	٢	•	•	Es (GPa)
313918	2676	76.4	***	310.	٩٨٨	1711	Vp (m/s)
•/••٣	•/74	٠/٢۵	٠/۴٠	۰/٣٠	• /٢ •	٠/٢٠	نسبت پواسون
313918	۱۳۵۸	۱۲۰۴	2019	771.	۵۶۷	1.77	V _s (m/s)
26/29	12/26	۱۱/۵۶	۲ • /۳ •	۱۷/۵۰	۴/۱۰	۳/۵۰	Ed (GPa)
•/••١	۰/٣٠	•/۲۵۹	• /٣•	۰/٣٠	• /٣•	• /٢ •	نسبت پواسون ديناميكي
	واریان شیل ۲۰/۰۲ ۲/۲۴ ۲/۲۴ ۳/۲۳ ۰/۲۲ ۲۲/۳۹ ۲۶/۵۹ ۲۴/۵۹	سط واریان مارن شیل مارن شیل ۸/۲ ۲/۲ ۸۸/۲ ۲/۰۰ ۸۸/۵ ۹۲/۹ ۹۸/۵ ۳۷/۳ ۹۸/۵ ۳۷/۳ ۹۸/۲ ۲۰/۰۰ ۹۸/۲۰ ۲۰۰/۰ ۹۸/۲۰ ۲۰۰/۰ ۹۸/۲۰ ۹۸/۲۰ ۹۸/۲۰ ۹۸/۲۰ ۹۸/۲۰ ۹۸/۲۰ ۹۸/۲۰ ۹۸/۲۰	متوسط واریان شیل مارن شیل ۱۹۷۲ ۲/۲۹ ۲/۰۰ ۱۹۷۲ ۲/۴۹ ۲/۰ ۱۹۷۸ ۸۱/۵ ۲۰/۰ ۹۲/۹ ۹۶/۰۱ ۶۹/۹۳ ۹۰/۵ ۴۳/۵ ۳۳/۳ ۱۰/۰ ۲۰/۰ ۱۲۰۰ ۲۰/۰ ۹۰/۸ ۲۰۲۰ ۲۰۰/۰	ثر متوسط واریا: مارن شیل مارن شیل ۱۹۶/۲ ۹۲/۲ ۲/۲ ۲۰/۰ ۹۶/۲ ۹۳/۲ ۸۹/۲ ۲۰/۰ ۵۲ ۹۲/۹ ۹۹/۰۱ ۹۹/۰۶ ۵۲ ۹۲/۹ ۹۹/۰۱ ۹۹/۰۶ ۲۰۲/۲ ۲۰/۰ ۲۰۲/۰ ۲۰/۰ ۲۰/۰ ۹۰/۰۰ ۹۰/۰ ۹۸/۲ ۹۵/۱۲ ۹۰/۰۰ ۹۰/۰	حداکثر متوسط واریان شیل مارن شیل مارن شیل ۲۵/۲ ۲۹/۲ ۲۹/۲ ۲۰/۰ ۲۵/۲ ۲۹/۲ ۲۹/۲ ۲۰/۰ ۹ ۹ ۲۵/۲ ۲۰/۰ ۹ ۹ ۲۹/۲ ۲۰/۰ ۹ ۹ ۲۵/۵ ۸/۱۵ ۹ ۹ ۲۵/۵ ۸/۱۵ ۹ ۹ ۲۵/۵ ۸/۱۸ ۹ ۹ ۲۵/۵ ۲۵/۲ ۹ ۹ ۹۰/۵ ۹۳/۵ ۹ ۹۰/۵ ۹۳/۵ ۹۰/۵ ۹ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۳/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵	حداکثر متوسط واریان مارن شیل مارن شیل مارن شیل واریان ۱۰/۲ ۲۵/۲ ۶۲/۲ ۶۲/۲ ۶۲/۲ ۲۰/۰ ۸۰/۲ ۶۶/۲ ۶۶/۲ ۶۳/۲ ۶۳/۲ ۲۰/۰ ۲ ۹ ۹ ۶۳/۲ ۸۳/۲ ۶۳/۲ ۲ ۹ ۹ ۶۳/۲ ۶۳/۲ ۶۳/۲ ۲ ۹ ۹ ۶۳/۲ ۶۳/۲ ۶۳/۲ ۲ ۹ ۹ ۶۲/۹ ۶۳/۹ ۶۳/۹ ۲ ۹ ۹ ۹۰/۵ ۶۳/۹ ۶۳/۹ ۲ ۹ ۹ ۹۰/۵ ۶۳/۹ ۶۳/۹ ۸ ۸ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۹۰/۵ ۶۳/۹ ۸ ۸ ۹۰/۵ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۶۰/۹ ۸ ۸ ۹۰/۵ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۸ ۸ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۸ ۸ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۹۰/۹ ۸ ۹۰/۹ ۹۰/۹	حداقل حداکثر متوسط واریان شیل مارن شیل مارن شیل مارن شیل واریان ۶۰/٦ ۱۰/٦ ۲۵/٦ ۱۶/٢ ۶٦/٦ ۲۰/٦ ۲۰/٦ ۲۰/٦ ۱/٦ ۸۰/٦ ۶٤/٦ ۶٩/٦ ۶٩/٦ ۶٦/٦ ۲۰/٦ ۲۰/٦ ۲ ۲ ۲ ۶٩/٦ ۶٩/٦ ۶٩/٦ ۶٩/٦ ۲۰/٦ ۲ ۲ ۶٩/٦ ۶٩/٦ ۶٩/٦ ۶٩/٦ ۶٩/٦ ۲ ۲ ۶٩ ۶٩/٦ ۶٩/٩ ۶٩/٩ ۶٩/٩ ۲ ۲ ۶٩ ۶٩ ۶٩ ۶٩/٩ ۶٩/٩ ۲ ۲ ۶٩ ۶٩ ۶٩ ۶٩/٩ ۶٩/٩ ۲ ۲ ۲ ۶٩ ۶٩ ۶٩ ۶٩/٩ ۶٩/٩ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۶٩/٩ ۶٩/٩ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲

جدول ۳- ویژگیهای فیزیکی، مکانیکی و دینامیکی نمونههای شیل و مارن

تخلخل تأثیر زیادی بر مقاومت تراکم تکمحوری سنگهای حاوی کانیهای کربناته دارد. برای مثال پدیده دولومیتی^{۲۵} شدن باعث افزایش تخلخل شده و با افزایش تخلخل میزان مقاومت سنگ کاهش مییابد. برعکس کاهش اندازه بلور نیز باعث افزایش مقاومت میشود. Khajevand (۲۰۲۱) تأثیر خصوصیات بافتی و پتروگرافی بر خصوصیات ژئوتکنیکی سنگهای کربناته را بررسی کردند و بیان نمود که با افزایش کلسیت و کوارتز، ضریب بافت افزایش مییابد که منجر به افزایش خصوصیات مقاومتی میشود.

۴-۳- رابطه مدول الاستیسیته استاتیک و دینامیک

یکی از روش های برآورد سریع و کمهزینه مدول الاستیک در مهندسی سنگ، بهویژه در پروژه های عمرانی استفاده از روش های دینامیکی است. هرچند آزمون های استاتیکی نتایج واقع بینانه تری نسبت به روش های دینامیکی به دست می دهند لیکن هزینه انجام آن بیشتر است و اندازه گیری ها به ساختگاه هایی با مغزه های سالم و بدون درز و ترک محدود می شود. مدول الاستیک به عنوان یکی از مهم ترین پارامترهای مکانیکی بیانگر صلبیت مواد است (zamatinez) ممانیکی بیانگر صلبیت مواد است که در اغلب موارد مقادیر مدول الاستیک استاتیک کم تر از مقادیر که در اغلب موارد مقادیر مدول الاستیک استاتیک کم تر از مقادیر مدول یانگ دینامیک است. بخشی از اختلاف بین خواص مکانیکی استاتیک سنگ و خواص دینامیک بدین دلیل است که سرعت ها امواج فشاری در سنگ ها اشباع از سیال مایع نسبت به سنگ ها اشباع از هوا بیشتر است (Ghafoor) و همکاران، ۲۰۱۸).

علاوه بر سیال موجود در خلل و فرج سنگ، درجه سیمانی شدن، ترکها موجود در سنگ نیز دیگر عوامل اختلاف بین مدول یانگ استاتیک و دینامیک هستند. رابطه مدول دینامیکی و استاتیکی توسط محققین مختلفی (بهطور عمده برای سنگهای کربناته) بررسی شده است اما این گونه بررسیها برای سنگهای رسى بەندرت انجام شده است. نسبت مدول الاستيسيته ديناميكي به استاتیکی در تحقیق حاضر برابر با ۸/۵۱ (Ed/Es=8.51) می-باشد. همچنین نسبت پواسون دینامیکی به استاتیکی در تحقیق حاضر برابر با ۱/۴۱ میباشد. در تحقیقی توسط Ghafoori و همکاران (۲۰۱۸) بر روی سنگهای آهکی سازند آسماری نسبت مدول استاتیک به دینامیک و نسبت پواسون دینامیکی به استاتیکی بهترتیب ۵ و ۱/۳ گزارش شده است. چون ویژگی سنگ-ها وابسته به دامنه و فرکانس میباشد، مقادیر اندازه گیری شده در دامنه بالاتر در آزمایشگاه بهطور قابل ملاحظهای از اندازه گیریها با دامنه پایین متفاوت میباشند. سایر دلایل ذکرشده مانند ترکها و حفرات، اثر زمان، بزرگی تنش، اثر دما، سیال منفذی و تفاوت

در فرکانس استفاده شده از عواملی هستند که باعث اختلاف بین خواص استاتیک و دینامیک میشوند (Brotons و همکاران، ۲۰۱۶). رابطه مدول الاستیسیته دینامیکی و استاتیکی و رابطه سرعت موج تراکمی و برشی سنگهای رسی ساختگاه سد گدار-خوش در شکل (۵) ارائه شده است. مشاهده میشود که رابطه توانی و معنیدار بین مدول دینامیک و استاتیک وجود دارد به-طوری که مدول استاتیک قابل تخمین براساس مدل دینامیکی میباشد. Brotons و همکاران (۲۰۱۶) بیان کردند که رابطه این دو متغیر برای سنگهای مختلف از نوع خطی و لگاریتمی می-باشند.



برشی با خصوصیات دینامیکی

و همکاران (۲۰۲۰) رابطه مدول استاتیک و دینامیک مربوط به دادههای محققین مختلف را بررسی کردند و بیان کردند که همبستگی خطی و غیرخطی بین این دو پارامتر وابسته به نوع سنگ است. آنها بیان کردند که نوع رابطه برای سنگهای رسوبی از نوع خطی میباشد.

جدول (۴) نتایج ارزیابی روابط محققین پیشین جهت تخمین مدول الاستیسیته استاتیک براساس مدول الاستیسیته دینامیک و براساس معیارهای ضریب تعیین، جذر میانگین مربع خطا

(RMSE) و درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) را نشان میدهد. مشاهده میشود که روابط ارزیابی شده برای سنگ رسیهای موردمطالعه دارای ضریب تعیین بین ۱۵۸۸ تا ۱۷/۵ می باشند. مقدار متوسط مدول دینامیک به دست آمده از روابط محققین جدول (۴) برابر با ۱۹/۹۰ گیگاپاسکال که از مقدار متوسط مدول دینامیک تحقیق حاضر (۳۱/۲۰ گیگاپاسکال) کم تر می باشد (نسبت مدول دینامیک به استاتیک: ۱۹/۵۲).



شکل ۶- ارزیابی روابط محققین پیشین با دادههای آزمایشگاهی جهت تخمین مدول الاستیسیته استاتیک

شکل (۶) شماتیک برازشهای این ارزیابیها را نشان میدهد. چنانچه مشاهده میشود در اکثر موارد روند مناسبی بین مقدار

اندازه گیری شده در آزمایشگاه و مقدار حاصل از روابط محققین پیشین وجود دارد. تنها مقادیر تخمین زدهشده از رابطه Fei و همکاران، (۲۰۱۶) و Brotons و همکاران، (۲۰۱۶) دارای مقداری منفی می باشند (شکل (۶)).

۴-۴- رگرسیون چندگانه جهت تخمین UCS و Es

رگرسیون چند متغیره روشی است برای تحلیل مشارکت دو یا چند متغیر مستقل (*Xi*) در تغییرات یک متغیر وابسته (Y). روش رگرسیون چند متغیره در این مطالعه از نوع روش همزمان (Enter Method) انتخاب شد. در این روش، تمام متغیرهای مستقل با هم وارد تحلیل میشوند. معیار رایج جهت بررسی اعتبار مستقل با هم وارد تحلیل میشوند. معیار رایج جهت بررسی اعتبار این ضریب بین ۱ – تا ۱ تغییر میکند که ۱ به معنای همبستگی مثبت کامل، ۰ به معنی نبود همبستگی و ۱ – به معنای همبستگی منفی کامل است. در جدول (۵) تفسیر ضریب همبستگی ارائهشده متغیره جهت تخمین SUL و Es براساس جذب آب، تخلخل، چگالی در شرایط خشک، چگالی در شرایط اشباع و سرعت موج تراکمی در ساختگاه سد گدار – خوش ارائه شده است. رابطه SUC و Es براساس تحلیل رگرسیون خطی

 $UCS = 0.556\rho_s + 1.231\rho_d - 0.122W_a - 0.095n + 0.002V_p + 3.597$ (1)

$$\begin{split} s &= 0.143 \rho_s + 0.802 \rho_d \\ &- 0.056 W_a - 0.011 n + 0.0001 V_p + 2.164 \end{split} \tag{19}$$

Onaloa و

	, Pereira	نجيبي و	صالحی و	۴۹۱ و	Brotons و	
دارای منابع	2	,0	, 0	-	2	Davarnanah

جدول ۴- نتایج ارزیابی روابط محققین پیشین با دادههای آزمایشگاهی مدول الاستیسیته استاتیک و دینامیک

همکاران، ۲۰۱۹	دارای و زارع، ۱۳۹۷	همکاران، ۲۰۲۱	همکاران، ۱۳۹۱	همکاران، ۱۳۸۹	همکاران ۲۰۱۶	همکاران، ۲۰۱۶	Davarpanah و همکاران، ۲۰۲۰	
٠/٧۵	• /٧٣	٠/٢۵	٠/٢۴	٠/٧۵	٠/٢۵	• /V۵	۰/۵۸	R ²
٨/۴٧	١/٨۵	٣/١٧	۴/۳۶	1/88	۲/۰۰	۵/۸۷	۴/۱۷	RMSE
Υ/•٨	١/٢٣	۲/۴۸	٣/٢٩	1/41	١/۶٠	۴/۲۱	۲/۵۷	MAPE

جدول ۵- تفسیر ضریب همبستگی (Taylor، ۱۹۹۰)

۱-•/۷	• /Y- • /۵	• / \ - •	•	ضريب همبستگى
همبستگی قوی	همبستگی متوسط	همبستگی ضعیف	عدم همبستگی	تفسير

	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·			0	· • • • • •	
ANOVA results	Durbin-Watson	RMSE	MAPE	R Square	R	مدلها
F=۶٩,∀۵, sig.=∙/•	۲/۲۴	۴/۵۵	٠/٩١	• /AA	٠/٩۴	۱۵
F=٣,١٠, sig.=•/•	۱/۹۵	۲/۹۸	1/•19	۰/Y۶	• /AY	18

جدول ۶- خلاصه مدلها: ضريب همبستگی، نتايج ANOVA و آماره Durbin-Watson

جدول ۷– نتایج ارزیابی روابط محققین مختلف جهت تخمین Es ،UCS و Vs

VAF	MAPE	RMSE	\mathbb{R}^2	محققين
Y1/TY	۲/• ٩	۲۵/۸۱	٠/٧٢	UCS براساس تخلخل- رابطه Aladejare، ۲۰۲۰
۲۹/۲۳	١/٩٨	21/61	•/ .	۔ UCS براساس سرعت موج تراکمی- رابطه Selcuk و ۲۰۱۶، ۲۰۱۶
۵۰/۶۵	۵/۹۶	٨٠/٩۵	۰/۵۲	UCS براساس مدول دینامیک- رابطه Salehin ،۲۰۱۷
74/38	۴/۶۵	۴۸/۱۸	۰/۷۵	Es براساس مدول دینامیک- رابطه Salehin، ۲۰۱۷ Es
۴۸/۲۳	۰/۰۹	۱۲/۳	۰/۴۹	Es براساس سرعت موج تراکمی- رابطه Stan-Kłeczek، ۲۰۱۶
48/•2	•/•۵	۴/۵۲	٠/۴٧	۔ Es براساس سرعت موج تراکمی- رابطه Wen و همکاران، ۲۰۱۸
54/21	۰/۰۴	4/24	٠/۵۴	UCS براساس سرعت موج تراکمی- رابطه Salehin، ۲۰۱۷
82/24	١/٢	۱۷/۸	٠/۶٨	UCS براساس سرعت موج برشی- رابطه Salehin، ۲۰۱۷
۵٩/۲۸	• / • A	۱۱/۲۵	• / ۶ •	UCS براساس سرعت موج برشی و چگالی- رابطه Jamshidi و همکاران، ۲۰۱۸
78/83	۲/۱۹	۲۴/۸	• /YY	۔ UCS براساس سرعت موج برشی و تخلخل- رابطه Jamshidi و همکاران، ۲۰۱۸
۵۸/۸۹	٠/٢٣	۴/۹	۰/۵۹	UCS براساس مدول استاتیک، رابطه Chang و همکاران، ۲۰۰۶
۸۱/۵۴	• / • Y	• /٣٣	٠/٨٢	Vs براساس سرعت موج تراکمی- رابطه Fereidooni، ۲۰۱۶
٧٨	•/•٨	٠/٧۶	٠/٧٩	Vs براساس سرعت موج تراکمی- رابطه Castagna و Backus، ۱۹۹۳

یکی از مفروضات رگرسیون، مستقل بودن خطاها از یکدیگر است (خطاها همان تفاوت بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده توسط معادله رگرسیون هستند.) درصورتی که خطاها با یکدیگر همبستگی داشته باشند، امکان استفاده از رگرسیون وجود ندارد. به منظور بررسی استقلال خطاها از یکدیگر از آزمونی به نام آزمون دوربین واتسون (-Durbin udtson) استفاده می شود. مقدار این آماره به عنوان یک قانون باید بین ۱/۵ تا ۲/۵ باشد. در اینجا مقدار معداو دارد و امکان استفاده می دهد که استقلال خطاها از یکدیگر وجود دارد و امکان استفاده از مدل ها وجود دارد (جدول (۶)). مقدار سطح معنی داری (Sig. 20.05) حاصل از آنالیز واریانس (ANOVA) نشان می دهد که مدل های برازش شده مناسب می باشند (جدول (۶)).

میزان MAPE، RMSE و ضریب همبستگی مربوط به رابطه UCS و Eliceازه گیری شده و تخمین زده شده با استفاده از رابطه (۱۵) و (۱۶) در شکل (۷) آمده است. مشاهده می شود که دقت روابط مربوط به مقادیر UCS مشاهداتی و اندازه گیری شده بیشتر از Es می باشد. نتایج شبکه عصبی نیز نشان داد که دقت متغیرهای مستقل در تخمین مقاومت تک محوری بیشتر از مدول الاستیسیته می باشد. نتایج ارزیابی روابط پیشنهادی محققین مختلف جهت تخمین مقاومت تراکم تک محوری، مدول الاستیسیته و سرعت موج برشی بر اساس داده های آزمایشگاهی و بر مبنای معیارهای ضریب تعیین، MAPE، RMSE و واریانس پیش بینی کنندهها

(VAF) نیز در جدول (۷) ارائه شده است. جدول (۷) با جزئیات زیادی میزان خطا و ضریب همبستگی هر مطالعه را نشان میدهد.

نتایج ارزیابی روابط پیشنهادی محققین مختلف جهت تخمین مقاومت تراکم تکمحوری، مدول الاستیسیته و سرعت موج برشی بر اساس دادههای آزمایشگاهی و بر مبنای معیارهای ضریب تعیین، RMSE، MAPE و واریانس پیشبینی کنندهها (VAF) نیز در جدول (۷) ارائه شده است. جدول (۷) با جزئیات زیادی میزان خطا و ضریب همبستگی هر مطالعه را نشان میدهد. شکل (۸) نیز پراکنش و روند دادهها را نشان میدهد. مشاهده میشود که اکثر روابط دارای روند و دقت مناسبی برای تخمین خصوصیات مکانیکی سنگهای رسی ساختگاه سد گدار – خوش میباشند.

Es بااین حال، روابط برخی از محققین قبلی مانند تخمین Es براساس سرعت موج تراکمی با استفاده از رابطه Stan-Kłeczek و رابطه Wen و همکاران (۲۰۱۸) دارای ضریب تعیین کمتر از ۵۰ درصد میباشند. تخمین سرعت موج برشی براساس سرعت موج تراکمی با رابطه Castagna و Sackus، (۱۹۹۳) نیز با دقت بسیار بالایی قابل کاربرد برای سنگهای رسی ساختگاه میباشد.



شکل ۸- شماتیک ارزیابی روابط پیشنهادی محققین مختلف جهت تخمین Es ،UCS و VS

این شبکه شامل یک لایه مخفی با ۶ نورون با ۵ ورودی و دو خروجی است. ورودیها شامل تخلخل، چگالی خشک، چگالی اشباع، سرعت موج تراکمی و جذب آب میباشند و خروجیها نیز UCS و Es میباشد. تابع انتقال نرونهای لایه میانی Sigmoid و لایه خروجی Purelin تعیین گردیــد. هر شبکه با تعداد نرون-های مختلف در لایه میانی آموزشیافته و تعداد بهینه انتخاب شد. بــرای آموزش شبکه از الگــوریتم Levenberg-Marquardt و



شکل ۷- رابطه مقادیر اندازهگیری شده و تخمینزدهشده به روش رگرسیون خطی چند متغیره

شکل (۸) نیز پراکنش و روند دادهها را نشان می دهد. مشاهده می شود که اکثر روابط دارای روند و دقت مناسبی برای تخمین خصوصیات مکانیکی سنگهای رسی ساختگاه سد گدار - خوش می باشند. بااین حال، روابط برخی از محققین قبلی مانند تخمین Es براساس سرعت موج تراکمی با استفاده از رابطه Es کم براساس سرعت موج تراکمی با استفاده از رابطه ضریب تعیین کم تر از ۵۰ درصد می باشند. تخمین سرعت موج Backus برشی بر اساس سرعت موج تراکمی با رابطه Castagna و Backus رسی برشی بر اساس سرعت موج تراکمی با رابطه این سنگهای رسی ساختگاه می باشد.

۴-۵- نتایج طراحی و آموزش شبکه عصبی

طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی شامل انتخاب تعداد لایههای پنهان و عناصر پردازنده نورون (برای لایههای پنهان) است که یک فرایند سعی و خطا جهت کسب بهترین نتیجه ممکن برای تولید خروجی میباشد. در این تحقیق با استفاده از کد نوشتهشده در نرمافزار MATLAB (Version 2018) بهترین ترکیب شبکه عصبی بهدست آمد و برای مدلسازی مجموعه شبکه عصبی پس انتشار از یک لایه پنهان استفاده شد.

ب_رای جلوگیری از حفظ دادههای آموزش__ی در شبک_ه (overfitting) از الگــوريتم overfitting) استفاده گردید. ویژگی این الگوریتم این است که با کنترل تابع برای دادههای آموزش و آزمون عملیات آموزش را با تعدیل تابع عملکرد به نحوی متوقف مینماید که تابع خطا برای هر دو مجموعه دادهها كمترين مقدار ممكن باشد. كل دادهها بهعنوان ورودی به شبکه به سه مجموعه شامل دادههای آموزش، آزمایش و صحتسنجی تقسیم میشوند. از مجموعه آموزشی برای آموزش الگوریتم و بهدست آوردن مقادیر دقیق وزنها برای نتایج مطلوب استفاده شد. از مجموعه اعتبارسنجی برای اطمینان از عدم وابستگی زیاد شبکه به مجموعه دادههای آموزش استفاده شد که از فرایند بیش برازش^{۲۶} توسط شبکه عصبی جلوگیری می کند. مجموعه آزمایش در طول آموزش شبکه استفاده نشده و برای آزمایش شبکه در پیشبینی دادههای جدید محفوظ میماند. عملکرد مدل آموزش دیده باید با استفاده از یک گروه مستقل از دادههای آزمایش تأیید شود (Flood و Kartam، ۱۹۹۴). در این

مطالعه، درصد آموزش، آزمون و اعتبارسنجی بهترتیب ۷۰، ۱۵، ۱۵ انتخاب شدند. نتایج شبکه عصبی در مدل بهینه در این تحقیق در جدول (۸) ارائه شده است. با توجه به تحلیلهای انجامشده نشان میدهد که مناسبترین نورون در لایه مخفی در این مدل برابر با ۶ بوده و در این حالت پارامترهای استخراجشده در این مدل در شبکه عصبی مناسبتر از بقیه نورونها میباشد (جدول (۸)). با توجه به این جدول (نتایج شبکه عصبی مربوط به مدل بهینه) ضریب همبستگی UCS و Es با پارامترهای فیزیکی و سرعت موج بهترتیب ۰/۹۸ و ۰/۹۵ میباشد (جدول (۸)). نتایج مدل خطی چندگانه به روش رگرسیون نیز نشان میدهد که ضریب همبستگی UCS و Es با پارامترهای فیزیکی و سرعت موج بهترتیب ۱/۹۴ و ۱/۸۷ می باشد. بنابراین شبکه عصبی دارای دقت بیشتری نسبت به رگرسیون خطی چند متغیره جهت تخمین پارامترهای استاتیکی میباشد. نتایج مشابهی نیز توسط Madhubabu و همکاران (۲۰۱۶) و Aboutaleb و همکاران (۲۰۱۸) بهدستآمده است.

جدول A- نتایج ضریب همبستگی و خطای شبکه عصبی مصنوعی جهت تخمین UCS و Es

	ضریب همبستگی					SSE			RMSE					
	تعداد نرون	ده, ه	آمو; ش	صحت-	آ;مون	کل	آمو; ش	صحت-	آزمون	کل	آمە; ش	صحت-	آزمون	کار
	لايه مخفى	,,,		سنجى	0, 7	U		سنجى	0, 7	U	0,0	سنجى	, (0	0
Es	۶	۱۰۰	٠/٩٠	٠/٩۴	۰/۹۵	۰/۹۱	•/47	٠/۴٢	۰/۴۲	•/۴۲	•/\•	•/\•	•/١•	•/١•
UCS	۶	۱۰۰	۰/۹۶	٠/٩٧	٠/٩٨	۰/٩۶	٠/٢۵	٠/٢۵	٠/٢۵	۰/۲۵	•/•٨	•/•٨	۰/۰۸	•/•٨

۴-۶- نتایج رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)

در این روش بهمنظور آموزش و آزمون مدلها، بهترتیب از ۷۰٪ و ۳۰٪ مجموع کل دادههای استفاده شد. در این روش نیز از تابع کرنل پایه شعاعی (RBF) استفاده شده است. این نوع تابع بهعنوان دقیق ترین تابع کرنل گزارش شده است (Frasto). شکل (۹) نمایانگر عملکرد روش SVR برای پیشبینی مقاومت تراکم تکمحوری و مدول الاستیسیته سنگهای رسی موردمطالعه با توجه به کل دادهها میباشد.

چنانچه مشاهده می شود عملکرد رگرسیون بردار پشتیبان در تخمین مقاومت فشاری تک محوری همانند روش شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره بیشتر از مدول الاستیسیته میباشد. با مقایسه سه روش در تخمین خصوصیات استاتیک، روش SVR دارای دقت بیشتری میباشد. شکل (۱۰) نیز خطای پارامترهای تخمین زده شده به روش SVR را نشان میدهد. هیستوگرام خطاها نشان میدهد که تمرکز میزان خطای مدل ها بر روی مقادیر صفر میباشند.



26. Overfitting

همچنین میزان تغییرات خطا برای هر نمونه در قسمت پایین این شکل نشانگر عملکرد مناسب روش رگرسیون بردار پشتیبان میباشد.



شکل ۱۰- خطای پارامترهای تخمین زدهشده به روش SVR: الف) UCS. ب) Es

پارامترهای در نظر گرفتهشده در روش ماشین بردار پشتیبان برای مقادیر بهینه ع، γ و C برای UCS بهترتیب ۰/۰۰۲، ۰/۰۰۵ و ۶۵ و برای Es بهترتیب ۰/۰۰۵، ۰/۰۰۸ و ۶۵ تعیین شد.

۵- نتیجهگیری

با استفاده از روشهای غیرمستقیم میتوان ویژگیهای مکانیکی سنگها را با صرف زمان و هزینه کمتری تعیین کرد. در این پژوهش آزمایشات پتروگرافی، مقاومت فشاری تکمحوری، سرعت موج تراکمی و برشی، تخلخل، دانسیته و جذب آب بر روی نمونههای شیل و مارن انجام شد. سپس دقت تخمین مدول الاستیسیته و UCS با روشهای رگرسیون چند متغیره (MVRA)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) براساس پارامترهای سرعت موج و ویژگیهای فیزیکی بررسی شد. همچنین چندین رابطه جهت تخمین خصوصیات استاتیکی و دینامیکی ارائه شد.

نتایج تجزیهوتحلیل نمونهها نشان داد که کانی تشکیل دهنده سنگهای شیل و مارن شامل کوارتز، کلسیت، فلدسپات و رس است. در طیفهای بهدست آمده، کلسیت و کوارتز فراوان ترین کانی هستند. همچنین، کانی اصلی رسی مشاهده شده در این سنگها کائولینیت، ایلیت، و کلریت است. در این بین کانی ایلیت رس

شونده مانند مونتموریلونایت، مشکل تورم در سنگهای ساختگاه سد گدار- خوش وجود ندارد. به دلیل درصد بیشتر کانی های کربناته موجود در مارنها (با متوسط کلسیت ۲۷ درصد)، متوسط UCS، سرعت موج تراکمی و مدول الاستیسیته دینامیکی مارنها بیشتر از شیلها (با متوسط کلسیت ۸/۱ درصد) می باشد. نتایج آنالیز آماری نشان داد که نسبت مدول الاستیسیته دینامیکی به مدول الاستيسيته استاتيكي نمونههاى موردمطالعه برابر با ۸/۵۱ میباشد. همچنینن نسبت پواسون دینامیکیی به پواسون استاتیکی در تحقیق حاضر برابر با ۱/۴۱ میباشد. روابطی با دقت بالا بین با سرعت مروج برشیی با سرعت موج تراکمی (R=0.98, RMSE=0.08, MAPE=0.03) و مــدول الاستيسيته استاتيكي با مدول الاستيسيته ديناميكي (R=0.91, RMSE=0.22, MAPE=0.14) سنگهای ساختگاه وجود دارد. نتايج تحليل چندگانه جهت تخمين مدول الاستيسيته و UCS نشان داد که همبستگی قابل قبولی بین این دو متغیر و پارامترهای فیزیکی شامل تخلخل، جذب آب، چگالی و سرعت موج تراكمي وجود دارد. بررسي تمام فرضيات مدلها به روش تحليل چندگانه (مانند وضعیت همخطی متغیرهای مستقل، استقلال خطاها و آنالیز واریانس) نشان داد که مدلها دارای دقت بالایی مى باشند. تخمين مدول الاستيسيته و UCS به روش شبكه عصبى براساس پارامترهای تخلخل، چگالی خشک، چگالی اشباع، جذب آب و سرعت موج بهترتیب دارای ضریب همبستگی ۰/۹۵ و ۰/۹۸ میباشد. پیشبینی پارامترهای استاتیک با استفاده از توابع انتقال سیگموئید و تانژانت هیپربولیک^{۲۷} و قوانین مختلف آموزش در شبکههای عصبی نشان داد که تابع انتقال سیگموئید و قانون آموزش لونبرگ مارکوارت^{۲۸} بهترین کارایی را در پیشبینی UCS و Es دارند. مقایسه عملکرد روشها در تخمین خصوصیات استاتیک نشان داد که SVR دارای دقت بالاتری نسبت به رگرسیون چند متغیرہ و ANN می باشد.

غالب در نمونهها است. با توجه به درصد خیلی پایین کانی متورم

۶- تقدیر و تشکر

نویسندگان این پژوهش از کارکنان "شرکت سهامی آب منطقهای ایلام" برای همکاریهای لازم نهایت تشکر و قدردانی را بهعمل می آورند.

۷- مراجع

افشین ح، چوپانی ن ع، فتحی پور آذره، "تخمین انرژی شکست بتن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، نشریه مهندسی عمران و محیط زیست دانشگاه تبریز، ۱۳۹۱، ۴۲ (۱)، ۱-۹.

^{28.} Levenberg-Marquardt

^{27.} Hyperbolic

- Bagheripour P, Gholami A, Asoodeh M, Vaezzadeh-Asadi M, "Support vector regression based determination of shear wave velocity", Journal of Petroleum Science and Engineering, 2015, 125, 95-99.
- Bagherzadeh Khalkhali, A, Safarzadeh I, Rahimi Manbar H, "Investigating the Effect of Nanoclay Additives on the Geotechnical Properties of Clay and Silt Soil", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2019, 3 (2), 63-74.
- Baziar S, Gafoori MM, Mohaimenian Pour SM, Bidhendi MN, Hajiani R, "Toward a thorough approach to predicting klinkenberg permeability in a tight gas reservoir: a comparative study", Iranian Journal of Oil and Gas Science and Technology, 2015, 4 (3), 18-36.
- Brotons V, Toma's R, Ivorra S, Grediage A, Martinez-Martinez J, Benavente D, Gomez-Heras M, "Improved correlation between the static and dynamic elastic modulus of different types of rocks", Material and Structures, 2016, 49 (8), 3021-3037.
- Castagna J, Backus MM, "Offset dependent reflectivity: theory and practice of AVO analysis", SEG Investigations Geophys, Ser, 1993, 8, 345.
- Chang C, Zoback MD, Khaksar A, "Empirical relations between rock strength and physical properties in sedimentary rocks", Journal of Petroleum Science and Engineering, 2006, 51(3-4), 223-237.
- Davarpanah SM, Ván P, Vásárhelyi B, "Investigation of the relationship between dynamic and static deformation moduli of rocks", Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources, 2020, 6 (1), 1-14.
- Ebdali M, Khorasani E, Salehin S, "A comparative study of various hybrid neural networks and regression analysis to predict unconfined compressive strength of travertine", Innovative Infrastructure Solutions, 2020, 5 (3), 1-14.
- Ebrahimi Fard H, Jabbari MM, "The effect of magnesium oxide nano particles on the mechanical and practical properties of self-compacting concrete", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2017, 1 (2), 77-87.
- Erasto P, "Support vector machines-backgrounds and practice", BSc Thesis, University of Helsinki, Faculty of Science, Rolf Nevanlinna Institute, Helsinki, Finland, 2001, 78.
- Erguler ZA, Ulusay R, "Water-induced variations in mechanical properties of clay-bearing rocks", Intternational Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2009, 46 (2), 355-370.
- Esparham A, Moradikhou AB, Avanaki MJ, "Effect of Various Alkaline Activator Solutions on Compressive Strength of Fly Ash-Based Geopolymer Concrete", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2020, 4 (2), 115-123.
- Fei W, Huiyuan B, Jun Y, Yonghao Z, "Correlation of Dynamic andStatic Elastic Parameters of Rock", Electronic Journal of Geotechnical Engineering, 2016, 21 (4), 1551-1560.
- Flood I, Kartam N, "Neural networks in civil engineering. I: Principles and understanding", Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, 1994, 8 (2), 131-148.

- دارای آ، زارع ش، "ارائه مدلی بین مدول دینامیکی و استاتیکی سنگ آهک در سازند آسماری براساس آزمونهای آزمایشگاهی و برجا"، نشریه زمینشناسی مهندسی، ۱۳۹۷، ۱۲ (۴)، ۲۵–۳۴.
- سمائی م، رنجبرنیا م، زارعنقده م، "پیش بینی شاخص تردی سنگ با استفاده از رگرسیون چند متغیره غیرخطی و درخت رگرسیون CART"، نشریه مهندسی عمران و محیط زیست دانشگاه تبریز، ۱۳۹۵، ۴۸ (۳)، ۳۳–۸۴.
- شرکت سهامی آب منطقه ای ایلام، گزارش زمین شناسی مهندسی، مرحله اول طرح سد مخزنی گدار- خوش، ۱۳۸۶، ۱۵۷ صفحه.
- نجیبی ع، آصف م، اجل لوییان ر، صفیان غ ع، "تخمین ویژگیهای مکانیکی سنگ آهک با استفاده از دادههای پتروفیزیکی"، نشریه زمینشناسی مهندسی، ۱۳۹۰، ۵ (۱). ۶۳–۷۸. صالحی م، اجللوئیان ر، هاشمی م، "مقایسه مدول الاستیسیته
- دینامیکی و استاتیکی سنگهای ساختگاه سد بازفت"، چهارمین همایش ملّی زمینشناسی، دانشگاه پیام نور مشهد، ۱۳۸۹
- Abbasi Dezfouli A, "Effect of eggshell powder application on the early and hardened properties of concrete", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2020, 4 (4), 209-221.
- Aboutaleb S, Behnia M, Bagherpour R, Bluekian B, "Using non-destructive tests for estimating uniaxial compressive strength and static Young's modulus of carbonate rocks via some modeling techniques", Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2018, 77 (4), 1717-1728.
- Aladejare AE, "Evaluation of empirical estimation of uniaxial compressive strength of rock using measurements from index and physical tests", Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2020, 12 (2), 256-268.
- Al-Jassar SH, Hawkins AB, "Geotechnical properties of the carboniferous limestone of the bristol area", Proceeding 4th International Congress International Society Rock Mechanics, Montreux, A. A. Balkema, Rotterdam, 1979, 1, 3-14.
- Ansari Y, Hashemi A, "Neural network approach in assessment of fiber concrete impact strength", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2017, 1 (3), 88-97.
- Asghari-Kaljahi E, Barzegari G, Jalali-Milani G, "Assessment of the swelling potential of Baghmisheh marls in Tabriz, Iran", Geomechnics and Enginering, 2019, 18 (3), 267-275.
- ASTM Standard test method of unconfined compressive strength of intact rock core specimens. D2938, 1986.
- Azarafza M, Ghazifard A, Akgun H, Asghari-Kaljahi E, "Geotechnical characteristics and empirical geoengineering relations of the south pars zone marls", Iran, Geomechanics and Engineering, 2019, 19 (5), 393-405.

- Mebarki M, Kareche T, Derfouf FEM, Taibi S, Aboubekr N, "Hydromechanical behavior of a natural swelling soil of boumagueur region (east of Algeria)", Geomechnics and Enginering, 2019, 17 (1), 69-79.
- Minaeian B, Ahangari K, "Estimation of uniaxial compressive strength based on P-wave and Schmidt hammer rebound using statistical method", Arabian Journal Geoscience, 2013, 6, 1925-1931.
- Mokhberi M, Khademi H, "The use of stone columns to reduce the settlement of swelling soil using numerical modeling", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2017, 1 (2), 45-60.
- Naseri F, Lotfollahi S, Bagherzadeh Khalkhali A, "dynamic mechanical behavior of rock materials", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2017, 1 (2), 39-44.
- Nia AR, Lashkaripour GR, Ghafoori M, "Prediction of grout take using rock mass properties", Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2017, 76 (4), 1643-1654.
- Onalo D, Oloruntobi O, Adedigba S, Khan F, James L, Butt S, "Static young's modulus model prediction for formation evaluation", Journal of Petroleum Science and Engineering, 2018, 171, 394-402.
- Oshnavieh D, Bagherzadeh Khalkhali A, "Use of shear wave velocity in evaluation of soil layer's condition after liquefaction", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2019, 3 (3), 119-135.
- Pereira ML, da Silva PF, Fernandes I, Chastre C, "Characterization and correlation of engineering properties of basalts", Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2021, 1-22.
- Saghi H, Behdani M, Saghi R, Ghaffari AR, Hirdaris S, "Application of gene expression programming model to present a new model for bond strength of fiber reinforced polymer and concrete", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2019, 3 (1), 15-29.
- Salehin S, "Investigation into engineering parameters of marls from seydoon dam in Iran", Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering", 2017, 9 (5), 912-923.
- Sekhavati P, Jafarkazemi M, "Investigating durability behavior and compressive strength of lightweight concrete containing the nano silica and nano lime additives in the acid environment", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2019, 3 (2), 103-117.
- Selcuk L, Nar A, "Prediction of uniaxial compressive strength of intact rocks using ultrasonic pulse velocity and rebound-hammer number", Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology, 2016, 49 (1), 67-75.
- Shahri AA, Moud FM, Lialestani SPM, "A hybrid computing model to predict rock strength index properties using support vector regression", Engineering with Computers, 2020, 1-16.
- Shamsashtiany R, Ameri M, "Road accidents prediction with multilayer perceptron mlp modelling case study: roads of qazvin, zanjan and hamadan", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2018, 2 (4), 181-192.

- Ghafoori M, Rastegarnia A, Lashkaripour GR, "Estimation of static parameters based on dynamical and physical properties in limestone rocks", Journal of African Earth Sciences, 2018, 137, 22-31.
- Ghavami S, Rajabi M, "Investigating the Influence of the Combination of Cement Kiln Dust and Fly Ash on Compaction and Strength Characteristics of High-Plasticity Clays", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2021, 5 (1), 09-16.
- Goodman RE, "Introduction to rock mechanics", 1989, Wiley New York.
- Han DH, Nur AD, "Morgan, Effects of porosity and clay content on wave velocities in sandstones, Geophysics", 1986, 51, 2093-2107.
- Haykin S, "Neural networks: a comprehensive foundation", New York, MacMillan Publishing Company, 1994, 696.
- Jamshidi A, Zamanian H, Sahamieh RZ, "The effect of density and porosity on the correlation between uniaxial compressive strength and P-wave velocity", Rock Mechanics and Rock Engineering, 2018, 51 (4), 1279-1286.
- Karakul H, Ulusay R, "Empirical correlations for predicting strength properties of rocks from Pwave velocity under different degrees of saturation", Rock Mechanics and Rock Engineering, 2013, 46 (5), 981-999.
- Karaman K, Kesimal A, "Correlation of schmidt rebound hardness with uniaxial compressive strength and pwave velocity of rock materials", Arabian Journal of Sciences for Engineering, 2015, 40 (7), 1897-1906.
- Khajevand R, "Evaluating the influence of petrographic and textural characteristics on geotechnical properties of some carbonate rock samples by empirical equations", Innovative Infrastructure Solutions, 2021, 6 (2), 1-17.
- Khandelwal M, "Correlating P-wave velocity with the physicomechanical properties of different rocks", Pure and Applied Geophysics, 2013, 170, 507-514.
- Lashkaripour GR, "Predicting mechanical properties of mudrock from index parameters", Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2002, 61 (1), 73-77.
- Lotfollahi S, Ghorji M, Hoseini Toodashki V, "An investigation into the effect of foliation orientation on displacement of tunnels excavated in metamorphic rocks", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2018, 2 (3), 138-145.
- Madhubabu N, Singh PK, Kainthola A, Mahanta B, Tripathy A, Singh TN, "Prediction of compressive strength and elastic modulus of carbonate rocks", Measurement, 2016, 88, 202-213.
- Mahmoodzadeh A, "Mohammadi M, Ibrahim HH, Abdulhamid SN, Salim SG, Ali HFH, Majeed MK,. "Artificial intelligence forecasting models of uniaxial compressive strength", Transportation Geotechnics, 2021, 27, 100499.
- Martinez-Martinez J, Benavente D, Garcia-del-Cura MA, "Comparison of the static and dynamic elastic modulus in carbonate rocks", Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 71, 2012, 263-268.

- Sharma LK, Vishal V, Singh TN, "Developing novel models using neural networks and fuzzy systems for the prediction of strength of rocks from key geomechanical properties", Measurement, 2017, 102, 158-169.
- Shirmohammadi H, Hoseiny Khanshan H, "Effect of mineral pitch and zycosil nano-material on mechanical properties and moisture susceptibility of asphalt mixtures", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2018, 2 (2), 97-102.
- Smola AJ, Scholkopf B, "A tutorial on support vector regression", Statistics and Computing, 2004, 14, 199-222.
- Sobhani J, Pourkhorshidi AR, Masoudi F, "Iranian eocene green tuffs as natural pozzolan for use in cement industries", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2020, 4 (3), 133-140.
- Stan-Kłeczek I, "The study of the elastic properties of carbonate rocks on a base of laboratory and field measurement", Acta Montan Slovaca, 2016, 21 (1), 76-83.
- Taheri S, Ziad H, "Analysis and comparison of moisture sensitivity and mechanical strength of asphalt mixtures containing additives and carbon reinforcement", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2021, 5 (1), 1-8.
- Taylor R, "Interpretation of the correlation coefficient: a basic review", Journal of Diagnostic Medical Sonography, 1990, 6 (1), 35-39.
- Trippi RR, Turban E, "Neural networks in finance and investing", Irwin Professional Publishing, 1996.
- Vapnik VN, "Statistical learning theory", Wiley, New York, 1998, 736.
- Wen L, Luo Z quan, Yang S Jiao, "Correlation of geomechanics parameters with uniaxial compressive strength and p-wave velocity on dolomitic limestone using a statistical method", Geotechnical and Geological Engineering, 2018, 37 (2), 1079-1074.
- Xu C, Amar MN, Ghriga MA, Ouaer H, Zhang X, Hasanipanah M, "Evolving support vector regression using grey wolf optimization; forecasting the geomechanical properties of rock", Engineering with Computers, 2020, 1-15.
- Yale DP, Swami V, "August. Conversion of dynamic mechanical property calculations to static values for geomechanical modeling", In 51st US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium, American Rock Mechanics Association, 2017.
- Yousefvand M, Sharifi Y, Yousefvand S, "An analysis of the shear strength and rupture modulus of polyolefin-fiber reinforced concrete at different temperatures", Journal of Civil Engineering and Materials Application, 2019, 3 (4), 238-254.



EXTENDED ABSTRACT

Estimation of Mechanical Properties by Statistical Analysis, Artificial Neural Network and Support Vector Regression "Case Study: Samples Related To Godar-Khosh Reservoir Dam Site"

Amir Azadmehr^a, Mohammad Reza Motahari^{b,*}, Horman Gharavi^c, Mohsen Saffarian^d

^a Department of Mining Engineering, Birjand University of Technology, Birjand, Iran

^b Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Arak University, Arak, Iran

^c School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

^d Department of Industrial Engineering, Birjand University of Technology, Birjand, Iran

Received: 03 October 2020; Accepted: 19 May 2021

Keywords:

Static and dynamic properties, Clay rocks, Support vector regression, Artificial neural network, Statistical analysis.

1. Introduction

Due to the difficulties of conducting tests, especially in weak rocks and the cost of these experiments, by examining the relationships between their mechanical and physical properties can be provided and reduce the cost of tests to identify mechanical properties (Minaeian and Ahangari, 2013; Azadan and Ahangari, 2014).

2. Methodology

In this study, petrographic, physical and mechanical experiments on 62 cores of shale and marl of Gurpi Formation were conducted in Godar-Khosh dam site, west of Iran. Non-destructive tests were performed on cores according to the ISRM standard. Physical properties such as water absorption, density and porosity of the samples were determined according to the ISRM standard. Also, uniaxial compressive strength (UCS) test according to the ASTM standard D2938 (ASTM, 1986) was performed. For each sample, the modulus of dynamic elasticity (Ed) and the dynamic Poisson ratio were calculated (Goodman, 1989). Using statistical analysis, artificial neural network (ANN) and support vector regression (SVR) with radial base kernel function, several relationships for estimating UCS, Es and shear wave velocity were presented. The root mean square error (RMSE), the mean absolute percentage error (MAPE) and the variance account for (VAF) were also used to evaluate the results.

3. Results and discussion

Petrographic results showed that illite is the predominant clay mineral. The ratio of dynamic elastic modulus to static elastic modulus of the samples was 8.51. Also, the ratio of dynamic to static Poisson was equal to 1.41. The results of statistical analysis showed that the static elastic modulus is highly correlated with the dynamic elastic modulus (R = 0.91, RMSE = 0.22, MAPE = 0.14) and the shear wave velocity (Vs) is highly correlated with the compressional wave velocity (Vp), (R = 0.98, RMSE = 0.08, MAPE = 0.03) (Fig. 1).

^{*} Corresponding Author

E-mail addresses: a.azadmehr@birjandut.ac.ir (Amir Azadmehr), m-motahari@araku.ac.ir (Mohammad Reza Motahari), hoorman.gharavi@ahoo.com (Horman Gharavi), saffarian@birjandut.ac.ir (Mohsen Saffarian).



Fig. 1. Relationship between static elastic modulus and shear wave velocity with dynamic properties

Equations 1 and 2 using multivariate linear regression to estimate UCS and Es based on water absorption, porosity, density in dry conditions, and density in saturated conditions and compressional wave velocity in Godar-Khosh dam site were presented. Table 1 shows the accuracy of the models.

$$UCS = 0.556\rho_s + 1.231\rho_d - 0.122W_a - 0.095n + 0.002V_p + 3.597$$
(1)

 $Es = 0.143\rho_s + 0.802\rho_d - 0.056W_a - 0.011n + 0.0001V_p + 2.164$

(2)

	Table 1. Accuracy of the models							
Model	R	R Square	Adjusted R Square	MAPE	RMSE	Durbin-Watson	ANOVA results	
1	0.94	0.88	0.876	0.91	4.55	2.24	F=69.75, sig.=0	
2	0.87	0.76	0.732	1.04	2.98	1.95	F= 32.10, sig.=0	
Predictors: (Constant), Vp, n, ρ_d , ρ_s , wa; Dependent Variable: UCS and Es								

The results of the neural network in this research are presented in Table 2. Also, Fig. 2 shows the performance of the SVR method for predicting the uniaxial compressive strength and modulus of elasticity of the studied clay rocks.

Table 2. Results of artificial neural network correlation coefficient, RMSE and SSE for estimating UCS and Es

		Es	UCS
Criteria	Number of neuron in hidden layer	6	6
	Epoch	100	100
	Train	0.9	0.96
Correlation coefficient	Validation	0.94	0.97
correlation coefficient	Test	0.95	0.98
	Total	0.91	0.96
	Train	0.1	0.08
DMCE	Validation	0.1	0.08
RMSE	Test	0.1	0.08
	Total	0.1	0.08
	Train	0.42	0.25
CCE	Validation	0.42	0.25
99F	Test	0.42	0.25
	Total	0.42	0.25



Fig. 2. Relationship between measured and estimated parameters by SVR method (for all data)

4. Conclusions

Multivariate regression results showed that both UCS and Es have a significant correlation with physical parameters and Vp. The UCS relationship with these parameters was more than Es relationship with these parameters. In addition, the relationship between static and dynamic parameters with Vp had a higher correlation than the relationship among these parameters and other physical parameters. Comparison of the methods performance in estimating static properties showed that SVR has higher accuracy than multivariate regression and ANN.

5. References

ASTM Standard test method of unconfined compressive strength of intact rock core specimens, D2938, 1986. Goodman RE (1989) Introduction to rock mechanics, Wiley New York, 2, 221-388.

Minaeian B, Ahangari K, "Estimation of uniaxial compressive strength based on P-wave and Schmidt hammer rebound using statistical method", Arabian Journal Geoscience, 2013, 6, 1925-1931.

Rastegarnia A, Lashkaripour GR, Ghafoori M, Farrokhad, SS, "Assessment of the engineering geological characteristics of the Bazoft dam site, SW Iran", Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology, 2019, 52 (3), 360-374.