مجله انجمن زمین‌شناسی مهندسی ایران
بهار و تابستان ۱۳۹۱، جلد پنجم، شماره ۱ و۲، صفحه ۹۳ تا ۱۰۰

(یادداشت فنی)

تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری سنگ آهک آسماری با استفاده از سیستم عصبی– ژنتیک

زینب علی‌آبادیان [۱]، مصطفی شریف‌زاده [*۲]

دریافت مقاله: ۹۰/۸/٤ پذیرش مقاله: ۹۱/۱۰/٦

چکیده

مدول تغییر شکل‌پذیری توده‌سنگ (E_m) به عنوان مهم‌ترین خصوصیت برای طراحی پروژه‌های مهندسی سنگ مطرح است و بهترین نماینده برای رفتار مکانیکی پیش از شکست توده‌سنگ است. به دلیل هزینه بالا و زمان‌بر بودن و مشکلات اجرایی در انجام دقیق آزمایش‌های برجا، روش‌های غیرمستقیم مانند روابط تجربی و شبکه‌های پس انتشار عصبی (BPN) جایگاه بهتری پیدا می‌کنند. از این میان BPN دارای کاربردی گسترده در تخمین خصوصیات توده سنگ از جمله E_m است. محققین متعددی از روش سعی و خطا برای ایجاد یک BPN کارا بهره گرفته‌اند که نیاز به صرف زمان و مهارت کاربر دارد. اما در این مطالعه، از الگوریتم ژنتیک برای بهینه کردن پارامتری مؤثر BPN به منظور تخمین E_m در رشته کوه‌های زاگرس ایران استفاده شد. برای این منظور، یک بانک اطلاعاتی از پروژه‌های مختلف رشته کوه‌های زاگرس جمع‌آوری و Em سنگ آهک آسماری تخمین زده و در نهایت نتایج به دست آمده از روش عصبی – ژنتیک با روش عصبی سعی و خطا مقایسه شد. که براساس نتایج به دست آمده روش عصبی– ژنتیک دارای دقت و سرعت بالاتر در تخمین Em است.

کلید واژه‌ها: *الگوریتم ژنتیک، رشته کوه زاگرس، شبکه پس انتشار عصبی، مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ*

۱. کارشناس ارشد گرایش مکانیک سنگ، دانشگاه صنعتی امیرکبیر؛aliabadian2000@gmail.com
۲. استادیار دانشکده مهندسی معدن و متالوژی، دانشگاه امیرکبیر؛ sharifzadeh@aut.ac.ir
* مسئول مکاتبات

۱. مقدمه

روش‌های مستقیمی برای تخمین مدول تغییر شکل‌پذیری مانند آزمایش‌های برجا وجود دارد. گرچه آزمایش‌های برجا، نسبت به سایر روش‌های موجود نتایج واقعی‌تری می‌دهند اما به دلیل صرف هزینه و زمان زیاد و مشکلات اجرایی در بعضی از محل‌ها، برخی از روش‌های غیرمستقیم مانند روابط تجربی، جایگاه بهتری پیدا می‌کنند. روابط تجربی متعددی برای تخمین مدول تغییر شکل‌پذیری توده‌سنگ توسعه یافته است. این روابط، روشی ساده و ارزان هستند، اما به دلیل تغییرات نوع سنگ و طبیعت هتروژن توده‌سنگ، استفاده از روابط تجربی در مناطق دیگر جهان عمدتاً همراه با خطا خواهد بود.

در سال‌های اخیر به منظور تعیین خواص توده‌سنگ، علاوه بر روش‌های آماری(Serafim and Pereira, 1983; Read et al.,1999; Hoek and Brown, 1997; Mitri et al., 1994; Grimstad and Barton, 1993,)، به دلیل کاربردی گسترده در تخمین ویژگی‌های سنگ و توابع حاکم بین آن‌ها و همچنین سرعت بالاتر از شبکه‌های عصبی استفاده شده است (1999 Singh et al., 2001; Alvarez Meulenkamp and Alvarez Sonmez et Gokceoglu, 2002; and Babuska,1999; al.,2006;).

در شبکه عصبی با وجود قوانین مختلف جهت یادگیری و کاهش مقدار خطای حاصله از شبکه‌های عصبی، همواره اکثر روش‌ها جهت رسیدن به بهترین ساختار و پارامترها مبتنی بر سعی و خطا است که خود نیازمند صرف هزینه و زمان زیاد برای طراح بوده است. همچنین این امکان وجود دارد که شبکه طراحی شده بهینه‌ترین شبکه موجود برای حل مسئله نباشد.

اما با توجه تحقیقات انجام شده (Tahmasebi and Majdi and Beiki, Hezarkhani, 2009; Palonen etal., 2009 2010;)، می‌توان از الگوریتم‌های ژنتیک در تعیین پارامترهای بهینه شبکه عصبی استفاده کرد. در این مطالعه با توجه به اهمیت رشته‌کوه زاگرس برای ساخت پروژه‌های عمرانی و انرژی در ایران، مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ سازند آسماری در این منطقه مورد بررسی قرار گرفت. برای این کار، یک بانک اطلاعاتی از پروژه‌های ساخته شده و در حال ساخت جمع‌آوری و مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ آسماری به کمک شبکه عصبی- ژنتیک تخمین زده شد.

۲. شبکه‌های عصبی - ژنتیک

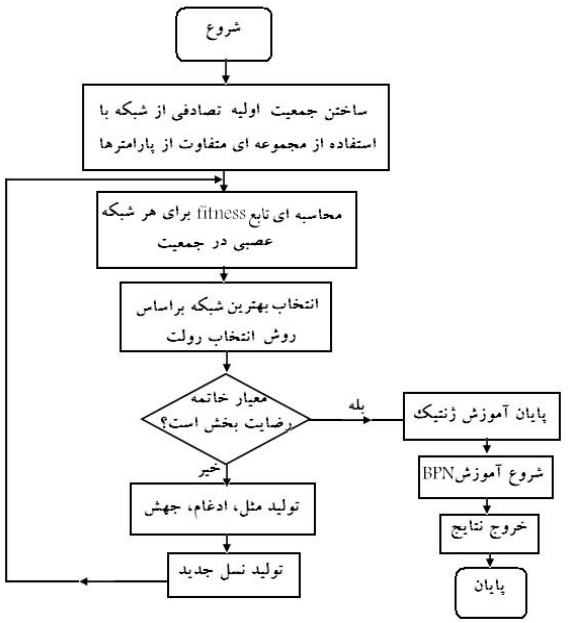
متداول‌ترین الگوریتم استفاده شده جهت آموزش شبکه‌های چند لایه با تغذیه پیشرو، روش انتشار بازگشتی است. شبکه‌هایی که از این الگوریتم جهت یادگیری استفاده می‌کنند را شبکه‌های پس انتشار (BPN) گویند. شبکه‌های پس انتشار یک شکل از یادگیری تصحیح و خطا هستند که سعی در به حداقل رساندن مقدار تابع خطا دارند تا بتوانند ورودی‌های داده شده را بر خروجی‌ها منطبق کنند. الگوریتم‌های یادگیری مختلفی برای BPN وجود دارد که در این مطالعه از الگوریتم یادگیری مومنتم برای تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ استفاده شد. این الگوریتم یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌های آموزشی است که به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این الگوریتم وزن‌ها در جهت کاهش تابع انتقال یعنی خلاف شیب تغییر می‌کنند تا خطا کاهش یابد.

اولین مرحله در آموزش BPN، طراحی ساختمان شبکه است، برای این منظور باید پارامترهایی از قبیل تعداد نورون‌های لایه پنهان، نوع تابع انتقال و غیره مشخص گردد. تعیین تعداد بهینه نورون‌ها در لایه‌های پنهان امری مهم برای طراحی ساختار شبکه است، که محققین متعدد (Hush, 1989; Hecht (Wang, 1994; Nielsen; 1987 برای تعیین تعداد نورون‌های لایه پنهان از آزمون و خطا استفاده کرده‌اند. علاوه بر ساختمان شبکه، قوانین یادگیری نیز یکی از انتخاب‌های مهم برای افزایش کارایی شبکه است. این قوانین برای الگوریتم مومنتم، یک مجموعه از وزن‌ها، ضریب مومنتم و نرخ یادگیری را مشخص می‌کند و همچنین چگونگی به روز شدن این مجموعه را در طی آموزش برای افزایش کارایی شبکه نشان می‌دهد. مقدار اولیه مناسب برای وزن‌ها، تأثیر به سزایی در سرعت همگرایی دارد. مقادیر متفاوتی برای وزن‌های اولیه توسط محققین متعدد (Staufer, Sietsma and Dow, 1991; Fisher and Paola, 1994 1997;) پیشنهاد شده است. کارایی

الگوریتم مومنتم وابسته به مقدار نرخ یادگیری و ضریب مومنتم است.

نرخ یادگیری برای تعیین وزن‌ها و بایاس‌ها در شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد که اگر این مقدار خیلی بزرگ انتخاب شود موجب نوسان الگوریتم می‌شود و آن را ناپایدار می‌کند و اگر خیلی کوچک انتخاب شود، زمان همگرایی شبکه بسیار طول خواهد کشید. ضریب مومنتم، نیز تأثیر پایداری در الگوریتم دارد که افراد مختلفی (Hassoun, 1995; Henseler, 1995; Fu, 1995; Hertz et al., 1995) به ارائه مقادیر برای این ضریب پرداخته‌اند.

علاوه بر روش سعی و خطا در بهینه کردن پارامترهای BPN از قبیل تعداد نورون‌ها در لایه پنهان و پارامترهای الگوریتم یادگیری، می‌توان از الگوریتم ژنتیک (GA) بهره گرفت. روش‌های متعددی به منظور بهینه کردن مسائل مهندسی وجود دارد اما الگوریتم ژنتیک به عنوان یک روش جستجوی **مؤثر** در فضای بسیار وسیع که در نهایت منجر به جهت‌گیری به سمت پیدا کردن یک جواب بهینه می‌شود، شناخته شده است. یک جمعیت الگوریتم ژنتیک شامل افرادی به نام کروموزوم است. هر کروموزوم دارای ژن‌هایی است که انتقال دهنده ویژگی‌های نسل خود هستند. الگوریتم ژنتیک، کار خود را با یک جمعیت اولیه با کروموزوم‌های تصادفی آغاز می‌کند و در هر گام به وسیله عملگرهای اصلی و فرعی از نسل حاضر برای تولید فرزندان که نسل بعدی را تشکیل می‌دهند، استفاده می‌کند. در هر نسل، لیاقت کروموزوم‌ها برای انتقال به نسل بعدی توسط تابعی به نام fitness سنجیده می‌شود. با افزایش تعداد نسل‌ها، تعداد افراد در جمعیت هر نسل کمتر شده و در نهایت در نسل آخر یک کروموزوم که بهترین ویژگی‌ها را دارد باقی می‌ماند(Osman, 2004). هریک از ژن‌ها در الگوریتم ژنتیک نماینده یکی از پارامترهای شبکه عصبی مانند بهترین داده ورودی، تعداد نورون‌ها در لایه پنهان و همچنین ویژگی‌های الگوریتم یادگیری (نرخ یادگیری و ضریب مومنتم) در لایه پنهان و لایه خروجی است. در این بهینه‌سازی، مقدار نرخ یادگیری و ضریب مومنتم بین مقادیر صفر و یک و تعداد نورون‌ها در لایه مخفی بین۱ تا۳۰ انتخاب می‌شود. طرح کلی الگوریتم ژنتیک بکار رفته در شبکه عصبی در شکل ۱ نشان داده شده است.

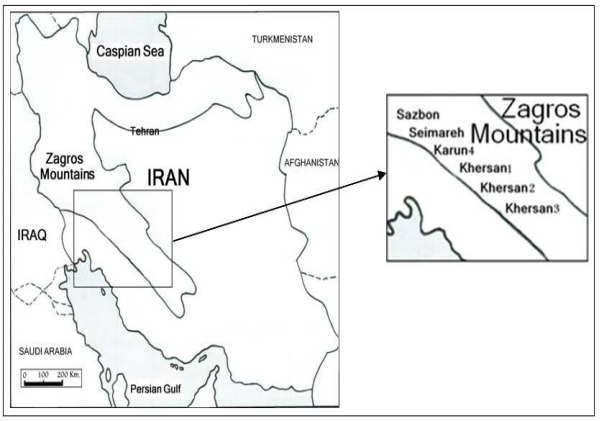


شکل۱. طرح شماتیک از کاربرد الگوریتم ژنتیک در شبکه عصبی [۱۷]

۳. داده‌های توده سنگ سازندآسماری در رشته کوه زاگرس

داده‌های مورد تحقیق در این مطالعه مربوط به شش سد به نام‌های کارون٤، سیمره، سازبن، خرسان۱، خرسان۲، خرسان۳ گرفته شده است که ساختگاه این شش سد بر روی سازند آسماری می‌باشد. این سازند مربوط به دوره زمین‌شناختی الیگومیوسن بوده و در منطقه غرب و جنوب غرب ایران شکل گرفته و شامل آهک‌های کرم رنگ تا قهوه‌ای و دارای فسیل‌های صدف است. شکل۲ جایگاه این سدها را بر روی نقشه ایران نشان می‌دهد. داده‌های جمع‌آوری شده به منظور تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ شامل مقاومت فشاری تک‌محوره ماده‌سنگ (ucs)، مدول الاستیسیته ماده‌سنگ(E_i)، شاخص کیفیت توده‌سنگ(RQD)، چگالی(ρ)، عمق(h) و مدول تغییر شکل‌پذیری توده‌سنگ(E_m)است. داده‌های مقاومت فشاری تک محوره، مدول الاستیسیته ماده‌سنگ، شاخص کیفیت توده‌سنگ و دانسیته از نتایج

آزمایش‌های آزمایشگاهی که بر روی مغزه‌های حفاری شده از گمانه‌ها و مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ ازنتایج آزمایش‌های دیلاتومتری انجام گرفته در گمانه‌ها، جمع‌آوری شد. تعداد داده‌هایی که دارای همه این خصوصیات باشند ۱۸۸سری داده بود که متعلق به اعماق۳ تا ۲۰٤ متری از سطح زمین است. جدول۱، مشخصات آماری داده‌های جمع‌آوری شده را نشان می‌دهد.



شکل۲. محل سدهای مورد مطالعه

جدول ۱. ویژگی‌های آماری خصوصیات فیزیکی و مکانیکی ۱۸۸ نمونه از توده‌سنگ آهک سازند آسماری

ویژگی‌ها	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار
ρ (gr/cm^3)	۲.۳٦	۲.۹۷۵	۲.٦۲٤	۰.۰۰۷
Ucs (MPa)	۱۱.٥	۱۹۳	۷۳.۰۰۹	۳٤.۳۹
E_i (GPa)	۲.۸۲	۹۲	۳۳.۲۷۱	۱۸.٥۱۷
RQD (٪)	٤٥	۱۰۰	۸٥.۸٦۱	۱۳.۰۰۸
E_m (GPa)	۲.۰٥۱	۱٤.٥	۸.۱۱۳	۲.۷۱

٤. ارزیابی مدول تغییرشکل‌پذیری با استفاده از شبکه عصبی- ژنتیک

مشخصات الگوریتم ژنتیک به کار رفته برای بهینه کردن پارامترهای شبکه عصبی در جدول۲ نشان داده شده است. در این بهینه‌سازی از ۷۰٪ کل داده‌ها برای آموزش شبکه و از ۳۰٪ برای آزمایش شبکه استفاده شد. هر یک از ژن‌ها در کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک مشخص کننده پارامترهای شبکه است. به طور مثال، هر کروموزوم در شبکه عصبی با یک لایه پنهان دارای ده ژن است که پنج ژن اول نشان دهنده شرکت یا عدم شرکت پنج داده ورودی، ژن ششم نشان دهنده تعداد نورون‌ها در لایه مخفی و ژن‌های باقیمانده، مشخص کننده ویژگی‌های الگوریتم یادگیری (نرخ یادگیری و ضریب مومنتم) در لایه پنهان و لایه بیرونی است. جدول ۳ مقادیر پارامترهای بهینه شده توسط الگوریتم ژنتیک در شبکه عصبی را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود از بین پارامترهای ورودی به سیستم (شامل مقاومت فشاری تک محوره ماده سنگ، مدول الاستیسیته، دانسیته، شاخص کیفیت سنگ و عمق) فقط دو پارامتر مدول الاستیسیته و شاخص کیفیت سنگ به عنوان پارامترهای ورودی مؤثر برای شبکه عصبی انتخاب شده است. با توجه به این جدول، شبکه بهینه شده شامل ۲۳ نورون در لایه پنهان و مقادیر نرخ یادگیری و ضریب مومنتم به ترتیب ۰.۱۸۷، ۰.۱٦۸ برای لایه پنهان و همچنین ۰.۲۹۹ و ۰.۱۱۱ برای لایه خروجی است. علاوه بر استفاده از روش عصبی- ژنتیک در تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری از روش سعی و خطا نیز استفاده شد و بهترین شبکه‌ای که می‌توان با تغییر دادن پارامترهای شبکه عصبی ساخت، به دست آمد و مدول تغییرشکل‌پذیری به کمک آن شبکه تخمین زده شد. برای ارزیابی مقادیر تخمین زده شده به وسیله روش‌های عصبی و عصبی- ژنتیک از میانگین مجذور خطا (MSE) و ضریب همبستگی(r) بین داده‌های تخمین زده شده و مقادیر واقعی استفاده شد که در جدول٤ برای دو سری داده آموزش و آزمایش نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود شبکه عصبی- ژنتیک دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی نسبت به روش عصبی است.

جدول ۲: پارامترهای ژنتیک استفاده شده به منظور یافتن مدول تغییر شکل‌پذیری

پارامترهای ژنتیک	مقادیر
تابع fitness	MSE
عملگرهای ژنتیکی	تولید مثل(۰.۰۹)، ادغام(۰.۰۹)، جهش(۰.۰۱)
روش انتخاب	Roulette
تعداد نسل ها	۱۰۰
تعداد جمعیت در هر نسل	٥۰

جدول۳: پارامترهای بهینه شده برای شبکه های عصبی به کمک الگوریتم ژنتیک

پارامترهای بهینه شده		مقدار پارامتر
تعداد نورون در لایه پنهان		۲۳
داده ورودی (۱=شرکت، ۰= عدم شرکت داده ورودی)	عمق	۰
	دانسیته	۰
	RQD	۱
	σ_c	۰
	E_i	۱
نرخ یادگیری لایه پنهان		۰.۱۸۷
ضریب مومنتم لایه پنهان		۰.۱۶۸
نرخ یادگیری لایه خروجی		۰.۲۹۹
ضریب مومنتم لایه خروجی		۰.۱۱۱

جدول٤: نتایج ارزیابی آماری هریک از روش‌ها

روش هوشمند به کار رفته برای آموزش داده‌ها	نوع داده	r	MSE
شبکه عصبی	آموزش	۰.٤١٤	٥.٩٥٨
	آزمایش	۰.۷۹٤	٤.٥٨٧
شبکه عصبی- ژنتیک	آموزش	۰.٤١٩	٥.٩٠٥
	آزمایش	۰.۷۹۸	٤.٤٤٨

۱- نتیجه‌گیری

۱. روابط تجربی متعددی برای تخمین مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ توسعه یافته است. به دلیل تغییرات نوع سنگ و طبیعت هتروژن توده‌سنگ، استفاده از روابط تجربی در مناطق دیگر جهان به طور عمده با عدم قطعیت همراه خواهد بود. بنابراین، در این مطالعه مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ سازند آسماری که به لحاظ ساخت پروژه‌های عمرانی و انرژی در آن با اهمیت است تخمین زده شد. برای این منظور یک بانک اطلاعاتی شامل۱۸۸ داده سنگ آهکی از سدهای مختلف منطقه گردآوری شد. با وجود اینکه روش‌های آماری از دیرباز برای تخمین یک پارامتر مورد استفاده قرار می‌گرفت اما امروزه از روش‌های هوشمند نیز به دلیل دقت و سرعت بالاتر بهره گرفته می‌شود. از این بین، شبکه‌های عصبی جزو روش‌های پرکاربرد است. ایجاد یک شبکه عصبی مناسب نیاز به تجربه کاربر در تعیین پارامترهای بهینه برای شبکه داشته و زمان‌بر است. علاوه بر روش سعی و خطا برای ایجاد یک شبکه عصبی مناسب، می‌توان از الگوریتم ژنتیک جهت بهینه کردن پارامترهای شبکه استفاده کرد. ژن‌های این الگوریتم مشخص کننده هر یک از پارامترهای مهم شبکه مانند انتخاب داده‌های ورودی مؤثر، تعداد نورون‌ها در لایه پنهان، نرخ یادگیری و ضریب مومنتم است. در این مطالعه مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ آسماری به وسیله شبکه عصبی- ژنتیک تخمین زده و نتایج به دست آمده از این روش با نتایج حاصل از روش سعی و خطا مقایسه شد که براساس آن، روش عصبی- ژنتیک دارای دقت بالاتر و خطای کمتر نسبت به روش سعی و خطا است. بهترین شبکه ایجاد شده توسط الگوریتم ژنتیک با یک لایه پنهان شامل ۲۳ نورون در لایه پنهان خود و مقادیر نرخ یادگیری و ضریب مومنتم ۰.۱۸۷و ۰.۱۶۸ برای لایه پنهان و ۰.۲۹۹ و ۰.۱۱۱ برای لایه خروجی است. مقادیر MSE و r این شبکه به ترتیب ۵.۹۰۵ و ۰.٤١٩ برای داده‌های آموزش و ٤.٤٤٨ و ۰.۷۹۸ برای داده‌های آزمایش است. روش عصبی- ژنتیک علاوه بر خطای کمتر، دارای سرعت بسیار بیشتری نسبت به روش سعی و خطاست. به دلیل آنکه در روش سعی و خطا باید چندین شبکه با پارامترهای مختلف ایجاد و مورد ارزیابی قرار گیرند و بهترین شبکه از بین آن‌ها انتخاب شود، در صورتی که در شبکه عصبی - ژنتیک، الگوریتم ژنتیک به ارائه بهترین شبکه ممکن از اطلاعات موجود می‌پردازد.

منابع

Alvarez Grima, M., Babuska, R., 1999. Fuzzy model for the prediction of unconfined compressive strength of rock samples. International Journal of Rock Mechanica and Mining Sciences, 36: 339–349.

Bieniawski, Z.T ., 1993. Determining rock mass deformability : experience Fromcase histories. International Journal of Rock Mechanica and Mining Sciences, 15: 237–247.

Fu, L., 1995. Neural Networks in Computer Intelligence New York:McGraw-Hill.

Gokceoglu, C., 2002. A fuzzy triangular chart to predict the uniaxial compressive strength of the Ankara agglomerates from their petrographic composition. Engineering Geology, 66: 39–51.

Grimstad, E., Barton, N ., 1993. Updating the Q-system for NMT. Proceedings of the International Symposium on Sprayed Concrete Modern Use of Wet Mix Sprayed Concrete for Underground Support, Oslo, Norwegian Concrete Association.

Hassoun, M.H., 1995. Fundamentals of Artificial Neural Networks. CambridgeMA: MIT Press.

Hecht-Nielsen, R., 1987. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem; Proceedings of the first IEEE international conference on neural networks, San Diego CA, USA, pp. 11–14.

Henseler, J., 1995, Backpropagation. In :Braspenning P.J., Thuijsman, F., Weijters, A.J.M.M. (Eds.), Artificial Neural Networks, an Introduction to ANN Theory and Practice. Lecture Notes in Computer Science, Berlin :Springer, pp. 37–66.

Hertz, J., Krogh, A., Palmer, R.G., 1991. Introduction to the Theory of Neural Computation. Reading MA : Addison-Wesley.

Hush, D.R., 1989, Classification with neural networks :a performance Analysis. Proceedings of the IEEE international conference on systems Engineering Dayton Ohia, USA, pp. 277–280.

Hoek, E., Brown E.T., 1997. Practical estimates of rock mass strength. International Journal of Rock Mechanica and Mining Sciences, 34: 1165–1186.

Majdi, A., Beiki, M., 2010. Evolving neural network using a genetic algorithm for predicting the Deformation modulus of rock masses. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 47(2): 246–253.

Meulenkamp, F., Alvarez Grima, M., 1999. Application of neural networks for the prediction of the unconfined compressive strength (UCS) from equotip hardness. International Journal of Rock Mechanica and Mining Sciences, 36:29–39.

Mitri, H.S., Edrissi, R., Henning, J., 1994. Finite element modeling of cable bolted stops in hard rock ground mines; Presented at the SME Annual Meeting.New Mexico : Albuquerque, pp. 94–116.

Osman, M.S., Abo-Sinna, M.A., Mousa, A.A., 2005. Combined genetic algorithm-fuzzy logic controller (GA-FLC) in nonlinear programming. Journal of Applied Mathematics and Computing, 170(2): 821–840.

Palonen, M., Hasan, A., Siren, K., 2009. A genetic algorithm for optimization of building envelope and HVAC system parameters. Eleventh International IBPSA Conference Glasgow, Scotland, pp. 27-30.

Paola, J.D., 1994. Neural Network Classification of Multispectral Imagery., MSc thesis, The University of Arizona, USA.

Read S.A.L., Richard L.R., Perrin N.D., 1999. Applicability of the Hoek-Brown failure criterion to New Zealand gerywack rocks. In :Vouille G, berest, P. (Eds.): Proceeding of the Nineth International Congeress on Rock Mechanics; Paris, 2: pp. 655-660.

Serafim, J.L., Pereira, J.P., 1983. Considerations on the geomechanical classification of Bieniawski. Proceedings of the Symposium on Engineering Geology and Underground Openings; Lisboa,Portugal, pp. 1133–1144.

Sietsma, J., Dow, R.J.F., 1991. Creating artificial neural network that generalize. Neural Networks, 4: 67–69.

Sonmez, H., Gokceoglu, C., Nefeslioglu, H.A., 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 Mechanica and Mining Sciences, 43: 224–235.

Staufer, P., Fisher, M.M ., 1997. Specral pattern recognition by a two-layer perceptron :effects of training set size. In :Kanellopoulos, I., Wilkinson, G.G., Roli F., Austin J. (Eds.): Neuro-Computation in Remote Sensing Data Analysis. London :Springer, pp. 105–116.

Tahmasebi, P., Hezarkhani, A., 2009. Application of adaptive neuro-fuzzy inference system for grade estimation, case study, Sarcheshmeh porphyry copper deposit, Kerman, Iran. Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 4(3): 408-420.

Wang, C ., 1994. A Theory of Generalization in Learning Machines with Neural Application., PhD thesis, The University of Pennsylvania, US.