

## (گزارش فنی)

# کلاس‌بندی سنگ‌های ساختمانی از دیدگاه قابلیت برش با استفاده از روش خوشبندی فازی

رضا میکائیل<sup>۱</sup>، سینا شفیعی حق‌شناس<sup>\*۲</sup>، محمد عطایی<sup>۳</sup>

۱- دانشیار، گروه مهندسی معدن، دانشکده محیط زیست، دانشگاه صنعتی ارومیه

۲- دپارتمان مهندسی عمران، دانشگاه کالا بریا، ۸۷۰۳۶ رند، ایتالیا

۳- استاد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شهرورد

(دریافت: فروردین ۱۳۹۵، پذیرش: اردیبهشت ۱۳۹۸)

### چکیده

پیش‌بینی قابلیت برش سنگ به عنوان یکی از فاکتورهای موثر در تخمین هزینه‌ها و پیش‌بینی میزان تولید یک کارخانه فرآوری سنگ از اهمیت بالایی برخوردار است. بنابراین شناخت کامل سنگ‌های ساختمانی و ارزیابی توان اجرایی دستگاه‌های برش در کارخانه‌های فرآوری، طراحان و برنامه‌ریزان تولید را به سمت بهبود سرعت فرآوری و افزایش تولید سوق می‌دهد. از این رو، به کارگیری روش‌های نو و کاربردی برای دست‌یابی به این اهداف لازم و ضروری است. در این تحقیق سعی شده است پس از تعیین مهم‌ترین پارامترهای فیزیکی و مکانیکی موثر در فرایند برش، قابلیت برش‌پذیری نمونه سنگ‌های ساختمانی با استفاده از روش خوشبندی فازی (Fuzzy C-means) مورد ارزیابی و کلاس‌بندی قرار گیرد. بدین ترتیب ۱۲ نمونه سنگ ساختمانی مشتمل بر دو گروه از سنگ‌های ساختمانی سخت و نرم مورد آزمایش و ارزیابی قرار گرفت. نمونه‌ها در مدل‌های ۳، ۴ و ۵ کلاسه مورد ارزیابی و کلاس‌بندی قرار گرفت، سپس نتایج با شدت جریان مصرفی دستگاه برش مورد اعتبارسنجی قرار گرفت. نتایج حاصل از بررسی‌ها پس از اعتبارسنجی با آزمایش‌های دقیق، نشان داد که روش خوشبندی فازی می‌تواند به عنوان یکی از روش‌های نو و کاربردی برای طبقه‌بندی و بررسی قابلیت برش نمونه سنگ‌های ساختمانی با توجه به معیارهای تأثیرگذار نظری مقاومت فشاری تک محوری، سختی موهس، ساینده‌گی شیمازک و مدول الاستیسیته مورد استفاده قرار گیرد.

### کلمات کلیدی

سنگ‌های ساختمانی، قابلیت برش، مشخصات مکانیکی، خوشبندی فازی

<sup>\*</sup>عهددار مکاتبات: S.shafffee@yahoo.com

## ۱- مقدمه

مهم‌ترین پارامترهایی بوده است که در بیش از نیمی از مطالعات مورد بررسی قرار گرفته است. مطالعات انجام شده در زمینه قابلیت برش سنگ‌ها را می‌توان در دو بخش ارائه سیستم‌های طبقه‌بندی سنگ‌ها و روابط تجربی برای ارزیابی عملکرد برش، تقسیم‌بندی کرد. جدول ۱ مطالعات صورت گرفته توسط محققین در بخش سیستم‌های طبقه‌بندی سنگ‌های ساختمانی را نشان می‌دهد.

تا کنون مطالعات نسبتاً خوبی در مقیاس‌های مختلف صنعتی و آزمایشگاهی در زمینه قابلیت برش سنگ‌ها انجام شده است. در این میان برخی از محققین به بررسی خصوصیات سنگ و برخی هم به بررسی مشخصات طرح برش و برخی دیگر نیز به بررسی پارامترهای عملیاتی برش پرداخته‌اند. از میان این عوامل، مشخصات سنگ از جمله

جدول ۱: طبقه‌بندی‌های ارائه شده توسط محققین در زمینه قابلیت برش سنگ با توجه به مشخصات مکانیکی و فیزیکی

شماره منبع	محققین	مشخصات سنگ								
		Qc	A	H	Gs	P	IS	YM	BTS	UCS
[۱]	بیرله و راتمن			●						
[۲]	وی و همکاران	●	●	●					●	
[۳]	تاموز و همکاران		●	●			●		●	●
[۴]	قهرمان و همکاران					●				
[۵]	میکائیل و همکاران		●	●				●	●	
[۶]	میکائیل و همکاران	●	●	●	●			●	●	●
[۷]	میکائیل و همکاران	●	●	●	●			●	●	●
[۸]	میکائیل و همکاران	●	●	●	●			●	●	●
[۹]	میکائیل و همکاران	●	●	●	●			●	●	●
[۱۰]	میکائیل و همکاران	●	●	●	●			●	●	●
[۱۱]	پارمحمدی و یاراحمدی	●		●			●		●	
[۱۲]	میکائیل و همکاران	●	●	●	●		●	●	●	

UCS: مقاومت فشاری تک محوری، YM: مدول یانگ، BTS: مقاومت کششی، Gs: سختی، A: ساینده‌گی، S: اندازه دانه‌ها، P: سرعت موج، Qc: کوارتز محتوی،

کوچک‌تر از ۳ طبقه‌بندی می‌شدند [۱]. در ادامه وی و همکارانش در سال ۲۰۰۳ طبقه‌بندی فازی خود را به منظور بررسی و پیش‌بینی قابلیت برش سنگ‌های گرانیتی ارائه دادند. با استفاده از این طبقه‌بندی، دو معیار سایش دیسک و نیروی عمودی برش برای سنگ‌ها قابل پیش‌بینی و ارزیابی بود. در این طبقه‌بندی پارامترهایی نظری سختی شور، مقدار کوارتز موجود در سنگ (به درصد)، ساینده‌گی سنگ، مقاومت فشاری و اندازه دانه‌های کوارتز به عنوان متغیرهای طبقه‌بندی در نظر گرفته شدند. در این سیستم طبقه‌بندی ساینده‌گی و سختی سنگ به ترتیب بیشترین وزن را در بین پارامترهای سنگ در زمینه سایش دیسک و نیروی بهینه عمودی دستگاه برش دهنده سنگ دارا بودند. در طبقه‌بندی ارائه شده توسط وی و همکاران، سنگ‌ها در

طابق جدول ۱، اولین بار بیرله و راتمن در سال ۱۹۸۶ طبقه‌بندی خود را بر پایه مطالعات آزمایشگاهی برای پیش‌بینی عملکرد سایش دیسک‌های برش دهنده در فرایند برش سنگ‌های سخت ارائه دادند. آنها در طبقه‌بندی خود سنگ‌ها را در چهار کلاس مختلف بر اساس عملکرد سایش دیسک طبقه‌بندی کردند. در طبقه‌بندی ارائه شده توسط بیرله و راتمن، سنگ‌ها با استفاده از یک رابطه تجربی (با توجه به درصد کوارتز و مقاومت سایشی سنگ) و بر اساس میزان عملکرد سایش دیسک مورد ارزیابی قرار گرفته و در چهار کلاس نرخ سایش (متر مربع برش شده از سنگ به ازای واحد سایش بر حسب میلی‌متر) بیشتر از ۷، کلاس دو با نرخ سایش بین ۴ تا ۷، کلاس سوم با نرخ سایش بین ۳ تا ۴ و در آخرین کلاس برای نرخ‌های

مقاومت فشاری تک محوری، مقاومت کششی، سختی چکش اشمتی و ساینده‌گی لوس آنجلس به ترتیب به نماینده‌گی از مشخصات مقاومتی، سختی و ساینده‌گی سنگ برای ارزیابی قابلیت برش در نظر گرفته شدند. بدین ترتیب شاخص جدیدی به نام "شاخص قابلیت برش سنگ‌های CRS" برای ارزیابی قابلیت برش پذیری این گروه از سنگ‌ها با کمک این سیستم طبقه‌بندی معرفی شد. بدین ترتیب نمونه سنگ‌ها از دیدگاه قابلیت برش با شاخص مذکور از ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ امتیازدهی شده و در نهایت با کمک یک طبقه‌بندی کیفی مورد ارزیابی قرار می‌گرفتند. آنها در ادامه تحقیقات‌شان مدل آماری جدیدی را برای پیش‌بینی نرخ تولید بر اساس مشخصات فنی دستگاه و شاخص قابلیت برش سنگ ارائه دادند<sup>[۵]</sup>. یاراحمدی و یارمحمدی در سال ۲۰۱۱ در یک مطالعه به بررسی ارتباط میان پارامترهای ژئوتکنیکی و نرخ برش سنگ‌های مرمریت، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج حاصل از این بررسی‌ها نشان داد که پارامترهایی نظیر درصد کوارتز محتوی سنگ، ضریب جذب آب، مقاومت فشاری تک محوره و سختی سنگ، از جمله پارامترهای مناسب جهت ایجاد یک شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی و پیش‌بینی قابلیت برش پذیری سنگ‌های مرمریت هستند. میکائیل و همکاران در سال ۲۰۱۶ به کمک الگوریتم جستجوی هارمونی به بررسی و ارزیابی قابلیت برش ۱۵ نمونه سنگ آندزیت در کشور ترکیه پرداختند. آنها پس از انجام تست‌های آزمایشگاهی به کمک این الگوریتم، به کلاس‌بندی داده‌ها پرداخته و به کمک این نتایج عملکرد دستگاه برش را مورد ارزیابی قرار دادند<sup>[۱۱]</sup>. در ادامه میکائیل و همکاران در سال ۲۰۱۷ با استفاده از الگوریتم‌های هیبریدی به ارزیابی قابلیت برش سنگ پرداختند. آنها با بررسی و انجام آزمایش‌های متعدد، ۳۸ نمونه از سنگ‌های ساختمانی در کشور ترکیه را با استفاده از الگوریتم هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک مورد ارزیابی و مدلسازی قرار دادند. در این مطالعه، عملکرد دستگاه برش با دقت قابل قبولی مدلسازی شده بود<sup>[۱۲]</sup>.

نکته قابل تأمل در تمامی این مطالعات، فقدان یک سیستم طبقه‌بندی دربرگیرنده تمامی پارامترهای مؤثر در زمینه قابلیت برش سنگ است، به عبارت ساده‌تر در هیچ کدام از طبقه‌بندی‌های مذکور مشخصات فیزیکی و

۶ کلاس مختلف با استفاده از یک تابع فازی و عملگرهای فازی مورد پیش‌بینی و ارزیابی قرار می‌گیرند<sup>[۲]</sup>. تاتموز و همکارانش در سال ۲۰۰۷ سیستم طبقه‌بندی خود را برای ارزیابی قابلیت برش سنگ‌های کربناته ارائه دادند. آنها در طبقه‌بندی فازی خود از برخی مشخصات مقاومتی، سختی و ساینده‌گی سنگ برای تعیین قابلیت برش سنگ استفاده کردند. متغیرهای به کار گرفته شده در این طبقه‌بندی شامل مقاومت فشاری تک محوری، مقاومت کششی، سختی اشمتی، مقاومت بار نقطه‌ای، مقاومت ضربه‌ای، ساینده‌گی، سرعت موج p بودند. در این سیستم طبقه‌بندی بیشترین وزن متعلق به مقاومت کششی و کمترین وزن متعلق به سختی چکش اشمتی در نظر گرفته شد. با استفاده از این سیستم طبقه‌بندی فازی، سنگ‌ها در سه کلاس خیلی خوب، خوب و ضعیف مورد ارزیابی قرار می‌گرفتند<sup>[۳]</sup>. قهرمان و همکارانش در سال ۲۰۰۷ به بررسی قابلیت پلاک‌دهی بلوك‌های سنگی پرداختند. آنها در مطالعات‌شان، سیستم طبقه‌بندی جدیدی را برای ارزیابی قابلیت پلاک‌دهی بلوك‌های سنگی با توجه به سرعت موج p، در فرایند برش سنگ‌های ساختمانی الماسی ارائه دادند. در این سیستم طبقه‌بندی، قابلیت پلاک‌دهی بلوك‌های سنگی بر اساس شاخص جدیدی با عنوان نسبت سرعت (VRI) طبقه‌بندی می‌شدند. طبقه‌بندی کیفی که قهرمان و همکاران بر اساس این شاخص ارائه کردند، بلوك‌های سنگی از نظر کیفیت پلاک‌دهی به پنج کلاس خیلی خوب، خوب، متوسط، ضعیف و خیلی ضعیف تقسیم‌بندی می‌شدند. آنها در ادامه مطالعات‌شان به بررسی ارتباط میان شاخص VRI و درصد راندمان تولید پلاک‌های سنگی پرداختند. در طی انجام این تحقیق در مجموع ۲۲ بلوك سنگ مورد آزمایش قرار گرفت. در نهایت ارتباط میان پارامترهای مذکور توسط برازش ساده مورد بررسی قرار گرفت<sup>[۴]</sup>. میکائیل و همکاران در سال ۲۰۱۱ به بررسی و ارزیابی قابلیت برش نمونه‌هایی از بلوك‌های سنگی نرم با استفاده از یک سیستم طبقه‌بندی جدید پرداختند. آنها در تحقیق‌شان ۲۵ نمونه سنگ کربناته را مورد مطالعه قرار دادند. در سیستم طبقه‌بندی ارائه شده، قابلیت برش پذیری بلوك‌های سنگی با توجه به خصوصیات مقاومتی، ساینده‌گی و سختی سنگ، در ۵ کلاس خیلی ضعیف، ضعیف، متوسط، خوب و خیلی خوب مورد بررسی قرار می‌گرفتند. در این سیستم طبقه‌بندی، ۴ آزمایش شناخته شده شامل:

## ۲- خوشبندی فازی

خوشبندی یکی از تکنیک‌های تقسیم‌بندی نمونه‌های یک مجموعه به گروه‌هایی (خوشبندی) با اعضای مشابه به هم است. بدین ترتیب هر خوش بندی شامل مجموعه‌ای از اشیاء مشابه بوده که با اشیاء موجود در خوشبندی دیگر (از دیدگاه مجموعه‌ای از معیارهای از قبل تعیین شده)، متفاوت است. به طور معمول در الگوریتم‌های خوشبندی ابتدا یک سری نماینده اولیه برای نمونه‌های ورودی در نظر گرفته شده و سپس با توجه به میزان تشابه (شباهت تک نمونه‌ها با نماینده‌ها)، خوش بندی مورد نظر شناسایی می‌شود. سپس در مرحله بعد نماینده‌های جدید برای هر خوش بندی محاسبه شده و در ادامه نمونه‌ها با نماینده‌های جدید مورد مقایسه قرار گرفته تا بدین ترتیب مشخص شود که نمونه به کدام خوش بندی خواهد داشت. این عمل آنقدر تکرار می‌شود تا زمانی که نماینده‌ها در خوش بندی تغییری نکنند. خوشبندی از دیدگاه نوع عملکردشان به دو دسته کلاسیک و فازی تقسیم می‌شوند. در خوشبندی کلاسیک هر یک از نمونه‌های ورودی تنها می‌توانند به یک خوش بندی داشته باشند. به عبارت دیگر یک نمونه نمی‌تواند همزمان در دو خوش بندی متفاوت یا بیشتر عضویت داشته باشد. حالتی را در نظر بگیرید که میزان تشابه یک نمونه با دو خوش بندی یا بیشتر یکسان باشد در خوشبندی کلاسیک باید تصمیم‌گیری شود که این نمونه متعلق به کدام خوش بندی است [۱۳-۱۷]. تفاوت اصلی خوشبندی کلاسیک و خوشبندی فازی در این است که یک نمونه می‌تواند متعلق به بیش از یک خوش بندی باشد. یکی از قدرتمندترین روش‌ها در تعیین درجه عضویت اعضای یک مجموعه تکنیک‌های خوشبندی فازی است. در واقع محاسبات نرم، طیف گسترده‌ای از روش‌های محاسباتی در مدلسازی و تحلیل مسائل پیچیده، در حوزه‌های کلاسیک و پیش‌بینی رگرسیونی را در بر می‌گیرد که در این میان منطق فازی به عنوان یکی از قدرتمندترین روش‌های محاسبات نرم، در حوزه کلاسیک دارای توانایی و کاربرد موثری است [۱۸-۲۷]. خوشبندی‌های فازی از جمله تکنیک‌های خوشبندی انعطاف‌پذیر به شمار می‌روند. روش خوشبندی فازی بر مبنای تخصیص درجه عضویت به اعضای یک مجموعه در مسئله خوشبندی است. در تکنیک‌های خوشبندی فازی بر اساس معیارهایی که

مکانیکی موثر بر قابلیت برش سنگ به خوبی پوشش داده نشده‌اند. از سوی دیگر وجود محدودیت‌های مرزی در این سیستم‌ها، موجب شده است که برخی از سنگ‌ها در این طبقه‌بندی‌ها جایی نداشته باشند. به عبارت دیگر سیستم‌های طبقه‌بندی قادر به ارزیابی و طبقه‌بندی تمامی نمونه سنگ‌ها نیست. به طور کلی مهم‌ترین انتقادهای وارد در این تحقیقات را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

- الف- عدم دقت کافی در انتخاب معیارها (مشخصات فیزیکی و مکانیکی) و وجود همپوشانی میان برخی از پارامترهای مورد استفاده در طبقه‌بندی‌ها
- ب- وجود محدودیت‌های مرزی در سیستم‌های طبقه‌بندی موجود

در سال‌های اخیر مطالعاتی در راستای طبقه‌بندی سنگ‌های ساختمانی با استفاده از روش‌های فازی و تضمیم‌گیری چند معیاره با نگرشی خاص و متفاوت از تحقیقات فوق (ارائه سیستم طبقه‌بندی) با رعایت موارد ذکر شده (بند الف و ب) صورت گرفته است.

با توجه به موارد ذکر شده و فقدان یک سیستم طبقه‌بندی جامع، ارائه یک سیستم طبقه‌بندی جدید مشتمل بر تمامی مشخصات فیزیکی و مکانیکی سنگ با توجه به رعایت اصولی از قبیل عدم وجود محدودیت‌های مرزی و همپوشانی میان پارامترها، برای ارزیابی قابلیت برش سنگ‌های ساختمانی لازم و ضروری است. در این تحقیق سعی شده است تا در اولین گام پس از بررسی منابع مختلف و تحقیقات گذشته، موروری اجمالی بر سیستم‌های طبقه‌بندی موجود برای ارزیابی قابلیت برش سنگ‌ها صورت گرفته و در ادامه با بررسی فرایند برش، مهم‌ترین پارامترهای فیزیکی و مکانیکی موثر در قابلیت برش سنگ مورد ارزیابی قرار گیرد. در بخش بعدی از این تحقیق با استفاده از روش خوشبندی فازی نمونه سنگ‌های ساختمانی پر کاربرد در کشور شامل ۱۲ نمونه سنگ سخت و نرم مورد ارزیابی و طبقه‌بندی قرار می‌گیرند (با توجه به پارامترهای انتخاب شده از مرحله قبل). در انتهای اعتبار طبقه‌بندی ارائه شده مورد با استفاده از آزمایش‌های دقیق مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

روش‌های متعددی در خوشبندی فازی وجود دارد که در این میان می‌توان به الگوریتم‌های درج شده در جدول ۲ اشاره کرد [۲۸-۲۹].

جدول ۲: الگوریتم‌های ارائه شده در روش خوشبندی و برخی از کاربردهای آنها

ردیف	الگوریتم	محقق	شماره منبع
۱	مونتن	مونتن	[۳۰]
۲	خوشبندی تفریقی	چی او	[۳۱]
۳	(Fuzzy C-Means or FCM)	بزدک و همکاران	[۳۲]
۴	گوستافسون - کسل	گوستافسون - کسل	[۳۳]

### گام سوم:

محاسبه ماتریس افزار برای تکرار  $t$ ام. در این مرحله با استفاده از رابطه (۱) تا (۵) ماتریس افزار برای تکرار  $t$ ام به شکل  $\tilde{U}^{(r)}$  به هنگام می‌شود [۴۰-۴۲].

$$\mu_{ik}^{(r+1)} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}^{(r)}}{d_{jk}^{(r)}} \right)^{\frac{2}{(m'-1)}} \right]^{-1} \quad \text{for } I_k = \varphi \quad (1)$$

$$\mu_{ik}^{(r+1)} = 0 \quad \text{for all classes } i \text{ where } i \in \tilde{I}_k \quad (2)$$

$$I_k = \{i \mid 2 \leq C < n; d_{ik}^{(r)} = 0\} \quad (3)$$

$$\tilde{I}_k = \{1, 2, \dots, c\} - I_k \quad (4)$$

$$\sum_{i \in I_k} \mu_{ik}^{(r+1)} = 1 \quad (5)$$

که:

$\mu_{ik}^{(r+1)}$  معروف درجه عضویت داده  $k$ ام به خوش  $i$ ام برای  $t+1$  تکرار الگوریتم است.

$d_{ik}$  معروف فاصله اقلیدسی بین مرکز خوش  $i$ ام و داده  $k$ ام است.

### گام چهارم:

بررسی دقت الگوریتم (نتایج خوشبندی). در این مرحله نتیجه حاصل از خوشبندی یا به عبارت دیگر دقت الگوریتم مورد بررسی قرار می‌گیرد. در شرایطی که رابطه (۶) برقرار باشد، نتیجه خوشبندی به یک بهینه‌سازی مناسب رسیده است. تحت این شرایط می‌توان محاسبات را پایان داد. در غیر این صورت باید به گام دوم برگشته و محاسبات را دوباره تکرار کرد.

هدف تصمیم‌گیری را برآورده می‌کنند، داده‌ها دسته‌بندی شده و درجه عضویت هر یک از داده‌ها در خوشبندی مورد بررسی مشخص می‌شود. در نهایت مجموع درجه عضویت هریک از داده‌ها در تمامی خوشبندی‌ها برابر یک است.

جدول ۲: الگوریتم‌های ارائه شده در روش خوشبندی و برخی از کاربردهای آنها

کاربردهای مختلفی از این الگوریتم‌ها در زمینه‌های مختلف به خصوص مسائل ژتوتکنیکی گزارش شده است [۴۰-۴۴]. الگوریتم به کار گرفته شده در این تحقیق برای خوشبندی سنگ‌ها از دیدگاه قابلیت برش، الگوریتم خوشبندی ارائه شده توسط بزدک در سال ۱۹۸۱ است [۴۰]. این الگوریتم در ۴ گام بر اساس بهینه‌سازی تکراری ارائه شده و به نوعی می‌توان آن را شکل تکامل‌یافته خوشبندی مرکز میانگین سخت دانست. مراحل مختلف از این الگوریتم را می‌توان به اختصار به صورت زیر بیان کرد:

### گام اول:

در نخستین گام، تعداد خوشبندی که با نماد  $c$  نمایش داده می‌شود، مشخص می‌شوند. مقدار عددی  $c$  همواره بزرگ‌تر یا مساوی ۲ و کوچک‌تر یا مساوی  $n$  (تعداد نمونه‌ها) است. پس از تعیین تعداد خوشبندی (مقدار عددی  $c$ ، مقدار پارامتر وزنی که با نماد  $m'$  معرفی می‌شود تعیین می‌گردد. پارامتر وزنی تعیین کننده میزان فازی بودن در فرایند خوشبندی است [۴۱].  $\tilde{U}^{(0)}$  را به عنوان ماتریس افزار اولیه حدس زده و هر تعداد گام یا تکرار از این الگوریتم با مقدار  $t$  مشخص می‌شود.

### گام دوم:

در این مرحله مرکز خوشبندی  $V_i^{(r)}$  در هر تکرار محاسبه می‌شود. در واقع  $V_i$  نشان دهنده مختصات مرکز  $i$  امین خوش  $i$  است. از این رو  $V_i$  به صورت  $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{im}\}$  تعریف می‌شود که در آن  $m$  تعداد ابعاد  $V_i$  است.

آزمایش‌ها تحت استانداردهای انجمان بین‌المللی مکانیک سنگ (ISRM، 1981) و با دقت بالا انجام شده است [۴۳]. برای بررسی و اطلاع دقیق از مشخصات کانی‌شناسی نمونه سنگ‌های مورد نظر، یک مقطع نازک از بخش تیپیک تهیه و مورد مطالعه قرار گرفت. نمونه‌ای از مقطع نازک تهیه شده برای مطالعه، در شکل ۱ نشان داده شده است. با استفاده از این مقطع، نوع و درصد کانی‌های تشکیل دهنده، میزان کوارتز محتوی معادل هر سنگ برای تعیین مشخصات ساینده‌گی و سختی محاسبه شدند.



شکل ۱: فرمت دیجیتالی از مقطع نازک متعلق به نمونه سنگ گرانیت چایان

در مجموع نتایج حاصل از مطالعات آزمایشگاهی شامل مشخصات مکانیکی و فیزیکی نمونه سنگ‌های مورد مطالعه در جدول ۳ آورده شده است. همچنین شکل ۲ دستگاه برش مورد استفاده در این آزمایشات را نشان می‌دهد.

$$\boxed{\tilde{U}^{(r+1)} - \tilde{U}^{(r)}} = \epsilon_L \quad (6)$$

که  $\epsilon$  سطح دقت الگوریتم را نشان می‌دهد.

### ۳- طبقه بندی سنگ‌ها از دیدگاه قابلیت برش با استفاده از خوشبندی فازی

فرایند برش سنگ یک فرایند سایشی است. به طوری که می‌توان برش سنگ به کمک سگمنت‌های الماسی را سایش ذرات تشکیل دهنده سنگ به وسیله خراش دانه‌های الماس روی سطح سنگ دانست. به طور کلی عوامل موثر در مکانیزم برش را می‌توان در ارتباط با مشخصات مقاومتی، سختی، ساینده‌گی و نحوه شکست سنگ دانست که از این میان، شاخص‌هایی نظیر مقاومت فشاری تک محوره، سختی موهس، فاکتور ساینده‌گی شیمازک و مدول الاستیسیته به خوبی می‌توانند معرف ۴ مشخصه مهم از سنگ باشند. بدین ترتیب از ۴ مشخصه مذکور به عنوان معیارهای مسئله برای خوشبندی فازی سنگ‌های ساختمانی از دیدگاه قابلیت برش استفاده شده است.

### ۱-۳- مطالعات میدانی و آزمایشگاهی

نمونه سنگ‌های مطالعه شده در این تحقیق شامل دو گروه از سنگ‌های ساختمانی متشكل از ۷ نوع سنگ ساختمانی نرم و ۵ نوع سنگ ساختمانی سخت بودند. برای انجام مطالعات آزمایشگاهی و تعیین پارامترهای مورد نظر، در مجموع از هر نمونه سنگ، بلوک‌های سنگی تهیه و سپس به آزمایشگاه مکانیک سنگ منتقل شدند. کلیه

جدول ۳: مشخصات مکانیکی و فیزیکی سنگ‌های مورد مطالعه

شماره نمونه	نام معدن	نوع و نام سنگ	EQC (%)	BTS (MPa)	GS (mm)	MH (n)	YM (GPa)	UCS (MPa)	SF-a (N/mm)
A <sub>1</sub>	قلعه خرگوشی	گرانیت قرمز	۵۷/۶۵	۸/۵۲	۲/۹	۶/۱	۴۳/۶	۱۴۲	۱۴/۲۴
A <sub>2</sub>	چایان	گرانیت مشکی	۶۰/۰۶	۱۵	۰/۸۷	۶/۶	۴۸/۶	۱۷۳	۷/۶
A <sub>3</sub>	نهیندان	گرانیت سفید	۶۴/۳	۹/۲	۴/۱	۵/۹۵	۳۵/۵	۱۴۵	۲۴/۲۵
A <sub>4</sub>	خوش طینت	گرانیت شکلاتی خرمدره	۳۲/۲	۸/۳	۳/۹	۵/۶۵	۲۸/۹	۱۳۳	۱۰/۴۲
A <sub>5</sub>	گرانیت خاتم	گرانیت مروارید	۳۰/۳	۷/۴	۳/۸	۵/۶	۳۱/۲	۱۲۵	۸/۵
A <sub>6</sub>	ذوالفار علی (ع)	مرمریت کرم هرسین	۳/۶	۶/۸	۰/۵۵	۳/۵	۳۲/۵	۷۱/۵	۰/۱۳۵
A <sub>7</sub>	گل سنگ	مرمریت صورتی انارک	۳/۴	۷/۱	۰/۴۵	۳/۲	۳۳/۶	۷۴/۵	۰/۱۰۹
A <sub>8</sub>	آذرشهر	تراویرن قرمز	۲/۸	۴/۳	۱/۰۱	۲/۹	۲۰/۷	۵۳	۰/۱۲۲
A <sub>9</sub>	حاجی آباد	تراویرن حاجی آباد	۲/۶	۵/۶	۰/۸۵	۲/۹	۲۱	۶۱/۵	۰/۱۲۴
A <sub>10</sub>	دره بخاری	تراویرن دره بخاری	۲/۷	۵/۴	۰/۸۷	۲/۹۵	۲۳/۵	۶۳	۰/۱۲۷
A <sub>11</sub>	صلصالی	مرمریت صلصالی	۳/۲	۶/۳	۰/۵۲	۳/۱	۳۱/۶	۷۳	۰/۱۰۵
A <sub>12</sub>	هفتومان	مرمریت صورتی هفتومان	۴	۷/۲	۰/۶	۳/۶	۳۵/۵	۷۴/۵	۰/۱۷۳

EQC: کوارتز محتوی، BTS: مقاومت کششی، GS: اندازه دانه‌ها، YM: سختی موس، MH: مقاومت فشاری تک محوری، UCS: مدول الاستیسیته، SF-a: فاکتور ساینده‌گی شیمازک



شکل ۲: دستگاه برش مورد استفاده در این مطالعه

نمونه سنگ مورد مطالعه انجام شد. در الگوریتم خوشبندی مورد استفاده، مقدار عددی برای پارامتر وزنی برابر با ۲، بیشینه تکرار برابر با ۱۰۰ و مقدار کمینه دقت پذیرش  $\varepsilon_L = 0.00001$  در نظر گرفته شده است.

### ۲-۳- خوشبندی فازی سنگ‌های مورد مطالعه

به منظور انجام خوشبندی فازی، ابتدا داده‌ها مطابق جدول ۴، نرمال شده و سپس با استفاده از نرمافزار Matlab و بر اساس الگوریتم C - میانگین فازی بزدک مطابق با گام‌های اول الی چهارم خوشبندی فازی برای ۱۲

جدول ۴: داده‌های نرمال شده

	<b>A<sub>1</sub></b>	<b>A<sub>2</sub></b>	<b>A<sub>3</sub></b>	<b>A<sub>4</sub></b>	<b>A<sub>5</sub></b>	<b>A<sub>6</sub></b>	<b>A<sub>7</sub></b>	<b>A<sub>8</sub></b>	<b>A<sub>9</sub></b>	<b>A<sub>10</sub></b>	<b>A<sub>11</sub></b>	<b>A<sub>12</sub></b>
MH	0.924	1	0.902	0.856	0.848	0.53	0.485	0.439	0.439	0.447	0.47	0.545
YM	0.897	1	0.73	0.595	0.642	0.669	0.691	0.426	0.432	0.484	0.65	0.73
UCS	0.821	1	0.838	0.769	0.723	0.413	0.431	0.306	0.355	0.364	0.422	0.431
SF-a	0.587	0.313	1	0.43	0.351	0.006	0.004	0.005	0.005	0.005	0.004	0.007

$$\tilde{U}^{(17)} = 0.055907$$

$$\tilde{U}^{(18)} = 0.055901$$

$$\varepsilon_L = \tilde{U}^{(18)} - \tilde{U}^{(17)} = 0.000006 < 0.00001$$

نتایج مراکز خوشبندی در هر یک از معیارها در جدول ۵ و نتایج بهینه خوشبندی داده‌ها بر اساس معیارهای مورد مطالعه در جدول ۶ نشان داده شده است.

الگوریتم مورد استفاده در ۳ کلاس مجزا با تعداد خوشبندی متفاوت شامل ۳ و ۵ کلاسه مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از خوشبندی ۵ کلاسه در جدول‌های ۵ و ۶ نشان داده شده است. در این خوشبندی محاسبات در تکرار ۱۸ آم به دقت مورد نظر رسیده و متوقف شده است.

جدول ۵: فاصله مراکز خوشبندی از هر معیار

	<b>MH</b>	<b>YM</b>	<b>UCS</b>	<b>SF-a</b>
The class 1	0.9028	0.7361	0.8374	0.9847
The class 2	0.5079	0.6851	0.4245	0.0057
The class 3	0.4419	0.4472	0.3419	0.0053
The class 4	0.9888	0.9848	0.9738	0.353
The class 5	0.8557	0.6323	0.75	0.4008

جدول ۶: نتایج بهینه خوشبندی برای داده‌ها

	<b>A<sub>1</sub></b>	<b>A<sub>2</sub></b>	<b>A<sub>3</sub></b>	<b>A<sub>4</sub></b>	<b>A<sub>5</sub></b>	<b>A<sub>6</sub></b>	<b>A<sub>7</sub></b>	<b>A<sub>8</sub></b>	<b>A<sub>9</sub></b>	<b>A<sub>10</sub></b>	<b>A<sub>11</sub></b>	<b>A<sub>12</sub></b>
The Class 1	0.1957	0.0046	0.9984	0.0076	0.0076	0.0007	0.0005	0.0011	0.0003	0.0012	0.0019	0.0026
The Class 2	0.4016	0.9783	0.0005	0.012	0.0161	0.001	0.0008	0.0014	0.0004	0.002	0.0031	0.0048
The Class 3	0.316	0.0114	0.0007	0.97	0.9595	0.0023	0.0015	0.003	0.0008	0.0036	0.0061	0.009
The Class 4	0.036	0.0023	0.0002	0.0044	0.0069	0.014	0.0086	0.9747	0.993	0.956	0.052	0.0331
The Class 5	0.0507	0.0034	0.0002	0.006	0.0099	0.982	0.9886	0.0198	0.0055	0.0372	0.9369	0.9505

عضویت هر یک از داده‌ها به هر کلاس می‌توان به قرارگیری نمونه‌ها در ۵ کلاس تعریف شده، اشاره کرد. به عنوان مثال بر اساس نتایج جدول ۶، بیشترین درجه عضویت  $A_1$  در بین ۵ کلاس با مقدار  $40\%$  است، بنابرین  $A_1$  به کلاس ۲ تعلق می‌گیرد.  $A_3$  نیز با بیشترین درجه عضویت  $99.84\%$ ، به کلاس ۱ تعلق می‌گیرد.  $A_{10}$  و  $A_{11}$  به ترتیب با بیشترین درجات عضویت  $95.6\%$  و  $93.69\%$  به کلاس‌های ۴ و ۵ تعلق دارند.

#### ۴- اعتبارسنجی خوشبندی فازی

به منظور اعتبارسنجی نتایج حاصل از خوشبندی به دست آمده از الگوریتم خوشبندی فازی از نتایج آزمایشگاهی با ثبت تغییرات میزان شدت جریان مصرفی دستگاه برش در شرایط مختلف عملیاتی مطابق جداول‌های ۷ و ۸ بررسی‌های مورد نیاز صورت گرفت.

جدول ۵، فاصله اقلیدسی مابین هریک از معیارهای کلاس‌بندی و مرکز هر یک از خوشبندی‌ها را نشان می‌دهد. از این رو هرچه این فاصله کمتر باشد به معنی تاثیر بیشتر آن معیار در آن کلاس است. به عنوان مثال، سختی موس (MH) با فاصله اقلیدسی  $44.19\%$  دارای بیشترین تاثیر بر نمونه‌هایی است که در کلاس ۳ قرار گرفته‌اند. از طرف دیگر این معیار دارای بیشترین فاصله از مرکز کلاس ۴ نسبت به سایر کلاس‌ها است که به معنی کمترین تاثیر بر روی نمونه‌های قرار گرفته در این کلاس است. فاکتور ساینده‌گی شیمازک (SF-a) با فاصله‌های اقلیدسی  $0.0053\%$  و  $0.9847\%$  به ترتیب دارای بیشترین و کمترین تاثیر بر نمونه‌های مورد بررسی در کلاس‌های ۳ و ۱ هستند.

فرایند بهینه‌سازی در خوشبندی داده‌ها در جدول ۶ نشان داده شده است. همان‌گونه که قبلاً ذکر شده بود، کلاس‌بندی فازی بر اساس درجه عضویت هر داده نسبت به هر خوشبندی قبل تعریف است، از این رو با توجه به درجه

جدول ۷: نتایج خوشبندی فازی و نرخ مصرف انرژی برای نمونه سنگ‌های سخت

میزان جریان مصرفی (I)									رتبه در کلاس فازی				نمونه‌ها		
A	B	C	D	E	F	G	H	۳ کلاسه	۴ کلاسه	۵ کلاسه	۶ کلاسه	۷ کلاسه	۸ کلاسه		
۲۰	۱۸	۱۷	۱۵	۱۴	۱۲	۹	۸/۵	۲	۲	۲	۲	۲	۲	$A_1$	گرانیت قرمز پزد
۱۸	۱۷	۱۴	۱۳	۱۲/۵	۱۱	۹	۸	۲	۲	۲	۲	۲	۲	$A_2$	گرانیت مشکی چایان
۱۸	۱۵	۱۵	۱۳	۱۲/۵	۱۱	۸	۷/۶	۱	۱	۱	۱	۱	۱	$A_3$	گرانیت سفید نهنگان
۱۵	۱۳	۱۳	۱۱/۵	۱۱	۹	۷/۵	۷	۳	۲	۲	۲	۲	۲	$A_4$	گرانیت شکلاتی خرمده
۱۴	۱۲	۱۲	۱۱	۱۰	۹	۷	۶/۵	۳	۲	۲	۲	۲	۲	$A_5$	گرانیت مروارید مشهد

A نرخ پیشروی  $400$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $30$  میلی‌متر، B نرخ پیشروی  $400$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $24$  میلی‌متر، C نرخ پیشروی  $300$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $30$  میلی‌متر، D نرخ پیشروی  $300$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $24$  میلی‌متر، E نرخ پیشروی  $200$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $24$  میلی‌متر، F نرخ پیشروی  $200$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $100$  میلی‌متر، G نرخ پیشروی  $100$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $24$  میلی‌متر، H نرخ پیشروی  $100$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $24$  میلی‌متر

جدول ۸: نتایج خوشبندی فازی و نرخ مصرف انرژی برای نمونه سنگ‌های نرم

میزان جریان مصرفی (I)									رتبه در کلاس فازی				نمونه‌ها		
I	J	K	L	M	N	O	P	۳ کلاسه	۴ کلاسه	۵ کلاسه	۶ کلاسه	۷ کلاسه	۸ کلاسه		
۱۱	۹	۱۰	۸	۸	۷	۶/۵	۶/۲	۴	۳	۳	۳	۳	۳	۳	تراورتن قرمز
۱۲	۱۰	۱۰/۵	۸	۹	۷	۶/۵	۶/۲	۴	۳	۳	۳	۳	۳	۳	تراورتن حاجی آباد
۱۲	۱۰	۱۰/۵	۸	۸/۵	۶/۵	۶/۵	۶/۳	۴	۳	۳	۳	۳	۳	۳	تراورتن دره بخاری
۱۳	۱۰	۱۱	۸/۵	۹	۷	۶/۷	۶/۳	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	مرمریت کرم هرسین
۱۳	۱۱	۱۱	۹	۹	۷	۷	۶/۵	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	مرمریت صورتی انارک
۱۳	۱۰/۵	۱۱	۸/۵	۹	۸	۷	۶/۳	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	مرمریت صلصالی
۱۴	۱۱	۱۳	۱۱	۱۰/۵	۸	۷/۵	۶/۳	۵	۴	۴	۴	۴	۴	۴	مرمریت صورتی هفت‌oman

I نرخ پیشروی  $400$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $22$  میلی‌متر، J نرخ پیشروی  $400$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $15$  میلی‌متر، K نرخ پیشروی  $300$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $15$  میلی‌متر، L نرخ پیشروی  $300$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $15$  میلی‌متر، M نرخ پیشروی  $200$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $15$  میلی‌متر، N نرخ پیشروی  $200$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $10$  میلی‌متر، O نرخ پیشروی  $100$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $15$  میلی‌متر، P نرخ پیشروی  $100$  سانتی‌متر بر دقیقه و عمق برش  $15$  میلی‌متر

بیش از ۳/۵ آمپر (بیش از ۲۹ درصد حداقل مصرف انرژی دستگاه در گروه ۲) تحت شرایط مختلف عملیاتی است. این مطلب در گروه نمونه سنگ‌های نرم نیز به طور مشابه تکرار شده است. در خوشبندی ۴ و ۵ کلاسه همان طوری که مشاهده می‌شود، دو گروه از سنگ‌های تراورتن و مرمریت به طور جداگانه در دو کلاس مقاومت تقسیم‌بندی شده‌اند که بررسی نتایج آزمایش‌های برش (نرخ جریان مصرفی دستگاه برش) نیز تاییدی بر نتایج خوشبندی و مجزا بودن دو گروه نمونه سنگ تراورتن و مرمریت است. بدین ترتیب با توجه به مطالب فوق می‌توان با درصد بالایی به نتایج حاصل از الگوریتم خوشبندی فازی مورد استفاده در این تحقیق اعتماد کرد.

## ۵- نتیجه‌گیری

ارزیابی و طبقه‌بندی میزان قابلیت برش‌پذیری سنگ‌های ساختمانی از جمله فاکتورهای موثر در طراحی و برنامه ریزی تولید یک کارخانه فرآوری سنگ است. به طوری که هر نمونه سنگی با توجه به مشخصات فیزیکی و مکانیکی منحصر به فرد خود نتایج مقاومتی در فرایند برش رقم خواهد زد. از این رو شناخت کامل سنگ‌های ساختمانی با استفاده از روش‌های نو و کاربردی به منظور طراحی و برنامه ریزی بهتر لازم و ضروری است. در تحقیق حاضر پس از تعیین و انتخاب مهم‌ترین پارامترهای فیزیکی و مکانیکی موثر سنگ در فرایند برش، قابلیت برش نمونه سنگ‌های ساختمانی با استفاده از روش خوشبندی فازی در حالت‌های ۳ کلاسه، ۴ کلاسه و ۵ کلاسه مورد ارزیابی و طبقه‌بندی قرار گرفت. در طی انجام تحقیق ۱۲ نمونه سنگ ساختمانی سخت و نرم مورد آزمایش و ارزیابی قرار گرفتند. در کلاس‌بندی به منظور اعتبارسنجی نتایج تحقیق، آزمایش‌های دقیق برش توسط یک دستگاه برش در مقیاس آزمایشگاهی صورت پذیرفت. نتایج حاصل از بررسی‌ها نشان داد که خوشبندی ۵ کلاسه از میان ۳ خوشبندی صورت گرفته در این تحقیق از قابلیت بهتری در طبقه‌بندی برش‌پذیری نمونه سنگ‌های مورد مطالعه از دیدگاه شدت جریان مصرفی دستگاه برش برحوردار است. در طی انجام تحقیق مشخص گردید که نمونه سنگ گرانیت سفید نهبندان با شدت جریان مصرفی متوسط و نمونه سنگ‌های

بدین منظور دستگاه برشی در مقیاس آزمایشگاهی ساخته شد. دستگاه مورد نظر به گونه‌ای طراحی و ساخته شد که امکان تغییر پارامترهای ماشین کاری از قبیل عمق برش و نرخ پیشروی، با تغییرات جزئی در ماشین میسر باشد. اجزاء مختلف این دستگاه شامل بستر دستگاه (متشكل از دو ریل راهنمای برای میز متحرک ماشین)، قسمت فوقانی شاسی (محل قرارگیری محور اصلی ماشین) و قسمت تحتانی شاسی (برای جمع‌آوری گل، آب و براده‌های حاصل از برش) است. در طی انجام آزمایش، میزان شدت جریان مصرفی دستگاه توسط یک آمپرسنج دقیق در شرایط مختلف ماشین کاری شامل نرخ‌های مختلف پیشروی (۱۰۰، ۲۰۰، ۳۰۰ و ۴۰۰ سانتی‌متر بر ۳۵ دقیقه) و عمق‌های مختلف برش (۱۵، ۲۲، ۳۰ و ۳۵ میلی‌متر) ثبت و اندازه‌گیری شد. در تمامی آزمایش‌ها برش در حالت موافق (جهت حرکت قطعه کار هم راستا با چرخش دیسک) و از آب شهری به عنوان سیال خنک کننده استفاده شد. نتایج حاصل از این بررسی‌ها نشان داد که نتایج حاصل از خوشبندی‌های فازی ۳ و ۴ کلاسه تطابق خوبی با طبقه‌بندی نمونه سنگ‌ها از دیدگاه زمین‌شناسی و سنگ‌شناسی برقرار است. به طوری که ۴ نمونه سنگ سخت شامل گرانیت مشکی چایان، گرانیت قرمز یزد، گرانیت شکلاتی خرمده و گرانیت مروارید مشهد در یک گروه به صورت مجزا تقسیم‌بندی شده‌اند. مضاف بر آن در گروه سنگ‌های نرم نیز ۳ نمونه سنگ تراورتن شامل تراورتن دره بخاری، تراورتن حاجی آباد و تراورتن قرمز که از دیدگاه زمین‌شناسی و سنگ‌شناسی از سایر نمونه سنگ‌ها در این گروه (مرمریت‌های موردنظر در این تحقیق) متمایز است. همچنین نتایج حاصل از بررسی‌های انجام شده در شرایط آزمایشگاهی نیز حاکی از این مطلب است که تطابق خوبی میان نتایج خوشبندی‌های انجام شده و نتایج آزمایشگاهی در فرایند برش برقرار است. به طوری که میزان مصرف انرژی دستگاه برش (در اکثر شرایط عملیاتی) برای نمونه سنگ گرانیت نهبندان از سایر نمونه‌ها متفاوت بوده و در بیشتر موارد نتایج مشابه‌ای (با اختلاف خیلی کم) برای دو گروه از نمونه سنگ‌های گرانیتی مشاهده می‌شود که می‌تواند توجیهی بر رفتار مهندسی متفاوت و قرارگیری این نمونه‌ها در کلاس‌های مجزا در خوشبندی ۵ کلاسه باشد. به طوری که اختلاف میانگین مصرف انرژی دستگاه برش در میان دو گروه ۲ و ۳

analytical hierarchy process and TOPSIS approaches. *Scientia Iranica*, 18(5): pp. 1106-1115.

[5] Mikaeil, R., Ataei, M., Yousefi, R. (2011), Evaluating the Power Consumption in Carbonate Rock Sawing Process by Using FDAHP and TOPSIS Techniques. INTECH Open Access Publisher.

[6] Mikaeil, R., Ozcelik, Y., Yousefi, R., Ataei, M., Hosseini, S. M. (2013), Ranking the sawability of ornamental stone using Fuzzy Delphi and multi-criteria decision-making techniques. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 58: pp. 118-126.

[7] Tutmez, B., Kahraman, S., Gunaydin, O. (2007), Multifactorial fuzzy approach to the sawability classification of building stones. *Construction and Building Materials*, 21(8): pp. 1672-1679.

[8] Wei, X., Wang, C. Y., and Zhou, Z. H. (2003): Study on the fuzzy ranking of granite sawability. *Journal of materials processing technology*, 139(1): pp. 277-280.

[9] Mikaeil, R., Haghshenas, S. S., Haghshenas, S. S., and Ataei, M. (2018), Performance prediction of circular saw machine using imperialist competitive algorithm and fuzzy clustering technique. *Neural Computing and Applications*, 29(6): pp. 283-292.

[10] Mikaeil, R., Ozcelik, Y., Ataei, M., and Shaffiee Haghshenas, S. (2019), Application of harmony search algorithm to evaluate performance of diamond wire saw. *Journal of Mining and Environment*, 10(1): pp. 27-36.

[11] Samani, H. Y., and Bafghi, A. R. Y. (2012), Prediction of the sawing quality of Marmarit stones using the capability of artificial neural network. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 36(7): pp. 881-891.

[12] Mikaeil, R., Shaffiee Haghshenas, S., Ozcelik, Y., and Shaffiee Haghshenas, S. (2017), Development of Intelligent Systems to Predict Diamond Wire Saw Performance. *Soft Computing in Civil Engineering*, 1(2): pp. 52-69.

[13] Mikaeil, R., Haghshenas, S. S., Shirvand, Y., Hasanluy, M. V., and Roshanaei, V. (2016), Risk Assessment of Geological Hazards in a Tunneling Project Using Harmony Search Algorithm (Case Study: Ardabil-Mianeh Railway Tunnel). *Civil Engineering Journal*, 2(10): pp. 546-554.

[14] Salemi, A., Mikaeil, R., and Haghshenas, S. S. (2018), Integration of finite difference method and genetic algorithm to seismic analysis of circular shallow tunnels (Case study: Tabriz urban railway tunnels). *KSCE Journal of Civil Engineering*, 22(5): pp. 1978-1990.

گرانیت قمز یزد و مشکی چایان با بیشترین شدت جریان مصرفی به ترتیب در دو کلاس مجزا (اول و دوم) قرار داده شدند. همچنین در این گروه از نمونه سنگ‌های مورد بررسی، دو نمونه سنگ گرانیت شکلاتی خرمده و مروارید مشهد با کمترین میزان شدت جریان‌های مصرفی در کلاس ۳ مورد ارزیابی قرار گرفتند. مطالعات صورت گرفته در این بخش نشان از اختلاف ۲۹ درصدی متوسط شدت جریان‌های مصرفی دستگاه میان خوش‌های ۲ و ۳ تحت شرایط مختلف عملیاتی است. همچنین بررسی‌ها در گروه سنگ‌های نرم نشان داد که نمونه سنگ‌ها به درستی با توجه به ماهیت و منشاء ساخت‌شان در دو کلاس متفاوت طبقه‌بندی شدند. به طوری که ۳ نمونه سنگ تراورتن مورد آزمایش در این تحقیق در کلاس مجزای ۴ و دو نمونه سنگ مرمریت در کلاس ۵ با شدت جریان‌های متفاوت مورد ارزیابی قرار گرفتند. مطالعات نشان داد که اختلاف متوسط شدت جریان مصرفی دستگاه برش در خوش‌های مورد ارزیابی در این گروه از سنگ‌ها تقریباً ۱۲ درصد تحت شرایط مختلف عملیاتی است. در مجموع می‌توان نتیجه‌گیری کرد که روش خوش‌بندی فازی می‌تواند به عنوان یکی از روش‌های نو و کاربردی برای طبقه‌بندی و ارزیابی قابلیت برش پذیری نمونه سنگ‌های ساختمانی (از دیدگاه مصرف انرژی دستگاه برش) با توجه به معیارهایی از قبیل مقاومت فشاری تک محوری، سختی موہس، ساینده‌گی شیمازک و مدول الاستیسیته مورد استفاده قرار گیرد.

## مراجع

- [1] Birle, J. D., and Ratterman, E. (1986), An approximate ranking of the sawability of hard building stones based on laboratory tests. *Dimensional Stone Magazine*, 3: pp. 3-29.
- [2] Kahraman, S., and Ulker, U. (2005), A quality classification of building stones from P-wave velocity and its application to stone cutting with gang saw, In 4th Congress of the Balkan Geophysical Society.
- [3] Mikaeil, R., Yousefi, R., Ataei, M., Farani, R. A. (2011), Development of a new classification system for assessing of carbonate rock sawability. *Archives of Mining Sciences*, 56(1): pp. 59-70.
- [4] Mikaeil, R., Yousefi, R., Ataei, M. (2011), Sawability ranking of carbonate rock using fuzzy

- Prediction of the Production Rate of Chain Saw Machine using the Multilayer Perceptron (MLP) Neural Network. *Civil Engineering Journal*, 4(7): pp. 1575-1583.
- [26] Hollingsworth, K., Rouse, K., Cho, J., Harris, A., Sartipi, M., Sozer, S., and Enevoldson, B. (2018), Energy Anomaly Detection with Forecasting and Deep Learning. In 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data) : pp. 4921-4925.
- [27] Mokhtarian Asl, M., and Sattarvand, J. (2018), Integration of commodity price uncertainty in long-term open pit mine production planning by using an imperialist competitive algorithm. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 118(2): pp. 165-172.
- [28] Haghshenas, S. S., Mikaeil, R., Haghshenas, S. S., Naghadehi, M. Z., and Moghadam, P. S. (2017), Fuzzy and classical MCDM techniques to rank the slope stabilization methods in a rock-fill reservoir dam. *Civil Engineering Journal*, 3(6): pp. 382-394.
- [29] Fahmi, H., and Abdinia, A. D. (2006), Application of Fuzzy Clustering in Continuous Classification: A Case study. *Iran-Water Resources Research*, 2(1).
- [30] Yager, R. R., and Filev, D. P. (1994), Essentials of fuzzy modeling and control. New York.
- [31] Chiu, S. L. (1994), Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2(3): pp. 267-278.
- [32] Bezdek, J. C., Ehrlich, R., and Full, W. (1984), FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & Geosciences*, 10(2-3): pp. 191-203.
- [33] Gustafson, D. E., and Kessel, W. C. (1979), Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix. In 1978 IEEE conference on decision and control including the 17th symposium on adaptive processes: pp. 761-766.
- [34] Rad, M. Y., Haghshenas, S. S., and Haghshenas, S. S. (2014), Mechanostratigraphy of cretaceous rocks by fuzzy logic in East Arak, Iran. In The 4th International Workshop on Computer Science and Engineering-Summer, WCSE.
- [35] Haghshenas, S. S., Haghshenas, S. S., Barmal, M., and Farzan, N. (2016), Utilization of Soft Computing for Risk Assessment of a Tunneling Project Using Geological Units. *Civil Engineering Journal*, 2(7): pp. 358-364.
- [36] Mikaeil, R., Dormishi, A., Sadegheslam, G., and Shaffiee Haghshenas, S. (2017); An Investigation of the Effect of Freezing on Strength and Durability of Dimension Stones Using Fuzzy Clustering Technique and Statistical Analysis.
- [15] Mikaeil, R., Haghshenas, S. S., and Hoseinie, S. H. (2018), Rock penetrability classification using artificial bee colony (ABC) algorithm and self-organizing map. *Geotechnical and Geological Engineering*, 36(2): pp. 1309-1318.
- [16] Aryafar, A., Mikaeil, R., Shafiee Haghshenas, S., and Shafiee Haghshenas, S. (2018), Utilization of soft computing for evaluating the performance of stone sawing machines, *Iranian Quarries. International Journal of Mining and Geo-Engineering*, 52(1): pp. 31-36.
- [17] Aryafar, A., Mikaeil, R., Haghshenas, S. S., and Haghshenas, S. S. (2018). Application of metaheuristic algorithms to optimal clustering of sawing machine vibration. *Measurement*, 124: pp. 20-31.
- [18] Tumac, D. (2016), Artificial neural network application to predict the sawability performance of large diameter circular saws. *Measurement*, 80: pp. 12-20.
- [19] Mahdevari, S., Shahriar, K., Sharifzadeh, M., and Tannant, D. D. (2017), Stability prediction of gate roadways in longwall mining using artificial neural networks. *Neural Computing and Applications*, 28(11): pp. 3537-3555.
- [20] Haghshenas, S. S., Neshaei, M. A. L., Pourkazem, P., and Haghshenas, S. S. (2016), The Risk Assessment of Dam Construction Projects Using Fuzzy TOPSIS (Case Study: Alavian Earth Dam). *Civil Engineering Journal*, 2(4): pp. 158-167.
- [21] Mokhtarian Asl, M., and Sattarvand, J. (2016), An imperialist competitive algorithm for solving the production scheduling problem in open pit mine. *Int. Journal of Mining & Geo-Engineering*, 50(1): pp. 131-143.
- [22] Haghshenas, S. S., Haghshenas, S. S., Mikaeil, R., Ardalan, T., Sedaghati, Z., and Kazemzadeh Heris. P., (2017), Selection of an Appropriate Tunnel Boring Machine Using TOPSIS-FDAHP Method (Case Study: Line 7 of Tehran Subway, East-West Section). (22.10): pp. 4047-4062. EJGE.
- [23] Faradonbeh, R. S., and Taheri, A. (2019), Long-term prediction of rockburst hazard in deep underground openings using three robust data mining techniques. *Engineering with Computers*, 35(2): pp. 659-675.
- [24] Mohammadi, J., Ataei, M., Kakaei, R., Mikaeil, R., and Shaffiee Haghshenas, S. (2019), Performance evaluation of chain saw machines for dimensional stones using feasibility of neural network models. *Journal of Mining and Environment*, 10(4): pp. 1105-1119.
- [25] Mohammadi, J., Ataei, M., Kakaei, R. K., Mikaeil, R., and Haghshenas, S. S. (2018),

Journal of Analytical and Numerical Methods in Mining Engineering. 6(Special Issue): pp.1-10.

[37] Haghshenas, S. S., Haghshenas, S. S., Mikaeil, R., Sirati Moghadam, P., and Haghshenas, A. S. (2017), A new model for evaluating the geological risk based on geomechanical properties—case study: the second part of emamzade hashem tunnel. Electron J Geotech Eng, 22(01): pp. 309-320.

[38] Mikaeil, R., Haghshenas, S. S., Ozcelik, Y., and Gharehghehslagh, H. H. (2018), Performance evaluation of adaptive neuro-fuzzy inference system and group method of data handling-type neural network for estimating wear rate of diamond wire saw. Geotechnical and Geological Engineering, 36(6): pp. 3779-3791.

[39] Aryafar, A., Mikaeil, R., Doulati Ardejani, F., Shaffiee Haghshenas, S., and Jafarpour, A. (2019), Application of non-linear regression and soft computing techniques for modeling process of pollutant adsorption from industrial wastewaters. Journal of Mining and Environment, 10(2): pp. 327-337.

[40] Dormishi, A. R., Ataei, M., Khaloo Kakaie, R., Mikaeil, R., and Shaffiee Haghshenas, S. (2019), Performance evaluation of gang saw using hybrid ANFIS-DE and hybrid ANFIS-PSO algorithms. Journal of Mining and Environment, 10(2): pp. 543-557.

[41] Bezdek James, C. (1981), Pattern Recognition with Fuzzy Function Algorithms.

[42] Koorehpzan Dezfuli, A., (2008), principles of theory of fuzzy sets and its applications in modeling water engineering problems", Jihad University, Amir Kabir branch, Tehran : pp.103-136.( in Persian)

[43] Brown, E. T. (1981), ISRM suggested methods. Rock characterization testing and monitoring. London: Royal School of Mines.