

Research Article

Using the shortwave infrared data from the Aster sensor with the Artificial neural network method to identify areas with high purity of calcite in the Dahuiyeh limestone, Kerman province

Soudeh Sedighian^{1*}

1- Department of Geology, Faculty of Basic Sciences. university of velayat. Iranshahr. Sistan and Bluchestan.

Keywords: *Calcite, Artificial Neural Network, shortwave infrared, Aster sensor, Dahuiyeh limestone*

1-Introduction

Remote sensing and image processing provide a way to study and identify various phenomena by using aerial or satellite images. This method collects information without any physical contact between the sensors and the target on the ground surface, and by examining the reflected electromagnetic radiation from different minerals (Omali, 2021). Mapping and identifying dolomite, calcite, and other carbonate and evaporate minerals have been done using imaging sensors such as AVIRIS and high-resolution spectral measurements. The ASTER sensor is a multispectral sensor with visible near-infrared (VNIR), shortwave infrared (SWIR), and thermal infrared (TIR) bands. The six SWIR spectral bands in the ASTER sensor have a ground resolution of 30 meters. The infrared spectroscopy method based on spectral and index features has been used to determine carbonate rocks' mineral chemistry and composition. Calcite and dolomite, with specific absorption features, are located in the SWIR range around 2.34-2.33 and 2.54-2.53 micrometers for calcite, and approximately 2.32-2.31 and 2.52-2.52 micrometers for dolomite (Zaini et al., 2012). The Artificial Neural Networks method is a modern approach for detecting changes after classification, involving a network with many interconnected processors to classify processes effectively. Generally, the classification process using neural methods involves training with input data and validation to assess the success of the initial stage and network accuracy. The Dahuiyeh limestone mine, with a combination of sedimentary rocks, has not been extensively studied for identification, calculation of reserves, and purity levels. Therefore, this research aims to identify the presence and abundance of high-purity calcite in the limestone mass of this region by presenting an artificial neural network based on remote sensing.

2-Methodology

In this article, we studied the spectral behavior of calcite minerals, and based on the neural network method, we determined the degree of purity of the Dahuiyeh limestone area. The structure of the human brain inspires artificial neural networks, which extract patterns and complex relationships from data and detect hidden patterns in images and data. This method (artificial neural network) in this research has utilized its automation, deep learning, and complex pattern recognition capabilities. It can improve accuracy and efficiency in analyzing various remote sensing data and is considered a significant advancement in remote sensing studies.

3-Results and discussions

The Dahuiyeh Limestone area, which is a part of the Dehaj-Sarduiyeh sedimentary-volcanic belt in the northwest of Kerman, and based on the information of the 1:100,000 geological map of Zarand, is a part of the Central Iran zone that is affected by the Kuhbanan strike-slip fault. The geology of this area is a part of

* Corresponding author: ysedighian@yahoo.ca

DOI: 10.22055/aag.2024.47837.2473

Received: 2024-08-25

Accepted: 2024-11-26

the geology of Zarand and generally consists of two stratigraphic groups that can be identified, including Permo-Triass Formations (Red Shale and Shothroi Formations) as well as ancient Palaeogene terraces and Quaternary alluvial sediments that cover a large part of this area.

Based on field observations, a significant part of the white to light gray Dahuiyeh limestone area is covered by carbonate rocks of the Shotroi Formation of the Middle Triassic age. Based on lithological surveys, this carbonate unit includes dolomite and limestone. The dolomite part of the Shotroi Formation is located in the Red Shale Formation. This section is located at the base of the Espahk Limestone and includes most of the carbonate rocks in this range. It belongs to the Espahk Member of the Shotroi Formation. The dolomite rock texture consists of rhombic fine-grained dolomite minerals. Due to the weathering of the area, large and numerous holes have been created in these rocks.

The general trend of structures in the studied area is northwest-southeast. This direction corresponds to the dominant direction in the Central Iran Zone. The subduction of the Neotethys oceanic crust under the subcontinent of Central Iran is the reason for this region's structural and tectonic trends.

This study investigated the Dahuiyeh limestone area based on the neural network method. This method can detect hidden patterns in images and data using complex patterns and relationships. Neural networks transfer information from inputs to hidden layers using different layers of neurons, weights, and activation functions (Bengio, 2009). In these layers, information is processed, and patterns are extracted. Then, the final inference is made using output layers. Neural networks with automatically adjusting weights and learning from data have a high accuracy and efficiency in remote sensing (Hinton et al., 2012). In this study, the spectral absorption patterns of calcite within the defined range for calcite minerals were confirmed after radiometric and atmospheric corrections were applied to ASTER satellite images. Using ASTER sensor data in spectral patterns from visible to shortwave infrared waves and based on the neural network method and laboratory-extracted spectral patterns, a lithological map of the area was obtained, and seven different lithological classes were identified in the region.

In the studied area, the spectral behavior of rock samples was investigated after performing radiometric and atmospheric corrections on the Aster satellite images. Studying and observing the spectra of the samples and comparing them with the spectral behavior of the standard mineral from the spectral library of the United States Geological Survey (USGS) in a graph shows that the absorption spectrum of this mineral falls within the range defined for the calcite mineral.

The confusion matrix presented in the neural network method relates to the separation of carbonate minerals in this area using remote sensing data into seven classes associated with different types of carbonate minerals (Calcite-1, Calcite-2, Calcite-3, Calcite-4, Dolomite-1, Dolomite-2, and Dolomite-3), with multiple samples (10 samples for each class) examined. This matrix indicates the number of samples correctly predicted (main diagonal) and samples incorrectly assigned to other classes (off-diagonal elements). Based on the matrix, almost all classes are well separated, and the 80% accuracy indicates high classification efficiency. The results of the chemical analysis of rock samples show more than 99% calcium carbonate content and very low levels of impurity elements in the limestone section, confirming the high quality of limestone in this area. The dolomitic section also contains over 80% calcium carbonate. X-ray diffraction (XRD) spectroscopy results also support the predominance of calcite minerals in the rock samples of the region, confirming the limestone zone with CaO content above 54% and high-purity calcium carbonate exceeding 99% in the lower Espahk and Shotroi limestone formations.

4-Conclusion

The importance of carbonate sedimentary rocks, specifically calcite and dolomite minerals, in nature and industry is studied. The Dahuiyeh limestone area in Central Iran is a valuable region with formations ranging from the Rizu series to sedimentary deposits of the fourth era. The region has been folded due to Kuhbanan faults, creating the Zarand East anticline. The major carbonate formations in this area belong to the Shotroi Formation, consisting of limestone and dolomite members. Remote sensing studies have shown that exploring high-purity calcium carbonate deposits in the Dahuiyeh limestone area is crucial. The neural network method has effectively distinguished high-purity carbonate areas with 80% accuracy. This method accurately identifies ranges with maximum purity and minimum contamination levels by extracting training information from field and laboratory data. Using the neural network method on Aster sensor data in the

shortwave infrared range has successfully confirmed the presence of high-purity calcite layers within the limestone deposits of the region. These findings have been validated through field studies and chemical analyses.

5-References

- Bengio, Y., 2009. Learning Deep Architectures for AI. Foundations and Trends in Machine Learning, 2(1), 1-127.
- Hinton, G., Deng, L., Yu, D., Dahl, GE., Mohamed, A., Jaitly, N., Senior, A., Vanhoucke, V., Nguyen, P., Sainath, TN., Kingsbury, B., 2012. Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition. IEEE Signal Processing Magazine 29(6), 82-97. doi: 10.1109/MSP.2012.2205597.
- Omali, ThU., 2021. Utilization of Remote Sensing and GIS in Geology and Mining. International Journal of Scientific Research in Multidisciplinary Studies 7(4), 17-24.
- Zaini, N., van der Meer, F., van der Werff, H., 2012. Effect of grain size and mineral mixing on carbonate absorption features in the SWIR and TIR wavelength regions. Remote Sensing 4(4), 987-1003. doi: <https://doi.org/10.3390/rs4040987>.

HOW TO CITE THIS ARTICLE:

Sedighian, S., 2025. Using the shortwave infrared data from the Aster sensor with the Artificial neural network method to identify areas with high purity of calcite in the Dahuiyeh limestone, Kerman province. Adv. Appl. Geol. 15(1), 152-170.
DOI: 10.22055/aag.2024.47837.2473
https://aag.scu.ac.ir/article_19849.html

©2025 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers

استفاده از داده‌های فروسرخ کوتاه سنجنده استر با روش شبکه عصبی جهت شناسایی مناطق با خلوص بالایی کلسیت آهک داهوئیه کرمان

سوده صدیقیان

گروه زمین‌شناسی، دانشکده فنی و مهندسی و علوم پایه، دانشگاه ولایت ایرانشهر، ایرانشهر، سیستان و بلوچستان.

ysedighian@yahoo.ca

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۶/۰۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۰۶

چکیده

محدوده داهوئیه در شمال غرب استان کرمان دارای منابع آهکی با خلوص بالا، مثال ارزشمندی در اکتشاف کانسارهای کربنات کلسیم خالص با تکیه بر اهمیت سنجش از دور می‌باشد. در این منطقه لایه اصلی آهک قابل کار در بین سازند شتری زیرین و رسوبات آهک اسپهک به سن پرموتریاس به صورت گسله در مجاورت سازندهای پالئوزوئیک پایینی و به طور همشیب بر روی سازند سرخ‌شیل قرار گرفته است که با توجه به مسائل ساختاری دارای روندی از نوسانات عیار طبیعی و در عین حال قابل تفکیک و کورلاسیون‌سازی می‌باشد. در این پژوهش تحلیل و تفکیک دقیق‌تر این لایه‌ها با روش شبکه عصبی بر روی داده‌های آستر صورت پذیرفت و با استفاده از نمونه‌های میدانی و اطلاعات آزمایشگاهی، داده‌های آموزشی برای شبکه عصبی ایجاد شد. این شبکه عصبی بر روی داده‌های سنجنده آستر در محدوده امواج فروسرخ کوتاه با دقت (Overall accuracy) ۸۰ درصد، محدوده‌های دارای حداکثر خلوص و حداقل عیار آلودگی را تفکیک نمود. تمامی نتایج حاصله با مطالعات میدانی، نمونه‌برداری و تجزیه و تحلیل‌های شیمیایی صحت‌سنجی شدند؛ به طوری که نمونه‌های برداشت‌شده از موقعیت و مختصات پیکسل‌های آموزشی و اعتبارسنجی، نمونه‌هایی با CaO بالاتر از ۵۴ درصد و خلوص کربنات کلسیمی بالای ۹۹ درصد در بین رسوبات آهک اسپهک و شتری زیرین بودند که با این میزان دقت به درستی دسته‌بندی گردیدند. این مطالعه نشان می‌دهد که استفاده از علم سنجش از دور، به ویژه با استفاده از شبکه‌های عصبی، می‌تواند به طور دقیق و کارآمد در تشخیص و تفکیک مناطق با کیفیت بالایی کربناتی نقش موثری ایفا کند.

واژه‌های کلیدی: کلسیت، شبکه عصبی، فروسرخ کوتاه، سنجنده آستر، آهک داهوئیه

۱- مقدمه

سنگ آهک کلسیتی و دولومیتی هر دو سنگ کربناته هستند که در ظاهر تفاوت کمی با یکدیگر دارند. در این سنگ‌ها تمایز واقعی در ساختار اتمی کانی‌های تشکیل‌دهنده است. کلسیت و دولومیت دو کانی کربناته هستند. چنانچه در زمان تبلور کربنات کلسیم عنصر کلسیم به میزان کافی در محیط وجود نداشته باشد، به جای کلسیت، دولومیت در نتیجه جایگزینی عنصر منیزیم به جای کلسیم تشکیل می‌شود. از آنجا که در صنعت، وجود منیزیم به عنوان یک عامل مشکل‌زا شناخته می‌شود؛ لذا از کلسیت (سنگ آهک غیردولومیتی) برای مصارف صنعتی استفاده می‌شود. برای پی‌بردن به رخنمون‌های سنگ آهک با درجه خلوص بالا با هزینه و صرف زمان کمتر می‌توان از روش‌های پیشرفته‌ای نظیر سنجش از دور کمک گرفت. سنجش از دور (Remote Sensing) و پردازش تصاویر راهی برای مطالعه داده‌های ماهواره‌ای به منظور شناسایی پدیده‌های مختلف است که در مقام مقایسه با بررسی‌های صحرایی، یک

روش کم‌هزینه، پرکاربرد و زود بازده برای جمع‌آوری اطلاعات از مناطق دور از دسترس، شناسایی واحدهای مختلف سنگ‌شناسی و ساختاری و نیز منابع کانیایی در بررسی‌های زمین‌شناسی است (El Kati et al., 2018; Girija and Mayappan, 2019). در این روش اطلاعات با استفاده از سنجنده‌های هوابرد یا فضابرد بدون هیچگونه تماس فیزیکی بین سنجنده‌ها و هدف یا شی مورد نظر در سطح زمین و با استفاده از بررسی پرتوهای الکترومغناطیس بازتابیده شده از مواد معدنی مختلف (Omali, 2021) جمع‌آوری می‌شود (Asiyanbola, 2014; Sorek-Hamer et al., 2018).

سنجنده آستر که توسط ماهواره Terra حمل می‌شد و در سال ۱۹۹۹، به فضا پرتاب گردید (Abrams, 2000; Ninomiya, 2004)، به عنوان ابزاری مناسب جهت تشخیص دولومیت و سنگ آهک به کار گرفته می‌شود. این سنجنده یک سنجنده چندطیفی است که توانایی ثبت داده‌ها را در ۱۴ باند، در سه بخش طول موج‌های مرئی (VNIR)، فروسرخ موج کوتاه

(et al., 2015). شبکه عصبی از دو جهت به مغز انسان شبیه است:

۱- شبکه‌ای است که دانش آن از طریق آموزش فراهم می‌شود.

۲- وزن اتصالات بین نورون‌ها همانند سیستم ذخیره اطلاعات شبکه عصبی مغز انسان تعیین می‌گردد (Ansari & Hashemi, 2017; Azadmehr et al., 2023).

در مطالعات سنجش از دور، این شبکه‌ها می‌توانند با تحلیل تصاویر ماهواره‌ای، نقشه‌ها و داده‌های مربوطه، اطلاعات کاربردی و ارزشمندی از زمین، محیط زیست، کشاورزی و منابع طبیعی استخراج نمایند (Castelluccio et al., 2015).

سنگ‌های کربناته به دلیل فراوانی، دسترسی آسان، قیمت ارزان، خواص فیزیکی و شیمیایی در بیشتر صنایع از جمله صنعت مصالح ساختمانی کاربرد دارند و شاید هیچ ماده معدنی دیگری، مصارفی را که سنگ آهک و دولومیت دارند را، نداشته باشد. مناطق شمال غرب استان کرمان مناطقی سرشار از مجموعه سنگ‌های رسوبی است. معدن آهک داهوئیه با ترکیبی از سنگ‌های رسوبی، یکی از مناطقی است که تا به امروز مطالعه دقیقی به منظور شناسایی، محاسبه نوع و میزان ذخیره آن صورت نگرفته است. در مطالعاتی که تاکنون در این حوزه انجام شده، تفکیک زون‌های کربناتی در میان لیتولوژی‌های گسترده‌تر و با تنوع سنگ‌شناسی متفاوت به عنوان مثال تنوع لیتولوژیکی متشکل از انواع سنگ‌های رسوبی در کنار واحدهای آذرین که لیتولوژی‌هایی با ژنز متفاوت به حساب می‌آیند، به صورت کوچک مقیاس بوده است. لذا در این مطالعه برای نخستین بار تلاش گردیده است تا در یک رخساره تماماً کربناتی، زون‌ها و محدوده‌های دارای خلوص بالا تفکیک و آهک‌هایی با سطوح عیاری مختلف مشخص گردند. این مسئله در این تحقیق با استفاده از روش شبکه عصبی به خوبی انجام شد و با برداشت‌های میدانی و نتایج آنالیزهای ژئوشیمیایی تأیید گردیده است.

۲- موقعیت جغرافیایی منطقه

محدوده سنگ آهک داهوئیه با وسعت حدود ۰/۰۷ کیلومترمربع، در فاصله تقریباً ۲۵ کیلومتری جنوب شرق شهر زرنده واقع شده است. راه دسترسی به این منطقه از طریق جاده آسفالت زرنده-ریگ‌آباد-داهوئیه می‌باشد (شکل ۱). این منطقه در ارتفاعات حاصل از حرکات گسل کوهبنان قرار گرفته است و

(SWIR) و گرمایی (TIR) با قدرت تفکیک مکانی متفاوت (به ترتیب با اندازه پیکسل ۱۵، ۳۰ و ۹۰ متر) دارد (جدول ۱) و به خوبی توانسته است نیازهای پژوهشگران را در زمینه‌های مختلف برآورده کند. شش باند طیفی SWIR در سنجنده آستر برای طول موج‌های فروسرخ کوتاه، دارای قدرت تفکیک زمینی ۳۰ متر هستند (Fujisada, 1995; Ninomiya, 2004; Abrams et al., 2015). مطالعات متعددی با استفاده از سنجنده آستر به منظور تشخیص دولومیت و کلسیت صورت پذیرفته است (Rowan and Mars, 2003; Ninomiya, 2004; Khan and Mahmood, 2008; Rockwell and Hofstra, 2008; Mars and Rowan 2010; Ghorbani et al., 2019; Bozormehr et al., 2019). علاوه بر این، نقشه‌برداری و تشخیص کانی‌های دولومیت، کلسیت و دیگر کانی‌های کربناته و تبخیری با استفاده از سنجنده‌های تصویری دیگری نظیر AVIRIS و سنجش‌هایی با قدرت تفکیک طیفی بالا انجام شده است (Crowley, 1993; Rowan et al., 1995; Van der Meer, 1998; Zaini et al., 2014).

روش طیف‌سنج فروسرخ بر مبنای اشکال طیفی و ویژگی‌های شاخص نیز، چندین دهه برای تعیین شیمی کانی‌ها و ترکیب سنگ‌های کربناته یا سایر نمونه‌های کربناتی مورد استفاده قرار گرفته است (Clark, 1999; Xie et al., 2016; Zaini et al., 2016). بر اساس این مطالعات دو شکل جذبی خاص برای کلسیت و دولومیت نشان داده می‌شود. موقعیت این باندهای طیفی در طول موج‌های ۲/۳۳-۲/۳۴ و ۲/۵۳-۲/۵۴ میکرومتر برای کلسیت و در حدود ۲/۳۱-۲/۳۲ و ۲/۵۲-۲/۵۳ میکرومتر برای دولومیت در محدوده SWIR (Clark, 1999; Zaini et al., 2012) قرار دارد.

به طور کلی در سنجنده آستر، باند ۸ به عنوان نوار جذبی خاص کلسیت (۲/۳۶۵-۲/۲۹۵ میکرومتر) در نظر گرفته می‌شود؛ درحالی که برای تشخیص دولومیت عموماً باند ۷ (۲/۲۳۵-۲/۲ میکرومتر) مورد استفاده قرار می‌گیرد (Clark et al., 1990; Rowan and Mars, 2003; Rajendran et al., 2018). اخیراً جذب کانی کلسیت توسط Basavarajappa و همکاران (۲۰۱۹) در طول موج ۲/۳۲ میکرومتر معرفی گردیده است (Bozormehr et al., 2019).

امروزه شبکه‌های عصبی همانند ساختار مغز انسان، الگوها و روابط پیچیده‌ای از داده‌ها را استخراج می‌کنند و قادر به تشخیص الگوهای مخفی در تصاویر و داده‌ها می‌باشند (LeCun

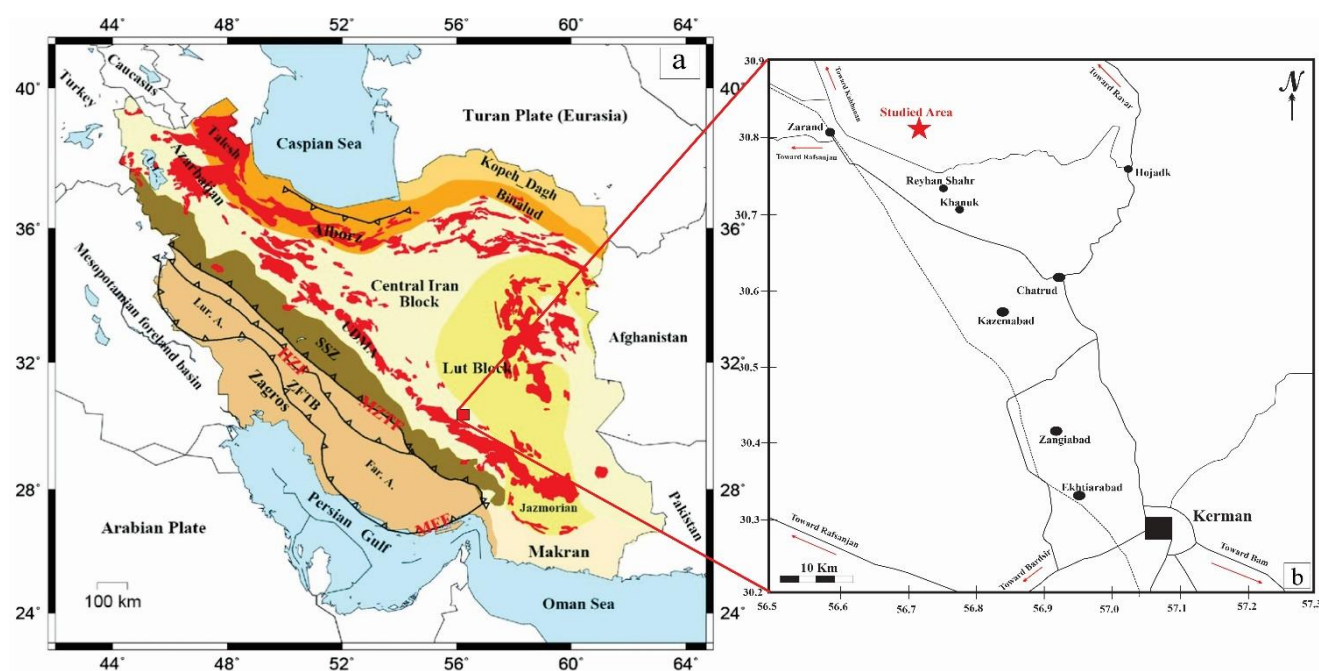
خشک است. پوشش گیاهی منطقه به دلیل آب و هوای خشک بسیار فقیر بوده و فقط تک بوته‌های کویری در آن دیده می‌شود. شکل ۲ نقشه زمین‌شناسی و شکل ۳، نقشه ماهواره اسپات از منطقه با وضوح بالا را نمایش می‌دهد.

شامل تاقدیس زرد می‌باشد، که دارای شیب نسبتاً تندی به سمت دشت زرد است. مورفولوژی مناطق همجوار آن تقریباً هموار بوده و سطوح رسوبی نئوژن و رسوبات ژوراسیک در تپه ماهورهای اطراف به چشم می‌خورد. آب و هوای منطقه خشک و بیابانی با تابستانی نسبتاً گرم و طولانی و زمستان‌های سرد و

جدول ۱- طبقه‌بندی امواج الکترومغناطیس در محدوده‌های پرتویی متفاوت استفاده شده در اسپکتروسکوپی و یا سنجش از دور.

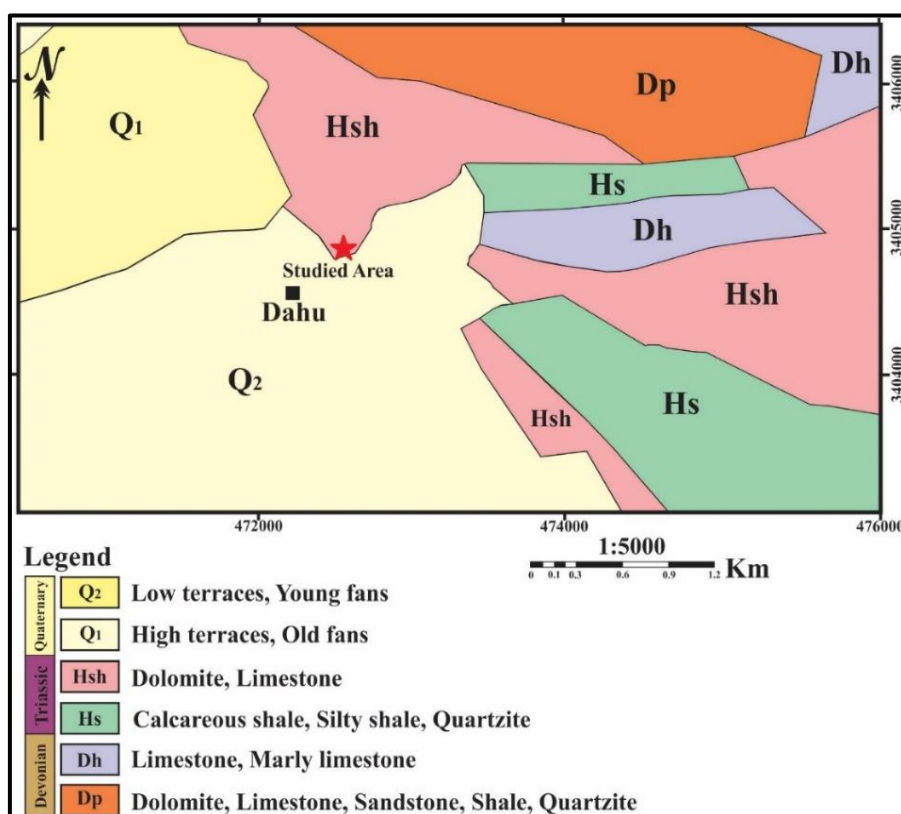
Table 1. Classification of electromagnetic waves in different beam ranges used in spectroscopy or remote sensing.

Spectral domains	Abbreviations (m)	Wavelength range (μm)
Visible and Near-infrared	(VNIR) 15	0.4-1.0
Shortwave infrared	(SWIR) 30	1.0-2.5
Midwave infrared	MIR	2.5-6.0
Thermal infrared	(TIR) 90	7.5-20



شکل ۱- (a) نقشه شماتیک زمین‌شناسی ایران که نشان‌دهنده نحوه پراکندگی واحدهای مهم رسوبی- ساختمانی و سنگ‌های پلوتونیک آذرین (بعد از Aghanabati, 1991) می‌باشد (برگرفته از Taghizadeh et al., 2014) و (b) موقعیت و راه‌های دسترسی به منطقه مورد مطالعه.

Fig 1. (a) Geological schematic map of Iran that shows the distribution of important structural-sedimentary units and igneous plutonic rocks (after Aghanabati, 1991) (taken from Taghizadeh et al., 2014) and (b) Location and access ways to the study area.



شکل ۲- نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه (اصلاح شده از نقشه ۱:۱۰۰,۰۰۰ زرد، Vahdati Daneshmand, ۱۹۹۵).

Fig 2. Geological map of the studied area (modified from the 1:100,000 map of Zarand, Vahdati Daneshmand, 1995).



شکل ۳- تصویر ماهواره اسپات از منطقه آهک داهویی.

Fig 3. SPOT satellite image of Dahueiyeh limestone area.

۳- زمین شناسی منطقه مورد مطالعه

محدوده آهک داهوئیه بر اساس اطلاعات نقشه زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ زرنده، از لحاظ تقسیمات رسوبی - ساختمانی بخشی از پهنه ایران مرکزی است که تحت تأثیر گسل امتدادلغز کوهبنان قرار دارد (شکل ۴). زمین شناسی این منطقه بخشی از زمین شناسی ناحیه زرنده است و به طور کلی از دو مجموعه چینه شناختی قابل شناسایی شامل سازندهای پرموتریاس (سازند سرخ شیل و شتری) و همچنین تراس های قدیمی پالئوژن و رسوبات آبرفتی عهد حاضر که بخش وسیعی از این محدوده را پوشانده، تشکیل شده است (شکل ۴). در ادامه به شرح مختصری از این دو سازند خواهیم پرداخت.

۳-۱- سازند سرخ شیل

این سازند با داشتن رنگ سرخ آجری شاخص خود به سن تریاس زیرین، متشکل از ماسه سنگ، شیل، کوارتزآرنایت و درون لایه هایی از دولومیت و سنگ آهک در بالای سازند شتری قرار دارد و در زیر آن با توجه به گسله بودن منطقه سازندهای مختلفی چون سازند جمال قرار گرفته است. شناسایی این سازند به عنوان لایه ای کلیدی در میان کربنات های دولومیتی سازند جمال در زیر و سنگ های کربناته خاکستری سازند شتری در بالا، بسیار آسان است. رخنمون نسبتاً کوچکی از سازند سرخ شیل در شرق محدوده مورد مطالعه مشاهده می شود. در این منطقه، در بین سازند سرخ شیل و سازند شتری شرایط پیوستگی وجود دارد و جنس سنگ ها بیشتر از نوع ماسه سنگ و شیل قرمز با میان لایه های کوارتزیتی است. گاهی مقادیری گچ نیز در این توالی مشاهده می شود که احتمالاً به صورت نابرجاست. حضور این گچ ها ممکن است ناشی از فعالیت دیابیری در داخل این سازند باشد. فشردگی تکتونیکی شدید نیز می تواند سبب جریان یافتن گچ شده و ترتیب چینه شناختی را در محدوده به هم بریزد.

۳-۲- سازند شتری

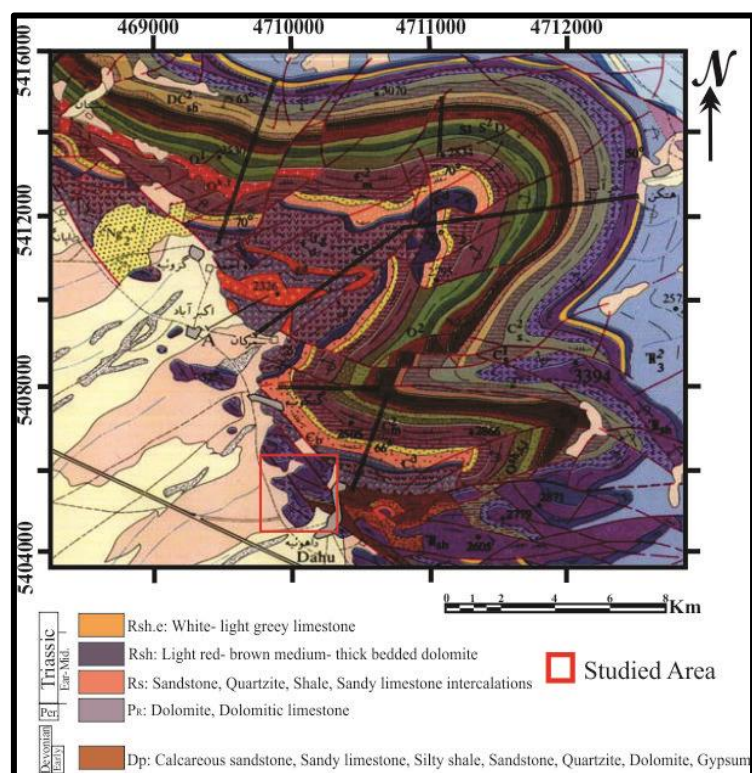
در سازند شتری لایه های پایانی دولومیتی به گونه ای فراگیر فرسوده شده و به رنگ سرخ در آمده است که به طور همشیب و یا با دگرشیبی خفیف، با ردیف های پیشرونده تریاس بالایی پوشیده می شوند. با این همه، در مناطقی که توالی کربنات های

تریاس میانی کامل تر است، سازند شتری دارای یک عضو آهکی به نام سنگ های آهکی اسپهک است. در این محدوده سازند شتری به سن تریاس میانی، با گسترش بالا، ارتفاعات دولومیتی و آهکی منطقه را تشکیل می دهد (شکل ۵). عمده ترین تشکیلات زمین شناختی این سازند از نوع سنگ های دولومیتی است؛ اما در این محدوده عضو اسپهک آن شامل سنگ آهک سفید تا خاکستری روشن است که در بالای سازند سرخ شیل و با یک مرز گسله در زیر تشکیلات دزو قرار گرفته است. از آنجا که هدف این پژوهش بررسی بر روی این سازند به عنوان سازند دربرگیرنده ماده معدنی سنگ آهک است؛ لذا بررسی این سازند با تفصیل بیشتری صورت می گیرد.

بر اساس مطالعات صحرایی، بخش قابل توجهی از محدوده سنگ آهک داهوئیه با تن سفید تا خاکستری روشن توسط سنگ های کربناته سازند شتری به سن تریاس میانی در بر گرفته شده است (شکل ۶). از لحاظ سنگ شناختی این واحد کربناته شامل دولومیت و سنگ آهک می باشد. بخش دولومیتی سازند شتری به صورت همشیب بر روی سازند سرخ شیل قرار گرفته است. این بخش در قاعده آهک اسپهک قرار دارد و اکثر سنگ های کربناته این محدوده را شامل می شود و در حقیقت متعلق به عضو اسپهک سازند شتری است. بخش دولومیتی از لحاظ بافتی و کانی شناختی شامل سنگ های دولومیتی با بافت دانه ریز است که بخش قابل توجهی از آن توسط کانی های لوزی شکل دولومیت تشکیل شده و به واسطه هوازدگی منطقه حفرات بزرگ و متعددی در آن به وجود آمده است.

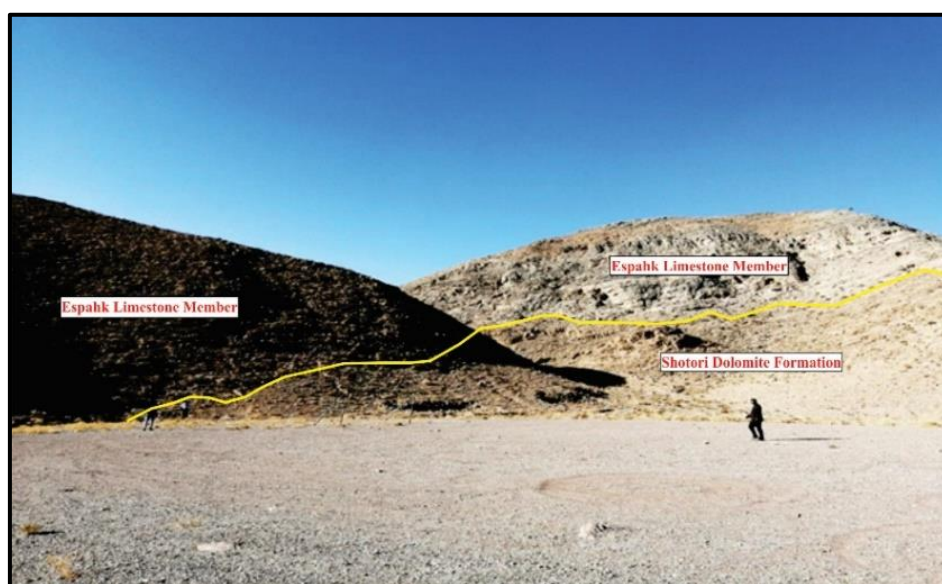
عضو آهکی اسپهک واحد شاخصی از سنگ آهک های ضخیم لایه سفید رنگ است که در پاره ای از نقاط ایران مرکزی (شتری، بهاباد، راور) سنگ پوشی بر روی دولومیت های شتری است. ارتباط سنگ آهک اسپهک با دولومیت های شتری به ظاهر پیوسته است؛ ولی وجود افق ظریفی از مواد آهن دار نشان می دهد که مرز این دو ناپیوسته است (شکل ۶).

سنگ آهک اسپهک سنگواره درشت ندارد. این آهک حاوی فسیل های جلبک بوده که به صورت پیزولیت هایی اطراف قطعات آهکی را پوشانده اند. این بخش آهکی به واسطه حرکات گسل کوهبنان دچار درز و شکاف های متعددی شده که گاهی توسط کلسیت پر شده اند (شکل ۷).



شکل ۴- موقعیت محدوده سنگ آهک داهوئیه در نقشه زمین‌شناسی و ساختارهای تکتونیکی موجود در منطقه مورد مطالعه (برگرفته از Dimitrijevic, ۱۹۷۳). محدوده منطقه در تصویر با چهارگوش قرمز رنگ مشخص شده است.

Fig 4. The location of Dahueiyeh limestone range is shown on the geological map and tectonic structures in the studied area (taken from Dimitrijevic, 1973). The area boundary is marked by a red square.



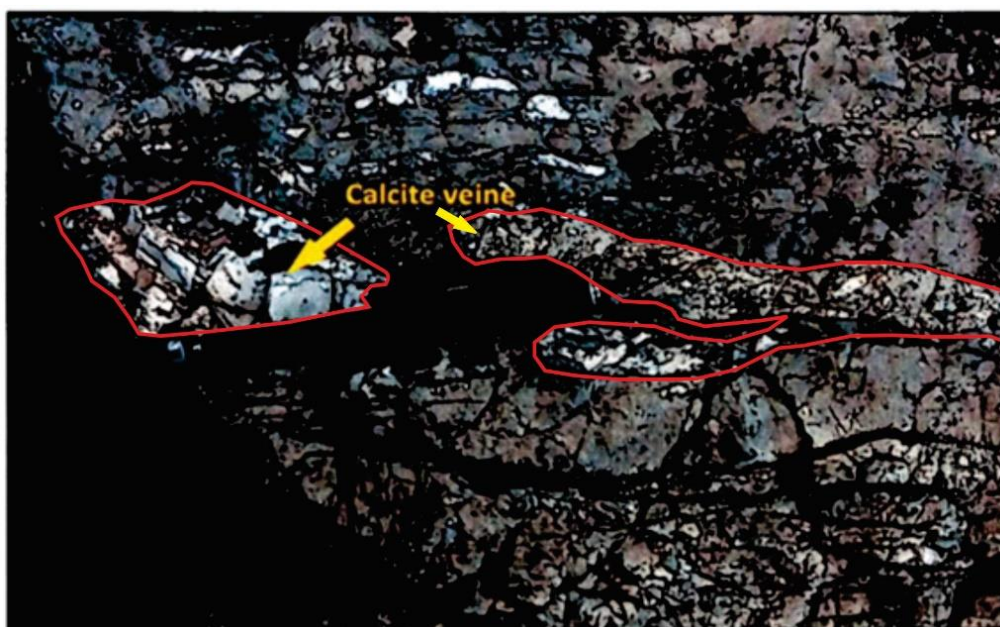
شکل ۵- نمایی از رخنمون‌های دولومیت شتری و آهک اسپهک در منطقه داهوئیه (دید به سمت شمال غرب).

Fig 5. An outcrop of Shotori dolomite and Espahk limestone in the Dahueiyeh area (the view of the photo is towards the northwest).



شکل ۶- نمایی از آهک داهوئیه با تن روشن که بر روی بخش‌هایی از رخنمون‌های سنگی سازند شتری مشاهده می‌شود (دید عکس به سمت شمال شرق منطقه می‌باشد).

Fig 6. An outcrop of light-colored Dahueiyeh limestone that can be seen on certain parts of the Shotori Formation (the view of the photo is towards the northeast).



شکل ۷- رگه‌ها و بلورهای درشت کلسیت درون واحد آهکی منطقه مورد مطالعه.

Fig 7. Veins and coarse calcite crystals inside the limestone unit of the studied area.

۴- روش بررسی

۴-۱- بررسی شاخص طیفی کلسیت

بررسی رفتار طیفی کانی کلسیت در محدوده فرسرخ کوتاه سنجنده آستر در گستره نوار ۸ جذب بالایی را نشان می‌دهد و در مقابل بیشترین بازتاب را در گستره نوارهای ۶ و ۹ از خود نشان می‌دهد (شکل ۹ نمایش‌دهنده الگوی طیفی مورد بحث می‌باشد). بر اساس رفتار طیفی در این سه نوار، شاخص طیفی کلسیت به دست آمد (Ninomiya, 2004; Bozormehr et al., 2019):

$$CISWIR = (Band6 * Band9) / (Band8 * Band8)$$

در این رابطه، Band8 جذب کانی کلسیت در نوار ۸ و Band6 و Band9 بازتاب این کانی به ترتیب در نوارهای ۶ و ۹ است. هر چند که این شاخص برای کانی‌هایی نظیر کلریت، اپیدوت و آمفیبول نیز کاربرد دارد؛ اما با توجه به اطلاعات زمین‌شناسی عمومی منطقه در این پردازش کانی کلسیت با خلوص بالا شاخص می‌گردد. الگوی طیفی کانی کلسیت و دولومیت در بخش نتایج آورده شده است.

۴-۲- روش شبکه عصبی

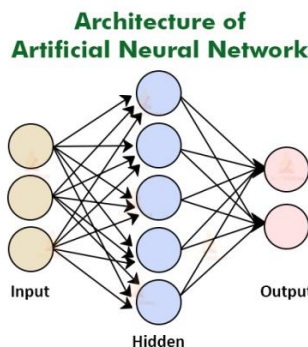
در مطالعات سنجنش از دور عموماً وضعیت یک عارضه یا شی که دارای الگوی طیفی مشخصی است، با استفاده از روش‌های پردازشی طیف مبنا و روش‌های کلاسه‌بندی چند متغیره بررسی می‌شود و به این ترتیب به درک بهتری از عوارض سطح زمین خواهیم پرداخت. این روش در حقیقت با به کارگیری مجموعه‌ای از داده‌های چندطیفی به تجزیه و تحلیل کمی احتمال وجود یک عارضه می‌پردازد. لذا به منظور پی‌جویی کم هزینه و دقیق بسیار ارزشمند است (Lu et al., 2004). نتایج حاصل از پردازش، پس از پردازش طیفی و طبقه‌بندی با ایجاد ماتریس دقیق (Confusion Matrix) حاصل از مقایسه نتایج پردازش و اطلاعات میدانی، به تجزیه و تحلیل نتایج به دست آمده می‌پردازد.

روش شبکه عصبی (Artificial Neural Networks) از روش‌های مرسوم پردازش تصویر و طبقه‌بندی است که شامل شبکه‌ای با تعداد زیاد پردازشگرهای کوچک و بهم متصل است و به این طریق فرآیند طبقه‌بندی را به بهترین شکل انجام می‌دهد. به طور معمول شبکه‌های عصبی سه لایه و یا بیشتر بهترین شکل از این شبکه‌ها هستند. در این روش یک لایه به

عنوان لایه ورودی (دریافت‌کننده اطلاعات)، یک یا چند لایه به عنوان لایه نهفته (پردازش‌کننده اطلاعات) و یک لایه به عنوان لایه خروجی (نمایش تصویر) در نظر گرفته می‌شود. هر لایه از واحدهای پردازش ساده‌ای به نام گره (نورون) تشکیل شده است (شکل ۸). شبکه‌های عصبی با استفاده از لایه‌های نورون، وزن‌ها و توابع فعال‌سازی، اطلاعات را از ورودی‌ها به لایه‌های پنهان منتقل می‌کنند (Bengio, 2009). در این لایه‌ها، اطلاعات پردازش شده و الگوها استخراج می‌شوند. سپس نتیجه‌گیری نهایی با استفاده از لایه‌های خروجی انجام می‌شود. به طور کلی فرآیند طبقه‌بندی به روش عصبی با انجام فرآیند آموزش با استفاده از داده‌های ورودی و نیز اعتبارسنجی که در آن چگونگی موفقیت مرحله اول و صحت شبکه بررسی می‌شود، صورت می‌گیرد. موفقیت یک شبکه عصبی به طور گسترده‌ای به عوامل کنترل‌کننده‌ای نظیر داده‌های ورودی، تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون‌ها، توابع فعال‌سازی، توابع اجرایی، مقادیر آموزشی و عوامل متوقف‌کننده‌ای نظیر تعداد دوره‌ها، شکست‌ها، حرکات و خطاهای قابل قبول وابسته است (Hagan et al., 1996). لازم به ذکر است که با وجود تعداد لایه‌های بیشتر از پنج، شبکه عصبی وارد مبحث یادگیری عمیق خواهد شد که در این تحقیق به آن نمی‌پردازیم.

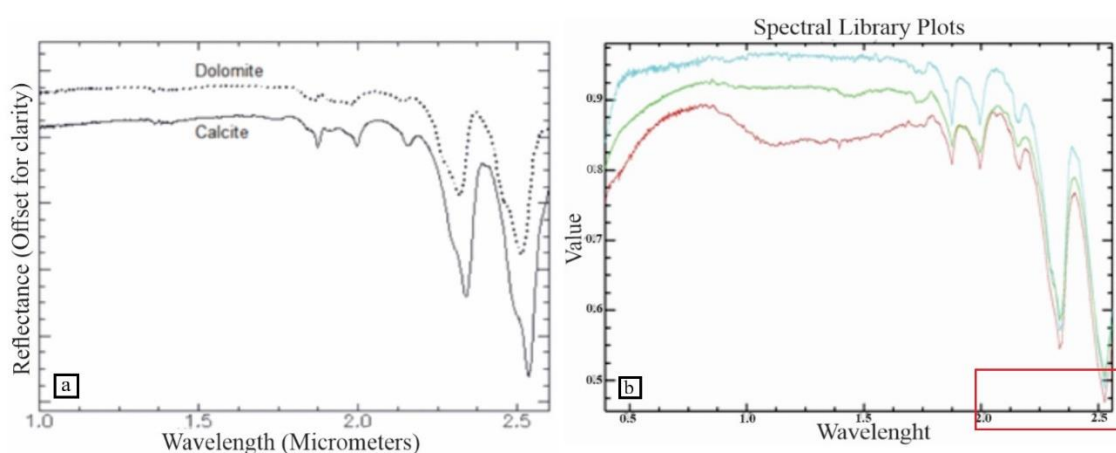
۵- نتایج

در منطقه مورد مطالعه پس از انجام تصحیحات پرتوسنجی و جوی بر روی تصاویر ماهواره‌ای آستر، رفتار طیفی نمونه‌های سنگی مورد بررسی قرار گرفت. مطالعه و مشاهده طیفی نمونه‌ها (طیف ۳ نمونه از سنگ‌های دارای بالاترین خلوص کلسیت) و مقایسه آنها با رفتار طیفی کانی استاندارد از کتابخانه طیفی سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS) در یک نمودار نشان می‌دهد که طیف جذبی این کانی در محدوده تعریف شده برای کانی کلسیت قرار می‌گیرد و مورد تأیید است. همانطور که در شکل ۹ مشخص است، جذب کانی کلسیت در محدوده تقریبی ۲/۳ تا ۲/۵ میکرومتر قابل مشاهده است. در شکل ۱۰ طیف بازنویسی شده یک نمونه کانی کلسیت بر اساس باند ۹ در محدوده طول موج SWIR سنجنده آستر آورده شده است که با طیف جذبی ارائه شده برای کانی کلسیت محدوده مورد مطالعه (شکل ۹) قابل مقایسه است.



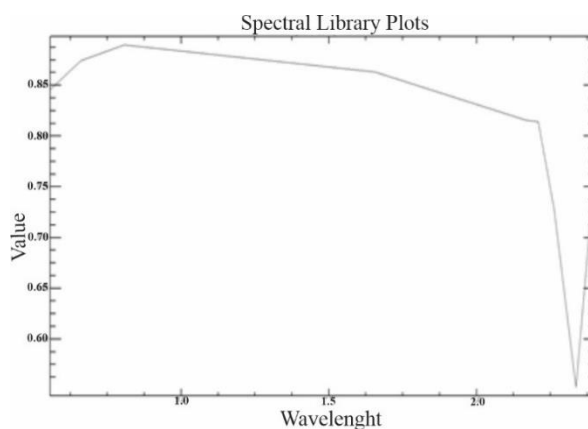
شکل ۸- نمونه‌ای ساده از ساختار شبکه عصبی و لایه‌های تشکیل دهنده آن.

Fig 8. A simple feature of neural network structure and its constituent layers.



شکل ۹- (a) رفتار طیف بازتابی کلسیت و دولومیت در محدوده طول موج SWIR. این طیف‌ها دو شکل جذبی کربناتی مشخص را در $2/3$ و $2/5$ میکرومتر از خود نشان می‌دهند (Zaini, 2018) و (b) رفتار طیفی نمونه‌های کربناته منطقه داهویی که توسط طیف‌سنج مادون قرمز در مطالعات آزمایشگاهی به دست آمده است و مقایسه آن با رفتار طیفی نمونه استاندارد.

Fig 9. (a) The spectral behavior of the reflectance spectrum of calcite and dolomite in the SWIR wavelength range. These spectra exhibit two distinct carbonate absorption patterns at 3.2 and 5.2 micrometers (Zaini, 2018), and (b) The spectral behavior of carbonate samples from the Dahueiyeh area, determined through infrared spectroscopy in laboratory studies, compared to the spectral behavior of standard samples.



شکل ۱۰- رفتار طیف بازتابی شده یک نمونه کانی کلسیت بر اساس باند ۹ در محدوده طول موج SWIR سنجنده آستر.

Fig 10. The transcribed spectrum behavior of a calcite mineral sample based on band 9 in the SWIR wavelength range of Aster detector.

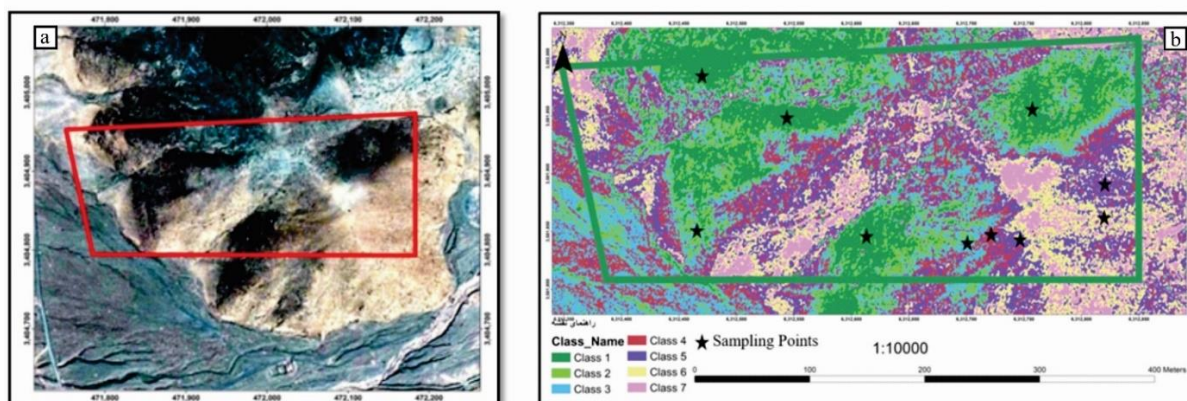
در بررسی‌های انجام شده در منطقه داهوئیه در طراحی ساختار شبکه عصبی، ورودی‌ها شامل داده‌های چندطیفی ASTER بودند که متغیرهای اولیه شامل باند‌هایی از نواحی امواج مرئی (۵۲۰-۸۶۰ میکرومتر)، امواج مادون قرمز نزدیک (۶۰۰-۱۳۰۰ میکرومتر) و امواج فروسرخ کوتاه (۲-۱۰ میکرومتر) را پوشش می‌دادند. این باندهای طیفی برای تبعیض سنگ‌شناسی، به ویژه در شناسایی تغییرات در ترکیبات معدنی، حیاتی هستند (Rowan et al., 2005; Van der Meer et al., 2012). معماری شبکه عصبی دارای سه لایه پنهان کاملاً متصل شامل ۱۰۰ نورون در هر لایه است تا قادر به ثبت موثر الگوهای طیفی پیچیده مرتبط با شناسایی سنگ‌های مختلف باشد. توابع فعال‌سازی سیگموئید در هر لایه پنهان برای معرفی غیرخطی بودن، که برای مدل‌سازی ویژگی‌های بازتابی متنوع شناسایی سنگ‌ها ضروری است، استفاده شد (Rumelhart et al., 1986). فرآیند آموزش با استفاده از Backpropagation با Gradient Descent Optimizer، با هدف به حداقل رساندن میانگین مربعات خطا (MSE) بین کلاس‌های سنگ‌شناسی پیش‌بینی‌شده و به صورت واقعی انجام شد. نرخ یادگیری ۰/۰۱ مورد استفاده قرار گرفت و شبکه بیش از ۵۰۰ دوره آموزش دید و به دقت همگرایی ۹۵٪ دست یافت که با بهترین شیوه‌ها در طبقه‌بندی سنجش از دور با استفاده از شبکه‌های عصبی مطابقت دارد (Benediktsson et al., 1990; Foody et al., 1995). در نهایت لایه خروجی شامل هفت نورون، مربوط به هفت کلاس سنگ‌شناسی شناسایی شده از طریق تجزیه و تحلیل طیفی و اعتبار میدانی (شکل ۱۱ و ۱۲)، حاصل شد. این مدل با استفاده از ترکیبی از داده‌های طیفی جمع‌آوری‌شده در میدان و طیف‌های حاصل از آزمایشگاه آموزش داده شد و از تعمیم قوی به نتایج میدانی اطمینان حاصل گردید. دقت همگرایی بالا و تطابق نزدیک بین داده‌های نقشه و میدانی، اثربخشی شبکه عصبی را در طبقه‌بندی تغییرات سنگ آهک در ناحیه داهوئیه تأیید می‌کند.

بنابراین در منطقه مورد بررسی ۱۰ نقطه شامل ۷۰ پیکسل (شکل ۱۱) که در نمونه‌برداری‌های میدانی و آنالیزهای انجام

شده دارای بالاترین عیار کانی کلسیت بودند، جدا شد. سپس نیمی از آنها به عنوان داده‌های آموزشی و نیمی به عنوان داده‌های اعتبارسنجی در ماتریس صحت‌سنجی مورد استفاده قرار گرفت. بر این اساس آهک‌ها در هفت دسته بر اساس خلوص طبقه‌بندی شدند؛ به طوری که آهک با شماره یک دارای بالاترین خلوص (بالای ۹۰ درصد کانی کلسیت) و آهک با شماره هفت دارای پایین‌ترین خلوص (حدود ۶۰ درصد کانی کلسیت) بودند.

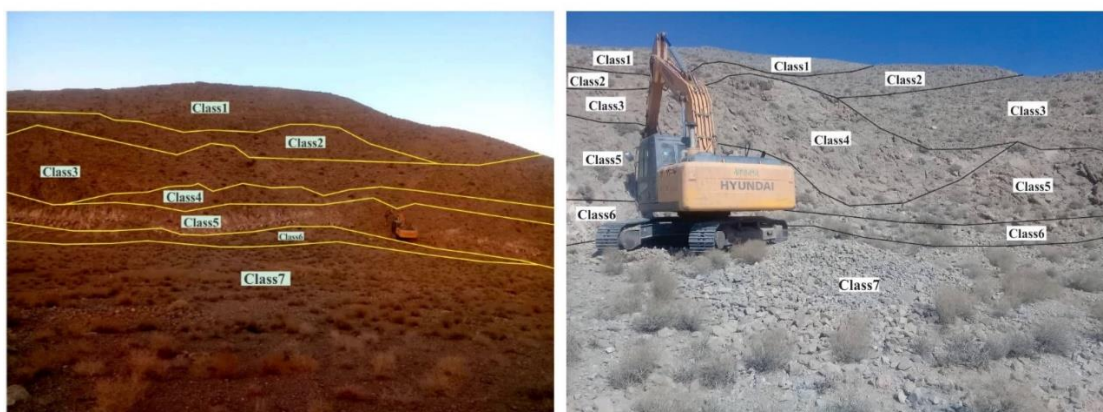
البته لازم به ذکر است که با توجه به آنکه تمامی منطقه مورد مطالعه آهکی (آهک و دولومیت) است و تنها تفاوت در داشتن درجات خلوص متفاوت می‌باشد؛ لذا زون‌های بینابینی در نقشه به دست آمده وجود دارد که این مسئله با مطالعات میدانی نیز همخوانی نشان می‌دهد. اما با همه تفاسیر صورت گرفته این نقشه بر اساس مطالعات میدانی انجام شده دارای دقت بسیار بالایی در دسته‌بندی انواع آهک‌های منطقه با خلوص متفاوت است.

در بررسی‌های صورت گرفته توسط روش شبکه عصبی، ماتریس ابهام (Confusion Matrix) یک ابزار ارزیابی مهم برای سنجش دقت و کارایی دسته‌بندی‌هاست (Ahmadi and Lashgari, 2021). ماتریس ابهام ارائه شده مربوط به تفکیک انواع کانی‌های کربناته در این منطقه با استفاده از داده‌های سنجش از دور به دست آمده است (جدول ۲). در این ماتریس، هفت کلاس مرتبط با انواع کانی‌های کربناته (Calcite-1، Dolomite-2، Dolomite-1، Calcite-3، Calcite-4، Dolomite-3 و Dolomite-2) و چندین نمونه (۱۰ نمونه دربرگیرنده ۱۰ پیکسل برای هر کلاس) مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این ماتریس بیانگر تعداد نمونه‌هایی است که به درستی پیش‌بینی شده‌اند (قطر اصلی) و همچنین نمونه‌هایی که به اشتباه به دیگر کلاس‌ها اختصاص داده شده‌اند (خانه‌های جایگزین). با توجه به ماتریس، می‌توانیم مشاهده کنیم که تقریباً همه کلاس‌ها به خوبی تفکیک شده و دقت (Overall accuracy) ۸۰٪ درصد (۰/۷۶۷ kappa coefficient) و ضریب کاپا (۰/۸) نشان‌دهنده کارایی بالای دسته‌بندی صورت گرفته است.



شکل ۱۱- (a) تصویر ماهواره اسپات منطقه آهک داهوئیه با وضوح بالا برای نمایش منطقه مورد مطالعه بر اساس رنگ‌های واقعی و (b) کلاسه‌بندی لیتولوژی‌های محدوده مورد مطالعه بر اساس اختلاف الگوی طیف‌های الکترومغناطیس منطقه انجام شده بر روی تصویر آستر. موقعیت ۱۰ نقطه انتخاب‌شده بر روی تصویر با ستاره تیره مشخص شده است.

Fig 11. (a) SPOT satellite image of the Dahuiyeh limestone area with high resolution to display the study area based on real colors and (b) Classification of lithologies based on the difference in the pattern of the electromagnetic spectra on Aster image of the study area. The positions of the 10 selected points on the image are marked with dark stars.



شکل ۱۲- جدایش تقریبی کلاسه‌های مختلف لیتولوژی آهک داهوئیه به دست آمده در مطالعات صورت گرفته بر روی محدوده کربناته مورد مطالعه بر اساس روش شبکه عصبی.

Fig 12. Approximate separation of different lithological classes of Dahuiyeh limestone has been obtained in the studies carried out on the Dahuiyeh carbonate area based on the neural network method.

جدول ۲- ماتریس صحت نتایج که دقت به دست آمده برای تفکیک هفت واحد کربناتی منطقه ۸۰ درصد با ضریب کاپا ۰/۷ محاسبه شده است.

Table 2. The accuracy matrix for separating seven carbonate units in the study area was calculated to be 80%, and the kappa coefficient was 0.7.

Predicted	C1	C2	C3	C4	D1	D2	D3	Total
Calcite-1	8	0	1	1	0	0	0	10
Calcite-2	1	7	1	1	0	0	0	10
Calcite-3	0	0	8	2	0	0	0	10
Calcite-4	0	1	2	7	0	0	0	10
Dolomite-1	0	0	0	0	8	2	0	10
Dolomite-2	0	0	0	0	2	8	0	10
Dolomite-3	0	0	0	0	0	0	10	10
Total	9	8	12	11	10	10	10	70

۶- شیمی سنگ‌های منطقه

برای بررسی دقیق سنگ‌های محدوده مورد مطالعه، ۱۰ نمونه برای تجزیه شیمیایی به روش طیف‌سنجی فلورسانس پرتوی ایکس (XRF) از رخنمون‌های آهکی و دولومیتی منطقه برداشت شد (جدول ۳). با توجه به عیارهای بدست آمده از نمونه‌های برداشتی، بلوک ماده معدنی به دو بخش آهکی با تأکید بر وجود کانی کلسیت و دولومیت قابل تفکیک است. لازم به ذکر است که در این پژوهش بررسی‌ها با تأکید بر بخش آهکی با خلوص بالا انجام گردیده است.

مطالعه و بررسی نتایج حاصل از تجزیه شیمیایی نمونه‌های سنگی نشان می‌دهد که بخش آهکی سنگ‌های منطقه با دارا بودن بیش از ۹۹ درصد کربنات کلسیم و نیز مقادیر بسیار پایین عناصر مزاحم گوگرد، فسفر و سیلیس در این بخش، باعث بالارفتن کیفیت سنگ آهک این محدوده شده است. بخش دولومیتی محدوده نیز دارای بیش از ۸۰ درصد کربنات کلسیم

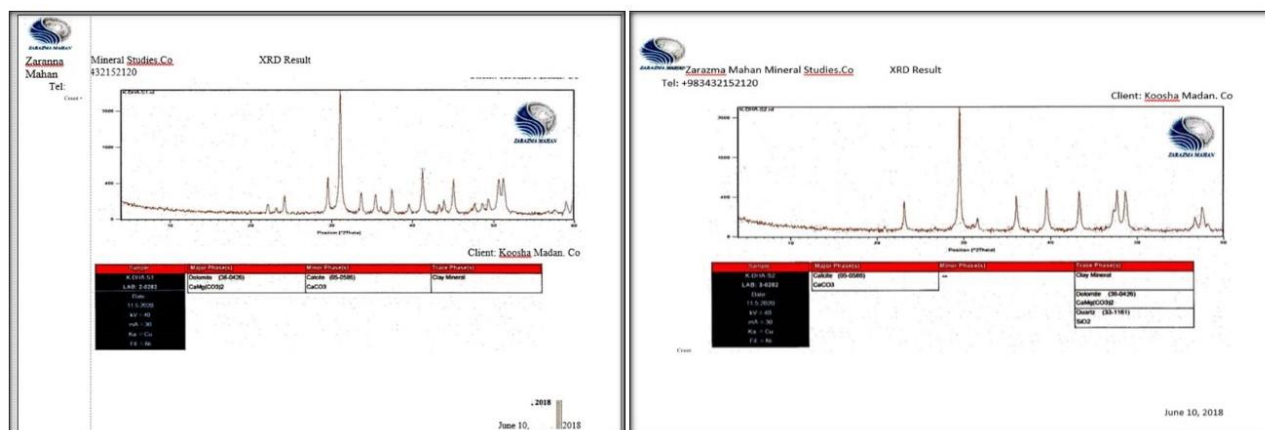
و عناصر مزاحم بسیار پایین است. از طرفی مقدار منیزیم آن نیز ۱۹ درصد است. همه نمونه‌های برداشت شده از قسمت کلسیتی دارای خلوص CaO بالای ۵۴ درصد، معادل خلوص کربنات کلسیمی بالای ۹۹ درصد می‌باشند.

برای بررسی بیشتر نمونه‌های سنگی منطقه و به منظور تطابق و صحت‌سنجی ترکیب کانی‌شناسی در مقاطع نازک میکروسکوپی، از آنالیز طیف‌سنجی پراش پرتو ایکس (XRD) نیز استفاده شد. نتایج حاصل از آنالیز نمونه‌ها (شکل ۱۳) موید انتخاب صحیح زون کانه‌زایی و فواصل نسبی متوسط مناسب برای شبکه نمونه‌برداری منطقه می‌باشد و غالب بودن طیف کانی کلسیت در نمونه‌های سنگی منطقه را تأیید می‌نماید. در تمام محدوده بلوک‌بندی شده در منطقه آهک داهوئیه، نتایج زون آهکی با CaO بالاتر از ۵۴ درصد و خلوص کربنات کلسیمی بالای ۹۹ درصد در بین رسوبات آهک اسپهک و شتری زیرین را تأیید می‌نمایند.

جدول ۳- آنالیز XRF از کانسنگ‌های کربناتی با خلوص بالا از زون کانسنگ اصلی منطقه مورد مطالعه.

Table 3. XRF analysis of high-purity carbonate ores from the main ore zone of the studied area.

Sample	SiO ₂	Al ₂ O ₃	BaO	CaO	Fe ₂ O ₃	K ₂ O	MgO	MnO	Na ₂ O	P ₂ O ₅	SO ₃	TiO ₂	Cr ₂ O ₃	Cu	Pb	Zn	LOI
P1	0.36	0.32	<0.02	53.43	0.41	0.1	0.37	0.03	0.1	0.01	0.12	0.01	0.05	<0.01	<0.01	<0.01	43.2
P2	0.33	0.14	<0.01	54.42	0.25	0.14	0.29	0.05	0.17	0.04	0.08	0.01	0.01	<0.01	<0.01	<0.01	42.98
P3	0.41	0.24	<0.01	53.56	0.15	0.17	0.39	0.04	0.18	0.03	0.15	0.01	0.02	<0.01	<0.01	<0.01	44.03
P4	0.37	0.16	<0.01	54.32	0.21	0.19	0.21	0.08	0.19	0.05	0.11	0.01	0.01	<0.01	<0.01	<0.01	42.13
P5	0.31	0.18	<0.01	54.44	0.55	0.24	0.41	0.01	0.27	0.02	0.17	0.01	0.03	<0.01	<0.01	<0.01	41.25
P6	0.45	0.29	<0.01	52.91	0.31	0.1	0.33	0.09	0.11	0.03	0.08	0.01	0.01	<0.01	<0.01	<0.01	45.44
P7	0.43	0.31	<0.01	54.41	0.52	0.09	0.25	0.03	0.22	0.05	0.09	0.01	0.05	<0.01	<0.01	<0.01	43.71
P8	0.34	0.41	<0.01	53.75	0.45	0.12	0.2	0.06	0.12	0.04	0.14	0.01	0.01	<0.01	<0.01	<0.01	43.93
P9	0.25	0.08	<0.01	56.73	0.01	0.01	0.32	0.01	0.01	0.01	0.01	0.05	0.01	0.01	0.01	0.01	45.35
P10	0.25	0.1	<0.01	35.08	0.15	0.01	19.02	0.02	0.01	0.02	0.05	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	42.59



شکل ۱۳- تصاویر به دست آمده از آنالیز XRD کانسنگ‌های کربناتی با خلوص بالا در منطقه مورد مطالعه که وجود زون آهکی با CaO بالاتر از ۵۴ درصد و خلوص کربنات کلسیمی بالای ۹۹ درصد را اثبات می‌نماید.

Fig 13. The images obtained from XRD analysis of high-purity carbonate ores in the study area prove the existence of a limestone zone with a CaO content higher than 54% and a calcium carbonate purity of over 99%.

۷- نتیجه‌گیری

محدوده آهک داهوئیه در استان کرمان، یکی از مناطق آهکی با ارزش محسوب می‌شود. این محدوده از لحاظ تقسیمات رسوبی- ساختمانی در زون ایران مرکزی قرار دارد و به واسطه عملکرد گسل کوهبنان چین خورده و تاقدیس بزرگ شرق زرد را بوجود آورده‌اند. عمده تشکیلات کربناته این محدوده مربوط به سازند شتری شامل عضو آهکی اسپهک در بالا و عضو دولومیتی در قاعده است.

در این پژوهش نتایج حاصل از مطالعات سنجش از دور برای بررسی و ارزیابی محدوده مورد مطالعه (دارای کانی کلسیت با عیار مختلف) اثبات کرد که سنجش از دور اهمیتی کم نظیر در اکتشاف کانسارهای کربنات کلسیم با خلوص بالا دارد. در این میان روش شبکه عصبی به‌عنوان یک روش پرقدرت و هوشمند،

با انعطاف‌پذیری و قابلیت یادگیری، اطلاعات آموزشی را از داده‌های میدانی و آزمایشگاهی به دست می‌آورد و با دقت بالا، محدوده‌های دارای حداکثر خلوص و حداقل عیار آلودگی را تعیین می‌کند و نقش موثری در اکتشاف کانسارهایی چون کربنات کلسیم با خلوص بالا دارد. در منطقه داهوئیه استان کرمان مطالعات انجام شده با استفاده از روش شبکه عصبی بر روی داده‌های سنجنده آستر در محدوده امواج فرسرخ کوتاه، وجود لایه‌های آهک با خلوص بالای کلسیت با دقت (Overall accuracy) ۸۰ درصد، در میان رسوبات آهک اسپهک و شتری زیرین تأیید شد. نتایج این روش‌ها با مطالعات میدانی و تحلیل‌های شیمیایی صحت‌سنجی و مجدداً اثبات گردیدند. استفاده از این راهکار و روش با دقت (Overall accuracy) ۸۰ درصد و ضریب کاپا (kappa coefficient) ۰/۷ در تفکیک مناطق کربناتی با خلوص بالا در سنجش از دور اثبات شده است.

مراجع

- Abdulaziz, AM., Samar, SH., 2020. Prediction of carbonate diagenesis from well logs using artificial neural network: An innovative technique to understand complex carbonate systems. *Ain Shams Engineering Journal* 11, 1387-1401. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.01.010>.
- Abrams, M., 2000. The advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER): Data products for the high spatial resolution imager on NASA's Terra platform. *International Journal of Remote Sensing* 21, 847-859. doi: <https://doi.org/10.1080/014311600210326>.
- Abrams, MJ., Tsu, H., Hulley, G., Iwao, K., Pieri, D., Cudahy, T., Kargel, J., 2015. The Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) after fifteen years: Review of global products. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 38, 292-301. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.01.013>.
- Aghanabati, A., 1991. Magmatic rocks of Iran, 1:2,500,000 survey sheet. Geological Survey of Iran.

- Ahmadi, R., Lashgari, M., 2021. Application of probabilistic neural network method in order to classify the grade of Aliabad copper mine, Yazd. Iranian Journal of Engineering Geology 14(3), 65-76. [In Persian].
- Ansari, Y., Hashemi, A., 2017. Neural network approach in assessment of fiber concrete impact strength. Journal of Civil Engineering and Materials Application 1(3), 88-97. doi: 10.15412/J.JCEMA.12010301.
- Asiyanbola, RA., 2014. Remote Sensing in developing Country-Nigeria: An Exploration. Journal of Geography and Geology 1, 110-128. doi:10.5539/jgg.v6n1p110.
- Azadmehr, A., Motahari, MR., Gharavi, H., Safarian, M., 2023. Estimation of mechanical properties by statistical analysis, artificial neural network and support vector regression (case study: samples related to the construction of the reservoir dam Godar - good). Journal of Civil and Environmental Engineering 52(4), 173-190. [In Persian]. doi: 10.22034/jcee.2021.42122.1969.
- Basavarajappa, HT., Jeevan, L., Rajendran, S., Manjunatha, MC., 2019. Aster Mapping of Limestone Deposits and Associated Lithounits of Parts of Chikkanayakanahalli, Southern Part of Chitradurga Schist Belt, Dharwar Craton. Journal of the Indian Society of Remote Sensing 4, 693-703. <https://doi.org/10.1007/s12524-018-0925-5>.
- Benediktsson, JA., Swain, PH., Ersoy, OK., 1990. Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 28(4), 540-552. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1990.572944>.
- Bengio, Y., 2009. Learning Deep Architectures for AI. Foundations and Trends in Machine Learning 2(1), 1-127.
- Bozorgmehr, A., Moradian, A., Riahi, HR., Davodian, A., Karimi, M., Shabanian, N., 2019. Recognition and separation of high purity calcite mineral regions in carbonate units using Aster multispectral data and Sentinel 2 (case study, northwest of Shahrekord). Iranian Journal of Crystallography and Mineralogy 28(2), 461-474. [In Persian]. <http://ijcm.ir/article-1-1478-en.html>.
- Castelluccio, M., Poggi, G., Sansone, C., Verdoliva, L., 2015. Land Use Classification of Remote Sensing Images with Long Short-Term Memory. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 8(1), 361-371. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1508.00092>.
- Clark, RN., 1999. Spectroscopy of rock and minerals and principles of spectroscopy. In A. N. Rencz (Ed.), Remote sensing for the earth sciences: Manual of Remote Sensing 3(3), 3-58.
- Clark, RN., King, TVV., Klejwa, M., Swayze, GA., Vergo, N., 1990. High spectral resolution reflectance spectroscopy of minerals. Journal of Geophysical Research 95(B8), 12653-12680. <https://doi.org/10.1029/JB095iB08p12653>.
- Crowley, JK., 1993. Mapping playa evaporite minerals with AVIRIS data: A first report from Death Valley, California. Remote Sensing of Environment 44, 337-356. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90025-S](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90025-S).
- Dimitrijevic, M., 1973. Geology of Kerman region. (Iran Geological Survey Report No. Yu/52.) Institute for Geological and Mining Exploration and Institution of Nuclear and Other Mineral Raw Materials, Beograd-Yugoslavia, P.334.
- El Kati, I., Nakhcha, Ch., El Bakhchouch, O., Tabyaoui, H., 2018. Application of Aster and Sentinel-2A Images for geological mapping in arid regions: The Safsafate Area in the Neogen Guercif basin, Northern Morocco. International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS 7 (1), 2782-2792. <https://doi.org/10.23953/cloud.ijarsg.374>.
- Foody, GM., McCulloch, MB., Yates, WB., 1995. Classification of remotely sensed data by an artificial neural network: issues related to training data. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 61(4), 391-401.
- Fujisada, H., 1995. Design and performance of ASTER instrument. In: H. Fujisads and M.N. Sweeting, eds., Proceedings of SPIE (International Society Form Optical Engineering), 25-28 September 1995, Paris, France, 2583, 16-25. <https://doi.org/10.1117/12.228565>.
- Ghorbani, A., Honarmand, M., Shahriari, H., Hassani, MJ., 2019. Regional scale prospecting for non-sulphide zinc deposits using ASTER data and different spectral processing methods. International Journal of Remote Sensing 40(23), 8647-8667. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1620372>.

- Girija, R., Mayappan, S., 2019. Mapping of mineral resources and lithological units: A review of remote sensing techniques. *International Journal of Image and Data Fusion* 10, 79-106. <https://doi.org/10.1080/19479832.2019.1589585>.
- Hagan, MT., Demuth, HB., Beale, MH., 1996. *Neural Network Design*. PWS Publishing, Boston, 1012p.
- Hester, DB., 2008. Land Cover mapping and change detection in urban watersheds using Quickbird high spatial resolution satellite imagery. Ph. D. dissertation, North Carolina State University. North Carolina.
- Hinton, G., Deng, L., Yu, D., Dahl, GE., Mohamed, A., Jaitly, N., Senior, A., Vanhoucke, V., Nguyen, P., Sainath, TN., Kingsbury, B., 2012. Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition. *IEEE Signal Processing Magazine* 29(6), 82-97. doi: 10.1109/MSP.2012.2205597.
- Khan, SD., Mahmood, K., 2008. The application of remote sensing techniques to the study of ophiolites. *Earth-Science Reviews* 89, 135-143. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2008.04.004>.
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep Learning. *Nature* 521(7553), 436-444.
- Li, S., Chen, J., Xiang, J., 2020. Applications of deep convolutional neural networks in prospecting prediction based on two-dimensional geological big data. *Neural Computing and Applications* 32, 2037-2053. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04341-3>.
- Li, W., 2020. Deep Learning for Remote Sensing Image Processing: A Survey. *Remote Sensing* 12(11), 1864.
- Liu, XH., Skidmore, AK., Oosten, HV., 2002. Integration of classification methods for improvement of land Cover map accuracy. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 56(4), 257-268. [https://doi.org/10.1016/S0924-2716\(02\)00061-8](https://doi.org/10.1016/S0924-2716(02)00061-8).
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E., 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25(12), 2365-2401. <https://doi.org/10.1080/0143116031000139863>.
- Madanian, M., Sufianian, A., 2018. A review of some methods of detecting changes using remote sensing data. *Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)* 21(82), 44-49. [In Persian]. <https://doi.org/magiran.com/p1078390>.
- Maggiori, E., 2017. High-Resolution Image in painting Guided by Optical Flow. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 131, 1-11. <https://doi.org>.
- Marmanis, D., 2016. Deep Learning Earth Observation Classification Using Image Net Pretrained Networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 13(1), 105-109. doi: 10.1109/LGRS.2015.2499239.
- Mars, JC., Rowan, LC., 2010. Spectral assessment of new ASTER SWIR surface reflectance data products for spectro-scopic mapping of rocks and minerals. *Remote Sensing of Environment* 114, 2011-2025. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.04.008>.
- Nagel, GW., Novo, EM., Kampel, M., 2020. Nanosatellites applied to optical Earth observation: a review. *Revista Ambiente e Agua* 15(3), 2513- 2532. doi: <https://doi.org/10.4136/ambi-agua.2513>.
- Ninomiya, Y., 2004. Lithologic mapping with multispectral ASTER TIR and SWIR data. Paper presented at the SPIE, doi: <https://doi.org/10.1117/12.511902>.
- Omali, ThU., 2021. Utilization of Remote Sensing and GIS in Geology and Mining. *International Journal of Scientific Research in Multidisciplinary Studies* 7(4), 17-24.
- Rajendran, S., Nasir, S., El-Ghali, M., Alzebdah, K., Salim Al-Rajhi, A., Al-Battashi, M., 2018. Spectral Signature Characterization and Remote Mapping of Oman Exotic Limestones for Industrial Rock Resource Assessment. *Journal of Geosciences* 8(4), 145. <https://doi.org/10.3390/geosciences8040145>.
- Rockwell, BW., Hofstra, AH., 2008. Identification of quartz and carbonate minerals across northern Nevada using ASTER thermal infrared emissivity data -Implications for geologic mapping and mineral resource investigations in well-studied and frontier areas. *Geosphere*, 4 (1), 218-246. <https://doi.org/10.1130/GES00126.1>.
- Rowan, LC., Bowers, TL., Crowley, JK., Anton-Pacheco, C., Gumiel, P., Kingston, MJ., 1995. Analysis of Airborne Visible-Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) Data of the Iron Hill, Colorado, Carbonatite-Alkalic Igneous Complex. *Economic Geology* 90, 1966-1982. doi: <https://doi.org/10.2113/gsecongeo.90.7.1966>.
- Rowan, LC., Mars, JC., 2003. Lithologic mapping in the Mountain Pass, California area using Advanced Speceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data. *Remote Sensing of Environment* 84, 350-366. doi: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00127-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00127-X).

- Rowan, LC., Mars, JC., Simpson, CJ., 2005. Lithologic Mapping of the Mordor, NT, Australia Ultramafic Complex by Using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER). *Remote Sensing of Environment* 99, 105-126. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.11.021>.
- Rumelhart, D., Hinton, G., Williams, R., 1986. Learning representations by back-propagating errors. *Nature* 323, 533-536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>.
- Sorek-Hamer, M., Just, AC., Kloog, I., 2018. The use of satellite Remote Sensing in epidemiological studies. *Current Opinion in Pediatrics* 28(2), 228-234. [10.1097/MOP.0000000000000326](https://doi.org/10.1097/MOP.0000000000000326).
- Taghizadeh-Farahmand, F., Afsar, N., Sodoudi, F., 2014. Crustal Thickness of Iran Inferred from Converted Waves. *Pure and Applied Geophysics* 171(7), 1089-1596. <https://doi.org/10.1007/s00024-014-0901-0>.
- Van der Meer, F., 1998. Mapping dolomitization through a co-regionalization of simulated field and image-derived reflectance spectra: a proof-of-concept study. *International Journal of Remote Sensing* 19 (8), 1615-1620. <https://doi.org/10.1080/014311698215388>.
- Van der Meer, F., De Jong, S., 2003. *Imaging Spectrometry. Basic Principles and Prospective Applications*. 4. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht/ Boston/ London. P.35
- Van der Meer, FD., Van der Werff, HMA., Van Ruitenbeek, FJA., Hecker, ChA., Bakker, WH., Noomen, MF., Van der Meijde, M., Carranza, EJM., Boudewijn de Smeth, JB., Woldai, T., 2012. Multi and hyperspectral geologic remote sensing: A review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 14(1), 112-128. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.08.002>.
- Xie, X., Tian, S., Du, P., Zhan, W., Samat, A., Chen, J., 2016. Quantitative estimation of carbonate rock fraction in karst regions using field spectra in 2.0-2.5 μm . *Remote Sensing* 8 (1), 68. <https://doi.org/10.3390/rs8010068>.
- Zaini, N., van der Meer, F., van der Werff, H., 2012. Effect of grain size and mineral mixing on carbonate absorption features in the SWIR and TIR wavelength regions. *Remote Sensing* 4 (4), 987-1003. <https://doi.org/10.3390/rs4040987>.
- Zaini, N., van der Meer, F., van der Werff, H., 2014. Determination of carbonate rock chemistry using laboratory-based hyperspectral imagery. *Remote Sensing* 6 (5), 4149-4172. <https://doi.org/10.3390/rs6054149>.
- Zaini, N., van der Meer, F., van Ruitenbeek, F., de Smeth, B., Amri, F., Lievens, C., 2016. An alternative quality control technique for mineral chemistry analysis of Portland cement-grade limestone using shortwave infrared spectroscopy. *Remote Sensing* 8 (11), 950. <https://doi.org/10.3390/rs8110950>.