

Evaluation of Object-Oriented, Pixel-Based Classification, and Neural Network in The Separation of Geological Formations Using Landsat 8 Images and Boolean Logic

F. Kamali goki¹, M. Mansourmoghaddam², H.R. Ghafarian malmiri^{3*}, F. Arabi Aliabadi⁴

1. Master of Remote Sensing and GIS, Department of Geography, Campus of Humanities and Social Sciences, Yazd University, Yazd, Iran.
2. PhD Student in Remote Sensing, Center for Remote Sensing and GIS Research, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran.
3. Assistant Professor, Department of Geography, Department of Environmental Planning, Campus of Humanities and Social Sciences, Yazd University, Yazd, Iran.
4. PhD student in Arid and Desert Management, Department of Arid and Desert Management, Faculty of Natural resources and desertology, Yazd University, Yazd, Iran.

* Corresponding Author: hrghafarian@yazd.ac.ir

Received date: 18/07/2021

Accepted date: 17/12/2021

 [10.22034/JDMAL.2021.534277.1340](https://doi.org/10.22034/JDMAL.2021.534277.1340)

Abstract

The preparation of geological maps based on field data and the application of aerial photographs have always been an error because of the structural diversity of the earth and the difficulty of accessing certain regions. But in recent decades, the use of satellite imagery has gone a long way to increasing the accuracy and timeliness of geological mapping. The purpose of the current study is to investigate the applicability of Landsat 8 satellite images and object-oriented pixel classification methods in mapping the geological formations of some part of the Shirkuh Mountain range in Yazd province. This area is part of the scattered mountain range of Central Iran with a dry climate and minimal vegetation. Initially, enhanced operations were performed to identify geological information's using MNF, PCA and FCC processing. Then, the images were classified using object-oriented algorithms (BAYES, SVM, KNN, Decision Tree and Random Forest), neural network (ARTMAP, RBF, MLP and SOM), and base pixels (Maximum Likelihood, Minimum Distance, Mahalanobis and SAM). Next, the error rate of each method was calculated using Boolean logic and kappa coefficient. The results showed that the maximum probability classification with kappa coefficient of 75% in the base pixel category, Fuzzy ARTMAP classification in neural network method with kappa coefficient of 72% and Bayesian classification in object-oriented method with kappa coefficient of 82% have the best results among other methods. These results show that the methods mentioned in the identification and separation of geological formations are effective. The SAM of pixel-based methods, SOM of neural network methods and RF of object-oriented methods with 49%, 64% and 61%, respectively, showed the lowest accuracy in each category.

Keywords: Lithology; Remote sensing; Arid regions; Neural Network; Yazd



ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مبنا در جداسازی سازندهای زمین‌شناسی با استفاده از تصاویر لندست ۸ و بهره‌گیری از منطق بولین

فاطمه کمالی گوکی^۱، محمد منصورمقدم^۲، حمیدرضا غفاریان مالمیری^{۳*}، فهیمه عربی علی‌آباد^۴

۱. کارشناسی ارشد سنجش‌ازدور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، گروه جغرافیا، پردیس علوم انسانی و اجتماعی، دانشگاه یزد، یزد، ایران.
۲. دانشجوی دکتری سنجش‌ازدور، مرکز مطالعات سنجش‌ازدور و GIS، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.
۳. استادیار، گروه جغرافیا، بخش برنامه‌ریزی محیطی، پردیس علوم انسانی و اجتماعی، دانشگاه یزد، یزد، ایران.
۴. دانشجوی دکتری مدیریت مناطق خشک و بیابانی، گروه مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

* نویسنده مسئول: hrg hafarian@yazd.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۴/۲۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۹/۲۶

doi: [10.22034/JDMAL.2021.534277.1340](https://doi.org/10.22034/JDMAL.2021.534277.1340)

چکیده

تهیه نقشه‌های سنگ شناسی به کمک داده‌های میدانی و دور کاوی به دلیل تنوع ساختاری زمین و مشکلاتی مانند دشواری دسترسی به بعضی مناطق، همیشه با خطا همراه بوده است. اما در دهه‌های گذشته استفاده از تصاویر ماهواره‌ای کمک شایانی در افزایش دقت و سرعت تهیه نقشه‌های زمین‌شناسی داشته است. هدف از پژوهش حاضر، بررسی قابلیت استفاده از تصاویر ماهواره لندست-۸ و روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مبنا و شیء‌گرا در تهیه نقشه سازندهای زمین‌شناسی بخشی از رشته کوه شیرکوه استان یزد می‌باشد. این منطقه جزء سلسله کوه‌های پراکنده ایران مرکزی با اقلیم خشک و حداقل پوشش گیاهی است. در آغاز برای شناسایی سازندها با استفاده از پردازش‌های: MNF, PCA و FCC بارزسازی انجام شد. سپس با بهره‌گیری از خوارزمیک-های (الگوریتم) شیء‌گرا (SVM, BAYES, KNN, DECISION TREE و RANDOM FOREST)، شبکه عصبی (MLP, RBF, ART MAP و SOM) و پیکسل مبنا (حداکثر احتمال، حداقل فاصله، ماهالانوبیس و SAM)، طبقه‌بندی شدند و مقدار خطای هرکدام از روش‌ها با استفاده از منطق بولین و ضریب کاپا محاسبه شد. طبقه‌بندی حداکثر احتمال با ضریب کاپا ۷۵٪ در دسته پیکسل مبنا، طبقه‌بندی آرت‌تمپ فازی در روش شبکه عصبی با ضریب کاپا ۷۲٪ و طبقه‌بندی بیز در روش شیء‌گرا با ضریب کاپا ۸۲٪ بهترین نتایج را در بین دیگر روش‌های بررسی شده نشان دادند. این نتایج کارآمدی روش‌های نامبرده شده را در شناسایی سازندهای زمین‌شناسی به اثبات می‌رساند. روش SAM از روش‌های پیکسل مبنا، روش SOM از روش‌های شبکه عصبی و روش RF از روش‌های شیء‌گرا به ترتیب ۴۹٪، ۶۴٪ و ۶۱٪ کمترین میزان دقت نتایج را در هر دسته نشان دادند.

واژگان کلیدی: سنگ‌شناسی؛ سنجش از دور؛ مناطق خشک؛ شبکه عصبی؛ یزد

■ مقدمه

نقشه‌های زمین‌شناسی از جمله داده‌های مهم و پایه برای پروژه‌های عمرانی، زیست محیطی، توسعه منابع و توسعه شهری هستند (۳، ۲۴، ۶۱، ۶۵). در گذشته نقشه‌های زمین‌شناسی معمولاً با استفاده از روش‌های مرسوم مانند استفاده از داده‌های میدانی و تفسیر عکس‌های هوایی تهیه می‌شدند. اما دلایل مختلفی مانند وسعت اراضی، وجود تنوع کانسارها و سازندهای زمین‌شناسی در سطح زمین و همچنین عدم امکان دسترسی به برخی از مناطق مانند مناطق کوهستانی، باعث نبود اطلاعات کافی و وجود خطا در تهیه نقشه‌های زمین‌شناسی شده است (۱۴، ۱۲، ۵۸، ۱۱، ۲۸، ۱۶، ۲۱، ۴۷).

استفاده از داده‌های دور‌کاوی (سنجش از دور) به دلیل کارایی زیاد در جداسازی واحدهای سنگ‌شناسی، ردیابی مرزهای سنگ‌شناسی^۱ و نقشه‌برداری زمین‌شناسی موضوع بسیاری از بررسی‌ها در دهه‌های گذشته بوده است. بهره‌گیری بهینه از تصاویر ماهواره‌ای به ویژه در مناطق خشک و بیابانی یا کمربندهای کوهستانی زمین‌ساختی و ناهموار (با مناطق وسیع دسترسی دشوار) می‌تواند به بهبود نقشه‌های زمین‌شناسی کمک کند (۴۲، ۲۷، ۷، ۶، ۵، ۲، ۲۶، ۳۲).

امروزه استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و فناوری‌های سنجش از دور به‌عنوان سرمایه‌ای برای مطالعات مختلف زمین‌شناسی محسوب می‌شود. در ادامه به‌شماری از بررسی‌های زمین‌شناسی که با استفاده از سنجش از دور صورت گرفته است اشاره می‌شود. نتایج پژوهشی که با موضوع ارزیابی عملکرد روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان (SVM^۲)، جنگل تصادفی (RF^۳) و MLC^۴ در نقشه‌برداری سنگ‌شناسی قطب شمال کانادا با استفاده از تصاویر لندست ۷ و ۸ صورت گرفت، نشان داد که نتیجه طبقه‌بندی MLC از بین تمامی روش‌ها با ضریب خطای ۸۱/۶۰٪ در لندست ۷ و ضریب ۷۹/۲۸٪ در لندست ۸-

بهترین شناسایی را داشته است (۳۴). در پژوهشی دیگر جهت نقشه‌برداری از پوشش زمین منطقه آتش‌فشانی منطقه ALEUTIAN از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN^۵) و روش SVM بر روی تصاویر لندست-۸ استفاده شده است. یافته‌های این پژوهش برای شناسایی رخنمون‌های آتش‌فشانی و سایر پوشش‌های سطح زمین اینگونه نشان داد که روش SVM با ضریب دقت ۹۸/۰۸٪ بهترین شناسایی را داشته است. روش ANN با ضریب دقت ۸۸/۹۴٪ در رتبه دوم قرار گرفت (۳۷). نتایج پژوهشی که جهت شناسایی کانی‌زائی مس شهربابک استان کرمان از روش‌های دانش‌محور فازی و داده‌محور شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است نشان داد که، روش شبکه عصبی با ضریب خطای ۸۰٪ تخمین‌گری بهتری نسبت به سایر روش‌ها داشته است. در این تحقیق از نقشه‌های زمین‌شناسی، گسل دگرسانی، مغناطیس هوابرد و داده‌های طیف سنجی هوابرد و تصاویر استر استفاده شد (۸۹). در پژوهشی دیگر که برای ارزیابی عملکرد روش شبکه عصبی ARTMAP فازی در نقشه‌برداری زمین‌شناسی از منطقه شیرکوه یزد با استفاده از تصاویر لندست ۷ و منطق بولین صورت گرفت، نشان داد که استفاده از روش آرتمپ فازی به دلیل کاهش هزینه و زمان برای تهیه نقشه‌های زمین‌شناسی در منطقه مورد مطالعه مناسب‌ترین روش بوده است. در این پژوهش با استفاده از نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ منطقه، نقشه‌های گوگل ارث و همچنین محاسبه روش آرتمپ فازی بر روی لندست ۷ با ضریب خطای ۸۹٪ نقشه‌هایی از منطقه تهیه گردید. سپس با استفاده از منطق بولین تمامی نقشه‌ها با یکدیگر مقایسه و مورد ارزیابی قرار گرفت (۸). در پژوهشی دیگر با استفاده از تصاویر استر^۶ و HYPERION و به کمک روش‌های پیشرفته پردازش تصویر (PCA^۷, MNF^۸) به ترسیم نقشه‌های معدنی رس، سولفات CuSO₄، اکسید آهن FeO و غیره پرداخته شد که قابلیت شناسایی و نقشه‌برداری با کمک تصاویر ماهواره‌ای را نشان داد (۲۹). در پژوهشی دیگر با استفاده از

⁶ Advanced Spaceborne Thermal Emission a Reflection Radiometer

⁷ Principal Component Analysis

⁸ Minimum Noise Fraction

¹ Tracking stone borders

² Support Vector Machines

³ Random Forest

⁴ Maximum Likelihood

⁵ Artificial Neural Network

شی‌گرا، شامل طبقه‌بندی KNN، SVM، BAYES، RANDOM FOREST، DECISION TREE، پیکسل مبنا، شامل طبقه‌بندی حداکثر احتمال، حداقل فاصله، ماهالانوبیس، نقشه بردار زاویه طیفی (SAM^۵) و روش‌های شبکه عصبی، شامل طبقه‌بندی ARTMAP، شبکه عصبی شعاعی (RBF^۶)، پرسپترون چند لایه (MLP^۷) و نگاشت خود سازمانده (SOM^۸) در تهیه نقشه سازندهای زمین‌شناسی پرداخته شد. با توجه به اینکه منطقه مورد مطالعه دارای اقلیم خشک می‌باشد و از حداقل پوشش گیاهی برخوردار است سازندهای زمین‌شناسی در این منطقه به خوبی قابل شناسایی است.

■ مواد و روش

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در رشته کوه شیرکوه در استان یزد و در کشور ایران قرار دارد. از نظر تقسیم‌بندی گرچه جزء کوه‌های منفرد ایران نامبرده می‌شود، اما جزء سلسله کوه‌های پراکنده ایران مرکزی محسوب می‌شود، که در بخش‌های جنوبی و جنوب‌غربی یزد با روند شمال‌غرب- جنوب‌شرق به صورت یک دیوار بلند قرار گرفته است. موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه، از ۵۳° و ۴۵' تا ۵۳° و ۵۵' و ۱۲" طول شرقی و ۳۱° و ۳۴' و ۳۷" تا ۳۱° و ۴۴' و ۲۳" عرض شمالی به فاصله کوتاهی در شرق یزد واقع شده است. مساحت محدوده مورد مطالعه ۲۸۳ km² است و جنس سازندهای این محدوده ترکیبی از گرانیت، دولومیت، ماسه سنگ و کنگلومرا است و بیشتر محدوده متعلق به دوره کواترنری شامل پادگانه‌ها و مخروط افکنه است (شکل ۱).

داده‌های مورد استفاده

در پژوهش حاضر، از تصویر ماهواره‌ای سنجنده OLI لندست-۸ مربوط به تاریخ ۲۴ بهمن ۱۳۹۹ (پایگاه سازمان زمین‌شناسی آمریکا (USGS)) بهره‌گیری شد (جدول ۲).

مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، خوارزمیک ژنتیک و منطق بولین و با استفاده از جست‌وجوهای تصادفی از یک مدل آموزشی جهت محاسبه میزان خطا و اعتبارسنجی مدل‌های محاسباتی استفاده شد، نتایج نشان داد که مدل HNN-3SAICA از شبکه عصبی مصنوعی بهترین مدل پیشنهادی برای شناسایی سازندها می‌باشد (۶۲).

در پژوهشی دیگر برای نقشه‌برداری از منطقه کوهستانی صحرای جنوب شرق مصر، از تصاویر ماهواره‌ای استر و لندست-۸ استفاده شده است، که با اعمال روش‌های نسبت بانندی و PCA، مطالعه میدانی و نقشه زمین‌شناسی موجود یک نقشه جدید اصلاح شده از منطقه تهیه شد و در آخر ترکیب "PC2, PC5, PC7" و نسبت b4/b7، "b3/b4, b2/b1" از تصویر استر و ترکیب PC2, PC4, and "b6/b2, b6/b7, b6/b5 × b4/b5" از تصویر لندست-۸ را برای مناطق خشک مناسب دانسته شد (۵۸). نتایج پژوهشی دیگر نشان داد برای تهیه نقشه زمین‌شناسی از منطقه دجانت^۱ الجزایر که از داده‌های سنجنده ETM^۲ لندست استفاده شده است، به کمک روش‌های PCA و نسبت بانندی دو نقشه سنگ‌شناسی و نقشه خطواره گسلی از منطقه تهیه شد که اطلاعات جدیدی را در مورد واحدهای سنگی منطقه ارائه داد. این منطقه به دلیل دسترسی دشوار امکان جمع‌آوری نمونه و برداشت میدانی در منطقه وجود نداشت (۴۷). در آخرین پژوهش مورد بررسی با استفاده از تصاویر استر و لندست-۸ نقشه زمین‌شناسی از منطقه آتالا^۳ مصر تهیه شد. در این پژوهش با اعمال روش‌های FCC^۴، PCA، MNF و نسبت بانندی بر روی تصاویر نشان داد که بهترین نتایج در شناسایی سازندها روش نسبت بانندی اعمال شده بر روی لندست-۸ می‌باشد (۳۱).

هدف از پژوهش حاضر، بررسی توانایی روش‌های طبقه‌بندی شی‌گرا، شبکه عصبی و پیکسل مبنا در شناسایی سازندهای زمین‌شناسی و انتخاب مناسب‌ترین روش با کمترین خطا می‌باشد. در پژوهش حاضر با استفاده از تصویر لندست-۸ به مقایسه دقت روش‌های طبقه‌بندی

⁵ Spectral Angle Mapper

⁶ Radial Basis Functions

⁷ Multi-Layer Perceptron

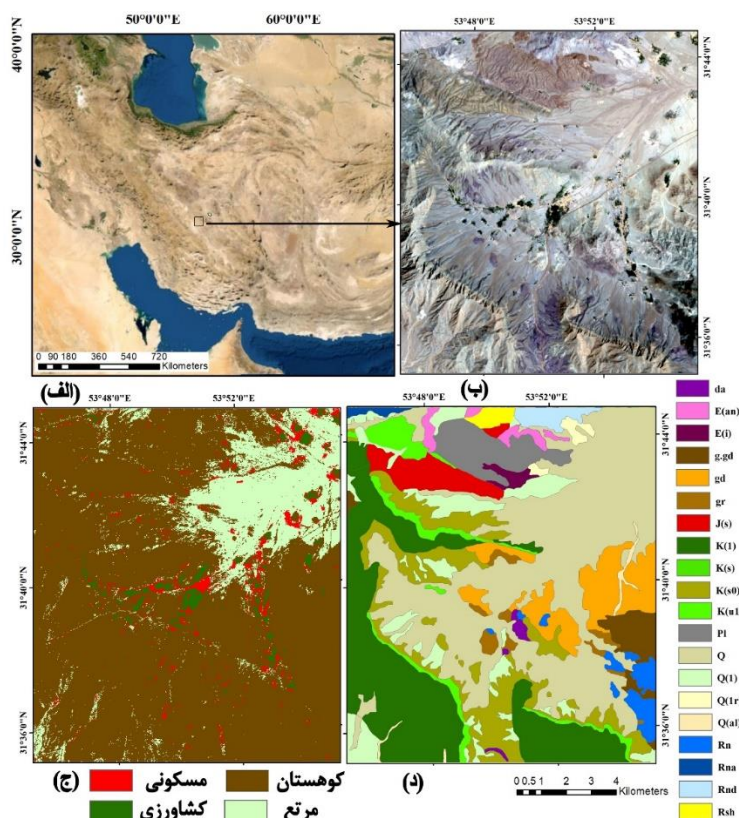
⁸ Self-Organizing Map

¹ Djant

² Enhanced Thematic Mapper Plus

³ Atala

⁴ False Color Composite



شکل ۱. الف) موقعیت منطقه مورد مطالعه در کشور ایران ب) ترکیب رنگی طبیعی (RGB, 2-3-4) تصویر لندست-۸ ج) نقشه پوشش اراضی و ناهمواری د) نقشه سازندهای زمین‌شناسی (۸)

جدول ۱. علائم واحدهای سنگ‌شناسی منطقه مورد بررسی (۸)

علائم اختصاری	توصیف سنگ شناسی
da	داسیت
E(an)	آندزیت با میان لایه هایی از توف خاکستری مایل به سبز
E(i)	توف و شیل توفی خاکستری و خاکستری مایل به سبز با میان لایه‌های آندزیتی
g.gd	گرانیت و گرانودیوریت (سنگ‌های نفوذی شیر کوه)
Gd	گرانودیوریت (سنگ‌های نفوذی شیر کوه)
Gr	گرانیت (سنگ‌های نفوذی شیر کوه)
J(s)	شیل، ماسه سنگ و ماسه سنگ کوارتزیتی (سازند شمشک)
K(i)	آهک خاکستری رنگ
K(s)	آهک تخریبی
K(s0)	ماسه سنگ و کنگلومرای خاکستری رنگ
K(ui)	آهک پلاژیک نازک لایه به رنگ خاکستری روشن
Pi	ماسه سنگ
Q	کنگلومرا
Q(i)	پادگانه‌های کوتاه و جوان مخروط افکنه
Q(tr)	تراورتن
Q(al)	آبرفت بستر رودخانه
Rn	شیل، ماسه سنگ و ماسه سنگ کوارتزیتی آهکی
Rna	آهک خاکستری رنگ
Rnd	دولومیت خاکستری رنگ روشن
Rsh	دولومیت چگال در بخش پایینی قهوه‌ای رنگ و در بخش بالایی زرد رنگ (سازند شتری)

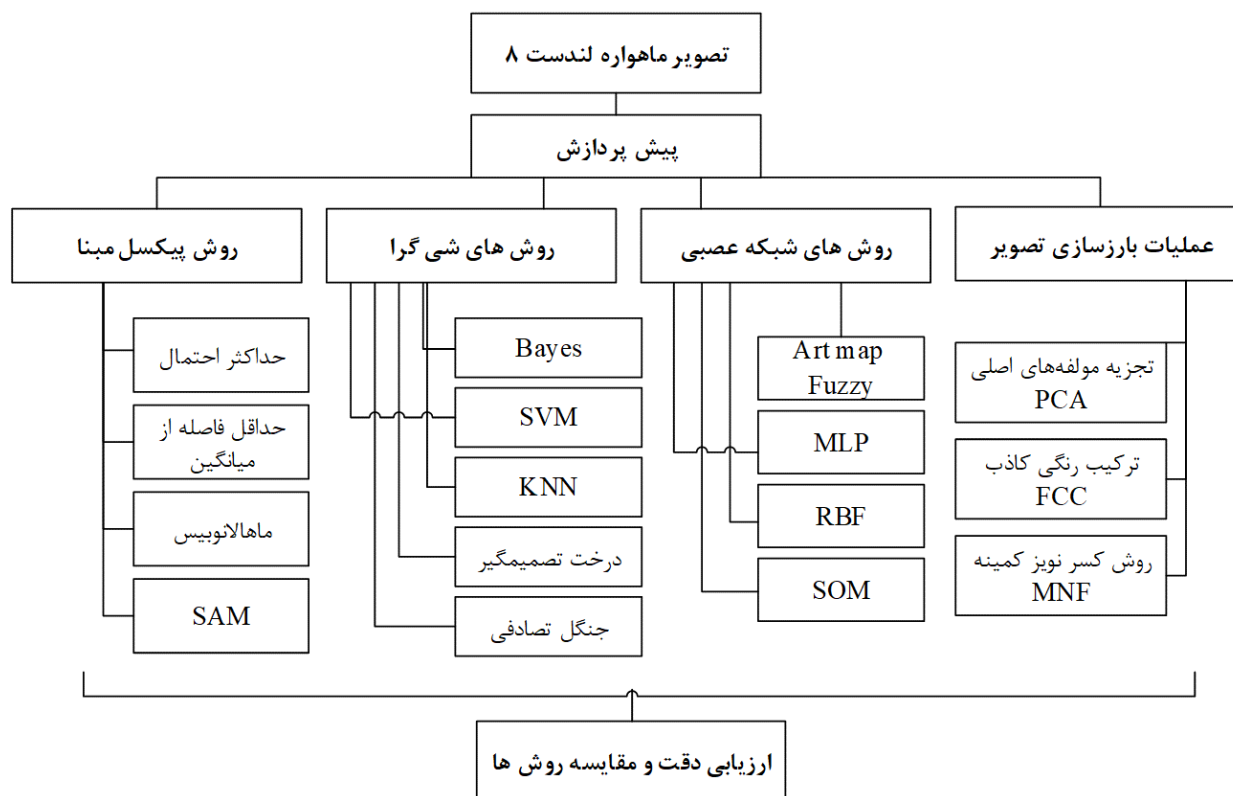
جدول ۲. اطلاعات باندهای ماهواره لندست-۸

نام سنجنده	باند طیفی	طول موج	قدرت تفکیک	عرض تصویربرداری
OLI	باند ۱- باند Coastal/Aerosol	۰/۴۳۳ - ۰/۴۵۳ μm	۳۰ m	۱۸۵ km
	باند ۲- آبی	۰/۴۵۰ - ۰/۵۱۵ μm		
	باند ۳- سبز	۰/۵۲۵ - ۰/۶۰۰ μm		
	باند ۴- قرمز	۰/۶۳۰ - ۰/۶۸۰ μm		
	باند ۵- مادون قرمز نزدیک	۰/۸۴۵ - ۰/۸۸۵ μm		
	باند ۶- مادون قرمز طول موج کوتاه	۱/۵۶۰ - ۱/۶۶۰ μm		
	باند ۷- مادون قرمز طول موج کوتاه	۲/۱۰۰ - ۲/۳۰۰ μm		
TIRS	باند ۸ - Panchromatic	۰/۵۰۰ - ۰/۶۸۰ μm	۱۵ m	
	باند ۹- Cirrus	۱/۳۶۰ - ۱/۳۹۰ μm	۳۰ m	
	باند ۱۰- مادون قرمز حرارتی	۱۰/۳۰ - ۱۱/۳۰ μm	۱۰۰ m	
	باند ۱۱- مادون قرمز حرارتی	۱۱/۵۰ - ۱۲/۵۰ μm	۱۰۰ m	

روش‌شناسی پژوهش

در پژوهش حاضر پس از انجام پیش پردازش‌های لازم، روش‌های گوناگونی برای بارزسازی سازندهای منطقه صورت گرفت. این روش‌ها شامل روش‌های بارزسازی PCA و MNF و FCC و همچنین روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مینا، شی‌گرا و شبکه عصبی می‌گردد. که در ادامه این روش‌ها به‌طور کامل شرح داده شده است. مراحل تحقیقی پژوهش حاضر، طی نمودار جریان‌ی (شکل ۲) انجام شده است.

باتوجه به هدف پژوهش فقط از باندهای مرئی، مادون قرمز نزدیک، مادون قرمز طول موج کوتاه با اندازه شبکه (پیکسل) ۳۰ m برای استخراج ارزش‌های طیفی و اطلاعات مورد نیاز برای شناسایی سازندهای منطقه استفاده شده است. به منظور ارزیابی و اعتبارسنجی نقشه‌های طبقه‌بندی شده سازندهای زمین‌شناسی از نقاط زمینی و نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ مرجع سازمان زمین‌شناسی کشور استفاده شد.



شکل ۲. روندنمای مراحل کار پژوهش

تصحیح و پیش‌پردازش تصویر

تصویر مورد استفاده در پژوهش حاضر، پیش از هر نوع پردازش، از نظر رادیومتریک به بازتابش^۱ سطح و از نظر اتمسفری با استفاده از خوارزمیک QUAC^۲ (۷۱) در محیط نرم‌افزار ENVI تصحیح شد. همچنین با توجه به نوع تصویر دریافت شده، این تصویر از نظر هندسی تصحیح شده بود و نیاز به تصحیح هندسی نداشت.

ترکیب رنگی کاذب (FCC)

برای به دست آوردن بهترین ترکیب رنگی کاذب، از فاکتور شاخص بهینه (OIF) استفاده شد (رابطه ۱).

$$OIF = \frac{\sum_{i=1}^3 \theta}{\sum [C_c]} \quad (1)$$

در این رابطه: θ انحراف معیار و C_c ضریب همبستگی است. بهترین ترکیب رنگی مربوط به باندهای ۵، ۱ و ۷ است که در این رابطه به عنوان مناسب‌ترین ترکیب مشخص شد. پس از آن برای بارزتر شدن تصویر شاخص کشش غیرهمبسته بر روی تصویر اعمال گردید. با استفاده از این فیلتر، نمایش تفاوت‌ها توسط باندهای تبدیل شده بارزتر شد (۲۹، ۱۶، ۱).

تجزیه مولفه‌های اصلی (PCA)

این روش از جمله روش‌های بارزسازی محسوب می‌شود و برای کاهش ابعاد مجموعه داده‌ها با حذف داده‌های تکراری انجام شد (۵۱، ۶۲). بدین منظور، از ۳ باند مرئی از جمله آبی، سبز، قرمز و ۳ باند مادون قرمز اعم از یک باند مادون قرمز نزدیک و دو باند طول موج کوتاه استفاده شد. با استفاده از شش باند مذکور، PCهای شش‌گانه به روش ماتریس کوواریانس ایجاد شده و سهم هر کدام، از کل واریانس مورد مقایسه قرار گرفت (۶۲).

روش کسر نویز کمینه (MNF)

در روش MNF به طور متوالی تحلیل مولفه اصلی دوم بر داده‌های حاصل از PCA اول اعمال شد که خروجی آن،

اولین تحلیل نویزهای سفید یا "داده‌های بدون اطلاعات" را جدا کرد و تحلیل دوم این آنالیز را مجدد به صورت باندهای ترکیبی جدید ترکیب نمود که بیشتر واریانس داده‌های اولیه که دارای اطلاعات بوده در خود حفظ نمود (۳۰، ۴۳، ۵۱).

طبقه‌بندی تصاویر

به منظور استخراج اطلاعات آماری تصاویر و مقایسه عملکرد خوارزمیک‌های متفاوت در استخراج این اطلاعات، از روش‌های گوناگون طبقه‌بندی تصویر استفاده شد. روش‌های مختلف طبقه‌بندی شی‌گرا، شبکه عصبی و روش‌های پیکسل مبنا در تهیه نقشه زمین‌شناسی مورد بررسی قرار گرفت.

طبقه‌بندی با استفاده از روش‌های پیکسل مبنا (Pixel Based)

روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مبنا مورد استفاده در پژوهش حاضر، شامل روش‌های حداکثر احتمال، حداقل فاصله، ماهالانوبیس و SAM می‌باشد.

روش حداکثر احتمال

در این روش حداکثر احتمال یا بیشترین شباهت، طبقه‌بندی توزیع ارزش بازتابی در هر نمونه تعلیمی توسط یک تابع تراکم احتمال که براساس تئوری احتمال بنا شده، نشان داده خواهد شد. این طبقه‌بندی احتمال اینکه هر سلول به یک کاربری تعلق گیرد را بررسی نموده و سلول‌هایی را به کاربری با بالاترین درجه احتمال عضویت، اختصاص می‌دهد (۳۱). از آنجا که در این روش، فرض بر آن است که همه مناطق آموزشی پراکنش نرمال برخوردار هستند، به منظور انجام این طبقه‌بندی، نمونه‌های تعلیمی به عنوان معرف هر طبقه به موجود در نرم‌افزار ENVI وارد شده و فرآیند طبقه‌بندی صورت گرفت.

روش طبقه‌بندی حداقل فاصله از میانگین

در این روش ابتدا میانگین همه طبقه‌ها که قبلاً با استفاده از روش تعیین نواحی تعلیمی از یکدیگر تفکیک گردیده‌اند، تعیین شد. سپس فاصله اقلیدسی بازتاب هر

² Quick Atmospheric Correction

¹ Reflectance

هیچ پیکسل طبقه‌بندی نشده‌ای باقی نماند، بلکه همگنی تصویر نیز حفظ شد (۴۹). سپس به منظور انجام طبقه‌بندی شیء‌گرا در پژوهش حاضر، از خوارزمیک‌های SVM، درخت تصمیم (DT)، RF و بیز استفاده شد (۲۳). به منظور طبقه‌بندی تصویر با روش‌های شیء‌گرا، از نرم‌افزار ایکوگنیشن^۳ استفاده شد.

روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)

روش SVM به‌عنوان مجموعه‌ای از روش‌های یادگیری ناپارامتری نظارت شده (۵۷، ۷۲) برای طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفت. این روش با ایجاد یک ابرصفحه مجموعه داده‌ها را جدا کرده و پیش‌بینی منطقی را برای مجموعه داده‌های جدید ارائه می‌دهد. از آنجا که SVM بر اساس یادگیری آماری مرز تشخیص داده‌های متعلق به دو طبقه را از یکدیگر به روش بهینه تعیین می‌کند (۳۵)، ابتدا تعیین سگمنت‌ها برای هر کلاس در محیط نرم‌افزار eCognition انجام شده و سپس خوارزمیک طبقه‌بندی بر روی تصویر اجرا شد.

خوارزمیک درخت تصمیم‌گیر (DT)

به منظور اعمال روش طبقه‌بندی شیء‌گرای درخت تصمیم‌گیر، مجموعه‌ای از تصمیم‌ها برای طبقه‌بندی صحیح پیکسل مورد نظر اتخاذ می‌شود. از آنجا که روش DT از طبقه‌بندی‌کننده‌های مرتبط به هم استفاده می‌کند که هر یک قسمتی از فرآیند کار طبقه‌بندی را انجام داده و به تنهایی عمل نمی‌کنند، (۴۰) ساختار شاخه‌ای بهینه با کمترین نرخ خطا و حداقل تعداد گره مشخص شده و اشتراک کلاس‌ها و تعداد شاخه‌ها و لایه‌های مورد استفاده مورد توجه قرار گرفت.

روش درخت تصادفی (RF)

به منظور اعمال روش جنگل تصادفی، تعداد زیادی درخت تصمیم در فرآیند طبقه‌بندی خوارزمیک RF رشد یافتند. سپس پیکسل‌هایی که در هیچ یک از طبقات قرار نگرفتند، بر اساس ویژگی‌های همراه خود در یک طبقه قرار

پیکسل از میانگین تمام طبقه‌ها محاسبه می‌شود (۶۶). به منظور اعمال این روش طبقه‌بندی بر روی تصویر نیز از خوارزمیک موجود در نرم‌افزار ENVI استفاده شد.

روش ماهالانوبیس

اعمال طبقه‌بندی تصویر بر اساس روش فاصله ماهالانوبیس، همانند روش کمترین فاصله است با این تفاوت که در این روش، اساس طبقه‌بندی بر اساس کمترین فاصله ماهالانوبیس است (۷۰). انجام این روش با فرض نرمال بودن باندهای هیستوگرام (۵۹) و در محیط نرم‌افزار ENVI صورت پذیرفت.

روش نقشه بردار زاویه طیفی (SAM)

نقشه‌برداری زاویه طیفی به عنوان یک روش طبقه‌بندی هدایت شده به منظور مقایسه طیف استاندارد یا طیف مرجع با طیف تصاویر در محیط نرم‌افزار ENVI مورد استفاده قرار گرفت. از آنجا که خوارزمیک این روش، به وسیله زاویه طیفی بین دو تصویر، تشابه بین آنها محاسبه می‌کند، زاویه بین دو بردار با تبدیل طیف‌ها به بردار در فضایی به ابعاد تعداد باندها محاسبه شد. در این روش هرچه مقدار زاویه (بین صفر تا ۱) کمتر باشد شناسایی دقیق‌تری حاصل می‌شود. بدین ترتیب مقدار زاویه یک بیانگر آن است که تمام تصویر به عنوان پدیده مورد نظر شناسایی شده است (۴۶، ۶۸).

طبقه‌بندی با استفاده از روش‌های شیء‌گرا (Object Oriented)

به منظور استخراج اطلاعات از تصویر توسط خوارزمیک تجزیه و تحلیل مبتنی بر شی (OBIA)، ابتدا با هدف به حداقل رساندن میانگین مکانی ناهمگنی‌ها و به هم‌پیوستن متوالی پیکسل‌ها در تصویر و ایجاد شیء‌های تصویری (۹)، عملیات قطع‌بندی^۱ به‌عنوان مهم‌ترین مرحله در طبقه‌بندی تصویر به واحدهای مختلف (۳۶) با استفاده از خوارزمیک Multiresolution Segmentation انجام پذیرفت. بدین ترتیب، با انجام عملیات قطع‌بندی، نه تنها

³ eCognition

¹ Segmentation

² Decision Tree

در پژوهش حاضر، از ساختار شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی نظارت شده بوده به عنوان یکی از روش‌های طبقه‌بندی تصویر شبکه عصبی استفاده شده است (۵۳). این روش، بر پایه نظریه تشدید انطباقی^۱ عمل می‌کند و متشکل از دو مدول (ARTa, ARTb) بوده که در پاسخ به دنباله‌های دلخواه از الگوهای ورودی سبب ایجاد طبقات بازشناسی پایداری می‌شود. یک مدول واسط به نام ناحیه نگاشت^۲ سبب پیوند این دو مدول می‌شود (۵۳).

روش پرسپترون چندلایه (MLP)

عملکرد این مدل که گهگاه با نام شبکه‌های پیش‌خورد^۳ نیز خوانده می‌شوند، بر اساس سلول‌های مغزی انسان است. بدین ترتیب، در مرحله اجرای این مدل، هریک از نورون‌ها^۴ پس از دریافت داده از ورودی یک سلول دیگر پردازشی روی آن انجام داده و نتیجه را به یک سلول دیگر انتقال داد. این رفتار تا حصول نتیجه‌ای مشخص ادامه داشت و در پایان پردازش شد (۵۰، ۵۵).

روش شبکه عصبی شعاعی (RBF)

پیاده‌سازی و اجرای این خوارزمیک، از نظر ساختار کلی، تفاوت چندانی با شبکه‌های MLP ندارند و صرفاً نوع پردازشی که نورون‌ها روی ورودی‌شان انجام می‌دهند، متفاوت است. با این تفاوت که شبکه‌های RBF که با استفاده از توابع شعاعی، از نظر پردازشی بر موقعیت خاصی متمرکز هستند، غالباً دارای فرآیند یادگیری و آماده‌سازی سریع‌تری هستند که این به دلیل تمرکز نورون‌ها بر محدوده عملکردی خاص است که کار تنظیم آن‌ها را راحت‌تر می‌نماید (۶۹، ۶۰).

روش نگاشت خود سازمانده (SOM)

روش SOM یا شبکه عصبی کوهونن^۵ از تقسیم عملکردی ناحیه قشر مغز، الهام گرفته شده است و کاربرد اصلی آن در حل مسائلی است که به مسائل یادگیری غیر نظارت شده معروف هستند. پژوهش حاضر، از این روش به

داده شدند. بدین ترتیب، با عبور دادن پیکسل‌ها از میان X درخت تصمیم، تعلق پیکسل‌ها به یکی از Y کلاس به وسیله درختان تصمیم به رای گذاشته شده و رای هر درخت تصمیم در مورد گنجاندن پیکسل در یک طبقه بررسی شد. سپس هر پیکسل به رای گذاشته شده به وسیله جنگل، به طبقه‌ای اختصاص داده شد که دارای بیشترین رای درختان جنگل بود. از آنجا که رشد درختان تصمیم‌گیری به صورت مجزا از مجموعه نمونه آموزشی یا "مجموعه آموزشی کیسه" است، با N بار نمونه‌گیری با جایگزینی، دوسوم از مجموعه داده‌های اصلی برای آموزش یک درخت استفاده شد که N همان تعداد نمونه‌ها در مجموعه داده‌های اصلی است. بدین ترتیب یک‌سوم باقیمانده داده‌ها با نمونه‌گیری با جایگزینی در آموزش درخت دخالت نداشته و در فرایند صحت‌سنجی درونی خوارزمیک از کیسه کنار گذاشته شدند. (۱۰، ۱۳، ۴۵).

روش بیز

به‌منظور طبقه‌بندی با روش بیز و بر اساس این خوارزمیک، پارامترها به عنوان متغیرهای تصادفی با توزیع از قبل شناخته شده در نظر گرفته شدند. همچنین بر اساس این خوارزمیک، فرض شد که وجود یا عدم وجود ویژگی خاص یک کلاس با وجود یا عدم وجود ویژگی دیگر ارتباطی ندارد. بدین ترتیب، احتمال وقوع مقادیر صفت مختلف را برای طبقه‌های مختلف در یک مجموعه آموزشی توسط خوارزمیک بیز تخمین زده شده و در نهایت از این احتمالات برای طبقه‌بندی الگوهای فراخوانی استفاده شد (۵۲).

روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی

خوارزمیک‌های طبقه‌بندی به روش شبکه عصبی مورد استفاده در پژوهش حاضر شامل آرتمپ فازی، پرسپترون چند لایه، شبکه عصبی شعاعی و شبکه عصبی کوهونن می‌باشد (۳۳، ۷۳، ۷۴).

آرتمپ فازی (Art map Fuzzy)

⁴ Neuron
⁵ Kohonen

¹ Adaptive Resonance Theory
² Fab
³ Feedforward Networks

در پژوهش حاضر، همچنین از پارامترهای ضریب کاپا^۱ و صحت کلی^۲ برای برآورد اعتبارسنجی نقشه‌های طبقه‌بندی استفاده شد. صحت کلی براساس نسبت مجموع پیکسل‌های طبقه‌بندی شده صحیح به کل ماتریس خطا برآورد می‌گردد (رابطه ۲) (۴).

$$P_j = \frac{\sum_{i=1}^k x_{ii}}{N} \quad (2)$$

که در آن x برابر با هر پیکسل در قطر ماتریس و N مجموع پیکسل‌های موجود در ماتریس خطاست. سپس ضریب کاپا از طریق ضرب نسبت یک ارزش خاص در یک طبقه که به وسیله طبقه‌بندی کننده استفاده شده است، در نسبت استفاده از همان ارزش به وسیله طبقه‌بندی کننده دوم و جمع این نسبت‌ها با هم، محاسبه شده و میزان توافق نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی به دست آمد (رابطه ۳) (۴، ۱۹). هنگامی که سازگاری کامل باشد، مقدار خروجی کاپا ۱ (۱۰۰٪) خواهد بود، بدان معنی که طبقه‌بندی در هر زمینه‌ای مطابق با واقعیت است و همچنین مقدار صفر کاپا بیانگر آن است که سازگاری داده‌ها از یک مقدار تصادفی بهتر نیست. مقدار منفی کاپا بیانگر آن است که با توجه به توزیع حاشیه‌ای، سازگاری داده‌ها حتی از یک مقدار تصادفی نیز کمتر است (۱۹).

$$Kappa = \frac{Pr(a) - Pr(e)}{1 - Pr(e)} \quad (3)$$

که در آن $Pr(a)$ برابر با توافق درست و $Pr(e)$ برابر با توافق شانسی می‌باشد.

بدین منظور، پژوهش حاضر از ۶۲۵ نقطه واقعیت زمینی جهت اعتبارسنجی استفاده کرد. این نقاط از بازدید زمینی با استفاده از نقشه زمین‌شناسی سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی (۱:۱۰۰۰۰۰) به دست آمد. در نهایت این نتایج به صورت تصادفی به کل منطقه تعمیم داده شده تا با استفاده از منطق بولین و تصاویر طبقه‌بندی شده مورد اعتبارسنجی قرار گیرند.

منظور پیدا کردن شباهت‌ها و دسته‌های مشابه در میان انبوهی از داده‌ها به‌عنوان یک روش شبکه عصبی، بهره گرفته است (۳۷، ۴۴). بدین منظور، تصویر مورد استفاده در پژوهش، در محیط ایکوگنیشن، به منظور طبقه‌بندی به خوارزمیک معرفی شد.

منطق بولین

این منطق برگرفته از نام ریاضیدان مطرح انگلیسی (جورج بولی) بوده که در سال ۱۹۴۷ به‌وسیله وارنر مورد استفاده قرار گرفت و در سال ۱۹۸۹ به‌وسیله رویینو توسعه داده شده. در مدل بولین ترکیب منطقی ارزش‌ها به صورت (بله) و (خیر) است. هر مکان مورد آزمایش با این مدل، با معیارهای مورد نظر مورد تحت آزمون قرار می‌گیرد (۸).

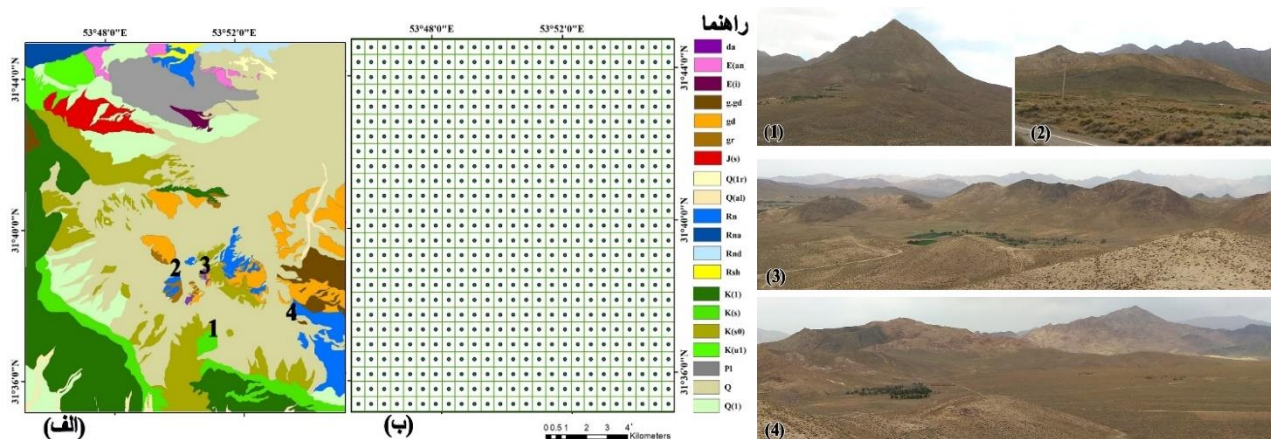
به منظور صحت نتایج به دست آمده و همچنین تعیین مقدار دقت بررسی انجام شده از مقایسه نقشه‌های زمین‌شناسی سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی (۱:۱۰۰۰۰۰) و نقشه‌های حاصل از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی با نقشه‌های پایه از منطق بولین استفاده شد. در این منطق ارزش‌گذاری بر صفر و ۱ انجام می‌شود. ۶۲ نقطه به روش شبکه نمونه‌گیری منظم در نقشه انتخاب شد و نقاطی که سازند موافق با نقشه پایه را داشتند ارزش ۱ و نقاطی که مشابه با نقشه پایه نبودند ارزش صفر گرفتند؛ در آخر نقشه‌ای که مجموع اعداد بزرگتری داشته باشد تطابق بیشتری با واقعیت‌های زمینی داشته و از صحت بالاتری برخوردار خواهد بود (۸).

ارزیابی صحت طبقه‌بندی

به‌منظور محاسبه مقدار صحت نتایج روش‌های به‌کاربرده شده، برای بررسی میدانی نقاطی مطابق با آنچه در شکل ۳ الف نمایش داده شده است تعیین شد که عکس آن در شکل ۳ (شماره‌های ۱ تا ۴) نشان داده شده است. سپس نتایج به کل منطقه مورد مطالعه تعمیم داده شده و به صورت تصادفی تعداد n نقطه همانند آنچه در شکل ۳ ب نشان شده است مشخص شد تا نقشه سازندهای زمین‌شناسی و نتایج طبقه‌بندی به روش منطق بولین با استفاده از این نمونه‌ها محاسبه گردد.

² Overall accuracy

¹ Kappa coefficient

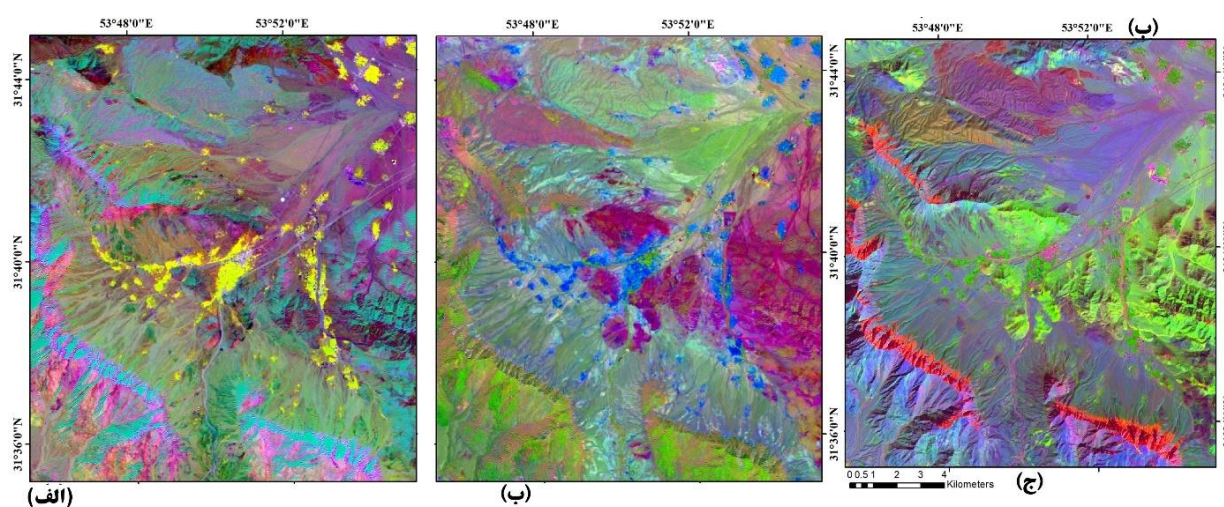


شکل ۳. تصاویر نقاط نمونه برای صحت سنجی الف) نقشه سازمان زمین شناسی ب) نقاط اعتبارسنجی؛ شماره های ۱ تا ۴ مشخص شده در شکل الف، بیانگر محل نمونه برداری می باشد که در عکس های ۱ تا ۴ قابل مشاهده است

نتایج و بحث

بنفش و قرمز تیره و سازند شمشک که ترکیبی از شیل و ماسه سنگ است را با رنگ زرد تا حدودی از واحدهای اطراف متمایز سازد (شکل ۴.ج). نتایج حاصل از ترکیب باندهی ۵.۴.۳ پردازش PCA (شکل ۴.ب)، توانست به ترتیب سازند آهک خاکستری رنگ، کنگلومرا و ماسه سنگ واقع در جنوب و جنوب غرب با رنگ سبز و رنگ بنفش کمرنگ در شمال محدوده را تا حدودی شناسایی کند. ترکیب باندهی ۱.۲.۳ شاخص MNF نتایج مناسبی به همراه نداشت و فقط تا حدودی سازند آهک خاکستری رنگ را با رنگ صورتی نمایش داد، ولی پوشش گیاهی منطقه را به خوبی با رنگ زرد تفکیک کرد (شکل ۴.الف).

پس از اعمال پیش پردازش های لازم اعم از تصحیح های رادیومتریک و اتمسفری بر روی تصاویر لندست-۸، تصویر مناسب برای اعمال پردازش های لازم جهت شناسایی سازندهای منطقه تهیه گردید. در روش های اعمال شده ترکیب باندهای ۱.۵.۷ تصویر لندست-۸ شاخص OIF که برای بارزسازی بهتر شاخص کشش غیرهمبسته بر روی آن اعمال شده بود، به عنوان بهترین ترکیب رنگی برای تصویر مشخص شد. نتایج حدودی توانست واحدهای دولومیت چگال و دولومیت خاکستری واقع در شمال محدوده را بارنگ آبی روشن، سازندهای کنگلومرا و ماسه سنگ را با



شکل ۴. الف) نتیجه محاسبه شاخص MNF بر روی تصویر لندست-۸ ب) نتیجه محاسبه شاخص PCA بر روی تصویر لندست-۸

ج) نتیجه محاسبه شاخص FCC بر روی تصویر لندست-۸

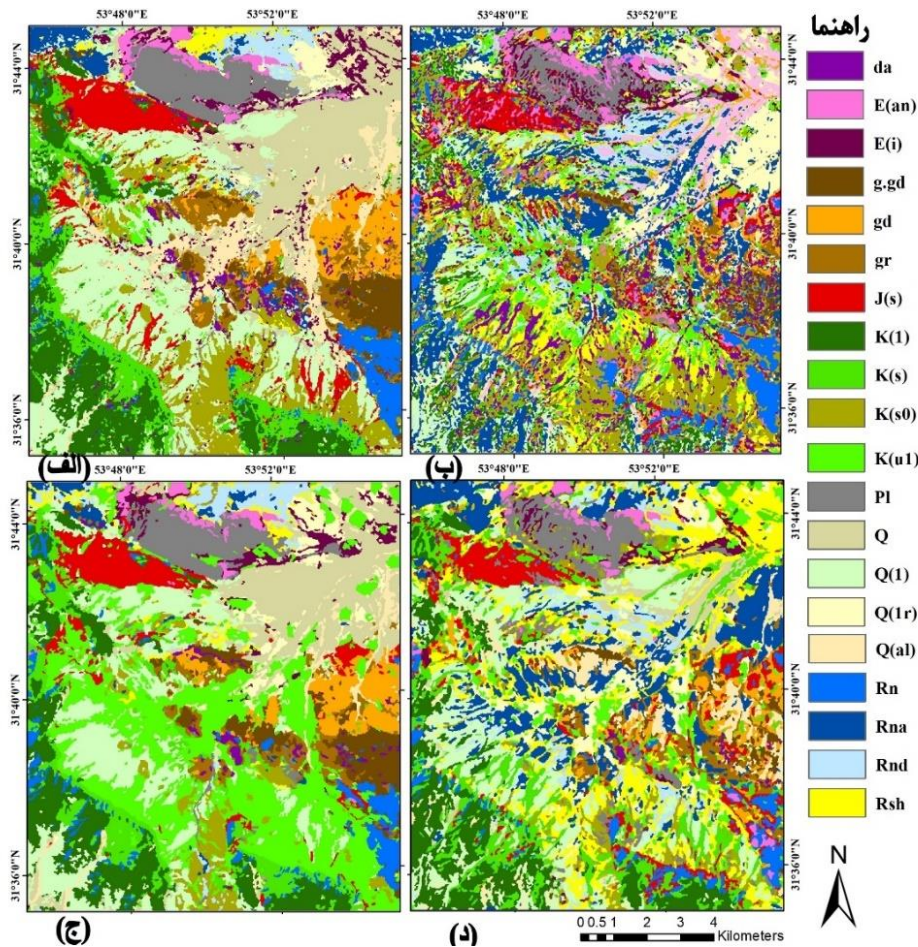
طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از روش پیکسل مبنا

بر اساس نتایج به دست آمده، طبقه‌بندی حداکثر احتمال با ضریب کاپای ۷۵٪ بهینه‌ترین نتایج را از خود نشان داد. در نتایج این روش، سازند شمشک با ترکیب شیل و ماسه سنگ، سازند آهک خاکستری رنگ، گرانودیوریت، سازند گرانیت، سازند شیل ماسه‌ای و سازند کنگلومرا و ماسه سنگ قابل تفکیک از سازندهای اطراف خود بودند (شکل ۵.الف). پس از آن به ترتیب در شناسایی سازندهای منطقه، طبقه‌بندی ماهالانویس با ضریب کاپای ۵۸٪ (شکل ۵.ج)، طبقه‌بندی SAM با ضریب کاپای ۴۹٪ (شکل ۵.د) و در آخر طبقه‌بندی حداقل فاصله با ضریب کاپای ۴۶٪ (شکل ۵.ب) بهینه‌ترین نتایج را در شناسایی سازندهای نامبرده شده به نمایش گذاشتند. تصاویر حاصل از طبقه‌بندی تصاویر برای تهیه نقشه زمین‌شناسی با استفاده از روش پیکسل مبنا در شکل (۵) نمایش داده شده است. بدین ترتیب، در بین روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مبنا، نتایج

مربوط به طبقه‌بندی حداکثر احتمال که نتایج بهینه‌تری را در مقایسه با سایر روش‌های پیکسل مبنا نشان داد، در نتایج پژوهش‌های پیشین نیز با ضریب کاپای ۸۱٪ مناسب‌ترین روش جهت شناسایی سازندهای زمین‌شناسی شناخته شده است (۳۳)، که نتایج پژوهش حاضر را تایید می‌کند. همچنین در بررسی دیگری که به تفکیک سازندهای زمین‌شناسی با استفاده از تصاویر لندست-۸ پرداخته است، ضریب کاپای حاصل از روش حداکثر احتمال را در مقایسه با سایر روش‌های پیکسل مبنا بیشتر اندازه‌گیری نمود که مطابق با نتایج این پژوهش می‌باشد (۳۴).

نتایج حاصل از طبقه‌بندی شبکه عصبی

در روش‌های شبکه عصبی مصنوعی از روش‌های طبقه‌بندی آرتمپ فازی، RBF، MLP و SOM برای شناسایی استفاده شده و مقدار خطای هر کدام از این روش‌ها محاسبه شد.



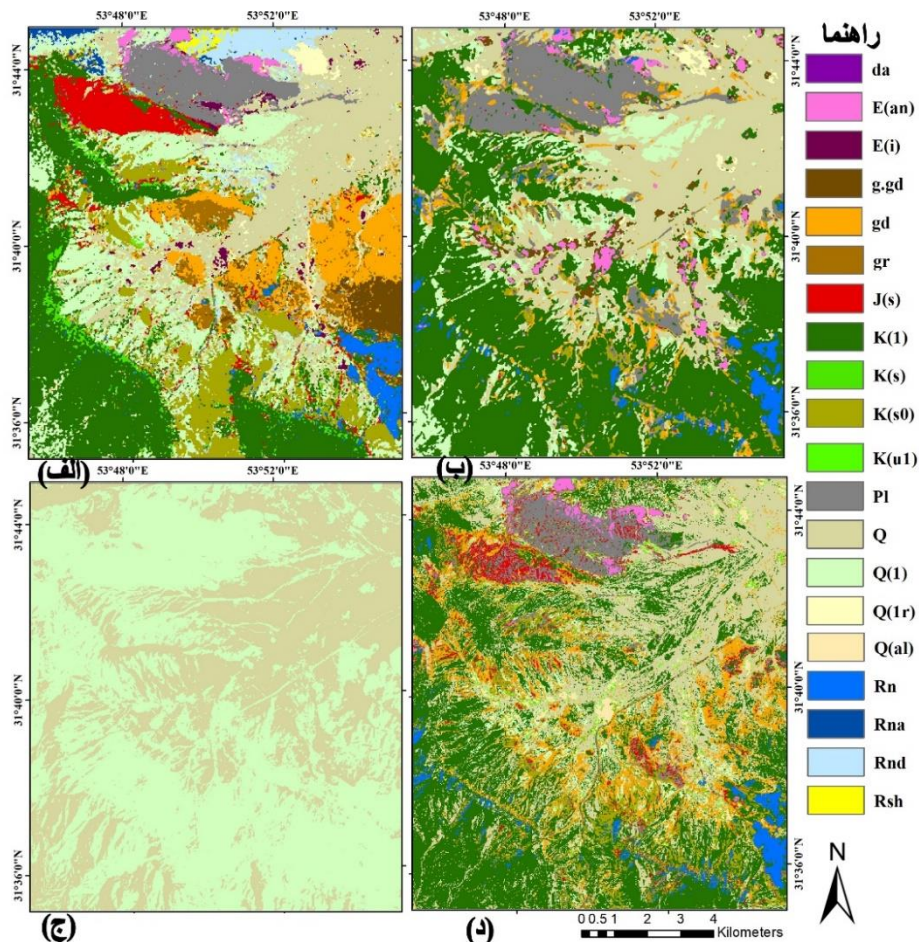
شکل ۵. نتایج طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از روش پیکسل مبنا (الف) تصویر طبقه‌بندی حداکثر احتمال (ب) تصویر طبقه‌بندی حداقل فاصله (ج) تصویر طبقه‌بندی ماهالانویس (د) تصویر طبقه‌بندی SAM

(شکل ۶). نتایج به دست آمده از روش آرتمپ فازی با ضریب کاپا ۰.۷۲٪ و دقت کلی ۰.۶۵٪ که نتایج بهینه‌تری را در تفکیک واحدهای سنگی در مقایسه با سایر مدل‌های شبکه عصبی نشان داد، با نتایج پژوهش‌های پیشین در این زمینه مطابقت دارد (۸).

نتایج حاصل از طبقه‌بندی شی‌گرا

نتایج حاصل از روش‌های بکار رفته از طبقه‌بندی ماشین بردار در شناسایی سازندهای منطقه بیانگر آن است که روش ماشین بردار Bayes که پارامترها را به عنوان متغیرهای تصادفی با توزیع از قبل شناخته شده در نظر می‌گیرد (۵۲)، با ضریب کاپای ۰.۸۲٪ در شناسایی سازند شمشک با ترکیب شیل و ماسه سنگ، سازند آهک خاکستری رنگ، گرانودیوریت، سازند گرانیات، سازند شیل ماسه‌ای و سازند کنگلومرا و ماسه سنگ به خوبی عمل کرده و بهینه‌ترین شناسایی را از سازندهای منطقه داشت (شکل ۷ الف).

نتایج حاصل از طبقه‌بندی به روش شبکه عصبی مصنوعی بیانگر آن است که روش آرتمپ فازی با ضریب کاپای ۰.۷۲٪ در شناسایی سازند شمشک با ترکیب شیل و ماسه سنگ، سازند آهک خاکستری رنگ، گرانودیوریت، سازند گرانیات، سازند شیل ماسه‌ای و سازند کنگلومرا و ماسه سنگ به خوبی عمل کرد (شکل ۶ الف). در ادامه نتایج به دست آمده، روش RBF با ضریب کاپای ۰.۶۷٪ تا حدودی سازند شیل ماسه‌ای، کنگلومرا و ماسه سنگ و سازند آهک خاکستری رنگ را تفکیک کرد (شکل ۶ ب). روش SOM با ضریب کاپای ۰.۶۴٪ توانست تاحدودی سازند شیل ماسه‌ای، سازند کنگلومرا و ماسه سنگ، سازند شمشک و سازند آهک خاکستری رنگ را شناسایی کند (شکل ۶ د). در انتها، روش MLP با ضریب کاپای ۰.۱۶٪ نتوانست شناسایی قابل قبولی از سازندهای منطقه داشته باشد (شکل ۶ ج). در روش‌های به کار رفته روش MLP به دلیل ضریب خطای بسیار بیشتر نتایج غیر قابل استناد داشته است، اما دیگر روش‌ها نتایج قابل قبولی را ارائه دادند



شکل ۶. نتایج طبقه‌بندی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (الف) روش آرتمپ فازی (ب) روش rbf (ج) روش SOM (د) روش MLP

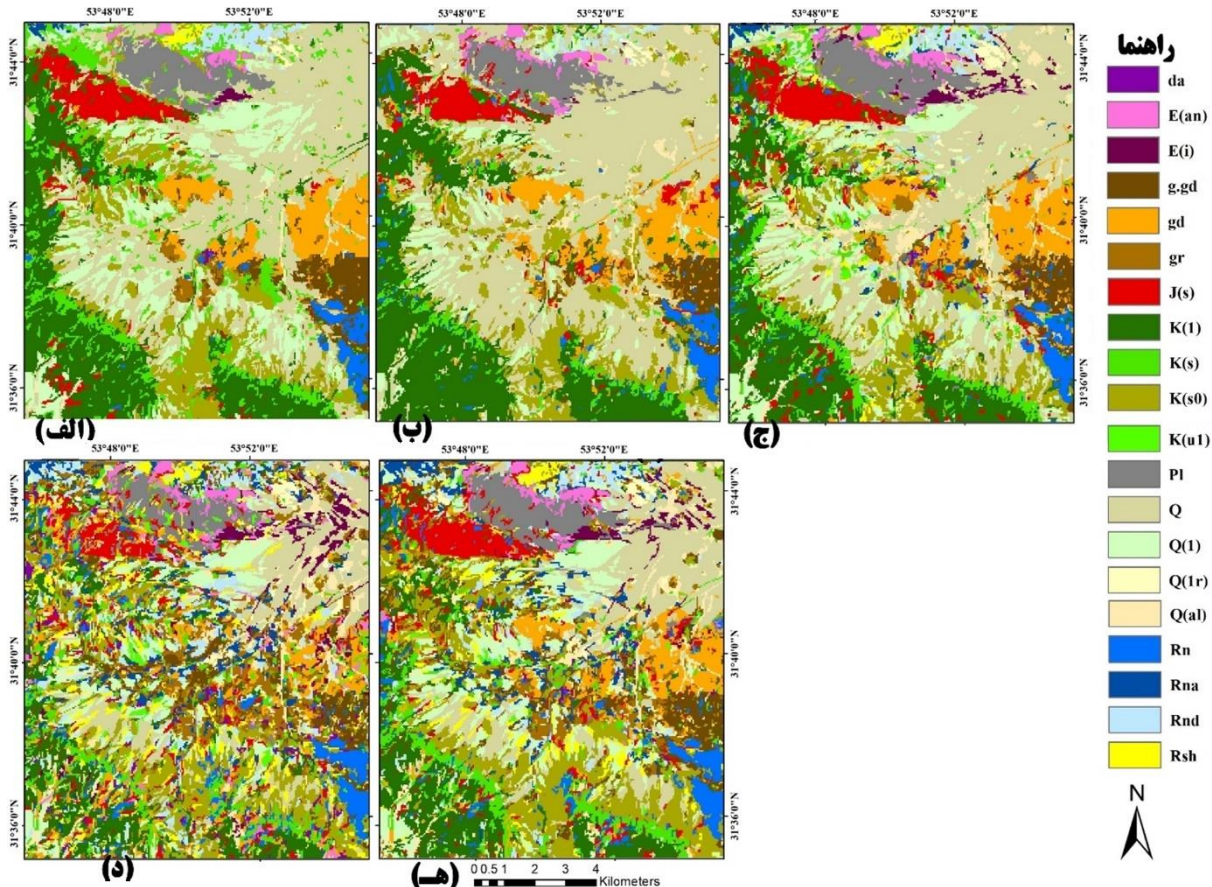
شی‌گرا، این روش را مناسب‌تر از روش‌های عصبی دانسته‌اند (۳۷). در نتیجه می‌توان روش طبقه‌بندی شی‌گرا را برای شناسایی سازندهای منطقه مناسب‌تر دانست.

ارزیابی صحت طبقه‌بندی

طبق نتایج به‌دست آمده، در روش طبقه‌بندی پیکسل مبنا، طبقه‌بندی حداکثر احتمال با ضریب کاپا ۰.۷۵ و پس از آن روش ماهالانوبیس با ۰.۵۸ بهینه‌ترین نتایج را در این روش از خود نشان دادند. در روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی، روش آرتمپ فازی با ضریب کاپا ۰.۷۲ شناسایی بهتری در این روش نشان داد. سایر روش‌ها به دلیل درصد خطای بالا قابل قبول نبودند.

در انتها، از روش طبقه‌بندی شی‌گرا، روش bayes و روش KNN به ترتیب با ضریب کاپای ۰.۸۲ و ۰.۷۸ شناسایی بهتری را از سازندهای منطقه ارائه دادند و پس از آن روش RF با ضریب کاپای ۰.۶۱ نتایج مناسبی را ارائه داد. اما دیگر روش‌های شی‌گرا به دلیل خطای بیشتر در طبقه‌بندی نتایج آن‌ها قابل قبول نبودند (جدول ۳).

در ادامه، روش KNN با ضریب کاپای ۰.۷۸ مانند روش بیز نتایج خوبی را در شناسایی سازندهای نامبرده داشت (شکل ۷ ج)، پس از آن، روش RF با ضریب کاپای ۰.۶۱ نتایج قابل قبول اما با دقت کمتری را در شناسایی سازند شمشک با ترکیب شیل و ماسه سنگ، سازند آهک خاکستری رنگ، گرانودیوریت، سازند گرانیت، سازند شیل ماسه‌ای و سازند کنگلومرا و ماسه سنگ ارائه داد. اما روش DT با ضریب کاپای ۰.۲۱ فقط تا حدودی توانست سازند شمشک و شیل ماسه‌ای را شناسایی کند (شکل ۷ د) و روش SVM با ضریب خطای ۰.۱۹ نتوانست شناسایی مناسب و قابل قبولی را از سازندهای منطقه ارائه دهد (شکل ۷ ب). به‌طور کلی و بر اساس نتایج به دست آمده، از بین روش‌های طبقه‌بندی اعمال شده بر روی تصویر لندست ۸، نتایج بهینه‌تر را می‌توان در روش‌های طبقه‌بندی شی‌گرا مشاهده کرد. از بین روش‌های به کار برده شده در مدل‌های ماشین بردار، روش‌های Bayes, KNN و RF بهینه‌ترین نتایج را نشان دادند که پژوهش‌های مشابه، این نتیجه را تایید کرده و در مقایسه روش‌های شبکه عصبی و طبقه‌بندی

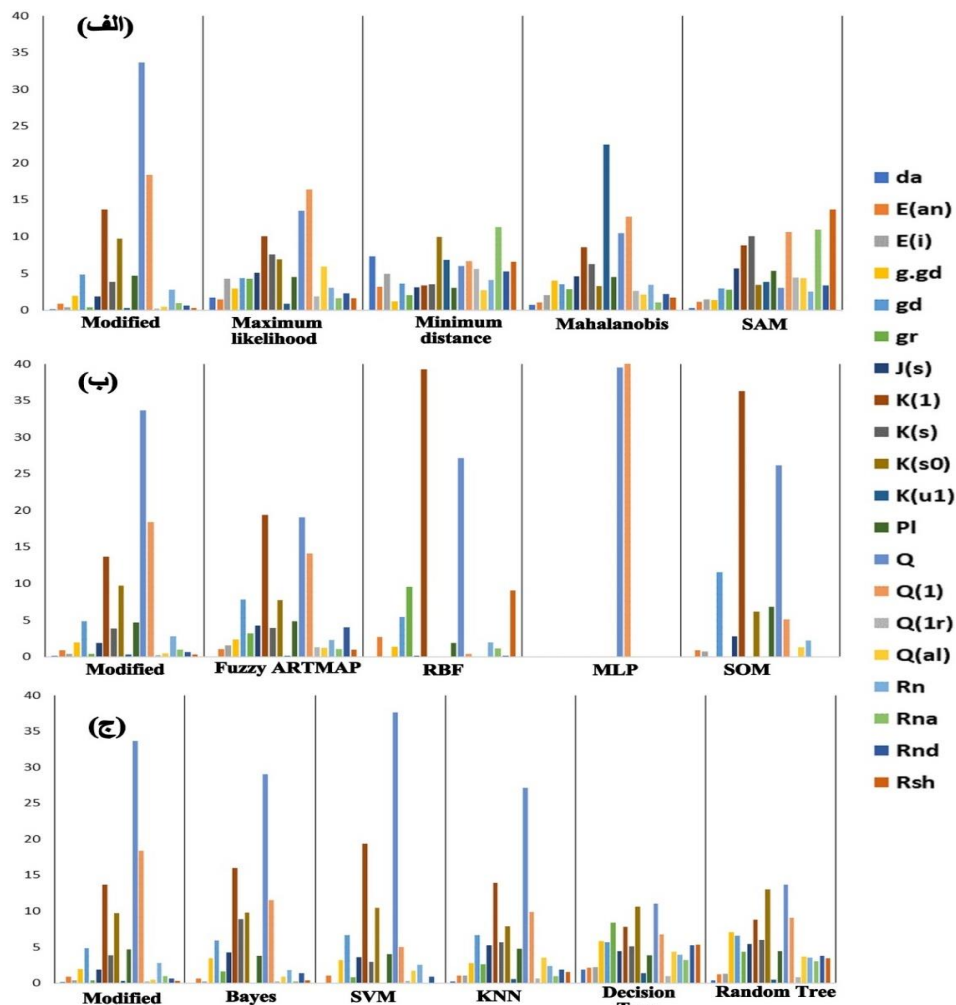


شکل ۷. نتایج روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار: (الف) روش طبقه‌بندی Bayes (ب) روش طبقه‌بندی SVM (ج) روش طبقه‌بندی KNN (د) روش طبقه‌بندی Decision Tree (ه) روش طبقه‌بندی Random forest

طبق نتایج بدست آمده از روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مینا، شبکه عصبی و روش شی‌گرا مساحت هر کدام از سازندهای منطقه به صورت درصد محاسبه شد (شکل ۸).

جدول ۳. مقایسه دقت روش‌های مختلف طبقه‌بندی جهت سازندهای زمین‌شناسی با استفاده از تصویربرداری-۸

روش طبقه‌بندی	ضریب کاپا	دقت کلی (%)	صحت سنجی با برداشت زمینی (%)
حداکثر احتمال	۰/۷۵	۶۷/۲۹	۶۸/۵
حداقل فاصله	۰/۴۶	۴۵/۳	۳۴/۵۶
ماهالانوبیس	۰/۵۸	۴۹/۳	۴۸/۶۷
SAM	۰/۴۹	۴۲/۷	۳۴/۶۷
آرتمپ فازی	۰/۷۲	۶۵/۰۳	۶۷/۲۸
RBF	۰/۶۷	۶۱/۲	۵۴/۶۷
MLP	۰/۱۶	۱۸/۳	۰/۴۸
SOM	۰/۶۴	۶۱/۸	۵۲/۰۱
Bayes	۰/۸۲	۷۹/۱۱	۷۹/۰۵
SVM	۰/۱۹	۲۳/۶	۱۱/۶۳
KNN	۰/۷۸	۷۷/۳۴	۷۷/۲۷
DT	۰/۲۱	۲۴/۰۷	۳۴/۲۱
RF	۰/۶۱	۵۷/۰۹	۵۱/۷۳



شکل ۸. مقایسه مساحت سازندهای زمین‌شناسی در روش‌های مختلف بر حسب درصد

■ نتیجه‌گیری

شده کمک گرفته‌شد. مقایسه بین نتایج پردازش‌های گوناگون بر روی تصویر لندست-۸ با محاسبه ضریب کاپا، صحت کلی و نسبت مساحت واحدها در هر پردازش برآوردی نشان داد در میان روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مبنا، روش حداکثر احتمال بیشترین دقت را داشته و نیز در بین روش‌های شبکه عصبی و شی‌گرا، به ترتیب روش آرتمپ فازی و Bayes با ضریب کاپای ۰/۷۲ و ۰/۸۲ دقت بیشتری را نسبت به دیگر روش‌ها داشته‌اند. به‌طور کلی، تفکیک واحدهای زمین‌شناسی با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور نه تنها موجب صرفه‌جویی در هزینه و زمان می‌شود، بلکه به دست آمدن نقشه‌ای به‌روز و دقیق را نیز ممکن می‌شود.

بررسی واحدهای زمین‌شناسی در تهیه نقشه زمین‌شناسی و تفکیک واحدهای سنگ‌شناسی از اهمیت زیادی برخوردار بوده و تفکیک واحدهای زمین‌شناسی با استفاده از روش‌های سنجش از دور علاوه بر به‌دست آمدن نقشه‌ای به روز و دقیق، موجب صرفه‌جویی در زمان می‌شود (۲). در پژوهش حاضر، برای شناسایی و تفکیک واحدهای سنگی منطقه مورد مطالعه و اصلاح نقشه سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور از روش‌های گوناگون بارزسازی تصویر ماهواره‌ای لندست-۸ استفاده شد. سپس برای مقایسه عملکرد این روش‌ها، از نقشه زمین‌شناسی به روز

■ References

1. Aboelkhair, H., Abdelhalim, A., Hamimi, Z., & Al-Gabali, M. (2020). Reliability of using ASTER data in lithologic mapping and alteration mineral detection of the basement complex of West Berenice, Southeastern Desert, Egypt. *Arabian Journal of Geosciences*, 13(7), 1-20.
2. Abou Elmagd, K., Emam, A., & Ali-Bik, M. W. (2013). Chemostratigraphy, petrography and remote sensing characterization of the Middle Miocene-Holocene sediments of Ras Banas peninsula, Red Sea Coast, Egypt. *Carpathian Journal of Earth and Environmental Sciences*, 8(3), 27-42.
3. Achour, S., Chikr Elmezouar, M., Taleb, N., Kpalma, K., & Ronsin, J. (2020). A PCA-PD fusion method for change detection in remote sensing multi temporal images. *Geocarto International*, 1-18.
4. Aronoff, S. (1982). Classification accuracy: a user approach. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 48(8), 1299-1307.
5. Ali-Bik, M. W., Hassan, S. M., Abou El Maaty, M. A., Abd El Rahim, S. H., Abayazeed, S. D., & Wahab, W. A. (2018). The late Neoproterozoic Pan-African low-grade metamorphic ophiolitic and island-arc assemblages at Gebel Zabara area, Central Eastern Desert, Egypt: Petrogenesis and remote sensing-Based geologic mapping. *African Earth Sciences*, 144, 17-40.
6. Ali-Bik, M. W., Taman, Z., Kalioubi, B., & Abdel Wahab, W. (2012). Serpentine- hosted talc-magnesite deposits of Wadi Barramiya area, Eastern desert Egypt: characteristics, petrogenesis and evolution. *African Earth Sciences*, 64, 77-89.
7. Ali-Bik, M. W., Abd El Rahim, S. H., Wahab, W. A., Abayazeed, S. D., & Hassan, S. M. (2017). Geochemical constraints on the oldest arc rocks of the Arabian-Nubian Shield: The late Mesoproterozoic to late Neoproterozoic (?) Sa'al volcano-sedimentary complex, Sinai, Egypt. *Lithos*, 284, 310-326.
8. Aliabad, F. A., Shojaei, S., Zare, M., & Ekhtesasi, M. R. (2019). Assessment of the fuzzy ARTMAP neural network method performance in geological mapping using satellite images and Boolean logic. *Environmental Science and Technology*, 16(7), 3829-3838.
9. Baatz, M. (1999). *Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic networks*. In Proc. the 2nd International Symposium on Operationalization of Remote Sensing, Enschede, ITC, Aug. 1999.
10. Basukala, A. K., Oldenburg, C., Schellberg, J., Sultanov, M., & Dubovyk, O. (2017). Towards improved land use mapping of irrigated croplands: Performance assessment of different image classification algorithms and approaches. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), 187-201.

11. Bonn, F., & Rochon, G. (1996). *Précis de Télédétection* (Vol. 2), Applications Thématiques. Edition Marquis, Presses de l'Université du Québec,(AUPELF, Sainte-Foy).
12. Bonn, F., & Rochon, G. (1992). *Précis de Télédétection* (Vol. 1), Applications Thématiques. Presses de l'Université du Québec,(AUPELF, Sainte-Foy).
13. Breiman, L., & Cutler, A. (2017). *Avalaibe online at: random forests*. Retrieved September, 2021, from http://www.stat.Berkeley.edu/breiman /RandomForests /cc_home. htm.
14. Caloz, R., & Collet, C. (2001). *Traitements numériques d'images en télédétection*. De La Physique Expérimentale Aux Sciences Et Systèmes De L'information Géographique, 185.
15. Chen, M., Su, W., Li, L., Zhang, C., Yue, A., & Li, H. (2009). Comparison of pixel-based and object-oriented knowledge-based classification methods using SPOT5 imagery. *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*, 3(6), 477-489.
16. Chorowicz, J., & Deroin, J. P. (2004). La teledetection et la cartographie geomorphologique et geologique. Editions scientifiques GB Contemporary Publishing International. *Teledatection*, 4(2), 211–213.
17. Costache, R., Bao Pham, Q., Corodescu-Roșca, E., Cîmpianu, C., Hong, H., Thi Thuy Linh, N., ... & Thai Pham, B. (2020). Using GIS, remote sensing, and machine learning to highlight the correlation between the land-use/land-cover changes and flash-flood potential. *Remote Sensing*, 12(9), 1422.
18. Daniela, R., Ermanno, M., Antonio, P., Pasquale, R., & Marco, V. (2020). Assessment of Tuff sea cliff stability integrating geological surveys and remote sensing. case history from Ventotene island (Southern Italy). *Remote Sensing*, 12(12), 2006.
19. Dannenberg, M., Wang, X., Yan, D., & Smith, W. (2020). Phenological characteristics of global ecosystems based on optical, fluorescence, and microwave remote sensing. *Remote Sensing*, 12(4), 671.
20. DeFries, R. S., & Chan, J. C. W. (2000). Multiple criteria for evaluating machine learning algorithms for land cover classification from satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 74(3), 503-515.
21. Deroin, J. P. (2019). An overview on 40 years of remote sensing geology based on Arab examples. *The Geology of the Arab World---An Overview*, 427-453.
22. Dhara, M., Sengar, V. K., Chattoraj, S. L., & Bhattacharjee, S. (2017). Mapping of alteration zones in mineral rich belt of South-East Rajasthan using remote sensing techniques. *Environmental, Chemical, Ecological, Geological and Geophysical Engineering*, 11(2), 154-158.
23. Duro, D. C., Franklin, S. E., & Dubé, M. G. (2012). A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery. *Remote sensing of environment*, 118, 259-272.
24. Ellison, R. A., McMillan, A. A., & Lott, G. K. (2002). *Ground characterization of the urban environment: a guide to best practice*. British Geological Survey Internal Report.
25. Ennih, N., & Liégeois, J. P. (2001). The Moroccan Anti-Atlas: The West African craton passive margin with limited Pan-African activity. Implications for the northern limit of the craton. *Precambrian Research*, 112(3-4), 289-302.
26. Gabr, S. S., Hassan, S. M., & Sadek, M. F. (2015). Prospecting for new gold-bearing alteration zones at El-Hoteib area, South Eastern Desert, Egypt, using remote sensing data analysis. *Ore Geology Reviews*, 71, 1-13.
27. Gad, S., & Kusky, T. (2007). ASTER spectral ratioing for lithological mapping in the Arabian–Nubian shield, the Neoproterozoic Wadi Kid area, Sinai, Egypt. *Gondwana research*, 11(3), 326-335.
28. Girard, M. C., & Girard, C. M. (1999). *Traitement des données de télédétection*. Dunod, Paris.
29. Giriya, R., & Mayappan, S. (2019). Mapping of mineral resources and lithological units: A review of remote sensing techniques. *Image and Data Fusion*, 10(2), 79-106.

30. Green, A. A., Berman, M., Switzer, P., & Craig, M. D. (1988). A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on geoscience and Remote Sensing*, 26(1), 65-74.
31. Hamimi, Z., Hagag, W., Kamh, S., & El-Araby, A. (2020). Application of remote-sensing techniques in geological and structural mapping of Atalla Shear Zone and Environs, Central Eastern Desert, Egypt. *Arabian Journal of Geosciences*, 13, 414.
32. Hassan, S. M., & Sadek, M. F. (2017). Geological mapping and spectral based classification of basement rocks using remote sensing data analysis: The Korbiai-Gerf nappe complex, South Eastern Desert, Egypt. *African Earth Sciences*, 134, 404-418.
33. Haut, J. M., Alcolea, A., Paoletti, M. E., Plaza, J., Resano, J., & Plaza, A. (2020). Gpu-friendly neural networks for remote sensing scene classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1-5.
34. He, J., Harris, J. R., Sawada, M., & Behnia, P. (2015). A comparison of classification algorithms using Landsat-7 and Landsat-8 data for mapping lithology in Canada's Arctic. *International Journal of Remote Sensing*, 36(8), 2252-2276.
35. Huang, C., Davis, L. S., & Townshend, J. R. G. (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(4), 725-749.
36. Huang, L., & Ni, L. (2008). Object-oriented classification of high-resolution satellite image for better accuracy. In *Proceedings of the 8th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences*, 211-218.
37. Kadavi, P. R., & Lee, C. W. (2018). Land cover classification analysis of volcanic island in Aleutian Arc using an artificial neural network (ANN) and a support vector machine (SVM) from Landsat imagery. *Geosciences*, 22(4), 653-665.
38. Kettles, I. M., Rencz, A. N., & Bauke, S. D. (2000). Integrating Landsat, geologic, and airborne gamma ray data as an aid to surficial geology mapping and mineral exploration in the Manitouwadge area, Ontario. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(4), 437-445.
39. Kumar, R., Nandy, S., Agarwal, R., & Kushwaha, S. P. S. (2014). Forest cover dynamics analysis and prediction modeling using logistic regression model. *Ecological Indicators*, 45, 444-455.
40. Lennon, R. (2002). *Remote sensing digital image analysis: An introduction*. United States: Esa/Esrin.
41. Li, M., Ma, L., Blaschke, T., Cheng, L., & Tiede, D. (2016). A systematic comparison of different object-based classification techniques using high spatial resolution imagery in agricultural environments. *Applied Earth Observation and Geoinformation*, 49, 87-98.
42. Liu, F., Wu, X., Sun, H., & Guo, Y. (2007). Alteration information extraction by applying synthesis processing techniques to Landsat ETM+ data: case study of Zhaoyuan Gold Mines, Shandong Province, China. *China University of Geosciences*, 18(1), 72-76.
43. Liu, W., Yang, M., Xie, M., Guo, Z., Li, E., Zhang, L., Pei, T., & Wang, D. (2019). Accurate building extraction from fused DSM and UAV images using a chain fully convolutional neural network. *Remote Sensing*, 11(24), 2912.
44. Mansourmoghaddam, M., Rousta, I., Zamani, M.S., Mokhtari, M.H., Karimi, M. & Alavipanah, S.K. (2021). Study and prediction of land surface temperature changes of Yazd city: Assessing the proximity and changes of land cover. *RS and GIS for Natural Resources*, 12(4) 1-27 (in Farsi).
45. Mansourmoghaddam, M., Ghafarian Malamiri, H. R., Arabi Aliabad, F., Fallah Tafti, M., Haghani, M., & Shojaei, S. (2022). The separation of the unpaved roads and prioritization of paving these roads using UAV images. *Air, Soil and Water Research*, 15, 1-10.
46. McHugh, M. L. (2012). Interrater reliability: the kappa statistic. *Biochemia Medica*, 22(3), 276-282.
47. Nemmour-Zekiri, D., & Oulebsir, F. (2020). Application of remote sensing techniques in lithologic mapping of Djanet Region, Eastern Hoggar Shield, Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, 13(14), 1-10.

48. Oruc, M., Marangoz, A. M., & Buyuksalih, G. (2004). Comparison of pixel-based and object-oriented classification approaches using Landsat-7 ETM spectral bands. *International Archives Photogrammetry Remote Sensing Spatial Information Science*, 35, 1118-22.
49. Osama, A., Hagag, A., El-Dahshan, E. S. A., & Ismail, M. A. (2020). Remote sensing image scene classification using CNN-MLP with data augmentation. *Optik*, 221, 165356.
50. Palash, M., Mamun, M. A., & Hossain, M. A. (2021). PCA-based feature reduction for hyperspectral remote sensing image classification. *IETE Technical Review*, 38(4), 377-396.
51. Pradhan, R., Ghose, M. K., & Jeyaram, A. (2010). Land cover classification of remotely sensed satellite data using bayesian and hybrid classifier. *Computer Applications*, 7(11), 1-4.
52. Prado, P. F., & Duarte, I. C. S. (2020). An overview and recent advances in fuzzy ARTMAP classifier usage for mapping purposes using remotely sensed data. *Environmental Informatics Letters*, 3(2), 86-97.
53. Rajendran, S., Al-Khirbash, S., Pracejus, B., Nasir, S., Al-Abri, A. H., Kusky, T. M., & Ghulam, A. (2012). ASTER detection of chromite bearing mineralized zones in Semail Ophiolite Massifs of the northern Oman Mountains: Exploration strategy. *Ore Geology Reviews*, 44, 121-135.
54. Richards, J. A. (1999). *Remote sensing digital image analysis*, Springer-Verlag, Berlin, pp. 240.
55. Rounds, E. M. (1980). A combined nonparametric approach to feature selection and binary decision tree design. *Pattern Recognition*, 12(5), 313-317.
56. Rudrapal, D., & Subhedar, M. (2015). Land cover classification using support vector machine. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 4(09), 584-588.
57. Sabins, J.R., Freeman, W.H., Co, S.F. (1987). Remote sensing: principles and interpretation. *Geocarto International*, 2, 251-251.
58. Sadek, M. F., Ali-Bik, M. W., & Hassan, S. M. (2015). Late Neoproterozoic basement rocks of Kadabora-Suwayqat area, Central Eastern Desert, Egypt: geochemical and remote sensing characterization. *Arabian Journal of Geosciences*, 8(12), 10459-10479.
59. Shang, S., He, K. N., Wang, Z. B., Yang, T., Liu, M., & Li, X. (2020). Sea clutter suppression method of HFSWR based on RBF neural network model optimized by improved GWO algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020, 1-10.
60. Shokouh Saljoughi, B., Hezarkhani, A., & Farahbakhsh, E. (2018). A comparison between knowledge-driven fuzzy and data-driven artificial neural network approaches for prospecting porphyry Cu mineralization; a case study of Shahr-e-Babak area, Kerman Province, SE Iran. *Mining and Environment*, 9(4), 917-940.
61. Smith, A., & Ellison, R. A. (1999). Applied geological maps for planning and development: a review of examples from England and Wales, 1983 to 1996. *Engineering Geology and Hydrogeology*, 32(Supplement), 1-44.
62. Tang, Y. (2013). Object-oriented change detection with multi-feature in urban high-resolution remote sensing imagery. *Wuhan University, Wuhan, Papers*, 1-162.
63. Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebuv, M. N. (2014). A comparative assessment between object and pixel-based classification approaches for land use/land cover mapping using SPOT 5 imagery. *Geocarto International*, 29(4), 351-369.
64. Thompson, A., Hine, P. D., Poole, J. S., & Grieg, J. R. (1998). *Environmental geology in land use planning*. Report by Symonds Travers Morgan for the Department of the Environment, Transport and the Regions, UK.
65. Tso, B., Mather, P.M. (2009). *Classification methods for remotely sensed data* (2nd ed.). Taylor and Francis Pub, America.
66. Whiteside, T. G., Boggs, G. S., & Maier, S. W. (2011). Comparing object-based and pixel-based classifications for mapping savannas. *Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(6), 884-893.

67. Xing, E., Jordan, M., Russell, S. J., & Ng, A. (2002). Distance metric learning with application to clustering with side-information. *Advances in neural information processing systems*, 15, 521-528.
68. Yang, M. D., Huang, K. H., & Tsai, H. P. (2020). Integrating MNF and HHT Transformations into Artificial Neural Networks for Hyperspectral Image Classification. *Remote Sensing*, 12(14), 2327.
69. Yu, C., Wang, L., Zhao, J., Hao, L., & Shen, Y. (2020). Remote sensing image classification based on RBF neural network based on fuzzy C-means clustering algorithm. *Intelligent & Fuzzy Systems*, 38(4), 3567-3574.
70. Yusuf, F. R., Santoso, K. B., Ningam, M. U. L., Kamal, M., & Wicaksono, P. (2018, June). Evaluation of atmospheric correction models and Landsat surface reflectance product in Daerah Istimewa Yogyakarta, Indonesia. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 169(1), 012004.
71. Zamri, N. E., Alway, A., Mansor, A., Mohd Kasihmuddin, M. S., & Sathasivam, S. (2020). Modified imperialistic competitive algorithm in hopfield neural network for boolean three satisfiability logic mining. *Pertanika Journal of Science & Technology*, 28(3), 983-1008.
72. Zhang, J., Lu, C., Wang, J., Yue, X. G., Lim, S. J., Al-Makhadmeh, Z., & Tolba, A. (2020). Training convolutional neural networks with multi-size images and triplet loss for remote sensing scene classification. *Sensors*, 20(4), 1188.
73. Zhang, Z., Zuo, R., & Xiong, Y. (2016). A comparative study of fuzzy weights of evidence and random forests for mapping mineral prospectivity for skarn-type Fe deposits in the southwestern Fujian metallogenic belt, China. *Science China Earth Sciences*, 59(3), 556-572.