

## بررسی قابلیت تصاویر ماهواره‌ای Sentinel-2A در بستر Google Earth Engine برای تهیه نقشه پوشش زمین

ناصر احمدی ثانی<sup>\*۱</sup>

۱) دانشیار، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، واحد مهاباد، دانشگاه آزاد اسلامی، مهاباد، ایران.

\* رایانامه نویسنده مسئول مکاتبات: n.ahmadisani@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۰۷

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۹/۱۰

### چکیده

نقشه پوشش زمین، پراکنش مکانی چشم‌اندازهای مختلف کشاورزی، منابع طبیعی، آب و منابع انسان ساخت را نشان می‌دهد و به‌عنوان یک ابزار مهم برای مدیریت و کاهش ریسک در مسائل چالش برانگیز مانند خشکسالی و اثرات آن، امنیت غذایی، کنترل سیل و برنامه‌ریزی شهری ارزشمند است. به‌منظور غلبه بر محدودیت‌های کار میدانی در تهیه نقشه پوشش زمین، استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به‌دلیل دارا بودن داده‌های وسیع، چندطیفی و به‌روز مناسب به نظر می‌رسد. در منطقه مورد مطالعه، وجود پدیده‌های ناهمگن مکانی نیز طبقه‌بندی پدیده‌ها را با مشکل مواجه می‌سازد. هدف اصلی این پژوهش، تهیه نقشه پوشش زمین با وضوح بالا با کاربرد تصاویر Sentinel-2A در بستر Google Earth Engine است. در این رابطه، سه الگوریتم طبقه‌بندی جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت. شاخص‌های متعدد با استفاده از روش‌های تبدیل و نسبت‌گیری طیفی تهیه شد. صحت نقشه‌های حاصل از طبقه‌بندی در مقایسه با نقشه‌های مرجع زمینی ارزیابی شد. در رابطه با ارزیابی تک‌باند، بهترین صحت کلی برابر ۴۹ درصد با کاربرد شاخص CVI به‌دست آمد. بهترین صحت کلی و ضریب کاپا به‌ترتیب برابر ۸۶ درصد و ۰/۸۲ توسط الگوریتم جنگل تصادفی حاصل شد. بنابراین ضمن تأکید بر مزایای GEE شامل دسترسی آسان به داده‌ها و قابلیت پردازش و مقایسه سریع آن‌ها، می‌توان ادعا نمود که تصاویر Sentinel-2A برای تهیه نقشه پوشش زمین از لحاظ هزینه، زمان و دقت، کارایی بالایی دارد و این نقشه می‌تواند برای مدیریت و برنامه‌ریزی منابع طبیعی و انسان ساخت در راستای توسعه پایدار بسیار مفید واقع گردد.

**واژه‌های کلیدی:** الگوریتم جنگل تصادفی، سنجش‌ازدور، شاخص‌های گیاهی، ضریب کاپا.

### مقدمه

اطلاعات دقیق و به‌روز کاربری و پوشش زمین یکی از داده‌های ضروری مورد نیاز برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران برای انجام فعالیت‌های مختلف است (Malarvizhi et al., 2016). نقشه کاربری و پوشش زمین می‌تواند به‌عنوان یک داده ورودی مهم در طیف وسیعی از بخش‌های برنامه‌ریزی مورد استفاده قرار گیرد و از تصمیم‌گیری برای اهداف متعدد پشتیبانی کند (Hegazy & kaloop, 2015; Yang et al., 2017). به‌عنوان مثال، نقشه‌های کاربری و پوشش زمین می‌تواند به‌عنوان داده ورودی برای مدل‌سازی خطرات، ارزیابی توزیع و

پوشش و کاربری زمین عامل مهمی در تحلیل‌های جغرافیایی و رویکردهای برنامه‌ریزی مکانی به‌عنوان متغیری پویا و منعکس‌کننده تعامل بین فعالیت‌های اجتماعی-اقتصادی و تغییرات محیطی است (Rujoiu-Mare & Mihai, 2016). امروزه، نرخ تقاضای زمین بیش از نرخ است که زمین می‌تواند به‌طور پایدار ایجاد کند که باعث ایجاد مشکلات جدی پایداری در بلندمدت در سراسر جهان می‌شود. تغییرات کاربری زمین بدون در نظر گرفتن پایداری محیطی نیز باعث افزایش تقاضا برای منابع زمین مانند کشاورزی، مواد معدنی، خاک و آب

دور موجود را در بستر آن تجزیه و تحلیل کنند (Gorelick *et al.*, 2017). گزارش شده است که GEE در حوزه‌های مختلف کشاورزی، جنگلداری، بوم‌شناسی، اقتصاد و پزشکی استفاده شده است و در این میان، مطالعات کاربری زمین و پوشش گیاهی بیشترین کاربرد را داشتند (Tamiminia *et al.*, 2020).

طبقه‌بندی‌های متعددی برای تولید نقشه‌های پوشش زمین توسعه یافته و مورد استفاده قرار گرفته است، اما عملکرد فردی آن‌ها ممکن است با داده‌های ورودی، تعریف کلاس مرجع و شرایط محیطی متفاوت باشد. طبقه‌بندی‌کننده‌ای که برای یک منطقه جغرافیایی خاص خوب کار می‌کند، ممکن است برای منطقه دیگر خوب عمل نکند. در بسیاری از مطالعات از طبقه‌بندی‌های ماشین یادگیری مانند SVM، CART و RF استفاده شده است و بر کارایی و سودمندی نتایج آن‌ها به‌ویژه RF تأکید شده است (Phan *et al.*, 2020; Phiri *et al.*, 2020). RF یک الگوریتم یادگیری ماشین ناپارامتریک است که دقت طبقه‌بندی بالایی را تولید می‌کند و نتایج مناسبی در بسیاری از کاربردهای سنجش‌ازدور نشان داده است (Sonobe *et al.*, 2017; Yin *et al.*, 2020).

از سوی دیگر، نوع کاربری و پوشش زمین متأثر از عوامل مختلف فیزیکی، اقلیمی و اجتماعی - اقتصادی به‌طور مستقیم بر وضعیت اجتماعی - اقتصادی مردم محلی در دشت «شارویران» نیز از نظر مکانی و زمانی تأثیر می‌گذارد. با توجه به این مطالب و ضرورت دسترسی به آمارهای بهنگام کاربری و پوشش زمین در راستای توسعه پایدار و نظر به اینکه مطالعه مستندی برای ارزیابی داده‌های Sentinel-2A برای تهیه نقشه پوشش زمین در منطقه مورد مطالعه انجام نشده است، تحقیق حاضر بر این موضوع تمرکز نموده است. اهداف اصلی این مطالعه تهیه یک نقشه پوشش با وضوح بالا برای یک محیط ناهمگن در مناطقی از جنوب دریاچه ارومیه با استفاده از قابلیت‌های بستر GEE و به‌کارگیری تصاویر Sentinel-2A و ارزیابی و مقایسه عملکرد سه طبقه‌بندی‌کننده پرکاربرد (یعنی CART، SVM و RF) برای طبقه‌بندی پوشش زمین است.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه (شکل ۱) با مساحت ۶۹۵۵۸ هکتار در

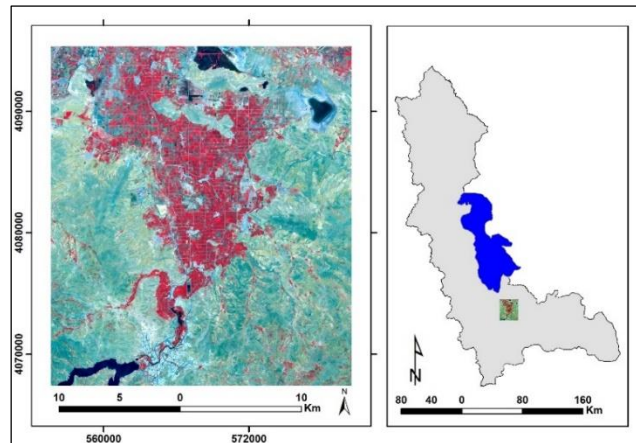
انعطاف‌پذیری سامانه‌های تولید غذا و در نتیجه برنامه‌ریزی مکانی و هدایت و نظارت بر پیشرفت در اجرای اهداف توسعه پایدار باشد (Cf, 2015). صحت نقشه‌های کاربری و پوشش زمین بر صحت نتایج به‌دست آمده از مدل‌ها و ابزارهای برنامه‌ریزی مکانی تأثیر می‌گذارد. همچنین ناکارآمدی و یا عدم وجود نقشه‌های کاربری و پوشش زمین برای کاربردهای منطقه‌ای، ضرورت ایجاد نقشه‌های با قابلیت‌اطمینان بیشتر برای استفاده از زمین را نشان می‌دهد (Campos & Brito, 2018).

تهیه نقشه طبقات پوشش زمین با کار میدانی زمان‌بر و پرهزینه است. استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور ماهواره‌ای یک گزینه عملی برای شناسایی و تهیه نقشه پوشش زمین است (Rujoiu-Mare & Mihai, 2016) و برای غلبه بر فقدان آمارها و داده‌های زمینی، اغلب از سنجش‌ازدور و تصاویر ماهواره‌ای استفاده می‌شود (Jain *et al.*, 2017). هدف از به‌کارگیری سنجش‌ازدور دستیابی به صحت بالا با هزینه کم بسته به قدرت تفکیک داده‌های آن‌ها است (Gallego *et al.*, 2008; Mushtaq & Asima, 2014). اگرچه سنجش‌ازدور یک ابزار ضروری برای تهیه نقشه پوشش زمین در مناطق و اکوسیستم‌های مختلف است. با این حال، تهیه این نقشه با استفاده از فناوری سنجش‌ازدور همچنان چالش‌برانگیز است (Xiong *et al.*, 2017; Yin *et al.*, 2020). کارایی سنجش‌ازدور بستگی به نوع داده، هزینه کار زمینی، تنوع چشم‌اندازها و آنالیز تصاویر دارد. همچنین ممکن است داده‌های ماهواره‌ای مؤثری موجود باشد ولی از نظر هزینه، ضمانت دسترسی به آن‌ها وجود نداشته باشد (Gallego *et al.*, 2008).

در دسترس بودن تصاویر ماهواره‌ای رایگان با وضوح مکانی و زمانی بالا در بستر GEE فرصت‌های جدیدی را برای تهیه نقشه کاربری و پوشش زمین ارائه می‌کند. تصاویر ماهواره‌ای Sentinel-2 نشان‌دهنده چنین محصولی است که در بستر GEE در دسترس هستند و برای برنامه‌های نظارت بر زمین طراحی و ثابت شده است که برای تهیه نقشه کاربری و پوشش زمین در مناظر ناهمگن و تکه‌تکه مفید است (Clerici *et al.*, 2017; Phiri *et al.*, 2020). GEE، یک پلت فرم محاسباتی است که می‌تواند مشکلات تهیه نقشه کاربری و پوشش زمین را حل کند و کاربران می‌توانند تصاویر سنجش‌ازدور

سرد و مرطوب، متوسط بارندگی سالیانه حدود ۳۵۰ میلی‌متر و ارتفاع متوسط از سطح دریا ۱۳۱۰ متر است. مهم‌ترین محصولات کشاورزی منطقه نیز عبارت‌اند از باغات سیب و میوه‌های هسته‌دار، غلات و حبوبات، چغندر قند، یونجه و صیفی‌جات.

شمال شهرستان مهاباد و جنوب دریاچه ارومیه قرار دارد. بخش‌های مسطح آن معروف به دشت شارویران است که عمدتاً شامل کاربری‌های باغی، زراعت آبی و شوره‌زارها است. سایر بخش‌های آن نیز عمدتاً زراعت دیم و مرتع هستند. مناطق مسکونی هم در هر دو بخش وجود دارد. اقلیم



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه و تصویر ماهواره‌ای آن (RGB842)

مراتع و زراعت دیم هستند.

**پردازش تصاویر:** در این تحقیق، داده‌های بدون پوشش ابر سال ۲۰۲۱ از ماهواره Sentinel-2 Level 2A (۱۲ باند در طول موج‌های متفاوت) از طریق Google Earth Engine در دسترس و پردازش شد. تصحیحات هندسی، رادیومتری و اتمسفری روی تصاویر Sentinel-2 level 2A انجام شده است که نیازی به تصحیحات بیشتر در این‌گونه تحقیقات ندارند (European Space Agency, 2021). با استفاده از مرور منابع مختلف، طیف وسیعی از تبدیل‌ها و شاخص‌های طیفی نیز از باندهای اصلی استخراج شدند. برای نمونه برخی از این شاخص‌ها همراه با منبع آن‌ها در جدول (۱) آورده شده است.

## داده‌های ماهواره‌ای

در این پژوهش از داده‌های ماهواره Sentinel-2A در بستر GEE استفاده گردید که دارای یک سنجنده چندطیفی با ۱۳ باند طیفی در محدوده‌های مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز با طول موج کوتاه با اندازه تفکیک‌های ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر است. زمان پوشش کامل زمین در این ماهواره ۱۰ روز است.

## روش پژوهش

**طبقات پوشش زمین:** براساس بازدهیها و برداشت‌های زمینی، تفسیر چشمی روی تصاویر گوگل ارث و همچنین نظر کارشناسان محلی جهاد کشاورزی، ۷ طبقه پوشش شناسایی و مورد ارزیابی قرار گرفت که شامل باغات، مناطق شور و سنگلاخی، پدیده‌های آبی، زراعت آبی، مناطق انسان‌ساخت،

جدول ۱. شاخص‌های مورد استفاده در پژوهش

| منبع                          | شاخص/تبدیل                                      |
|-------------------------------|---|
| Chen <i>et al.</i> , 2017     | Normalized Difference Water Index (NDWI)        |
| Schulz <i>et al.</i> , 2021   | Tasseled Cap Transformation (TCT)               |
| Ge <i>et al.</i> , 2020       | Modified Soil-adjusted Vegetation Index (MSAVI) |
| Modica <i>et al.</i> , 2020   | Chlorophyll Vegetation Index                    |
| Modica <i>et al.</i> , 2020   | Normalized Difference RedEdge (NDRE)            |
| Moharana <i>et al.</i> , 2021 | Ratio Vegetation Index (RVI)                    |
| Pecina <i>et al.</i> , 2021   | Difference Vegetation Index (DVI)               |
| Tan <i>et al.</i> , 2021      | Normalized Difference Built-up Index (NDBI)     |
| Wang <i>et al.</i> , 2021     | Principal Components Analysis (PCA)             |
| Zhang <i>et al.</i> , 2021    | Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)   |

یک الگوریتم یادگیری ناپارامتریک است که اغلب در کاربردهای سنجش از دور استفاده می‌شود. همچنین الگوریتم جنگل تصادفی به دلیل صحت بالای نتایج طبقه‌بندی حاصل از آن، یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی پوشش زمین با استفاده از داده‌های سنجش از دور محسوب می‌شود (Maxwell et al., 2018; Ge et al., 2020). در این پژوهش نیز برای انجام طبقه‌بندی از سه الگوریتم جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم استفاده شد (Schulz et al., 2021; Tian et al., 2016). به منظور مقایسه نقشه حاصل از طبقه‌بندی‌ها با نقشه واقعیت زمینی، ارزیابی صحت برای خروجی طبقه‌بندی‌ها با استفاده از ماتریس خطا و معیارهای صحت کلی، ضریب کاپا، صحت تولیدکننده و صحت کاربر ارزیابی شد. برای حذف پیکسل‌های پراکنده و بهبود صحت طبقه‌بندی یک فیلتر اکثریت نیز روی نقشه طبقه‌بندی شده اعمال شد.

### نتایج

#### داده‌های مرجع

تعداد داده‌های مرجع (نمونه‌های آموزشی و اعتبارسنجی) برای طبقات مختلف پوشش زمین حاصل از تفسیر تصاویر در بستر GEE و با کمک برداشت‌های زمینی و نظر کارشناسان شامل ۱۰۴۴ نقطه با توزیع سامان‌مند (۷۳۰ نقاط تعلیمی و ۳۱۴ نقطه اعتبارسنجی) در جدول (۲) آورده شده است.

**نمونه‌های تعلیمی و اعتبارسنجی:** مجموعه داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی در بستر GEE و با کمک بازبینی‌ها و برداشت‌های زمینی و نظر کارشناسان محلی امور زمین در جهاد کشاورزی، شناسایی و برچسب‌گذاری شدند. طبق معمول تخصیص نمونه‌های اعتبارسنجی و آموزشی با نسبت ۷۰ به ۳۰ (Zurqani et al., 2018) و با استفاده از یک شبکه سامان‌مند انجام شد.

**طبقه‌بندی و ارزیابی صحت:** طیف گسترده‌ای از الگوریتم‌های طبقه‌بندی از جمله طبقه‌بندی‌کننده‌های نظارت‌شده یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور در تهیه نقشه کاربری و پوشش زمین استفاده شده است (Wingate et al., 2016). الگوریتم‌های یادگیری ماشین از یک رویکرد استقرایی خودکار برای تشخیص الگو در داده‌ها استفاده می‌کنند. پس از یادگیری، روابط الگو برای سایر داده‌های مشابه به منظور پیش‌بینی در طبقه‌بندی اعمال می‌شود. این الگوریتم‌ها در پیش‌بینی طبقات از داده‌های آموزشی پراکنده فضایی و به‌ویژه در مواردی که فرآیند موردبررسی پیچیده و چندبعدی است، به خوبی عمل می‌کنند (Cracknell & Reading, 2014). درخت تصمیم‌گیری یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و جزو طبقه‌بندی‌های ناپارامتریک است، بنابراین برخلاف روش‌های طبقه‌بندی پارامتریک نظارت‌شده به فرض خاصی در مورد توزیع داده‌های ورودی نیاز ندارد (Mohajane et al., 2021). ماشین بردار پشتیبان (SVM) نیز

جدول ۲. داده‌های مرجع در طبقات مختلف پوشش زمین

| شماره طبقه | نوع پوشش            | نمونه‌های آموزشی | نمونه‌های اعتبارسنجی |
|------------|---------------------|------------------|----------------------|
| ۰          | باغ                 | ۸۵               | ۳۷                   |
| ۱          | مناطق شور و سنگلاخی | ۵۱               | ۲۱                   |
| ۲          | پدیده‌های آبی       | ۳۶               | ۱۵                   |
| ۳          | زراعت               | ۷۳               | ۳۵                   |
| ۴          | مناطق مسکونی        | ۴۵               | ۲۲                   |
| ۵          | مرتع                | ۲۱۱              | ۹۰                   |
| ۶          | دیم                 | ۲۲۹              | ۹۴                   |
|            | مجموع               | ۷۳۰              | ۳۱۴                  |

از تبدیل PC، مؤلفه سبزی تسلدکپ و شاخص CVI به دست آمد. برخی از بهترین نتایج از نظر صحت کلی و ضریب کاپا در جدول (۳) آورده شده است.

#### عملکرد باندها، شاخص‌ها و تبدیل‌ها

ارزیابی تک‌باندها در طبقه‌بندی نشان داد که بیشترین صحت‌های کلی برابر ۴۴، ۴۵ و ۴۹ درصد به ترتیب با استفاده

جدول ۳. بهترین نتایج ارزیابی تک باندها، شاخص‌ها و تبدیل‌های مورد استفاده

| باند/شاخص/تبدیل | صحت کلی | ضریب کاپا |
|-----------------|---------|-----------|
| B3              | ۰/۴۱    | ۰/۲۷      |
| B4              | ۰/۳۹    | ۰/۲۴      |
| B8A             | ۰/۳۵    | ۰/۲۱      |
| B11             | ۰/۳۹    | ۰/۲۳      |
| NDVI            | ۰/۴۰    | ۰/۲۵      |
| CVI             | ۰/۴۵    | ۰/۳۰      |
| PC1             | ۰/۴۴    | ۰/۲۹      |
| TC_g            | ۰/۴۹    | ۰/۳۶      |

### نتایج طبقه‌بندی

بهترین نتایج حاصل از الگوریتم‌های مختلف با استفاده از ترکیب همه باندهای اصلی، شاخص‌ها و مؤلفه‌ها استخراج شد که در جدول (۴) آورده شده است. بیشترین صحت کلی (۸۴ درصد) و ضریب کاپا (۰/۸۰) مربوط به الگوریتم جنگل تصادفی است. این ضرایب برای الگوریتم SVM به ترتیب برابر ۷۲ درصد و ۰/۶۴ و برای الگوریتم CART برابر ۷۱ درصد و ۰/۶۳ بود. از میان همه طبقات، پدیده‌های آبی دارای بیشترین صحت تولیدکننده (۹۳ درصد) و مناطق شور و سنگلاخی دارای کمترین صحت تولیدکننده (۷۶ درصد) است. سایر

طبقات دارای صحت تولیدکننده نسبتاً مشابه با دامنه ۸۷-۸۳ درصد هستند. در رابطه با صحت کاربر، کمترین صحت (۸۳ درصد) مربوط به زراعت آبی و بیشترین صحت مربوط به زراعت دیم (۸۹ درصد) است اما به‌طورکلی همه طبقات صحت کاربر نسبتاً نزدیک با دامنه محدود ۸۹-۸۳ دارند. به‌طورکلی دامنه صحت کاربر و تولیدکننده برای بیشتر طبقات در محدوده ۹۰-۸۰ درصد قرار دارد. طبقات دیم و مرتع بیشترین درصد پوشش زمین در منطقه را شامل می‌شود، بنابراین صحت‌های وزنی مساحت آن‌ها باعث تأثیر نسبتاً بیشتری روی صحت کلی شده است

جدول ۴. نتایج ارزیابی صحت نقشه حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی

| پوشش زمین      | باغ | شور و سنگی | آب  | زراعت آبی | انسان‌ساخت | مرتع | دیم | مجموع | صحت کاربر | صحت کلی | کاپا |
|----------------|-----|------------|-----|-----------|------------|------|-----|-------|-----------|---------|------|
| باغ            | ۳۰  | ۰          | ۰   | ۳         | ۰          | ۰    | ۱   | ۳۴    | ٪۸۸       |         |      |
| شور و سنگی     | ۰   | ۱۷         | ۱   | ۰         | ۵          | ۳    | ۰   | ۲۶    | ٪۶۵       |         |      |
| آب             | ۰   | ۲          | ۱۴  | ۰         | ۰          | ۰    | ۰   | ۱۶    | ٪۸۷       |         |      |
| زراعت آبی      | ۵   | ۰          | ۰   | ۲۹        | ۰          | ۰    | ۳   | ۳۷    | ٪۷۸       |         |      |
| انسان‌ساخت     | ۰   | ۱          | ۰   | ۰         | ۱۷         | ۱    | ۱   | ۲۰    | ٪۸۵       |         |      |
| مرتع           | ۱   | ۱          | ۰   | ۱         | ۰          | ۷۷   | ۹   | ۸۹    | ٪۸۶       |         |      |
| دیم            | ۱   | ۰          | ۰   | ۲         | ۰          | ۹    | ۸۰  | ۹۲    | ٪۸۶       |         |      |
| مجموع          | ۳۷  | ۲۱         | ۱۵  | ۳۵        | ۲۲         | ۹۰   | ۹۴  | ۳۱۴   |           |         |      |
| صحت تولیدکننده | ٪۸۱ | ٪۸۰        | ٪۹۳ | ٪۸۲       | ٪۷۷        | ٪۸۵  | ٪۸۵ |       |           |         |      |
| صحت کلی        |     |            |     |           |            |      |     |       |           | ٪۸۴     |      |
| کاپا           |     |            |     |           |            |      |     |       |           |         | ۰/۸۰ |

نتایج ماتریس خطا شامل صحت تولیدکننده و کاربر برای طبقات مختلف و صحت کلی و ضریب کاپا بعد از اعمال فیلتر در جدول (۵) ارائه شده است. صحت کلی (۸۶ درصد) و

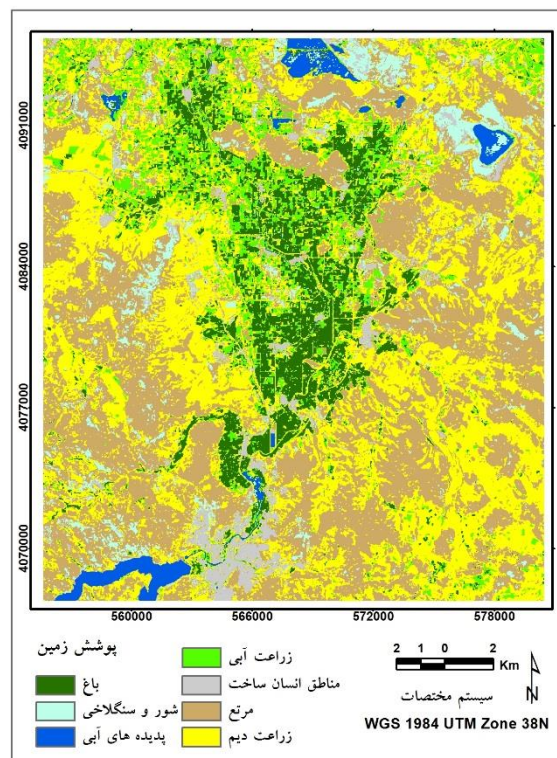
ضریب کاپا (۰/۸۲) بعد از اعمال فیلتر به میزان ۲ درصد افزایش پیدا کرده است.

جدول ۵. نتایج ارزیابی صحت نقشه پوشش زمین حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی بعد از اعمال فیلتر

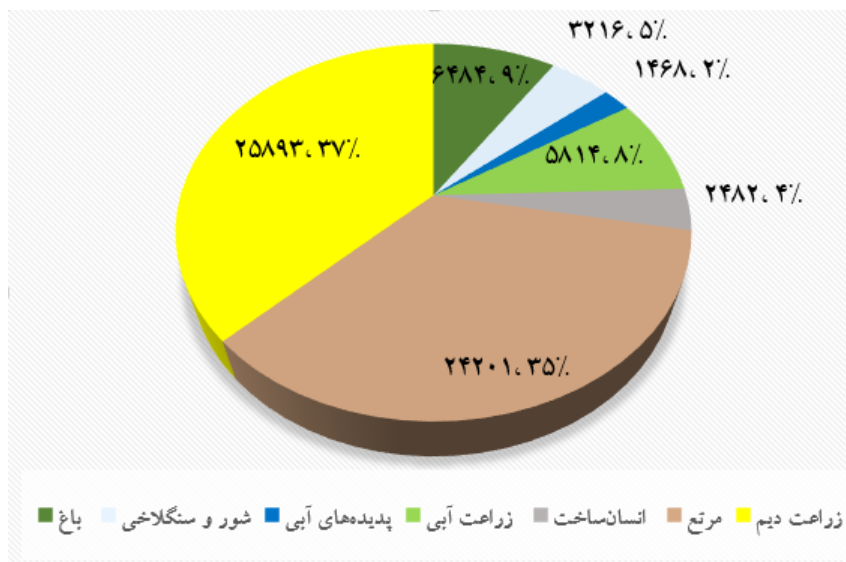
| پوشش زمین      | باغ | شور و سنگی | آب  | زراعت آبی | انسان ساخت | مرتع | دیم | مجموع | صحت کاربر | صحت کلی | کاپا |
|----------------|-----|------------|-----|-----------|------------|------|-----|-------|-----------|---------|------|
| باغ            | ۳۱  | ۰          | ۰   | ۳         | ۰          | ۱    | ۱   | ۳۶    | ٪۸۶       |         |      |
| شور و سنگی     | ۰   | ۱۶         | ۱   | ۰         | ۳          | ۳    | ۰   | ۲۳    | ٪۶۹       |         |      |
| آب             | ۰   | ۲          | ۱۴  | ۰         | ۰          | ۰    | ۰   | ۱۶    | ٪۸۷       |         |      |
| زراعت آبی      | ۴   | ۰          | ۰   | ۳۰        | ۰          | ۰    | ۲   | ۳۶    | ٪۸۳       |         |      |
| انسان ساخت     | ۰   | ۲          | ۰   | ۰         | ۱۹         | ۰    | ۱   | ۲۲    | ٪۸۶       |         |      |
| مرتع           | ۰   | ۱          | ۰   | ۱         | ۰          | ۷۹   | ۹   | ۹۰    | ٪۸۷       |         |      |
| دیم            | ۲   | ۰          | ۰   | ۱         | ۰          | ۷    | ۸۱  | ۹۱    | ٪۸۹       |         |      |
| مجموع          | ۳۷  | ۲۱         | ۱۵  | ۳۵        | ۲۲         | ۹۰   | ۹۴  | ۳۱۴   |           |         |      |
| صحت تولیدکننده | ٪۸۳ | ٪۷۶        | ٪۹۳ | ٪۸۵       | ٪۸۶        | ٪۸۷  | ٪۸۶ |       |           |         |      |
| صحت کلی        |     |            |     |           |            |      |     |       |           | ٪۸۶     |      |
| کاپا           |     |            |     |           |            |      |     |       |           |         | ۰/۸۲ |

برابر ۶۴۸۴ هکتار معادل ۹ درصد و زراعت آبی ۵۸۱۴ هکتار برابر ۸ درصد از کل منطقه مورد مطالعه است. مناطق شور و سنگلاخی و مناطق انسان ساخت نیز به ترتیب ۳۲۱۶ و ۲۴۸۲ هکتار برابر ۵ و ۴ درصد از منطقه را به خود اختصاص داده‌اند. پدیده‌های آبی با سطح ۱۴۶۸ هکتار برابر ۲ درصد کمترین سطح را دارد (شکل ۳).

نقشه نهایی پوشش زمین با بیشترین صحت (حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی) شامل ۷ طبقه بعد از اعمال فیلتر و نرم‌سازی مرز طبقات برای نمایش بهتر در شکل (۲) نمایش داده شده است. بیشترین سطح پوشش مربوط به دیم و مرتع به ترتیب با مساحت ۲۵۸۹۳ هکتار معادل ۳۷ درصد و ۲۴۲۰۱ هکتار معادل ۳۵ درصد از منطقه مورد مطالعه است. سطح باغات



شکل ۲. نقشه پوشش زمین حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی



شکل ۳. مساحت (هکتار) و درصد سطح طبقات پوشش زمین

### بحث و نتیجه‌گیری

اگرچه نقشه‌های کاربری و پوشش زمین برای کاربردهای مختلف اهمیت دارند، اما به دلیل عدم وجود آن‌ها برای محیط‌های ناهمگن مانند منطقه مورد مطالعه، همچنان چالش برانگیز است. پیشرفت در سنجش‌ازدور، افزایش دسترسی به داده‌های ماهواره‌ای و منابع محاسباتی این امکان را ایجاد کرده است که نقشه کاربری و پوشش زمین با وضوح بالا تهیه شود، اما روش تهیه نقشه با توجه به شرایط محیطی، ویژگی داده‌های ورودی و نوع کاربرد متفاوت است.

در این پژوهش داده‌های Sentinel-2A سال ۲۰۲۱ و شاخص‌های مختلف، برای تهیه نقشه پوشش زمین در منطقه مورد مطالعه به کار گرفته شد و عملکرد سه الگوریتم (RF، SVM و CART) برای طبقه‌بندی پوشش زمین در یک چشم‌انداز ناهمگن مورد ارزیابی قرار گرفت. به کارگیری الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی نشان داد که بهترین نتیجه مربوط به الگوریتم جنگل تصادفی است که در راستای نتایج حاصل از تحقیق Beyer و همکاران (۲۰۱۵) و Phiri و همکاران (۲۰۲۰) است.

بیشترین تأثیر مثبت باندهای مصنوعی در نتایج طبقه‌بندی مربوط به شاخص CVI است که می‌تواند به دلیل تنوع محصولات زراعی و باغی در منطقه مورد مطالعه و به‌طور کلی تغییرات پوشش گیاهی در ماه‌های مختلف و حساسیت زیاد این شاخص به محتوی کلروفیل به دلیل استفاده از باند سبز در تهیه آن باشد که در تحقیق Tassi و همکاران (۲۰۲۱) نیز این

موضوع بیان شده است. از دیگر باندهای مصنوعی با تأثیرگذاری زیاد، به ترتیب مؤلفه سبزی تبدیل تسلدکپ و مؤلفه اول تبدیل PCA روی همه باندهای اصلی هستند. در تحقیق Madugundu و همکاران (۲۰۱۴) نیز به اثرگذاری این دو مؤلفه و برتری (صحت بیشتر در حدود ۵ درصد) نتایج تسلدکپ نسبت به PCA اشاره شده است.

تجزیه و تحلیل صحت طبقات نشان می‌دهد که طبقه‌بندی کننده‌ها از نظر قدرت در تشخیص ویژگی‌های پوشش زمین در هر طبقه متفاوت هستند. به عنوان مثال در طبقه شور و سنگلاخی، دقت بالای تولیدکننده (۸۳ درصد) در ترکیب با دقت کم کاربر (۶۵ درصد) نشان‌دهنده برآورد بیش‌ازحد این مناطق است، در حالی که طبقه انسان‌ساخت را کم برآورد کرده است که با توجه به ناهمگنی و تشابه طیفی زیاد مناطق شور مرطوب و پدیده‌های آبی و همچنین مناطق شور و سنگلاخی با مناطق انسان‌ساخت این میزان صحت بسیار مطلوب است. ضمناً چنانچه در تحقیق Rasul و همکاران (۲۰۱۸) نیز اشاره شده است اختلاط طیفی بین مناطق انسان‌ساخت و خاک‌های برهنه نیز یک محدودیت شناخته شده در سنجش‌ازدور است.

همان‌طور که در منابع مختلف اشاره شده است کار زمینی زمان‌بر و پرهزینه است و بسیاری از تصاویر ماهواره‌ای یا در دسترس نیستند یا قیمت بالایی دارند (Gallego et al., 2008). با توجه به دسترسی آسان، سریع و رایگان به داده‌های Sentinel-2A با تفکیک طیفی و مکانی مناسب و دوره تکرار

زیادی از تصاویر چندزمانه بدون بارگیری آن‌هاست و همچنان که Tamiminia و همکاران (۲۰۲۰)، اشاره کردند از سال ۲۰۱۳ تاکنون تعداد انتشارات با استفاده از GEE به‌طور پیوسته افزایش یافته است.

به‌طور کلی در این پژوهش یک چارچوب مشخص و قابل تکرار برای تهیه نقشه پوشش زمین با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای Sentinel-2A در بستر GEE در یک چشم‌انداز ناهمگن در جنوب دریاچه ارومیه ارائه شد. با توجه به نتایج می‌توان ادعا نمود که تصاویر Sentinel-2A برای تهیه نقشه پوشش زمین از لحاظ هزینه، زمان و دقت، کارایی بالایی دارد و می‌تواند در کاربردهای مختلف مانند داده‌های ورودی مدل‌سازی هیدرولوژیکی و بوم‌شناسی سیمای سرزمین، درک و شناسایی امکان توسعه کشاورزی، کشف تغییرات و اثرات نامطلوب فعالیت‌های انسانی، تجزیه و تحلیل سکونت‌گاه‌های رسمی و غیررسمی در اجرای توسعه پایدار و نیل به رفاه انسان مفید واقع شود. تحقیقات آینده در مورد تهیه نقشه پوشش و کاربری زمین در منطقه مورد مطالعه می‌تواند به سمت تهیه نقشه الگوی کشت گونه‌های محلی مانند باغات مختلف و گونه‌های زراعی اصلی هدایت شود.

برداشت ۱۰ روزه و با توجه به نتایج این مطالعه، امکان تهیه نقشه پوشش زمین نسبتاً دقیق با صحت کلی و ضریب کاپای بالای ۸۰ درصد با کاربرد این تصاویر فراهم است و نتایج یافته‌های اخیر علی‌رغم متفاوت بودن منطقه مورد مطالعه و طبقات پوشش نیز این مطلب را تأیید می‌کند (Sedano et al., 2019; Samasse et al., 2020).

در بحث انتخاب زمان تصاویر، نتایج نشان داد که تصویر فصل تابستان (مرداد) بهترین صحت و کارایی را برای تهیه نقشه پوشش زمین نشان داده است. در مطالعات Msigwa و همکاران (۲۰۱۷) نیز بهترین فصل برای تفکیک پوشش و کاربری‌های مختلف فصل خشک معرفی شده است، هرچند که از نظر بهترین ماه توافق کامل وجود ندارد چراکه موارد متعدد دیگری از جمله نوع تصویر، کیفیت تصویر به‌ویژه از نظر وجود ابر، شرایط منطقه مورد مطالعه از نظر ماه‌های خشک و مرطوب و همچنین نوع و تعداد طبقات پوشش می‌تواند بر این امر مؤثر باشد.

در رابطه با بستر GEE، از مزایای آن می‌توان به قدرت پردازش سریع، دسترسی آسان به الگوریتم‌ها و ابزارهای سنجش‌ازدور فراوان برای افراد متخصص اشاره نمود (Schulz et al., 2021). از فواید دیگر آن پردازش و مقایسه آسان حجم

## منابع

- Magdalena region, Colombia. *Journal of Maps*, 13(2): 718–726.
- Cracknell, M.J. and Reading, A.M. (2014) Geological mapping using remote sensing data: A comparison of five machine learning algorithms, their response to variations in the spatial distribution of training data and the use of explicit spatial information. *Computers and Geosciences*, 63: 22-33.
- European Space Agency (2021) Sentinel-2 Level 2A data quality report. Copernicu Programme, 42: 1-29.
- Gallego, J., Craig, M., Michaelsen, J., Bossyns, B. and Fritz, S. (2008) Best practices for crop area estimation with remote sensing. Ispra: Joint Research Center. Italy. 1-14 pp.
- Ge, G., Shi, Z., Zhu, Y., Yang, X. and Hao, Y. (2020) Land use/cover classification in an arid desert-oasis mosaic landscape of China using remote sensed imagery: Performance assessment of four machine learning algorithms. *Global Ecology and Conservation*, 22: e00971.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D. and Moore, R. (2017) Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202: 18–27.
- Beyer, F., Jarmer, T. and Siegmann, B. (2015) Identification of agricultural crop types using multitemporal rapideye data. *Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation*, 1: 21-32.
- Campos, J.C. and Brito, J.C. (2018) Mapping underrepresented land cover heterogeneity in arid regions: The Sahara-Sahel example. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146: 211–220.
- Cf, O.D.D.S. (2015) Transforming our world: The 2030 agenda for sustainable development. United Nations: New York, NY, USA.
- Chen, B., Xiao, X., Li, X., Pan, L., Doughty, R., Ma, J., Dong, J., Qin, Y., Zhao, B., Wu, Z., Sun, R., Lan, G., Xie, G., Clinton, N. and Giri, C. (2017) A mangrove forest map of China in 2015: Analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 131: 104-120.
- Clerici, N., Valbuena Calderon, C.A. and Posada, J.M. (2017) Fusion of sentinel-1A and sentinel-2A data for land cover mapping: A case study in the lower



- assessment in coastal meadows. *Ecological Indicators*, 122: 107227.
- Phan, T.N., Kuch, V. and Lehnert, L.W. (2020) Land cover classification using Google Earth Engine and random forest classifier—The role of image composition. *Remote Sensing Journal*, 12(15): 2411-2411.
- Phiri, D., Simwanda, M., Salekin, S., Nyirenda, V.R., Murayama, Y. and Ranagalage, M. (2020) Sentinel-2 data for land cover/use mapping: A review. *Remote Sensing*, 12(14): 2291-2291.
- Rasul, A., Balzter, H., Ibrahim, G., Hameed, H., Wheeler, J., Adamu, B., Ibrahim, S.A. and Najmaddin, P. (2018) Applying built-up and bare-soil indices from landsat 8 to cities in dry climates. *Land Journal*, 7(3): 81-81.
- Rujoiu-Mare, M.R. and Mihai, B.A. (2016) Mapping land cover using remote sensing data and GIS techniques: A case study of Prahova Subcarpathians. *Procedia Environmental Sciences*, 32: 244-255.
- Samasse, K., Hanan, N.P., Anchang, J.Y. and Diallo, Y. (2020) A high-resolution cropland map for West African Sahel based on high-density training data, Google Earth Engine, and locally optimized machine learning. *Remote Sensing*, 12(9): 1436-1436.
- Schulz, D., Yin, H., Tischbein, B., Verleysdonk, S., Adamou, R. and Kumar, N. (2021) Land use mapping using Sentinel-1 and Sentinel-2 time series in a heterogeneous landscape in Niger, Sahel. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 178: 97-111.
- Sedano, F., Molini, V. and Azad, M. (2019) A mapping framework to characterize land use in the Sudan-Sahel Region from Dense Stacks of Landsat Data. *Remote Sensing*, 11(6): 648-648.
- Sonobe, R., Yamaya, Y., Tani, H., Wang, X., Kobayashi, N. and Mochizuki, K.I. (2017) Assessing the suitability of data from Sentinel-1A and 2A for crop classification. *GIS science and Remote Sensing*, 54(6): 918-938.
- Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S. and Brisco, B. (2020) Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164: 152-170.
- Tan, J., Zuo, J., Xie, X., Ding, M., Xu, Z. and Zhou, F. (2021) MLAs land cover mapping performance across varying geomorphology with Landsat OLI-8 and minimum human intervention. *Ecological Informatics*, 61: 101227.
- Tassi, A., Gigante, D., Modica, G., Di Martino, L. and Vizzari, M. (2021) Pixel-vs. Object-Based Landsat 8 Data Classification in Google Earth Engine Using Random Forest: The Case Study of Maiella National Park. *Remote Sensing*, 13(12): 2299-2299.
- Tian, S., Zhang, X., Tian, J. and Sun, Q. (2016) Random forest classification of wetland landcovers from multi-sensordata in the arid region of Xinjiang, China. *Remote Sensing*, 8(11): 954-954.
- Wang, J., Chen, J., Wen, Y., Fan, W., Liu, Q. and Tarolli, P. (2021) Monitoring the coastal wetlands Hegazy, I.R. and Kaloop, M.R. (2015) Monitoring urban growth and land use change detection with GIS and remote sensing techniques in Daqahlia governorate. *Egyptian International Journal of Sustainable Built Environment*, 4 (1): 117–124.
- Jain, M., Mondal, P., Galford, G.L., Fiske, G. and Fries, R.S. (2017) An approach to map winter cropped area of smallholder farms across large scales using MODIS imagery. *Remote Sensing Journal*, 9(6): 566-566.
- Kaliraj, S., Chandrasekar, N., Ramachandran, K.K., Srinivas, Y. and Saravanan, S. (2017) Coastal landuse and land cover change and transformations of Kanyakumari coast, India using remote sensing and GIS. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(2): 169-185.
- Madugundu, R., Al-Gaadi, K.A., Patil, V.C. and Tola, E. (2014) Detection of land use and land cover changes in Dirab of Saudi Arabia using remotely sensed imageries. *American Journal of Environmental Sciences*, 10(1): 8-18.
- Malarvizhi, K., Kumar, S.V. and Porchelvan, P. (2016) Use of high resolution Google Earth satellite imagery in land use map preparation for urban related applications. *Procedia Technology Journal*, 24: 1835-1842.
- Maxwell, A.E., Warner, T.A. and Fang, F. (2018) Implementation of machine learning classification in remote sensing: An applied review. *International Journal of Remote Sensing*, 39(9): 2784–2817.
- Modica, G., Messina, G., De Luca, G., Fiozzo, V. and Praticò, S. (2020) Monitoring the vegetation vigor in heterogeneous citrus and olive orchards. A multiscale object-based approach to extract trees' crowns from UAV multispectral imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 175: 105500.
- Mohajane, M., Costache, R., Karimi, F., Pham, Q.B., Essahlaoui, A., Nguyen, H., Laneve, G. and Oudija, F. (2021) Application of remote sensing and machine learning algorithms for forest fire mapping in a Mediterranean area. *Ecological Indicators*, 129:107869.
- Moharana, S., Kambhammettu, B.V.N.P., Chintala, S., Rani, A.S. and Avtar, R. (2021) Spatial distribution of inter-and intra-crop variability using time-weighted dynamic time warping analysis from Sentinel-1 datasets. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 24: 100630.
- Msigwa, A., Komakech, H. and Verbeiren, B. (2017) Land use/cover mapping of the dry and wet season of Kikuletwa catchment using GIS and remote sensing techniques. In EGU General Assembly Conference Abstracts. Vienna. April: 5979.
- Mushtaq, A.G. and Asima, N. (2014) Estimation of apple orchard using remote sensing and agro-meteorology land based observation in Pulwama district of Kashmir valley. *International Journal of Remote Sensing and Geoscience*, 3(6): 21-26.
- Pecina, M.V., Bergamo, T.F., Ward, R.D., Joyce, C.B. and Sepp, K. (2021) A novel UAV-based approach for biomass prediction and grassland structure

- Yin, H., Brandão, A., Buchner, J., Helmers, D., Iuliano, B.G., Kimambo, N.E., Lewinska, K.E., Razenkova, E., Rizayeva, A., Rogova, N., Spawn, S.A., Xie, Y. and Radeloff, V.C. (2020) Monitoring cropland abandonment with Landsat time series. *Remote Sensing of Environment Journal*, 246:111873.
- Zhang, C., Di, L., Hao, P., Yang, Z., Lin, L., Zhao, H. and Guo, L. (2021) Rapid in-season mapping of corn and soybeans using machine-learned trusted pixels from Cropland Data Layer. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102374.
- Zurqani, H.A., Post, C.J., Mikhailova, E.A., Schlautman, M.A. and Sharp, J.L. (2018) Geospatial analysis of land use change in the Savannah River Basin using Google Earth Engine. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 69: 175-185.
- dynamics in Northeast Italy from 1984 to 2016. *Ecological Indicators*, 129: 107906.
- Wingate, V.R., Phinn, S.R., Kuhn, N., Bloemertz, L. and Dhanjal-Adams, K.L. (2016) Mapping decadal land cover changes in the woodlands of north eastern Namibia from 1975 to 2014 using the Landsat satellite archived data. *Remote Sensing*, 8(8): 681-681.
- Xiong, J., Thenkabail, P., Tilton, J., Gumma, M., Teluguntla, P., Oliphant, A., Congalton, R., Yadav, K. and Gorelick, N. (2017) Nominal 30-m cropland extent map of continental Africa by integrating pixel-based and object-based algorithms using sentinel-2 and landsat-8 data on Google Earth Engine. *Remote Sensing Journal*, 9(10): 1065-1065.
- Yang, D., Fu, C.-S., Smith, A.C. and Yu, Q. (2017) Open land-use map: A regional land-use mapping strategy for incorporating OpenStreetMap with earth observations. *Geo- spatial Information Science*, 20(3): 269–281.

## Investigation on land cover mapping using Sentinel-2A images in the Google Earth Engine Platform

Naser Ahmadi Sani<sup>1\*</sup>

- 1) Associate Professor, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Mahabad Branch, Islamic Azad University, Mahabad, Iran. \*Corresponding Author Email Address: n.ahmadisani@gmail.com

Date of Submission: 2020/11/30

Date of Acceptance: 2021/02/25

### Abstract

Land cover map show the spatial distribution of different landscapes such as agriculture, natural resources, water and man-made area. It is a valuable tool to managing and reducing risk in challenging issues such as drought and its effects, food security, flood control, and urban planning. In order to overcome the limitations of field work in the mapping of land cover, the use of satellite images due to the wide, multispectral and update data seems to be suitable. In the study area, the spatially heterogeneous landscapes also makes it difficult to classify features. Therefore, the main purpose of the study is accurate and high resolution land cover mapping using Sentinel-2A images in the Google Earth Engine platform. In this regard, three classification algorithms including RF, SVM and CART were evaluated and compared. Various indices were prepared using ratioing and transformation methods. The accuracy of the classifications was evaluated in comparison with ground reference data. Individual bands evaluation showed that the best overall accuracy (49%) was obtained using the CVI index. The best overall accuracy and kappa coefficient of 86% and 0.82 were obtained by RF algorithm. Therefore, while pointing to the advantages of the GEE including easily accessible data and the ability to process and quickly compare of data, it can be claimed that Sentinel-2A images for land cover mapping in terms of cost, time and accuracy, have high efficiency and the map can be very useful for the management and decision making in different natural and man-made resources for the successful implementation of sustainable development.

**Keywords:** Kappa Coefficient, Random Forest Algorithm, Remote Sensing, Vegetation Indices.