

کاربرد گوگل ارث انجین در استخراج تغییرات پوشش گیاهی و تفکیک کشت محصولات فاریاب (مطالعه موردی: دشت رودبار)

فرزانه قادری نسب گروهی: دکتری علوم و مهندسی آب، معاونت حفاظت و بهره‌برداری شرکت سهامی آب منطقه‌ای کرمان، کرمان، ایران
ام‌البین بذرافشان*: دانشیار گروه مهندسی منابع طبیعی، دانشکده کشاورزی و مهندسی منابع طبیعی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۷/۰۶

تاریخچه مقاله (تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۲۴)



چکیده

ارائه نقشه اراضی زیر کشت آبی، از ارکان اصلی در سیاست‌گذاری‌های حوزه کشاورزی و برنامه‌ریزی‌های بهبود مدیریت آب است. این موضوع در دشت رودبار که اینک با بیلان منفی روبه‌رو است، اهمیت زیادی دارد. در این مطالعه، از الگوریتم ناپارامتری یادگیری ماشین بردار پشتیبان برای پردازش و طبقه‌بندی اراضی زیر کشت آبی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست استفاده شد. فرایند طبقه‌بندی نیز در بستر گوگل ارث انجین (GEE) صورت گرفت و از زبان برنامه‌نویسی JavaScript برای پس‌پردازش‌ها و شاخص NDVI برای ارائه نقشه اراضی زیر کشت آبی استفاده شد. در تدوین کد مورد استفاده، سال به سه دوره چهار ماهه تقسیم شد، سپس تصاویر ماهواره لندست ۸ در هر دوره (۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱) استخراج و برای آن، تصویری بر اساس حداکثر مقدار پیکسل‌ها تولید شد. بدین منظور با استفاده از الگوریتم MVC (ترکیب مقادیر حداکثر)، تصاویر موجود در هر دوره بررسی شد و برای هر پیکسل حداکثر مقدار متناظر آن، بین تمام تصاویر به عنوان ارزش نهایی آن پیکسل در نظر گرفته و در نهایت، تصویری جدید ایجاد شد. در مرحله بعد با ترکیب سه تصویر تولید شده (با استفاده از ترکیب رنگ کاذب) و اختصاص هر کدام از تصاویر به یکی از باندهای قرمز، سبز و آبی، تصویر جدیدی به وجود آمد و از آن برای استخراج نقشه نوع کشت استفاده شد. برای بررسی دقت طبقه‌بندی مناطق زیر کشت نیز از نمونه‌های آموزشی زمینی و تصاویر با وضوح بالا (گوگل ارث)، همچنین ادغام با مجموعه داده‌های موجود و استفاده از دانش تخصصی و محلی در منطقه مورد مطالعه استفاده شد که دقت طبقه‌بندی کلی ۸۱٪ بود. همچنین بررسی تغییرات شاخص NDVI طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ نشان داد که در سال ۲۰۱۳، کمترین مقدار پوشش گیاهی و در سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۰، بیشترین مقدار پوشش گیاهی وجود داشت.

واژگان کلیدی: اراضی فاریاب، پوشش گیاهی، دشت رودبار، گوگل ارث انجین.

* نویسنده مسئول: O.bazrafshan@hormozgan.ac.ir

۱- مقدمه

ظهور داده‌های بزرگ و پلت‌فرم‌های پردازش مبتنی بر ابر مانند گوگل ارث انجین^۱ (GEE) در مقیاس‌های جهانی و محلی، فرایندهای پردازش تصویر به خصوص طبقه‌بندی اراضی تحت آبیاری را از لحاظ دقت و سرعت ارتقا داده‌است (Xiong et al, 2017 & Amani et al, 2020; Asefjah et al., 2023). طبقه‌بندی کاربری اراضی، توسط محصولات رایگان و با کیفیت سنجش از دوری و با کمک الگوریتم‌های یادگیری ناپارامتریک جدید میسر شده‌است (Nhamo et al, 2018 & Basukala et al, 2017 & al, 2020). الگوریتم‌های یادگیری نظارت شده برای طبقه‌بندی تصاویر شامل الگوریتم‌های ماشین‌بردار پشتیبان (SVM)، جنگل تصادفی (RF)، درخت تصمیم‌گیری و الگوریتم ارتقا گرادیان (XGboost) است که کاربرد زیادی دارد (Abdi et al, 2020)؛ این در حالی است که پردازش حجم قابل توجهی از داده‌ها و محصولات سنجش از دور، با تکنیک‌های پردازش سنتی وقت‌گیر و هزینه‌بر است (Teluguntla et al, 2018). خوشبختانه این روش‌های قدیمی پیش‌پردازش، پردازش و پس‌پردازش، با الگوریتم‌های یادگیری ماشینی جدید — که در پلت‌فرم‌های داده‌های بزرگ رایانش ابری مانند GEE تعبیه شده — جایگزین شده‌است (Xiong et al, 2017). GEE علاوه بر آنکه مجموعه‌ای از داده‌های سنجش از دوری را به صورت رایگان ارائه می‌دهد، پردازش آسان آنها را نیز ممکن می‌سازد.

مطالعات متعددی با استفاده از گوگل ارث انجین انجام شده‌است؛ به عنوان مثال، در خصوص بررسی تغییرات پوشش گیاهی و استخراج نقشه‌های آن می‌توان به مطالعات Workie و Debella (2018)، Zhang و همکاران (2019)، Pérez-Romero و همکاران (2019)، Wei و همکاران (2020) و Anderson و همکاران (2020) اشاره کرد. گوگل ارث انجین در مطالعات بررسی امنیت غذایی، رشد اقتصادی و استخراج نقشه‌های کشت زمستانه نتایج بسیار رضایت‌بخشی داشت که این مسئله در نتیجه مطالعات محققانی از جمله Schindler و همکاران (2017)، McArthur و Sachs (2019) و Tian و همکاران (2019) دیده می‌شود. علاوه بر این، محققانی از جمله Murphy و همکاران (2018)، Yao و همکاران (2019) و Cao و همکاران (2020) نیز برای اجرای مطالعات هیدرولوژی و بررسی تغییرات پیکره‌های آبی، از گوگل ارث انجین استفاده کردند. ذکر این امر لازم است که در خصوص کاربرد گوگل ارث انجین در بررسی تغییرات شهری می‌توان به مطالعات Zhong و همکاران (2019) و Liu و همکاران (2020) اشاره کرد. کارایی قابل توجه گوگل ارث انجین در زمینه بررسی بلایای طبیعی (خشکسالی و آتش‌سوزی) در مطالعات محققانی از جمله Bayissa و همکاران (2019)، Uddin و همکاران (2019) و Long و همکاران (2019) دیده می‌شود.

Amani و همکاران (2020) به بررسی مطالعات صورت گرفته با استفاده از گوگل ارث انجین پرداختند و بدین منظور، ۴۵۰ مقاله منتشر شده در ۱۵۰ مجله معتبر طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰ را بررسی کردند و مشخص شد که در ایران تا سال ۲۰۲۰، فقط دو مطالعه با استفاده از گوگل ارث انجین انجام شده‌است. بنابراین، استفاده از گوگل ارث انجین در ایران یکی از موضوع‌های جدید این مطالعه است. از طرفی، با توجه به اینکه کشور ایران در کمربند خشک و نیمه خشک قرار می‌گیرد، اقتصاد آن در بسیاری از مناطق مبتنی بر کشاورزی است و بیشترین میزان مصرف آب آن نیز در بخش کشاورزی می‌باشد؛ شناسایی اراضی فاریاب، نوع کشت و سطح زیر کشت آن برای حمایت از تصمیم‌گیری در

¹ google earth engine

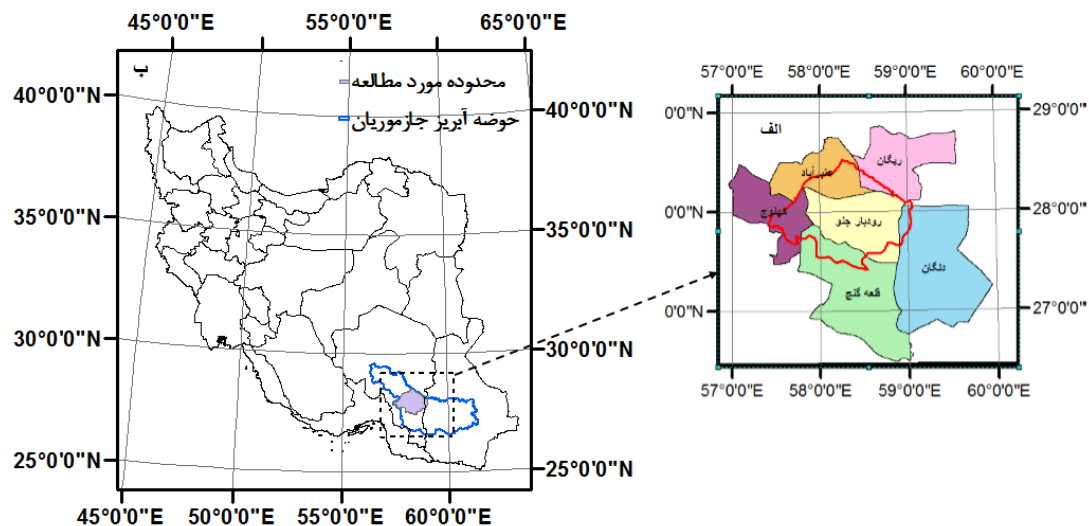
زمینه توسعه آبیاری و برنامه‌ریزی کشاورزی امری حیاتی است. اهمیت این موضوع در دشت رودبار — که وضعیت اقلیمی، خاک حاصلخیز و منابع آب زیرزمینی آن زمینه تولید میلیون‌ها تن از محصولات کشاورزی را فراهم ساخته و این دشت را به عنوان قطب کشاورزی کشور مطرح کرده است — دو چندان می‌باشد. وجود جلگه‌های پهناور و حاصلخیز، فقدان رشد صنایع و محدودیت بخش خدمات نیز سبب شده است این منطقه در کشاورزی ایران، جایگاه ویژه و منحصر به فردی داشته باشد؛ با این وجود، مطالعات بسیار محدودی در خصوص سطح زیر کشت، الگوی کشت و تقویم کشاورزی در این دشت صورت گرفته است.

امروزه پیشرفت‌های صورت گرفته در ماشین‌های یادگیری و پلتفرم‌های مدیریت و پردازش داده، دقت و سرعت تولید نقشه‌های کشت را بهبود بخشیده است (Majidi et al, 2021). با توجه به اهمیت موضوع، در این مطالعه از یک الگوریتم یادگیری ماشین ناپارامتریک برای ارائه نقشه به‌روز طبقه‌بندی اراضی فاریاب با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست در دشت رودبار استفاده شد. هدف از مطالعه توسعه یک مدل مکانی این است که سیاست‌گذاران و دست‌اندرکاران از نتایج آن حمایت کنند تا ارزیابی‌های آگاهانه‌ای در مورد نیازهای آبی محصول، تخصیص آب مورد نیاز، برنامه‌ریزی اراضی کشاورزی، ارائه الگوهای تبخیر و تعرق محصولات کشاورزی، هیدرولوژی حوضه و تأثیر انواع مختلف آبیاری در هر مقیاس مکانی زمانی صورت گیرد.

۲- منطقه مورد مطالعه

محدوده مطالعاتی رودبار (کد ۴۵۰۱) با مساحت ۱۰۷۸۵ کیلومتر مربع، بخشی از حوضه آبریز جازموریان است که در جنوب استان کرمان و در جنوب شرق کشور واقع شده است. این محدوده مطالعاتی بخش‌هایی از شهرستان‌های رودبار جنوب، قلعه گنج، کهنوج، عنبرآباد، ریگان و دلگان را در بر می‌گیرد و اهمیت زیادی دارد (Jamab Consulting Engineers Co, 2013). وسعت آبخوان در محدوده مطالعاتی رودبار، ۵۸۳۵ کیلومتر مربع و وسعت دشت، ۶۳۰۲ کیلومتر مربع است. این محدوده مطالعاتی در مختصات جغرافیایی ۲۵° - ۲۷° تا ۳۲° - ۲۸° شمالی و ۲۴° - ۵۷° تا ۳° - ۵۹° شرقی واقع شده است. بر اساس آخرین آماربرداری موجود (سال ۱۳۹۱-۱۳۹۰)، مجموع چاه‌ها — اعم از عمیق و نیمه عمیق — در این محدوده مطالعاتی ۹۳۹۸ حلقه است که چاه‌های کشاورزی در حدود ۱۰۹۴.۵۴ میلیون مترمکعب در سال از آبخوان تخلیه می‌کنند. متوسط سالانه افت سطح آب زیرزمینی آبخوان محدوده مطالعاتی رودبار، ۰.۵۱ متر و از ابتدای تشکیل شبکه اندازه‌گیری (۱۳۸۱) تاکنون، ۸- متر است. در شکل ۱ در قسمت الف، موقعیت محدوده مورد مطالعه نسبت به شهرستان‌های جنوبی استان کرمان و در قسمت ب، موقعیت محدوده مورد مطالعه در حوضه آبریز جازموریان نشان داده شده است.

^۱ بخشنامه تقسیم‌بندی و کدگذاری حوضه‌های آبریز و محدوده‌های مطالعاتی در سطح کشور



شکل ۱: الف) موقعیت محدوده مورد مطالعه نسبت به شهرستان‌های جنوبی استان کرمان و ب) موقعیت محدوده مورد مطالعه در حوضه آبریز جازموریان و کشور

۳- مواد و روش

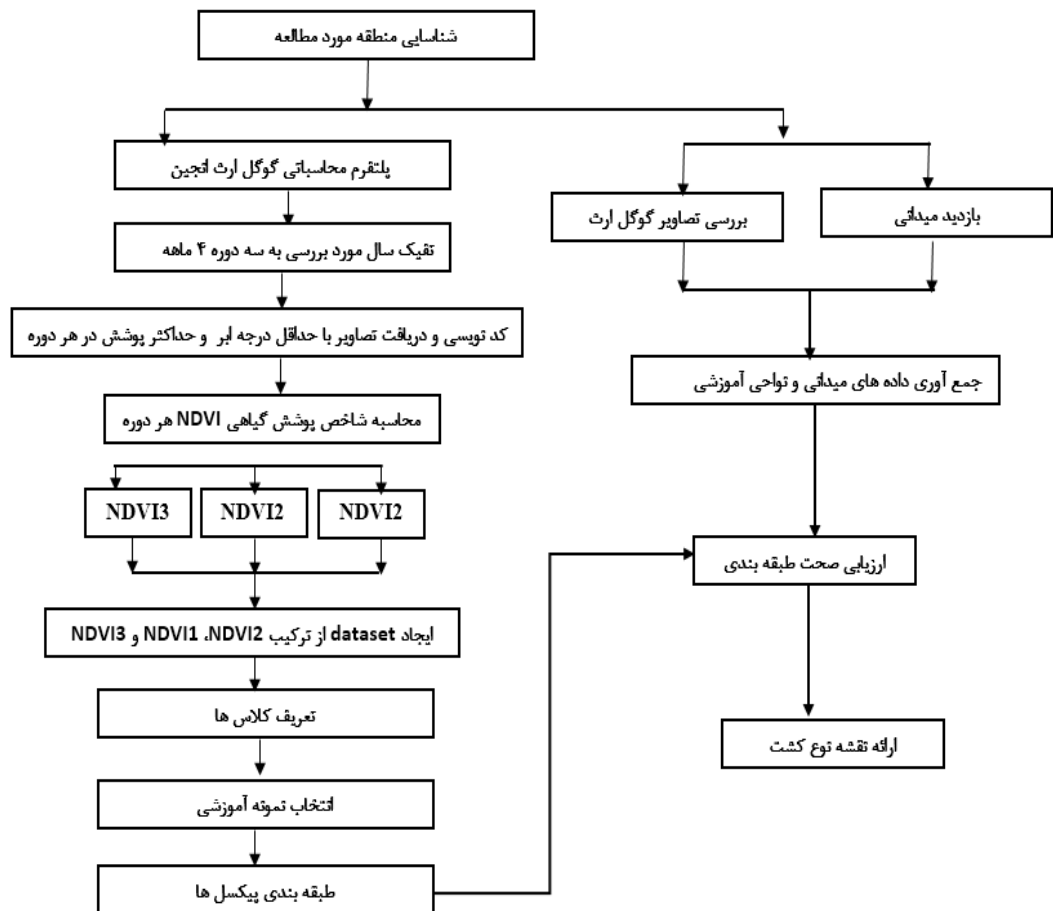
داده‌ها

در این مطالعه از داده‌های ماهواره‌ای سری لندست ۸ سنجنده OLI/TIRS ارائه شده در GEE استفاده می‌شود که دارای قدرت تفکیک مکانی سی متر است. این داده‌ها به پیش‌پردازش و تصحیحات اولیه هندسی، رادیومتریکی و ... نیازی ندارد و به صورت آماده برای پردازش عرضه شده‌است. پردازش داده‌ها در سیستم‌های معمولی بسیار زمان‌بر است؛ این در حالی است که با استفاده از پلتفرم محاسبات ابری GEE، پردازش به راحتی ممکن می‌باشد. به طور کلی، دشت رودبار در ماهواره لندست در چهار گذار ماهواره (pass=159, row=40)، (pass=159, row=41)، (pass=158, row=40) و (pass=158, row=41) قرار دارد. در شرایط قدیمی لازم بود که تصاویر مربوط به گذرهای این ماهواره دانلود و موزاییک شود و در نهایت، سایر بررسی‌ها صورت گیرد؛ حال آنکه در مطالعه حاضر، متغیر ورودی موقعیت جغرافیایی به صورت یک شیب فایل از محدوده مورد مطالعه به محیط GEE معرفی می‌شود. همچنین محدوده زمانی در نظر گرفته شده از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۹ میلادی است.

روش کار

به طور کلی، فرایند طبقه‌بندی اراضی شامل جمع‌آوری داده‌ها، اصلاح و پیش‌پردازش آنها، استخراج ویژگی مورد نظر، یکپارچه‌سازی داده‌ها و استفاده از شاخص‌های گیاهی برای جداسازی مناطق زیر کشت از سایر مناطق است. در این پژوهش، از تصاویر تصحیح اتمسفری شده سطح Surface Reflectance Tier1 استفاده می‌شود. با استفاده از کدهای نسبتاً ساده JavaScript به صورت تصحیح شده تجزیه و تحلیل و برای مرحله پردازش آماده شد. بررسی‌ها در بستر گوگل ارث انجین انجام شد و از تصاویر مورد استفاده Landsat8 و یک فیلتر برای استخراج تصاویر بدون ابر استفاده شد. پنج گروه کشت فاریاب شامل اراضی دارای «کشت باغی»، «کشت صیفی‌جات سیب‌زمینی و پیاز»،

«کشت صیفی جات گوجه‌فرنگی»، «کشت صیفی جات شامل خیار سبز» و «کشت تابستانه شامل ذرت و کنجد» در نظر گرفته شد. در شکل ۲، فلوجارت کلی مطالعه نشان داده شده است.



شکل ۲: فلوجارت مراحل مطالعه

در شکل ۳، تعدادی از تصاویر مربوط به بازدید میدانی دیده می‌شود که به نمونه‌برداری داده‌ها و طبقه‌بندی آنها در سال ۱۴۰۲.



شکل ۳: بازدید میدانی برای برداشت نمونه‌های مکانی از اراضی زیر کشت

زمانی که ضرورت دارد برای یک دوره مشخص (مثلاً سالانه)، فقط یک مقدار^۱ برای هر پیکسل مشخص شود؛ می‌توان از قوانین شناسایی بهترین پیکسل^۲ یا ابزارهای مشتق^۳ (مانند مقدار طیفی میانه^۴ در دوره مورد بررسی یا حداکثر مقدار^۵ در یک فصل و ...) استفاده کرد (Kennedy et al, 2018). از چنین ابزارهایی برای ترکیب داده‌های سری زمانی مورد نظر و ارائه بهترین پیکسل استفاده می‌شود (Coulter et al, 2016). برای محاسبه پوشش گیاهی نیز از شاخص اختلاف گیاهی نرمال شده (NDVI) — که از باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز محاسبه می‌شود — استفاده می‌شود. همچنین سعی شده است در کدنویسی فرمول، ترکیب مقادیر حداکثر (MVC^۶) روی تصاویر اعمال شود؛ زیرا ترکیب مقادیر حداکثر به کاهش فراوان تأثیرهای اتمسفری، تأثیرهای زاویه تصویربرداری، ابرناکی و تأثیرهای زاویه زینت خورشیدی منجر می‌شود (Chiesi and Maselli, 2006). در مطالعات متعددی که هدف آن بررسی شاخص NDVI به صورت سری زمانی است، از این الگوریتم استفاده شده است (Holben, 1986 & Karabulut, 2003 & Kobayashi and Dye 2005 & Li et al, 2021). ذکر این امر لازم است که در کد نوشته شده، حداکثر مقدار NDVI هر پیکسل حساب شده و تمامی NDVI محاسبه شده به یک تصویر ماکزیمم تبدیل شده است. همچنین در این مطالعه در هر داده ماهواره‌ای لندست سه، تصویر NDVI استخراج شد که تغییرات پوشش گیاهی را در طول سال نشان می‌دهد؛ بنابراین، سه متغیر برای محاسبه حداکثر پوشش گیاهی (چهار ماهه اول سال، چهار ماه دوم سال و چهار ماه سوم سال) تعریف شد. سپس بر اساس سه متغیر به دست آمده، یک dataset (مجموعه داده‌ها) تولید شد که سه باند

¹ Value

² Best-Pixel Identification

³ Derived Metric

⁴ Median Spectral Value

⁵ Maximum Value

⁶ Maximum Value Composite

(قرمز، آبی و سبز) داشت. همچنین برای افزایش وضوح تصاویر، از الگوریتم‌های بهسازی تباین تصویر^۱ مثل Stretch 90 استفاده شد که درصد میزان تباین^۲ تصویر را به شکل قابل توجهی افزایش داد. با توجه به بازدید میدانی صورت گرفته و بررسی تصاویر گوگل ارث نیز مناطقی از محدوده مورد مطالعه به صورت تصادفی به عنوان نمونه‌های تعلیمی برای هر کلاس مشخص شد. در ادامه، سعی شد تعداد نمونه‌ها در کلاس‌های مختلف یکسان و به اندازه کافی باشد و کل محدوده مورد مطالعه را پوشش دهد.

پس از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، نتایج کار در گوگل درایو ذخیره و برای تحلیل‌های بعدی آماده شد. سپس نتایج طبقه‌بندی به محیط نرم‌افزار ArcGIS وارد و صحت طبقه‌بندی با استفاده از نقاط کنترلی به دست آمده از تصاویر گوگل ارث و داده‌های مربوط به بازدید میدانی ارزیابی شد.

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

در این مطالعه، از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود که نوع خاصی از مدل‌های خطی دارای حداکثر حاشیه ابر صفحه را می‌یابد. مبنای کاری دسته‌بندی‌کننده SVM، دسته‌بندی خطی داده‌هاست که در آن سعی می‌شود خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادله یافتن خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش‌های QP³ — که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل محدودیت‌دار است — صورت می‌گیرد. حداکثر کردن حاشیه ابر صفحه، به حداکثر شدن تفکیک بین طبقات منجر می‌شود. به نزدیک‌ترین نقاط آموزشی به حداکثر حاشیه ابر صفحه، بردارهای پشتیبان گفته می‌شود که از آنها فقط برای مشخص کردن مرز بین طبقات استفاده می‌شود (Shin et al, 2005).

۴- یافته‌ها

بررسی تفکیک اراضی زیر کشت آبی

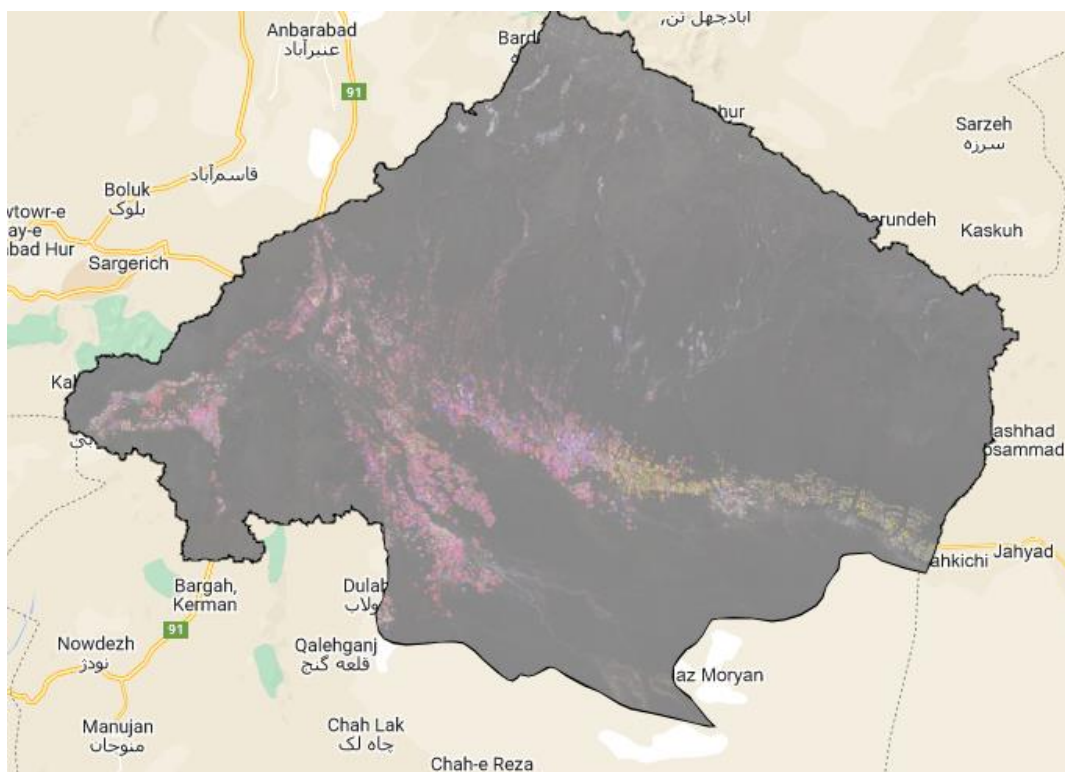
همان‌طور که گفته شد، در این مطالعه با ترکیب شاخص NDVI در سه دوره چهار ماهه، انواع اراضی فاریاب و سطح زیر کشت آنها در دشت رودبار تعیین شد. به طور کلی، بررسی روند تغییرات شاخص NDVI در طول زمان می‌تواند در تخمین چرخه فنولوژی گیاه استفاده شود (Li et al, 2021). شکل ۴، نتیجه اولیه اجرای کد نویسی در محیط گوگل ارث انجین برای سال 2021 و شکل ۵، نتیجه اجرای کد در محیط گوگل ارث انجین بعد از اجرای فیلترهای بهسازی تباین را نشان می‌دهد. پیکسل‌هایی که کاملاً به رنگ سفید است در هر سه دوره پوشش گیاهی دارد؛ به عبارت دیگر، دارای باغ‌ها (نخیلات و مرکبات) است. بدیهی است چنین کاربری‌هایی در هر سه NDVI (چهار ماهه اول سال، چهار ماهه دوم سال و چهار ماهه سوم سال)، مقدار بالا و پوشش گیاهی قابل ملاحظه‌ای دارد. برخی از کاربری‌ها نیز به رنگ صورتی است؛ این بدین معنی است که چهار ماهه اول و چهار ماهه آخر سال (اواسط شهریور تا اواسط اردیبهشت) پوشش گیاهی قابل ملاحظه دارد که به عنوان مثال، می‌توان به صیفی‌جات سیب‌زمینی و پیاز اشاره کرد. اراضی که فقط در چهار ماهه دوم سال (اواسط خرداد تا اواسط شهریور) حداکثر پوشش گیاهی و رشد محصول در آنها

¹ Image Contrast Enhancement

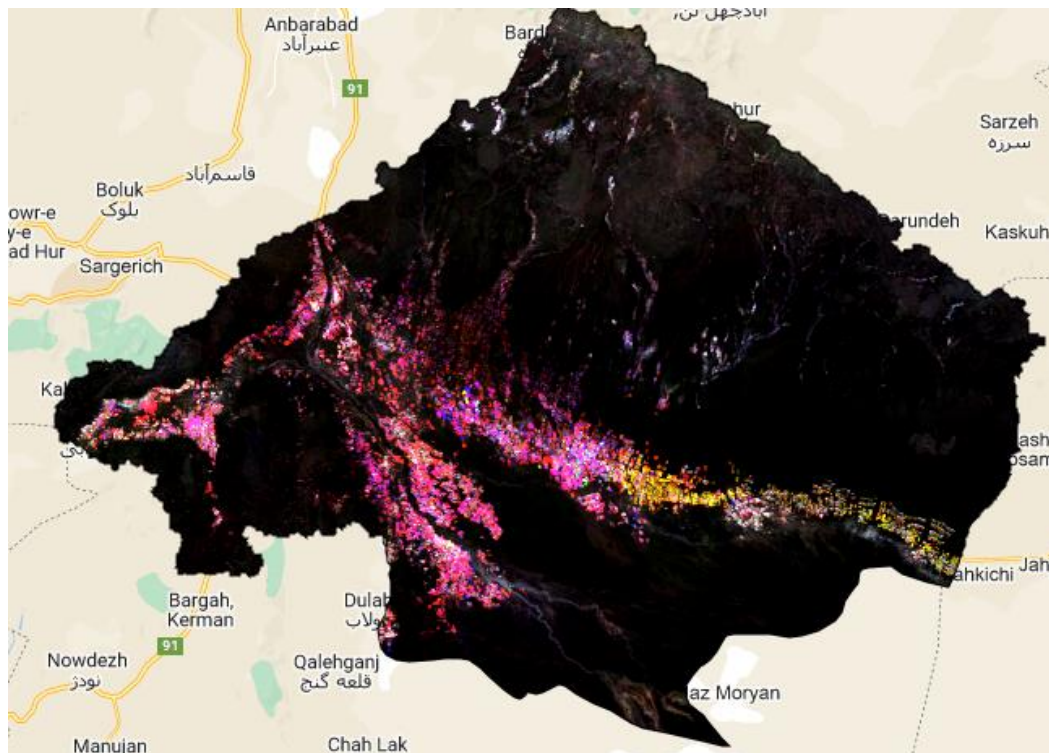
² Contrast

³ Quadratic Programming

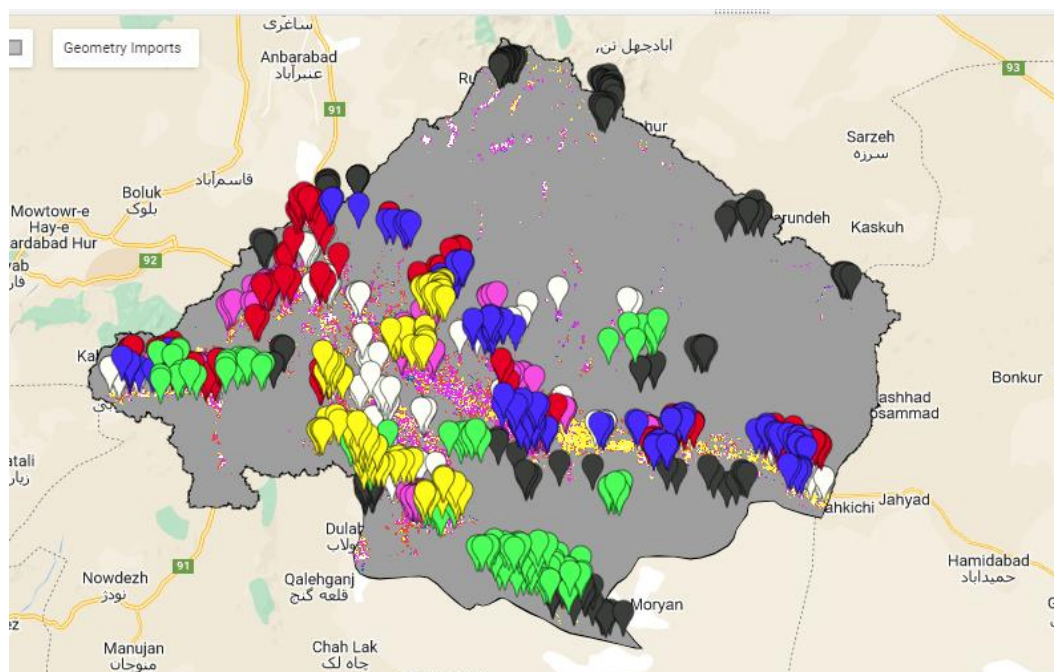
صورت می گیرد، به رنگ سبز دیده می شود و مربوط به کشت ذرت تابستانه، چای ترش و کنجد است. اراضی که در چهار ماهه سوم (اواسط شهریور تا اواسط مهر) اوج سبزینگی و پوشش گیاهی دارد و به رنگ آبی دیده می شود، شامل کشت خیار سبز است. به همین صورت، هر رنگ به یک کشت و یک پوشش خاص تعلق دارد که می توان آن را با توجه به چرخه فنولوژی و رشد گیاه در منطقه مورد نظر تشخیص داد و با برنامه ریزی های لازم، به بهبود الگوی کشت یا خرید تضمینی محصول پرداخت. در این مطالعه، تصاویر ۱۶ روزه لندست بررسی شد و بر اساس آنها از شاخص NDVI طی هر کدام از دوره های چهار ماهه برای استخراج نوع کشت استفاده شد. برخی محققان از جمله Tian و همکاران (2019) و Li و همکاران (2021) با استفاده از تصاویر روزانه سنجنده MODIS و شاخص NDVI، به بررسی مراحل رشد گیاهان و چرخه فنولوژی آنها پرداختند. بنابراین، با توجه به دقت مکانی تصاویر و زمان مورد بررسی می توان اهداف متفاوتی را بررسی کرد؛ به عنوان مثال، روند رشد گیاهان، شناسایی محصولات زمستانه و تفکیک اراضی فاریاب از اراضی دیم، با بررسی سرهای زمانی متفاوت شاخص NDVI حاصل خواهد شد. در مطالعه دیگری که Majidi و همکاران (2021) انجام دادند با استفاده از بررسی تغییرات روند شاخص NDVI، محصولات کشاورزی فاریاب و کشت دیم از یکدیگر تفکیک شد. بدیهی است چنین فرایندها و پردازش هایی در سیستم های سنتی قبلی، وقت گیر و هزینه بر بود. در شکل ۴، تصویری از محیط گوگل ارث انجین و نمونه های انتخابی نشان داده می شود.



شکل ۴: نتیجه اولیه اجرای کد بر روی محدوده مورد مطالعه سال ۲۰۲۱



شکل ۵: نتیجه اجرای فیلترهای بهسازی تباین در محیط گوگل ارث انجین سال ۲۰۲۱



شکل ۶: نمونه برداری از کلاس‌های طبقه‌بندی در محیط گوگل ارث انجین

در این مطالعه، طبقه‌بندی بر اساس داده‌های حاصل از بازدید میدانی و گوگل ارث انجام می‌شود. دقت کلی طبقه‌بندی، ۸۱ درصد است. در جدول ۱، نتیجه طبقه‌بندی اراضی بعد از نمونه‌برداری و اجرای الگوریتم استخراج کشت آبی در سال ۲۰۲۱ نشان داده شده‌است.

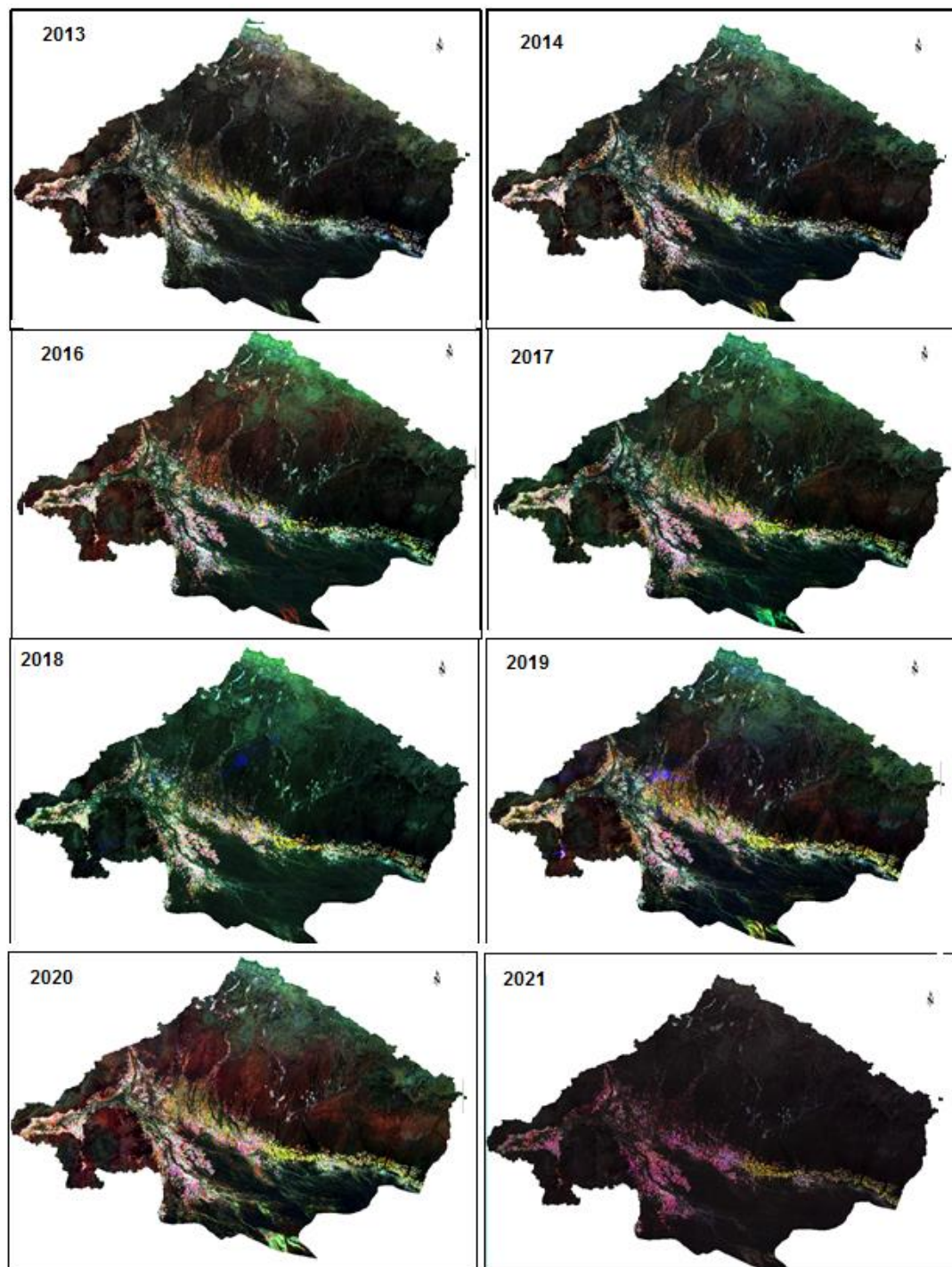
جدول ۱: مساحت اراضی زیر کشت آبی دشت رودبار سال ۲۰۲۱

نوع محصول	مساحت (کیلومتر مربع)
ذرت تابستانه + چای ترش + کنجد	۲۷۷
صیفی جات (خیار سبز)	۵۶
صیفی جات (گوجه فرنگی)	۱۳۳
صیفی جات (سیب زمینی و پیاز)	۲۸۳
نخیلات و مرکبات	۱۷۰

به طور کلی، در دشت رودبار اصول و برنامه ریزی مشخصی در خصوص کاشت محصولات کشاورزی وجود ندارد. معمولاً اگر محصولی با قیمت مناسب از کشاورز خریداری شود، سال بعد به عنوان الگوی کشت انتخابی کشاورزان در نظر گرفته می شود؛ به عنوان مثال، در سال ۲۰۱۹ کشاورزان در دشت رودبار پیاز کاشتند و این محصول را با قیمت مناسبی به فروش رساندند. پس در سال ۲۰۲۰ نیز تمامی کشاورزان اراضی خود را به کشت پیاز اختصاص دادند و در نتیجه، حجم زیادی از پیاز تولید شد که با توجه به قیمت پایین آن، مساحت قابل توجهی از این محصول از داخل زمین هم برداشت نشد. این در حالی بود که افراد معدودی گوجه فرنگی کاشتند و از فروش آن راضی بودند و متأسفانه تکرار مکررات و سال بعد، الگوی کشت انتخابی کشاورزان گوجه فرنگی بود. در آخر سال نیز همه کشاورزان با رکود گوجه فرنگی روبه رو شدند. بنابراین، می توان از گوگل ارث انجین به عنوان نرم افزاری مناسب برای شناسایی الگوی کشت و در نتیجه برنامه ریزی لازم برای بهینه سازی الگوی کشت، بازاریابی محصول و برنامه ریزی برای خرید و صادرات محصول استفاده کرد.

بررسی شاخص پوشش گیاهی در دوره مورد مطالعه (۲۰۱۳-۲۰۲۱)

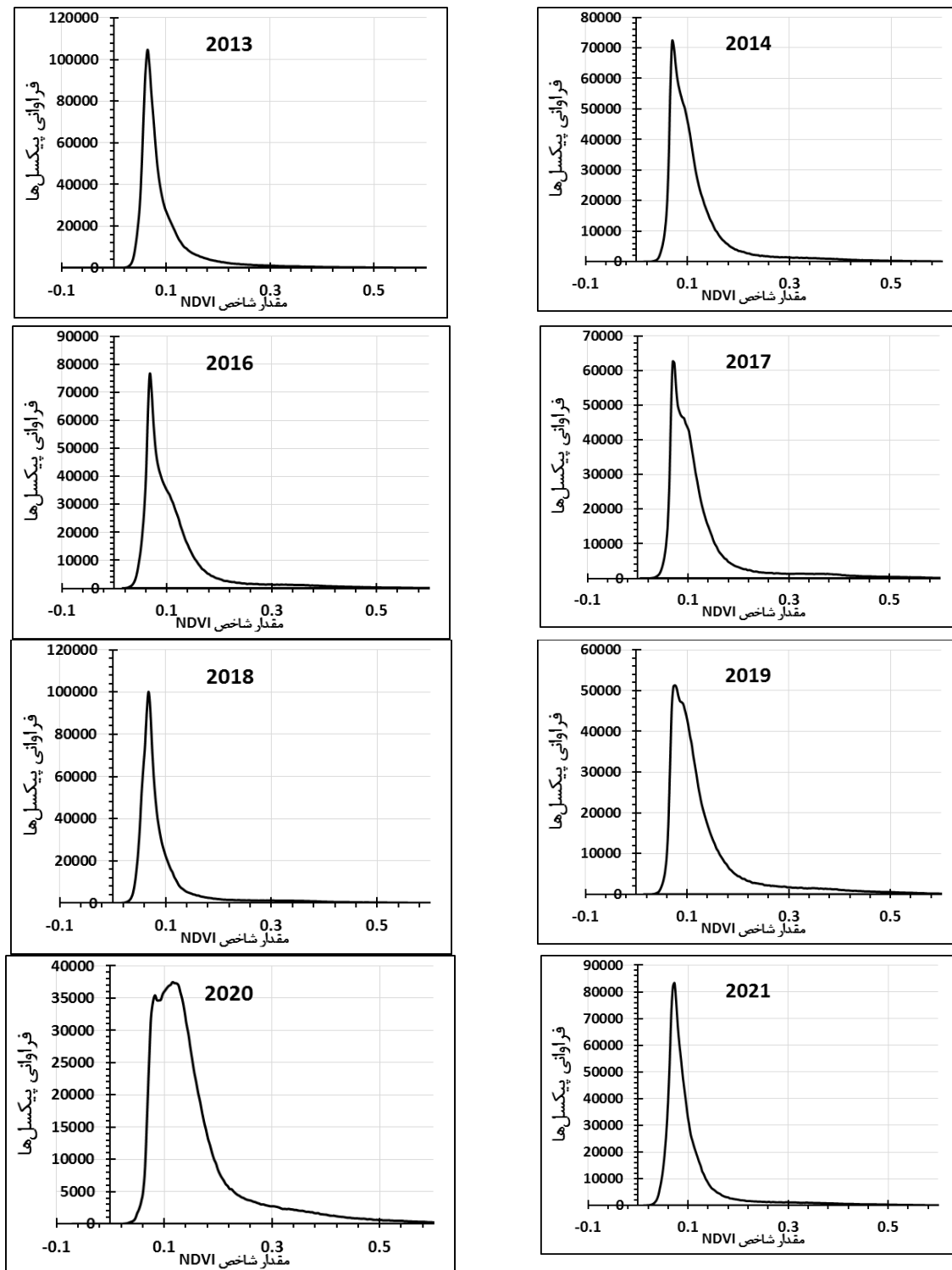
در شکل ۷، شاخص NDVI متوسط سالانه برای محدوده مورد مطالعه به تفکیک هر سال نشان داده شده است.



شکل ۷: مقادیر NDVI متوسط سالانه برای محدوده مورد مطالعه به تفکیک هر سال

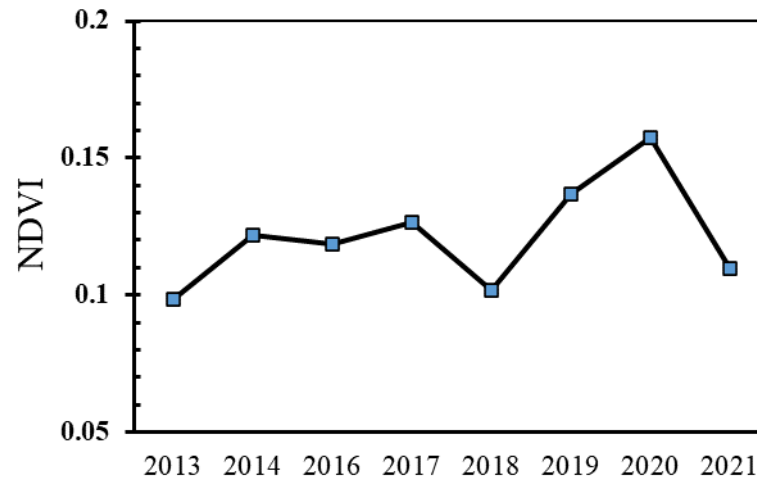
به منظور بررسی بیشتر وضعیت پوشش، هیستوگرام شاخص NDVI سالانه به تفکیک سال ترسیم شد که در شکل ۸ نشان داده شده است. در این شکل در محور افقی، مقادیر NDVI و در محور قائم، فراوانی^۱ پیکسل‌هایی که حاوی مقدار مشخص NDVI است، نشان داده شده است.

^۱ Frequency



شکل ۸: هیستوگرام NDVI سالانه در محدوده مورد مطالعه

در شکل ۹، متوسط شاخص NDVI (وضعیت پوشش گیاهی) در کل محدوده مورد مطالعه به تفکیک سال نشان داده شده است. همان طور که مشخص است حداقل پوشش گیاهی در سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۱۸ و حداکثر آن در سال ۲۰۲۰ رخ داده است.



شکل ۹: متوسط شاخص NDVI (وضعیت پوشش گیاهی) در کل محدوده مورد مطالعه

۵- بحث و نتیجه‌گیری

بهبود دقت طبقه‌بندی مناطق زیر کشت آبی برای ارتقای مدیریت آب کشاورزی، سیاست‌گذاری و تصمیم‌گیری در مورد توسعه آبیاری و برنامه‌ریزی کاربری زمین بسیار مهم است. این امر به ویژه در مناطق کم‌آب کشور به خصوص جنوب کرمان (دشت رودبار) — که در آن معیشت اصلی مردم بر پایه کشاورزی و آب زیرزمینی است — اهمیت زیادی دارد. در چنین شرایطی، پراکنش مکانی اراضی زیر کشت آبی و الگوی کشت سالانه متفاوت است و سال به سال تغییر می‌کند. استخراج الگوی کشت سالانه با استفاده از ابزارها و نرم‌افزارهای سنتی گذشته، هزینه‌بر و وقت‌گیر است؛ لذا در این مطالعه با استفاده از پلتفرم محاسبات ابری GEE، پردازش به راحتی و بدون نیاز به نرم‌افزارهای پردازش تصاویر و فضای سخت‌افزاری قابل توجه — که در شرایط سنتی برای ذخیره داده‌های پردازش شده مورد نیاز است — اراضی کشت آبی دشت رودبار برای سال ۲۰۲۱ مشخص شد. پنج گروه کلی شامل باغ‌ها و سایر صیفی‌جات (سیب‌زمینی، پیاز، گوجه فرنگی) و ذرت برای اراضی زیر کشت در نظر گرفته شد و با دقت کلی ۸۱ درصد، طبقه‌بندی صورت گرفت. همچنین به صورت کلی، تغییرات پوشش گیاهی دشت رودبار از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ بررسی شد و بر اساس هیستوگرام شاخص NDVI و تحلیل آماری آن، مشخص شد که در سال ۲۰۱۳ و ۲۰۱۸ کمترین مقدار پوشش گیاهی و در سال ۲۰۱۹ و ۲۰۲۰ بیشترین مقدار پوشش گیاهی در سطح دشت برقرار بود. به طور کلی، با توجه به اینکه آرشیو لندست حاوی بیش از سه دهه تصاویر رصد زمین است، فرصتی منحصر به فرد برای نظارت بر تغییرات سالانه پوشش زمین در وضوح‌های مکانی و زمانی بالا فراهم می‌شود که می‌توان از آن در مطالعات تکمیلی نیز استفاده کرد.

منابع

1. Abdi, A. M., 2020. Land cover and land use classification performance of machine learning algorithms in a boreal landscape using Sentinel-2 data, *GIScience & Remote Sensing*, 57(1), 1-20.
2. Amani, M.; Ghorbanian, A.; Ahmadi, S. A.; Kakooei, M.; Moghimi, A.; Mirmazloumi, S.; M., ... & B. Brisco, 2020. Google earth engine cloud computing platform for remote sensing big data applications: A comprehensive review, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 5326-5350.
3. Anderson, K.; Fawcett, D.; Cugulliere, A.; Benford, S.; Jones, D.; & R. Leng, 2020. Vegetation expansion in the subnival Hindu Kush Himalaya, *Global Change Biology*, 26(3), 1608-1625.
4. Asefjah, B., Esmaeilpour, Y., Bazrafshan, O., Keshtkar, A., & Zamani, H. (2023). Land degradation trend in the climatic types of Fars province using remote sensing and climatic variables. *Iranian journal of Ecohydrology*, 9(4), 833-851.
5. Basukala, A. K.; Oldenburg, C.; Schellberg, J.; Sultanov, M.; & O. Dubovyk, 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.
6. Bayissa, Y.; Tadesse, T.; Demisse, G.; & A. Shiferaw, 2017. Evaluation of satellite-based rainfall estimates and application to monitor meteorological drought for the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia, *Remote Sensing*, 9(7), 669.
7. Cao, W.; Zhou, Y.; Li, R.; & X. Li, 2020. Mapping changes in coastlines and tidal flats in developing islands using the full time series of Landsat images, *Remote Sensing of Environment*, 239, 111665.
8. Gorelick, N.; Hancher, M.; Dixon, M.; Ilyushchenko, S.; Thau, D.; & R. Moore, 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone, *Remote sensing of Environment*, 202, 18-27.
9. Holben, B. N., 1986. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data, *International journal of remote sensing*, 7(11), 1417-1434.
10. Jamab Consulting Engineers Co., 2013. National Water Master Plan update studies: environmental studies, Jazmurian Hamon watershed, volume 12: third edition (in Persian)
11. Karabulut, M., 2003. An examination of relationships between vegetation and rainfall using maximum value composite AVHRR-NDVI data, *Turkish Journal of Botany*, 27(2), 93-101.
12. Kobayashi, H., & D. G. Dye., (2005). Atmospheric conditions for monitoring the long-term vegetation dynamics in the Amazon using normalized difference vegetation index. *Remote Sensing of Environment*. 97(4), 519-525.
13. Li, X.; Zhu, W.; Xie, Z.; Zhan, P.; Huang, X.; Sun, L.; & Z. Duan, 2021. Assessing the effects of time interpolation of NDVI composites on phenology trend estimation, *Remote Sensing*, 13(24), 5018.
14. Liu, D.; Chen, N.; Zhang, X.; Wang, C.; & W. Du, 2020. Annual large-scale urban land mapping based on Landsat time series in Google Earth Engine and OpenStreetMap data: A case study in the middle Yangtze River basin, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 159, 337-351.
15. Long, T.; Zhang, Z.; He, G.; Jiao, W.; Tang, C.; Wu, B.; ... & R. Yin, 2019. 30 m resolution global annual burned area mapping based on Landsat Images and Google Earth Engine, *Remote Sensing*, 11(5), 489.
16. Magidi, J.; Nhamo, L.; Mpandeli, S.; & T. Mabhaudhi, 2021. Application of the random forest classifier to map irrigated areas using google earth engine, *Remote Sensing*, 13(5), 876.
17. Maselli, F., & M. Chiesi., (2006). Integration of multi-source NDVI data for the estimation of Mediterranean forest productivity. *International Journal of Remote Sensing*. 27(1), 55-72.
18. McArthur, J. W., & J. D. Sachs., (2019). Agriculture, aid, and economic growth in Africa. *The World Bank Economic Review*. 33(1), 1-20.

19. Murphy, S.; Wright, R.; & D. Rouwet, 2018. Color and temperature of the crater lakes at Kelimutu volcano through time, *Bulletin of Volcanology*, 80(1), 1-12.
20. Nhamo, L.; Magidi, J.; Nyamugama, A.; Clulow, A. D.; Sibanda, M.; Chimonyo, V. G.; & T. Mabhaudhi, 2020. Prospects of improving agricultural and water productivity through unmanned aerial vehicles, *Agriculture*, 10(7), 256.
21. Nhamo, L.; Van Dijk, R.; Magidi, J.; Wiberg, D.; & K. Tshikolomo, 2018. Improving the accuracy of remotely sensed irrigated areas using post-classification enhancement through UAV capability, *Remote Sensing*, 10(5), 712.
22. Pérez-Romero, J.; Navarro-Cerrillo, R. M.; Palacios-Rodriguez, G.; Acosta, C.; & F. J. Mesas-Carrascosa, 2019. Improvement of remote sensing-based assessment of defoliation of *Pinus* spp. caused by *Thaumatopoea Pityocampa* Denis and Schiffermüller and related environmental drivers in Southeastern Spain, *Remote Sensing*, 11(14), 1736.
23. Schindler, J.; Graef, F.; König, H. J.; & D. Mchau, 2017. Developing community-based food security criteria in rural Tanzania, *Food security*, 9(6), 1285-1298.
24. Shin, S.; Kyung, L.; Taik, S.; Hyun.; & J. Kim, 2005. An application of support vector machines in bankruptcy prediction model, *Expert Systems with Applications*, 28, 127- 135.
25. Teluguntla, P.; Thenkabail, P. S.; Oliphant, A.; Xiong, J.; Gumma, M. K.; Congalton, R. G.; ... & A. Huete, 2018. A 30-m landsat-derived cropland extent product of Australia and China using random forest machine learning algorithm on Google Earth Engine cloud computing platform, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144, 325-340.
26. Tian, H.; Huang, N.; Niu, Z.; Qin, Y.; Pei, J.; & J. Wang, 2019. Mapping winter crops in China with multi-source satellite imagery and phenology-based algorithm, *Remote sensing*, 11(7), 820.
27. Uddin, K.; Matin, M. A.; & F. J. Meyer, 2019. Operational flood mapping using multi-temporal Sentinel-1 SAR images: A case study from Bangladesh, *Remote Sensing*, 11(13), 1581.
28. Wei, C.; Karger, D. N.; & A. M. Wilson, 2020. Spatial detection of alpine treeline ecotones in the Western United States, *Remote Sensing of Environment*, 240, 111672.
29. Workie, T. G., & H. J. Debella., (2018). Climate change and its effects on vegetation phenology across ecoregions of Ethiopia. *Global Ecology and Conservation*. 13, e00366
30. Xiong, J.; Thenkabail, P. S.; Tilton, J. C.; Gumma, M. K.; Teluguntla, P.; Oliphant, A.; ... & N. Gorelick, 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*, 9(10), 1065.
31. Yao, F.; Wang, J.; Wang, C.; & J. F. Crétau, 2019. Constructing long-term high-frequency time series of global lake and reservoir areas using Landsat imagery, *Remote Sensing of Environment*, 232, 111210.
32. Zhang, M.; Gong, P.; Qi, S.; Liu, C.; & T. Xiong, 2019. Mapping bamboo with regional phenological characteristics derived from dense Landsat time series using Google Earth Engine, *International Journal of Remote Sensing*, 40(24), 9541-9555.
33. Zhong, Q.; Ma, J.; Zhao, B.; Wang, X.; Zong, J.; & X. Xiao, 2019. Assessing spatial-temporal dynamics of urban expansion, vegetation greenness and photosynthesis in megacity Shanghai, China during 2000–2016, *Remote Sensing of Environment*, 233, 111374.

Application of Google Earth Engine to Map the Vegetation Cover and Separation of Irrigated Cultivated Areas at Rudbar Plain

Farzaneh Ghaderi Nasab Gorouhi: PhD in Water Science and Engineering, Department of Protection and Exploitation of Water Resources, Kerman Regional Water Company, Kerman, Iran.

Omolbanin Bazrafshan¹: Associate Professor, Department of Natural Resources Engineering, Faculty of Agricultural and Natural Resources Engineering, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran

Article History (Received: 15.09.2022

Accepted: 2.09.2022)



Extended abstract

1- Introduction

Improvements in classification accuracy over irrigated areas are essential to enhance agricultural water management and inform policy and decision-making on water management and land use planning. Advances in remote sensing technologies in conjunction with the emergence of big data and cloud-based processing platforms such as Google Earth Engine (GEE) are facilitating the classification of irrigated areas with improved accuracies in a timely and cost-effective manner, thus, enhancing the monitoring of these factors at both local and global scales. This process is aided by freely available high-resolution remotely sensed products and novel non-parametric machine learning algorithms for land use classification. This issue is very important in less developed areas such as the south of Kerman province where the economy is based on agriculture. Groundwater use in agriculture is soaring in arid and semi-arid regions such as Rudbar plain having a negative balance of underground water. In the same regard, this study applied Google Earth Engine to classify irrigated areas in Rudbar Plain.

2- Methodology

This study used a non-parametric machine learning algorithm, i.e., Support Vector Machine Algorithm, to classify near-accurate irrigated areas using high-resolution satellite images. All the steps of this study, including preprocessing, classification, and accuracy assessment, were performed within the GEE platform. Preprocessing included cloud/snow masking and maximum imagery generation, and classification was based on the Support Vector Machine Algorithm. To this end, a GEE JavaScript code was used to access and analyze the data. Time series of vegetation indices, such as the normalized difference vegetation index (NDVI), are widely used for crop mapping. Therefore, in this study, we proposed a method for compositing the multi-temporal NDVI, in order to map irrigated areas with the Landsat 8 images in Google Earth Engine. The algorithm composites the multi-temporal NDVI into three key values including NDVI1, NDVI2, and NDVI3. So at first, the year was divided into three periods of 4 months. Then the maximum NDVI values for each pixel during each period were calculated. For this purpose, the maximum value composite was used to convert 16 days resolution NDVI data into maximum NDVI data for each period. Therefore, the three data sets, namely NDVI1, NDVI2 and NDVI3, which respectively correspond to the "first four months of the year", "second four months of the year" and "third four months of the year" were calculated. To this end, a GEE JavaScript code was applied to images. The classification process was automated on a big data management platform, i.e., the Google Earth Engine (GEE). Irrigated area is specified using false color combination with the selection of NDVI1, NDVI2 and NDVI3 indexes intended for the development of RGB. The existing datasets were used to train and validate the land cover. A random sampling method was used to balance the number of training point's classifications. Landcover categories were grouped into five types to separate cultivated areas from the rest of the land uses.

¹ Corresponding Author: O.bazrafshan@hormozgan.ac.ir

3- Results

In this study, a new method for identifying irrigated lands was introduced using Google Earth Engine. The approach enhanced the classification accuracy of irrigated areas using ground-based training samples and google earth and fusion with existing datasets and the use of expert and local knowledge of the study area. The overall classification accuracy was 81%. As a result of this study, maps of cropping patterns include five category 1: Date Palm trees and citrus fruits, 2: Potatoes and onions; 3: Tomato; 4: cucumber and 5: Sweet corn, Sesame and Sour tea. The areas of cultivation of category 1, category 2, category 3, category 4, and category 5 are respectively 170 km², 283 km², 133 km², 56 km² and 277 km². Also, the vegetation changes were investigated during the years 2013 to 2020. The results demonstrated the cover of low vegetation in 2013 and 2018 and the cover of high vegetation in 2020.

4- Discussion & Conclusions

The combination of methods and approaches in GEE facilitated the rapid classification of more accurate irrigated areas with petabyte volume big data. The developed dataset of the cultivated areas has an overall accuracy of over 81%. Given that there is no specific pattern and plan for cultivating agricultural products in Rudbar Plain, the enhanced outputs of the irrigated area mapping are essential for policy and decision-makers to assess vast and complex irrigation systems' performance in detail. They are critical for the accurate monitoring of irrigation activities from the field to transboundary or national scales. By examining the area under cultivation, it was found that seasonal cultivation is more popular with farmers than multi-year cultivation, and more attention should be paid to the marketing of agricultural products.

Key Words: Irrigated areas, Vegetation, Rudbar Plain, Google Earth Engine