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

فرزانه قادری‌نسب گروهی: *دکتری علوم و مهندسی آب، معاونت حفاظت و بهره‌برداری شرکت سهامی آب منطقه‌ای کرمان، کرمان، ایران*
ام‌البنین بذرافشان*: *دانشیار گروه مهندسی منابع طبیعی، دانشکدهٔ کشاورزی و مهندسی منابع طبیعی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران*

نوع مقاله: پژوهشی
تاریخچهٔ مقاله (تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۲۴ تاریخ پذیرش: ۰۶/ ۱۴۰۱/۰۷)

چکیده

ارائه نقشهٔ اراضی زیر کشت آبی، از ارکان اصلی در سیاست‌گذاری‌های حوزهٔ 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 نقشهٔ اراضی زیر کشت آبی استفاده شد. در تدوین کد مورد استفاده، سال به سه دورهٔ چهار ماهه تقسیم شد، سپس تصاویر ماهوارهٔ 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 مرحلهٔ 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 نقشهٔ 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 منطقهٔ 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

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

۱ـ مقدمه

ظهور داده‌های بزرگ و پلت‌فرم‌های پردازش مبتنی بر ابر مانند گوگل‌ارث انجین[1] (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 el., 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, 2020 & Basukala et al, 2017 & Nhamo et al, 2018). 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 ـــ که در پلت‌فرم‌های داده‌های بزرگ رایانش ابری مانند GEE تعبیه شده ـــ جایگزین شده‌است Xiong et al, (2017). GEE علاوه بر آنکه مجموعهٔ ابر 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 می‌توان‌به 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 نتیجهٔ 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 زمینهٔ 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 مقالهٔ منتشر شده در ۱۵۰ مجلهٔ 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

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

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

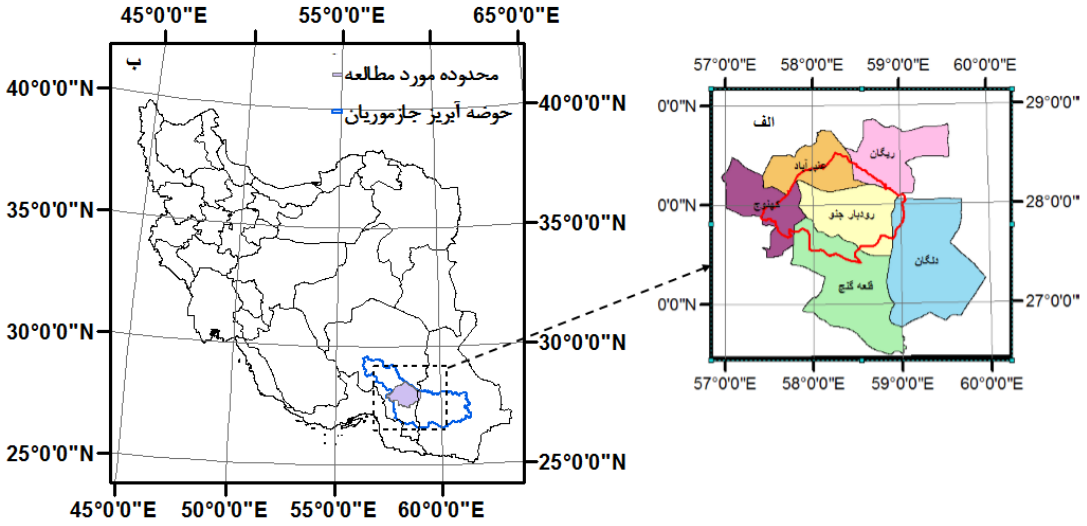
امروزه پیشرفت‌های صورت گرفته در ماشین‌های یادگیری و پلتفرم‌های مدیریت و پردازش داده، دقت و سرعت تولید نقشه‌های کشت را بهبود بخشیده‌است (Majidi et al, 2021). با توجه به اهمیت موضوع، در این مطالعه از یک الگوریتم یادگیری ماشین ناپارامتریک برای ارائه نقشهٔ به‌روز طبقه‌بندی اراضی فاریاب با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست در دشت رودبار استفاده شد. هدف از مطالعهٔ توسعهٔ یک مدل مکانی این است که سیاست‌گذران 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.

۲ـ منطقهٔ مورد مطالعه

محدودهٔ مطالعاتی رودبار (کد ۴۵۰۱[۱]) با مساحت ۱۰۷۸۵ کیلومتر مربع، بخشی از حوضه آبریز جازموریان است که در جنوب استان کرمان و در جنوب شرق کشور واقع شده‌است. این محدودهٔ 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 محدودهٔ مطالعاتی رودبار، ۵۸۳۵ کیلومتر مربع و وسعت دشت، ۶۳۰۲ کیلومتر مربع است. این محدودهٔ مطالعاتی در مختصات جغرافیایی ´۲۵ – °۲۷ تا ´۳۲ - °۲۸ شمالی و ´۲۴ - °۵۷ تا ´۳ - °۵۹ شرقی واقع شده‌است. بر اساس آخرین آماربرداری موجود (سال ۱۳۹۱-۱۳۹۰)، مجموع چاه‌ها ـــ اعم از عمیق و نیمه عمیق ــ در این محدودهٔ مطالعاتی ۹۳۹۸ حلقه است که چاه‌های کشاورزی در حدود ۱۰۹۴.۵۴ میلیون مترمکعب در سال از آبخوان تخلیه می‌کنند. متوسط سالانهٔ افت سطح آب زیرزمینی آبخوان محدودهٔ مطالعاتی رودبار، ۰.۵۱- متر و از ابتدای تشکیل شبکه اندازه‌گیری (۱۳۸۱) تاکنون، ۸- متر است. در شکل ۱ در قسمت الف، موقعیت محدودهٔ مورد مطالعه نسبت به شهرستان‌های جنوبی استان کرمان و در قسمت ب، موقعیت محدودهٔ مورد مطالعه در حوضه آبریز جازموریان نشان داده شده‌است.

[۱] بخشنامهٔ تقسیم‌بندی و کدگذاری حوضه‌های آبریز و محدوده‌های مطالعاتی در سطح کشور

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]



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

۳ـ مواد و روش

داده‌ها

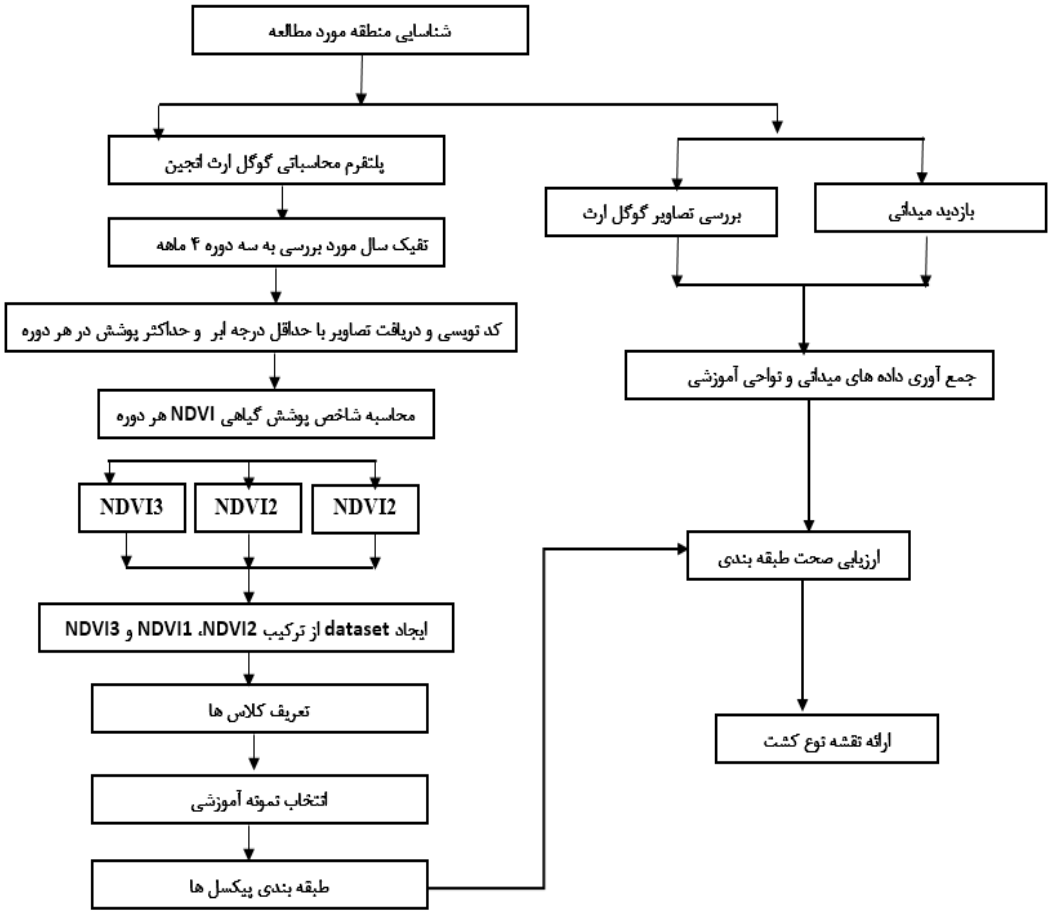
در این مطالعه از داده‌های ماهواره‌ای سری لندست ۸ سنجندهٔ OLI/TIRS ارائه شده در GEE استفاده می‌شود که دارای قدرت تفکیک مکانی سی متر است. این داده‌ها به پیش‌پردازش و تصحیحات اولیهٔ هندسی، رادیومتریکی و ... نیازی ندارد و به صورت آماده برای پردازش عرضه شده‌است. پردازش داده‌ها در سیستم‌های معمولی بسیار زمان‌بر است؛ این در حالی است که با استفاده از پلتفرم محاسبات ابری GEE، پردازش به راحتی ممکن می‌باشد. به طور کلی، دشت رودبار در ماهوارهٔ لندست در چهار گذار ماهوارهٔ (pass=159, row=40)، (pass=159, row=41)، (pass=158, row=40)) و (pass=158, row=40) 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 مطالعهٔ حاضر، متغیر ورودی موقعیت جغرافیایی به صورت یک شیپ فایل از محدودهٔ مورد مطالعه به محیط GEE معرفی می‌شود. همچنین محدودهٔ 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 شدهٔ سطح Surface Reflectance Tier1 استفاده می‌شود. با استفاده از کدهای نسبتاً سادهٔ JavaScript به صورت تصحیح شده تجزیه و تحلیل و برای مرحلهٔ پردازش آماده شد. بررسی‌ها در بستر گوگل ارث انجین انجام شد و از تصاویر مورد استفادهٔ 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»،

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

«کشت صیفی‌جات گوجه‌فرنگی»، «کشت صیفی‌جات شامل خیارسبز» و «کشت تابستانه شامل ذرت و کنجد» در نظر گرفته شد. در شکل ۲، فلوچارت کلی مطالعه نشان داده شده‌است.



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 ۲۰۲۱ ا.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]



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

زمانی که ضرورت دارد برای یک دورهٔ مشخص (مثلاً سالانه)، فقط یک مقدار[1] برای هر پیکسل مشخص شود؛ می‌توان از قوانین شناسایی بهترین پیکسل[2] یا ابزارهای مشتق[3] (مانند مقدار طیفی میانه[4] در دورهٔ مورد بررسی یا حداکثر مقدار[5] 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 محاسبهٔ پوشش گیاهی نیز از شاخص اختلاف گیاهی نرمال شده (NDVI) ــ که از باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز محاسبه می‌شود ــ استفاده می‌شود. همچنین سعی شده‌است در کدنویسی فرمول، ترکیب مقادیر حداکثر (MVC[6]) روی تصاویر اعمال شود؛ زیرا ترکیب مقادیر حداکثر به کاهش فراوان تأثیرهای اتمسفری، تأثیرهای زاویهٔ تصویربرداری، ابرناکی و تأثیرهای زاویهٔ زنیت 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 شده‌است (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 شده‌است. همچنین در این مطالعه در هر دادهٔ ماهواره‌ای لندست سه، تصویر NDVI استخراج شد که تغییرات پوشش گیاهی را در طول سال نشان می‌دهد؛ بنابراین، سه متغیر برای محاسبهٔ حداکثر پوشش گیاهی (چهار ماههٔ 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

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

(قرمز، آبی و سبز) داشت. همچنین برای افزایش وضوح تصاویر، از الگوریتم‌های بهسازی تباین تصویر[1] مثل Stretch 90 استفاده شد که درصد میزان تباین[2] تصویر را به شکل قابل‌توجهی افزایش داد. با توجه به بازدید میدانی صورت گرفته و بررسی تصاویر گوگل ارث نیز مناطقی از محدودهٔ 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 اندازهٔ کافی باشد و کل محدودهٔ 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 ماشین‌بردار پشتیبان

در این مطالعه، از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود که نوع خاصی از مدل‌های خطی دارای حداکثر حاشیهٔ ابر صفحه را می‌یابد. مبنای کاری دسته‌بندی‌کنندهٔ SVM، دسته‌بندی خطی داده‌هاست که در آن سعی می‌شود خطی انتخاب شود که حاشیهٔ اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادلهٔ یافتن خط بهینه برای داده‌ها به وسیلهٔ روش‌های QP[3] ـــ که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل محدودیت‌دار است ـــ صورت می‌گیرد. حداکثرکردن حاشیهٔ ابر صفحه، به حداکثر شدن تفکیک بین طبقات منجر می‌شود. به نزدیک‌ترین نقاط آموزشی به حداکثر حاشیهٔ ابر صفحه، بردارهای پشتیبان گفته می‌شود که از آنها فقط برای مشخص کردن مرز بین طبقات استفاده می‌شود (Shin et al, 2005).

۴ـ یافته‌ها

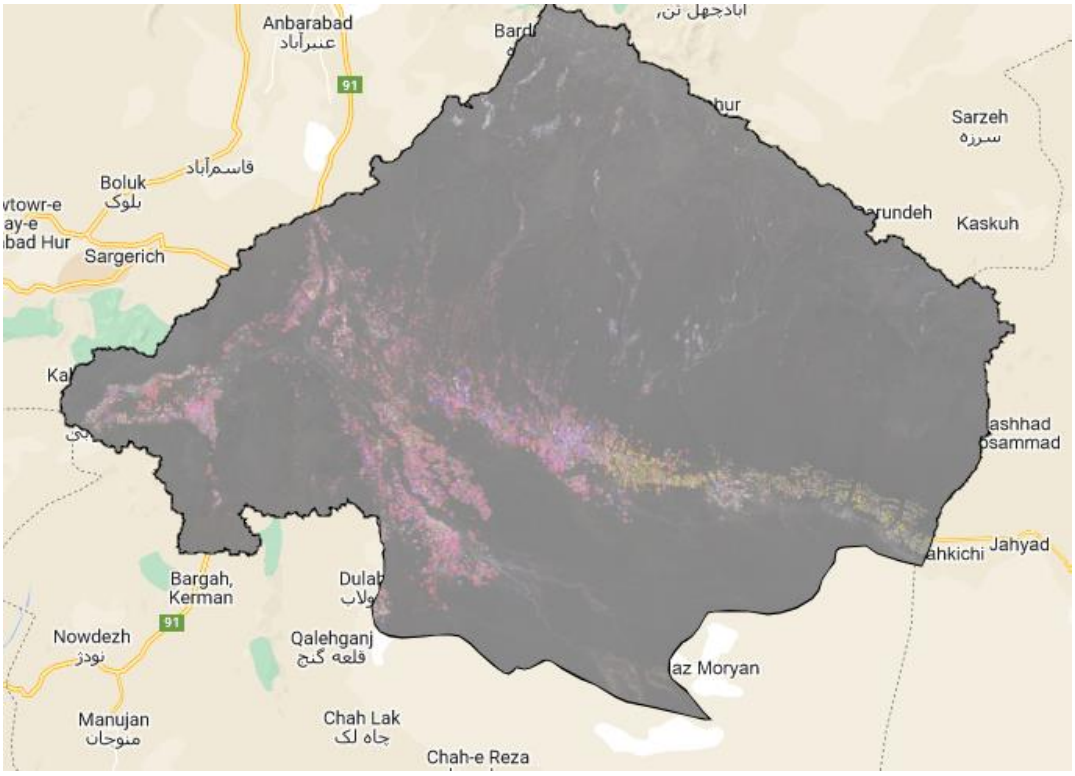
بررسی تفکیک اراضی زیر کشت آبی

همان طور که گفته شد، در این مطالعه با ترکیب شاخص NDVI در سه دورهٔ 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 چرخهٔ فنولوژی گیاه استفاده شود (Li et al, 2021). شکل ۴، نتیجهٔ اولیهٔ اجرای کد نویسی در محیط گوگل ارث انجین برای سال 2021 و شکل ۵، نتیجهٔ 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 ماههٔ اول سال، چهار ماههٔ دوم سال و چهار ماههٔ سوم سال)، مقدار بالا و پوشش گیاهی قابل ملاحظه‌ای دارد. برخی از کاربری‌ها نیز به رنگ صورتی است؛ این بدین معنی است که چهار ماههٔ اول و چهار ماههٔ 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 ماههٔ دوم سال (اواسط خرداد تا اواسط شهریور) حداکثر پوشش گیاهی و رشد محصول در آنها

[1] Image Contrast Enhancement
[2] Contrast
[3] Quadratic Programming

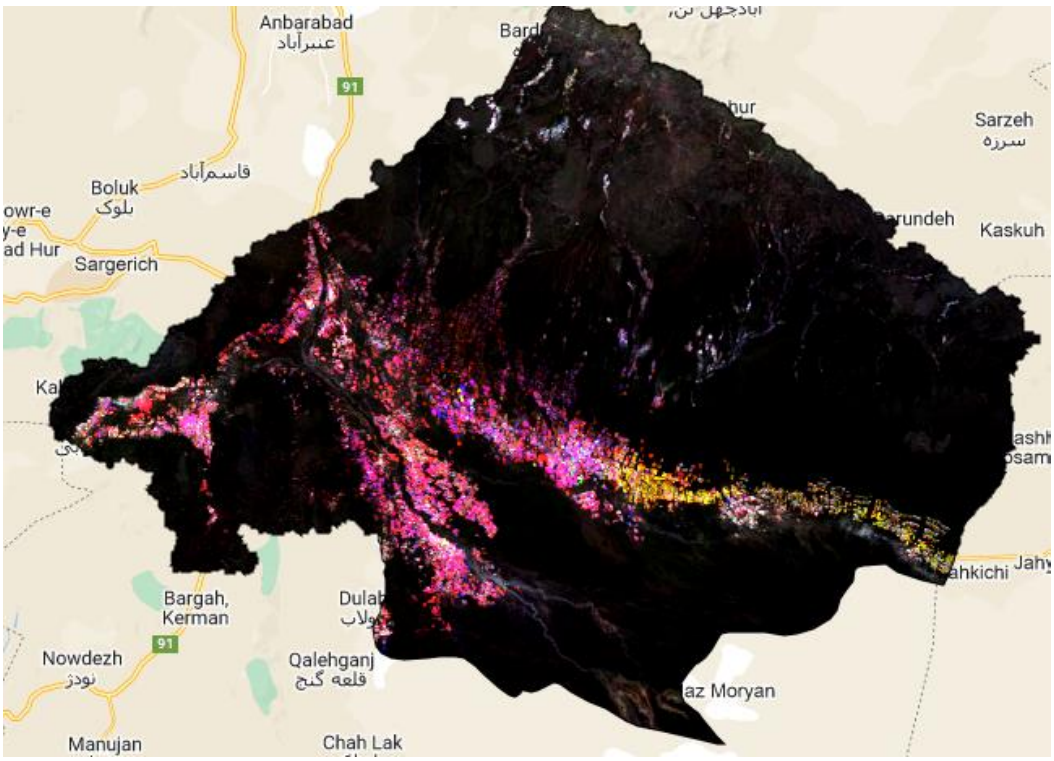
[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

صورت می‌گیرد، به رنگ سبز دیده می‌شود و مربوط به کشت ذرت تابستانه، چای ترش و کنجد است. اراضی که در چهار ماهۀ سوم (اواسط شهریور تا اواسط مهر) اوج سبزینگی و پوشش گیاهی دارد و به رنگ آبی دیده می‌شود، شامل کشت خیار سبز است. به همین صورت، هر رنگ به یک کشت و یک پوشش خاص تعلق دارد که می‌توان آن را با توجه به چرخۀ فنولوژی و رشد گیاه در منطقۀ مورد نظر تشخیص داد و با برنامه‌ریزی‌های لازم، به بهبود الگوی کشت یا خرید تضمینی محصول پرداخت. در این مطالعه، تصاویر ۱۶ روزۀ لندست بررسی شد و بر اساس آنها از شاخص NDVI طی هر کدام از دوره‌های 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 روزانۀ سنجندۀ MODIS و شاخص NDVI، به بررسی مراحل رشد گیاهان و چرخۀ فنولوژی آنها پرداختند. بنابراین، با توجه به دقت مکانی تصاویر و زمان مورد بررسی می‌توان 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 مطالعۀ 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 پردازش‌هایی در سیستم‌های سنتی قبلی، وقت‌گیر و هزینه‌بر بود. در شکل ۶، تصویری از محیط گوگل ارث انجین و نمونه‌های انتخابی نشان داده می‌شود.

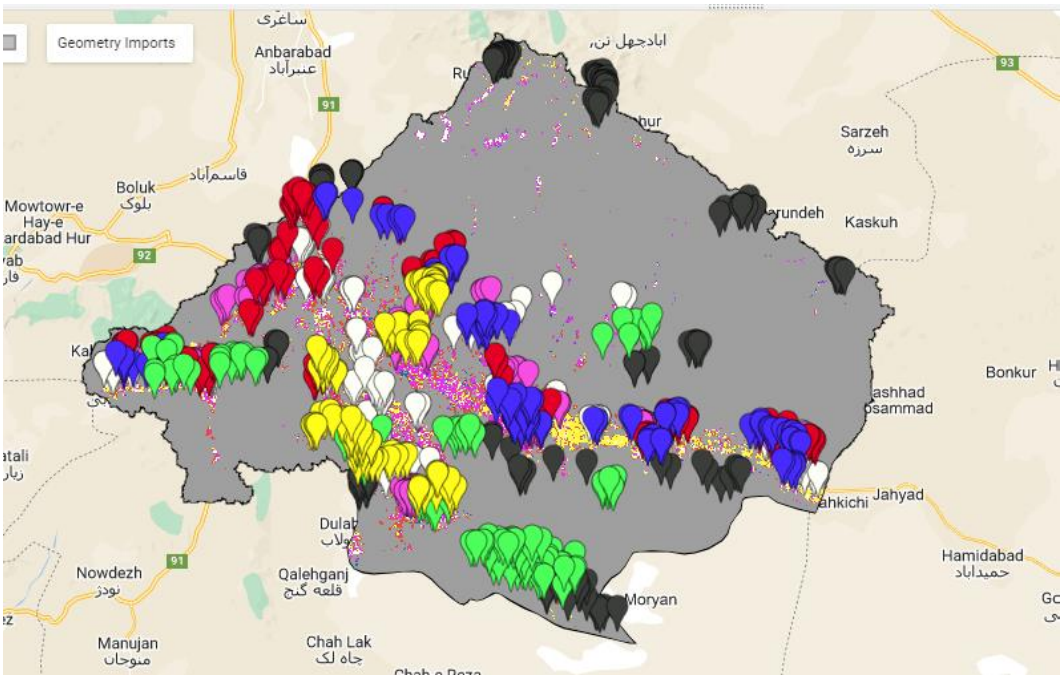


شکل ۴: نتیجۀ اولیۀ اجرای کد بر روی محدودۀ مورد مطالعه سال ۲۰۲۱

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]



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



شکل ۶: نمونه‌برداری 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، نتیجهٔ طبقه‌بندی اراضی بعد از نمونه‌برداری و اجرای الگوریتم استخراج کشت آبی در سال ۲۰۲۱ نشان داده شده‌است.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

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

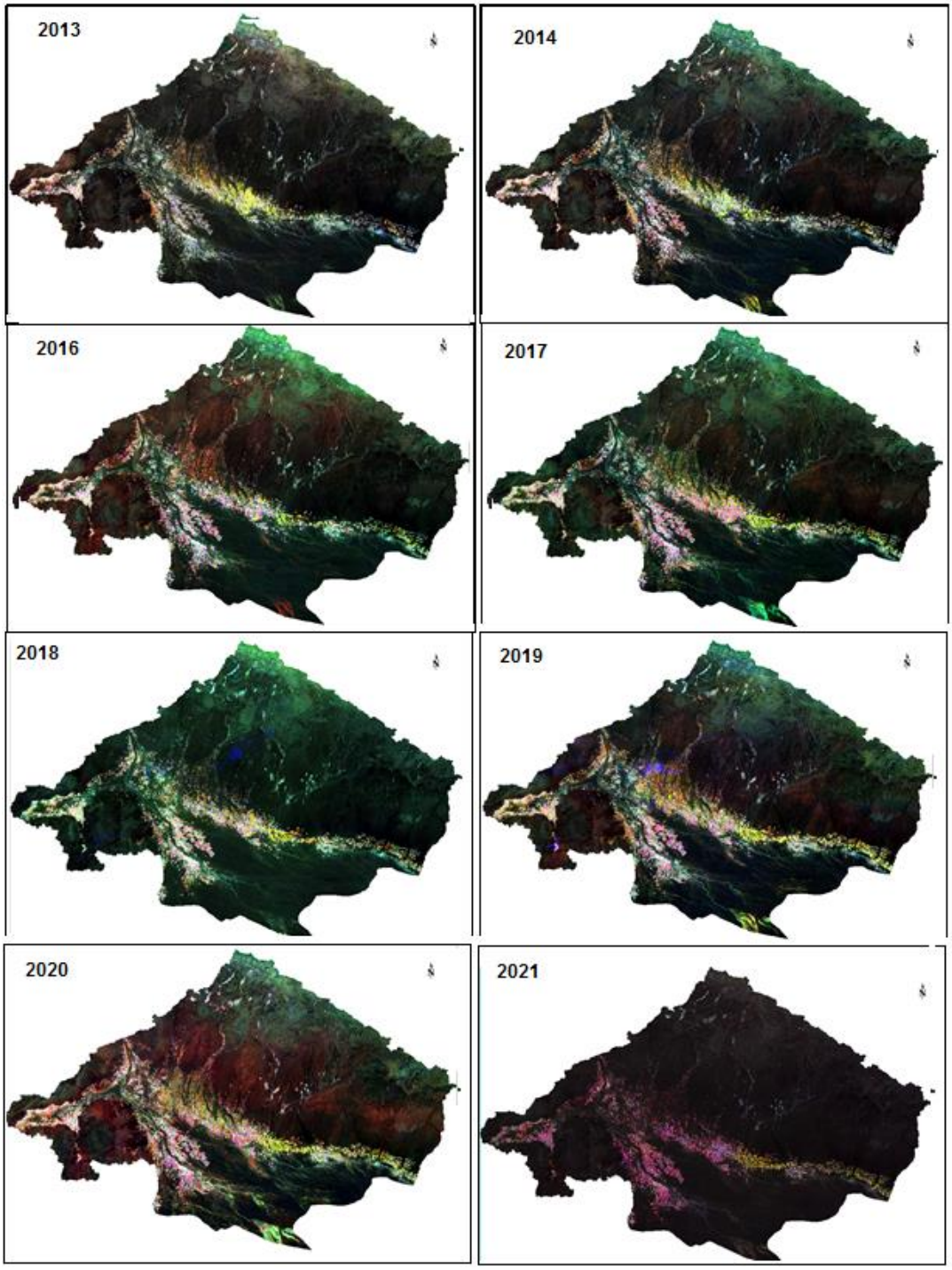
نوع محصول	مساحت (کیلومترمربع)
ذرت تابستانه + چای ترش + کنجد	۲۷۷
صیفی‌جات (خیار سبز)	۵۶
صیفی‌جات (گوجه فرنگی)	۱۳۳
صیفی‌جات (سیب‌زمینی و پیاز)	۲۸۳
نخیلات و مرکبات	۱۷۰

به طور کلی، در دشت رودبار اصول و برنامه‌ریزی 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 می‌شود؛ 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 گوجه‌فرنگی 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 همهٔ کشاورزان با رکود گوجه‌فرنگی روبه رو شدند. بنابراین، می‌توان از گوگل ارث انجین به عنوان نرم‌افزاری مناسب برای شناسایی الگوی کشت و در نتیجه برنامه‌ریزی لازم برای بهینه‌سازی الگوی کشت، بازاریابی محصول و برنامه‌ریزی برای خرید و صادارت محصول استفاده کرد.

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

در شکل ۷، شاخص NDVI متوسط سالانه برای محدودهٔ مورد مطالعه به تفکیک هر سال نشان داده شده‌است.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

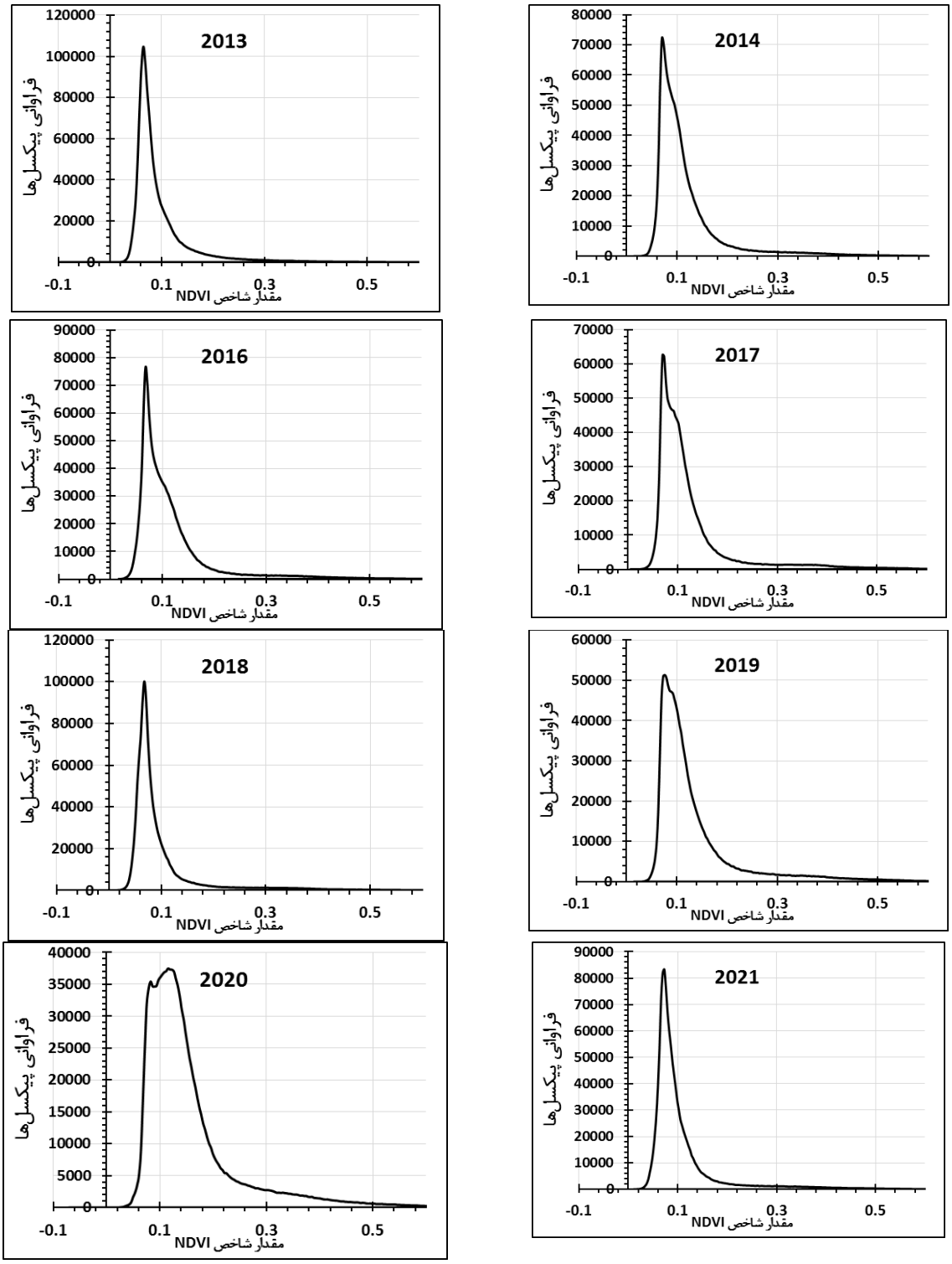


شکل ۷: مقادیر NDVI متوسط سالانه برای محدودهٔ مورد مطالعه به تفکیک هر سال

به منظور بررسی بیشتر وضعیت پوشش، هیستوگرام شاخص NDVI سالانه به تفکیک سال ترسیم شد که در شکل ۸ نشان داده شده‌است. در این شکل در محور افقی، مقادیر NDVI و در محور قائم، فراوانی[1] پیکسل‌هایی که حاوی مقدار مشخص NDVI است، نشان داده شده‌است.

[1] Frequency

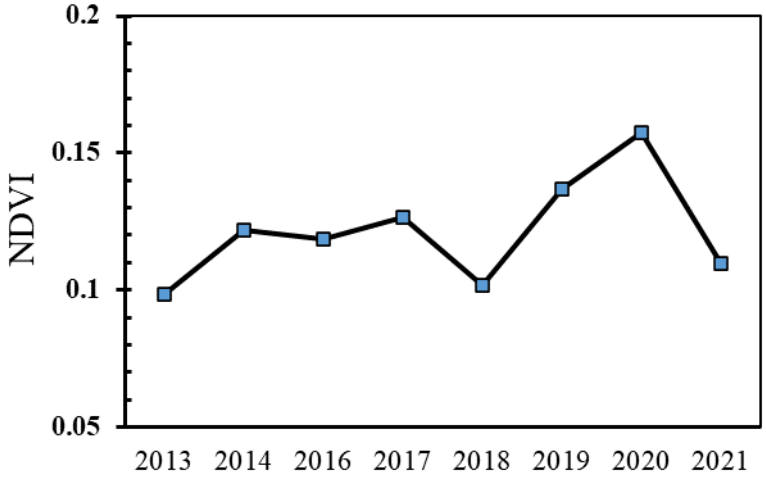
[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]



شکل ۸: هیستوگرام NDVI سالانه در محدودهٔ مورد مطالعه

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

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]



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

۵ـ بحث و نتیجه‌گیری

بهبود دقت طبقه‌بندی مناطق زیر کشت آبی برای ارتقای مدیریت آب کشاورزی، سیاست‌گذاری و تصمیم‌گیری در مورد توسعهٔ آبیاری و برنامه‌ریزی کاربری زمین بسیار مهم است. این امر به ویژه در مناطق کم‌آب کشور به خصوص جنوب کرمان (دشت رودبار) ـــ که در آن معیشت اصلی مردم بر پایهٔ کشاورزی و آب زیرزمینی است ـ 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؛ لها 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 ـ که در شرایط سنتی برای ذخیرهٔ داده‌های پردازش شده مورد نیاز است ـــ 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 سالانهٔ پوشش زمین در وضوح‌های مکانی و زمانی بالا فراهم می‌شود که می‌توان از آن در مطالعات تکمیلی نیز استفاده کرد.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

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.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

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 Thaumetopoea 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. Crétaux, 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 of Environment*, 233, 111374.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

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 Bazrafshan [1]: *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~~in~~ 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

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]

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

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.3.7]