



سجش از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

سال چهاردهم، شماره اول، بهار ۱۴۰۱
Vol.14, No. 1, Spring 2022

۱-۲۰
مقاله پژوهشی

تهیه نقشه اراضی کشاورزی با استفاده از تلفیق روش‌های قطعه‌بندی

و طبقه‌بندی در گوگل ارث انجین

- علیرضا طاهری دهکردی^{۱*}، محمدجواد ولدان‌زوج^۲، علیرضا صفدری‌نژاد^۳
- دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
 - استاد گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
 - استادیار گروه ژئودزی و مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه تفرش

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۲۴

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۷/۱۰

چکیده

تهیه نقشه اراضی کشاورزی یکی از لایه‌های اطلاعاتی مورد نیاز در مدیریت این زمین‌ها محسوب می‌شود. چنین نقشه‌هایی امکان پایش مستمر زمین‌های کشاورزی را در طول دوره کشت، فراهم می‌کنند. در این مطالعه، راهکاری به‌منظور تولید نقشه اراضی کشاورزی شهرستان شهرکرد، در دو کلاس زراعی و غیرزراعی، با استفاده از سری‌زمانی شاخص‌های مستخرج از تصاویر سنتینل-۲ داده شده است. از آن‌جاکه استفاده از منابع داده حجیم یکی از موانع بهبود روش‌های مبتنی بر سری زمانی تصاویر ماهواره‌ای به‌شمار می‌رود، در این پژوهش از بستر پردازشی گوگل ارث انجین استفاده شده است. روش مطرح‌شده بر مبنای تلفیق نتایج طبقه‌بندی نظارت‌شده پیکسل‌مبنا با نتایج طبقه‌بندی عمل می‌کند؛ به‌نحوی که ابتدا داده‌های آموزشی طبقه‌بندی نظارت‌شده، طی یک فرایند پالایشی سخت‌گیرانه، بدون نیاز به عملیات میدانی فراهم می‌شوند. سپس با محاسبه تفکیک‌پذیری دو کلاس هدف در سری زمانی هر شاخص، شاخص‌های بهینه انتخاب می‌شود. در نهایت، با تلفیق نتایج روش‌های طبقه‌بندی و طبقه‌بندی براساس آرای به‌دست‌آمده از نتایج طبقه‌بندی، به هر قطعه تصویری کلاس زراعی یا غیرزراعی نسبت داده می‌شود. این اقدام، علاوه بر دخالت‌دادن اطلاعات مکانی اعم از لبه‌ها و مجاورت‌های مکانی، توانسته است نویز و نتایج متخلخل طبقه‌بندی پیکسل‌مبنا را بهبود بخشد و دقت کلی نقشه نهایی را از ۹۰/۷ به ۹۶/۰۵ افزایش دهد. همچنین دقت کاربر دو کلاس زراعی و غیرزراعی به ترتیب ۳/۲۷ و ۷/۹۷٪ بهبود را نشان می‌دهند.

کلیدواژه‌ها: طبقه‌بندی، قطعه‌بندی، تلفیق، گوگل ارث انجین، اراضی کشاورزی.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، خیابان ولیعصر، بالاتر از میدان ونک، تقاطع میرداماد، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، کدپستی: ۱۵۴۳۳-۱۹۹۶۷. تلفن: ۸۸۷۸۶۲۱۲، دورنگار:

۸۸۷۸۶۲۱۳

۱- مقدمه

تفکیک زمانی و مکانی متفاوت، کاربرد گسترده‌ای در مطالعات کشاورزی (Farajzadeh et al., 2013) و تولید نقشه‌ی اراضی دارند (Teluguntla et al., 2018). تولید نقشه‌ی اراضی کشاورزی به کمک داده‌های سنجنش از دور اغلب در زمره‌ی روش‌های طبقه‌بندی دوکلاسه قرار می‌گیرد. با مبنای قرار دادن تولید نقشه‌ی اراضی کشاورزی به کمک داده‌های سنجنش از دور، مواردی همچون: (۱) تنوع و پیچیدگی کلاس‌های غیرزراعی در هر صحنه‌ی تصویربرداری، (۲) احتمال تشدید شباهت بین کلاسی اراضی کشاورزی و سایر سبزی‌های سطح زمین و (۳) تنوع بالا و تمایزات داخل کلاسی اراضی کشاورزی در داده‌های سنجنش از دور از مهم‌ترین چالش‌های این حوزه به‌شمار می‌رود (Csillik et al., 2019). به‌علاوه شرایط و رفتار سبزی‌های زمین‌های زراعی به‌طور سیستماتیک و متناوب در حال تغییر است و مرز زمین‌های زراعی منظم و منطبق بر الگوهای نسبتاً هندسی است. از آن‌جا که تشخیص هرچه بهتر زمین‌های کشاورزی از طریق پایش آنها در طول زمان محقق می‌شود؛ داده‌های سری زمانی سنجنش از دور یکی از بهترین منابع داده به‌منظور تفکیک اراضی کشاورزی از دیگر پدیده‌ها محسوب می‌شوند (Matkan et al., 2017; Xiong et al., 2017).

امروزه تصاویر ماهواره‌ای متعددی به‌رایگان در دسترس عموم قرار دارند. تصاویر ماهواره‌ای مادیس^۱، لندست^۲ و سنتینل^۳ را می‌توان بارزترین داده‌های ماهواره‌ای رایگان و در دسترس عموم دانست که در زمینه‌های متنوعی چون محیط‌زیست، کشاورزی، اتمسفر، خاک و آب استفاده شده‌اند (Weiss et al., 2020; Mulder et al., 2011). به‌رغم دسترسی رایگان به این منابع داده، دریافت و ذخیره‌سازی و پیش‌پردازش‌های اولیه همواره بخش اعظم زمان اجرای پروژه‌های

کشاورزی به‌دلیل تأثیر فراگیر در حفظ امنیت غذایی، اشتغال و توسعه‌ی اقتصادی از جایگاه مهمی برخوردار است (Nematollahi et al., 2018). نقشه‌ی اراضی کشاورزی لایه‌ی اطلاعاتی مهمی در مدیریت این اراضی محسوب می‌شود که می‌توان آن را در کاربردهای گوناگون سنجنش از دور مرتبط با حوزه‌ی کشاورزی، استفاده کرد. با در اختیار داشتن این نقشه، وضعیت کشت اراضی گوناگون را می‌توان، به کمک مشاهدات سنجنش از دور، پایش کرد. همچنین می‌شود آن را به‌صورت لایه‌ای اطلاعاتی در طبقه‌بندی محصولات گوناگون به کار برد. به‌علاوه، با در دست بودن نقشه‌های به‌روز از اراضی کشاورزی، دغدغه‌ای مبنی بر فقدان داده‌های مرجع از کلاس‌های غیرزراعی در مطالعات گوناگون وجود نخواهد داشت.

کشت در زمین‌های زراعی تابع شرایط محیطی، اقتصادی، اجتماعی و سیاسی است. به‌عبارت بهتر، در کشور ما با توجه به ماهیت خرده‌مالکی زمین‌های زراعی و به‌کار نبردن مزارع صنعتی در مقیاس وسیع، تمایل کشاورزان به کاشت محصولات زراعی عامل مؤثری در میزان سطح زیرکشت سالیانه محصولات کشاورزی محسوب می‌شود. با این اوصاف، اراضی زراعی به زمین‌هایی اطلاق می‌شود که در آنها، به‌طور پیوسته، محصولات کشاورزی استحصال شده و یا کشت‌نشده در آنها، صرفاً به‌دلایل محیطی، متوقف شده باشد. عوامل محیطی به شرایط آب‌وهوایی و وضعیت خاک وابسته است که به آیش شدن زمین زراعی، در یک یا چند فصل کشت، منجر می‌شود. بر این اساس، زمین زراعی در این مقاله به زمینی گفته شده است که طی دو سال زراعی متوالی، دست‌کم در یک فصل از تقویم زراعی، در آن کاشت اتفاق افتاده باشد.

نقشه‌ی رستری اراضی کشاورزی موقعیت زمین‌های کشاورزی را در یک پهنه‌ی جغرافیایی، در دو کلاس زراعی و غیرزراعی نشان می‌دهد. داده‌های سنجنش از دور، به‌سبب سطح پوشش وسیع و نیز قدرت‌های

1. MODIS
2. Landsat
3. Sentinel

شانزده‌روزه شاخص گیاهی تفاضل نرمال شده^۴ (NDVI) تصاویر مادیس، روش دانش‌مبنای خودکاری را به‌منظور تشخیص زمین‌های زراعی در قاره آفریقا توسعه داده‌اند. در این روش، با استفاده حد آستانه‌گذاری‌های متفاوت روی شاخص NDVI به‌ازای هر پهنه اقلیمی، نقشه اراضی کشاورزی تولید شده است.

استفاده از روش‌های طبقه‌بندی دوکلاسه نظارت‌شده به‌منظور تولید نقشه اراضی کشاورزی در مطالعات گوناگونی دنبال شده است (Du et al., 2019; Teluguntla et al., 2018). از سویی، استفاده از تصاویر چندزمانه در مطالعات متفاوت به بهبود دقت نهایی طبقه‌بندی انجامیده است. برای نمونه، متکان و همکاران (۱۳۹۵) در پژوهشی نیاز به استفاده از تصاویر چندزمانه و یا شاخص‌های مکمل، همچون بافت در طبقه‌بندی محصولات کشاورزی، تأیید کرده‌اند (Matkan et al., 2017). در برخی مطالعات نیز، به‌سبب تنوع درون‌کلاسی بالای هر دو کلاس زراعی و غیرزراعی، استفاده از شاخص‌های گیاهی به‌صورت سری زمانی در افزایش تفکیک‌پذیری کلاس‌های هدف مؤثر بوده است (Kobayashi et al., 2020; Csillik et al., 2019).

در بیشتر مطالعات مورد بررسی، به‌سبب استفاده از روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده، از داده‌های آموزشی به‌دست‌آمده از عملیات‌های میدانی یا تفاسیر بصری وسیع استفاده شده است. در تولید نقشه اراضی کشاورزی، به‌منظور در نظر گرفتن تنوع درون‌کلاسی بالای هر دو کلاس هدف، جامعیت داده‌های آموزشی باید رعایت شود؛ بنابراین، جمع‌آوری داده واقعییت زمینی و دشواری شناسایی تمامی کلاس‌های زراعی و غیرزراعی سبب تحمیل هزینه‌های زمانی و اقتصادی بالایی بر طرح‌های پژوهشی گوناگون می‌شود.

سنجش از دور را به خود اختصاص می‌دهد. علاوه‌براین نیاز به رایانه‌هایی با حافظه و توان پردازش قوی همواره عاملی محدودیت‌زا، در اجرای کاربردهای سنجش از دور در مقیاس‌های وسیع، قلمداد می‌شود. کاربردهای مبتنی بر استفاده از تصاویر سری زمانی نیز چالش‌های بیشتری را در زمینه پردازش به‌همراه خواهد داشت. سامانه پردازش ابری گوگل ارث انجین^۱، با دسترسی به لایه‌های گوناگون اطلاعاتی اعم از تصاویر ماهواره‌ای رایگان، محصولات سنجش از دور و نیز جعبه‌ابزاری شامل ابزارهای پردازشی متنوع، شرایط لازم را به‌منظور اجرای برخط ایده‌های سنجش از دور فراهم آورده است (Gorelick et al., 2017).

تا کنون از بستر GEE در کاربردهای گوناگونی استفاده شده است. تولید نقشه‌های جهانی مناطق شهری (Liu et al., 2018)، تولید نقشه‌های پوشش زمینی چندکلاسه (Huang et al., 2017)، پایش کیفیت آب دریا و دریاچه‌ها (Nyaga et al., 2019)، ایجاد نقشه‌های نواحی جنگلی و پایش مستمر آنها (Chen et al., 2017) نمونه‌ای از فعالیت‌های صورت‌گرفته در بستر این سامانه‌اند. تولید نقشه اراضی کشاورزی یکی دیگر از کاربردهای مورد توجه مطالعات گوناگون در این سامانه بوده و برای نمونه، نقشه زراعی دو کشور چین و استرالیا با استفاده از روش طبقه‌بندی‌کننده جنگل تصادفی تولید شده است (Teluguntla et al., 2018). در مطالعه مذکور، از تصاویر سری زمانی لندست و داده‌های آموزشی به‌دست‌آمده از عملیات‌های میدانی و تفسیر بصری، به‌منظور آموزش طبقه‌بندی‌کننده، استفاده شده است. ژیونگ^۲ و همکاران (۲۰۱۷a)، در پژوهشی، نقشه زراعی کل قاره آفریقا را در فضای ترکیبی موتور گوگل و ابررایانه‌های ناسا، تحت برنامه امنیت غذایی سازمان فضایی آمریکا (ناسا)^۳، تولید کردند. داده‌های آموزشی این مطالعه از تفسیر بصری گسترده تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا به‌دست آمده است. این محققان، در تحقیق دیگری (۲۰۱۷b)، با استفاده از سری زمانی

1. Google Earth Engine (GEE)
2. Xiong
3. National Aeronautics and Space Administration (NASA)
4. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

تصویری، رأی گیری نتایج طبقه بندی در مورد قطعه ای تصویری را اساس تصمیم گیری قرار می دهد. ساختار بیان مطالب در این مقاله مشتمل بر پنج بخش گوناگون است. در بخش اول، مقدمه و پیشینه تحقیق بیان شد. در بخش دوم با عنوان «مواد و روش ها»، ابتدا منطقه مورد مطالعه، داده های مورد استفاده و شاخص های گوناگون به کاررفته معرفی می شوند. سپس روش کار به تفصیل معرفی می شود که طی آن، نحوه آماده سازی داده های آموزشی و ارزیابی، شیوه انتخاب شاخص های بهینه، روش های طبقه بندی و قطعه بندی و نیز چگونگی ارزیابی دقت توضیح داده شده است. در بخش سوم، نتایج مراحل گوناگون روش مطرح و ارزیابی خواهد شد. در بخش چهارم نیز، بحث و نتیجه گیری نهایی این مطالعه آمده است.

۲- مواد و روش ها

در این بخش، در ابتدا به معرفی و شرح منطقه مطالعاتی، تصاویر ماهواره ای مورد استفاده و همچنین شاخص های گیاهی مورد بررسی می پردازیم. سپس روش مورد نظر برای تولید نقشه اراضی کشاورزی را به تفصیل و در پنج زیربخش، بیان می کنیم.

۲-۱- منطقه مطالعاتی

در این تحقیق شهرستان شهرکرد، مرکز استان چهارمحال و بختیاری، به منظور تولید نقشه اراضی کشاورزی انتخاب شده است. این شهرستان در بازه ۳۲ تا ۳۳ درجه عرض جغرافیایی و ۵۰ تا ۵۱ درجه طول جغرافیایی واقع شده است. اقلیم آب و هوایی این شهرستان نیمه مرطوب، با تابستان های معتدل و زمستان های سرد است. با توجه به میزان بارش سالیانه، هر دو نوع کشت دیم و آبی در آن رواج گسترده دارد و

علاوه بر این، اگرچه استفاده از منابع داده حجیم یکی از موانع توسعه روش های مبتنی بر سری زمانی تصاویر ماهواره ای به شمار می رود، استفاده از شاخص های مستخرج از تصاویر ماهواره ای، به صورت سری زمانی، می تواند بهبود نتایج را به دنبال داشته باشد. همچنین تأثیرپذیری از نویز داده و تولید نتایج متخلخل در روند طبقه بندی جزء جدایی ناپذیر روش های طبقه بندی پیکسل مبناست (Blaschke et al., 2010). زمین های زراعی، از لحاظ مکانی، ماهیتی به هم پیوسته دارند و تولید نتایج متخلخل و نویزی طبقه بندی نمی تواند نقشه معتبری برای استفاده در این زمینه محسوب شود.

در این مطالعه، تولید نقشه اراضی کشاورزی در بستر گوگل ارث انجین، با استفاده تلفیق روش های گوناگون، دنبال شده است. ابتدا موزایک های تصویری ماهیانه بدون ابر، از منطقه مطالعاتی و طی فرایند تجمیع زمانی^۱، با استفاده از فیلتر میانه تولید می شود. سپس داده های آموزشی طی فرایند پالایشی سخت گیرانه نوین به دست می آید. این فرایند با استفاده حداکثری از محصولات سنجش از دور رایگان، بدون نیاز به حضور فیزیکی در عرصه و یا تفاسیر بصری، داده های آموزشی از هر دو کلاس زراعی و غیرزراعی را فراهم می آورد. در مرحله بعد، به سبب تعدد شاخص های توسعه یافته، انتخاب شاخص های بهینه بر مبنای محاسبه تفکیک پذیری دو کلاس زراعی و غیرزراعی در سری زمانی هر شاخص منفرد صورت می گیرد. این کار با استفاده از معیارهای فاصله جفریز^۲ و دیورژانس تبدیل یافته^۳ انجام می شود. داده های آموزشی به دست آمده و شاخص های بهینه منتخب، به منظور تولید نقشه زراعی اولیه، با استفاده از روش های طبقه بندی نظارت شده به کار می روند. در ادامه، نتایج نویزی و متخلخل نقشه زراعی اولیه، از طریق قطعه بندی، اصلاح می شوند تا یکنواخت سازی مکانی صورت گیرد. برخلاف روش های پنجره مبنای رایج به منظور اصلاح نتایج متخلخل طبقه بندی، همچون فیلترهای اکثریت^۴، این اقدام با مبنای اشیای

1. Temporal Aggregation
2. Jeffries-Matusita (JM)
3. Transformed Divergence (TD)
4. Majority Voting

باید موزاییک‌های تصویری بدون ابر از منطقه مطالعاتی تولید شود. با توجه به وضعیت آب‌وهوایی شهرستان، به‌رغم استفاده از تصاویر با پوشش ابر کمتر از ۱۰٪، تولید موزاییک‌های تصویری بدون ابر در بازه‌های زمانی متراکم (مثلاً پنج یا ده روز) میسر نیست؛ از این رو تولید موزاییک‌های تصویری ماهیانه از منطقه مطالعاتی در دستور کار قرار گرفت. بدین منظور بازه اردیبهشت تا پایان مهر ماه به شش مقطع زمانی یک‌ماهه تقسیم شد. موزاییک‌های ماهیانه از مقادیر میانه تصاویر موجود در هر مکان، در هر ماه، ایجاد می‌شوند (Carrasco et al., 2019) که نتیجه آن تولید شش موزاییک تصویری برای هر سال زراعی است. این تکنیک با عنوان تجمیع زمانی تصاویر، با استفاده از فیلتر میانه، در این تحقیق شناخته شده است. از آن‌جا که از تصاویر دو سال زراعی ۹۷ و ۹۸ استفاده شده، در مجموع دوازده موزاییک تصویری تولید شده است. تولید موزاییک‌های ماهیانه از طریق فراخوانی ۷۷ تصویر برای سال زراعی ۹۸ و ۷۱ تصویر برای سال زراعی ۹۷ (در مجموع، ۱۴۸ تصویر) انجام شده است.

۲-۳- شاخص‌های مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای

همان‌طور که در جدول ۱ مشخص شده، دوازده شاخص گوناگون در این تحقیق استفاده شده است. این شاخص‌ها برای تمامی موزاییک‌های ماهیانه تولیدشده محاسبه می‌شود. به دلیل امکان همبستگی احتمالی

محصولات کشاورزی مهم آن‌گندم، جو، کلزا، یونجه، چغندرقد، سیب‌زمینی و انواع حبوبات است. در شکل ۱ موقعیت نسبی منطقه، در ایران و در استان چهارمحال و بختیاری، نشان داده شده است.

۲-۲- تصاویر ماهواره‌ای

در تحقیق حاضر، از سری زمانی تصاویر چندطیفی^۱ ماهواره سنتینل-۲ استفاده شده است. قدرت تفکیک زمانی و مکانی مناسب این تصاویر و همچنین دریافت داده در محدوده‌های طیفی حساس به سبزیگی، سبب به‌کارگیری گسترده این منبع داده در مطالعات کشاورزی شده است (Csillik et al., 2019). در این مطالعه، اراضی زراعی به زمین‌هایی اطلاق شده است که دست‌کم در یک فصل از دو سال زراعی متوالی، در آنها محصولات کشاورزی استحصال شده باشد؛ بنابراین، از تصاویر سری زمانی دو سال زراعی متوالی ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸، به منظور تولید نقشه به‌روز اراضی کشاورزی شهرستان شهرکرد، استفاده خواهد شد.

با توجه به تقویم زراعی منطقه، بررسی‌های میدانی انجام‌شده و ناپایداری‌های جوئی، بازه زمانی ابتدای اردیبهشت تا پایان مهر ماه به‌منزله بهترین بازه زمانی برای فراخوانی تصاویر در هر سال زراعی انتخاب شد. این دوره اوج سبزیگی هر دو کشت پاییزه و بهاره را شامل می‌شود. از آن‌جا که سه صحنه تصویربرداری ماهواره سنتینل-۲ منطقه مطالعاتی را پوشش داده است،



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مطالعاتی

1. Multispectral

جدول ۱. اطلاعات شاخص‌های مورد استفاده

شاخص	رابطه	مرجع
NDVI	$(NIR - RED) / (NIR + RED)$	(Tucker et al., 1978)
SAVI	$1.5 \times (NIR - RED) / (NIR + RED + 0.5)$	(Huete, 1988)
NDWI	$(NIR - Green) / (NIR + Green)$	(McFeeters et al., 1996)
NDMI	$(NIR - SWIR) / (NIR + SWIR)$	(Wilson et al., 2002)
Cired	$RedEdge3/Red - 1$	(Gitelson et al., 2003)
CVI	$(NIR \times RED) / (Green)^2$	(Hunt et al., 2011)
DVI	$2.4 \times NIR - RED$	(Richardson et al., 1977)
EVI	$(2.5 \times (NIR - RED)) / (NIR + 6 \times RED - 7.5 \times Blue + 1)$	(Huete et al., 2002)
NDRE	$(RedEdge3 - RedEdge1) / (RedEdge3 + RedEdge1)$	(Barnes et al., 2000)
GLI	$(2 \times Green - RedEdge1 - Blue) / (2 \times Green - RedEdge1 - Blue)$	(Gobron et al., 2000)
S2REP	$705 + 35 \times \frac{NIR + Red}{2} - RedEdge1$ $RedEdge2 - RedEdge1$	(Hermann et al., 2011)
TCI	$1.2 \times (RedEdge1 - Green) - 1.5 \times (Red - Green) \times \sqrt{\frac{RedEdge1}{Red}}$	(Hunt et al., 2011)

غیرزراعی طی فرایند پالایشی سختگیرانه‌ای، با استفاده حداکثری از محصولات سنجش از دوری رایگان، آماده‌سازی می‌شود؛

(۳) این مرحله خود شامل دو گام موازی است:

الف) طبقه‌بندی سری زمانی شاخص‌های گیاهی انتخاب‌شده با استفاده از داده‌های آموزشی حاصل از فرایند توسعه داده‌شده، به منظور تولید دقیق‌ترین نقشه زراعی اولیه (با استفاده از دو روش جنگل تصادفی^{۱۲} و ماشین بردار پشتیبان^{۱۳})؛

1. Soil Adjusted Vegetation Index
2. Normalized Difference Water Index
3. Normalized Difference Moisture Index
4. Red Chlorophyll Index
5. Chlorophyll Vegetation Index
6. Differenced Vegetation Index
7. Enhanced Vegetation Index
8. Normalized Difference Red Edge
9. Green Leaf Index
10. Sentinel-2 Red Edge Position
11. Triangular Chlorophyll Index
12. Random Forest (RF)
13. Support Vector Machine (SVM)

برخی از این شاخص‌ها و جلوگیری از افزونگی بهبوده مجموعه ویژگی ورودی، فقط از شاخص‌هایی استفاده خواهد شد که تفکیک‌پذیری حداکثری بین دو کلاس زراعی و غیرزراعی فراهم می‌کنند. شیوه انتخاب این شاخص‌ها، در بخش انتخاب شاخص‌های بهینه، شرح داده خواهد شد.

۲-۴- روش کار

در این مطالعه، نقشه اراضی کشاورزی بر مبنای تلفیق روش‌های طبقه‌بندی و قطعه‌بندی تولید شده است. در شکل ۲. روندنمای روش این تحقیق نمایش داده شده است. این روش چهار مرحله کلی را شامل می‌شود:

(۱) پس از آماده‌سازی موزاییک‌های تصویری، به کمک تکنیک تجمیع زمانی، از میان شاخص‌های گیاهی موجود در جدول ۱ و بر مبنای معیارهای تفکیک‌پذیری بین کلاسی فاصله جفریز و دیورژانس تبدیل یافته، شاخص‌های گیاهی بهینه انتخاب می‌شود؛

(۲) داده‌های آموزشی و ارزیابی در هر دو کلاس زراعی و

می‌کند (Jensen et al, 1996). هر دو معیار ذکر شده، بین دو کلاس زراعی و غیرزراعی، برای نمونه‌های آموزشی و شاخص‌های متفاوت جدول ۱ محاسبه می‌شود و شاخص‌های با مقادیر بیشتر از ۱/۹ در هر دو معیار به‌منزله شاخص‌های بهینه انتخاب می‌شوند. نتایج این کار در بخش چهارم این پژوهش بیان خواهد شد. عملکرد روش مطرح شده در انتخاب شاخص‌های بهینه نیز در بخش نتایج و ارزیابی مورد سنجش قرار خواهد گرفت.

۲-۴-۲- داده‌های آموزشی و ارزیابی

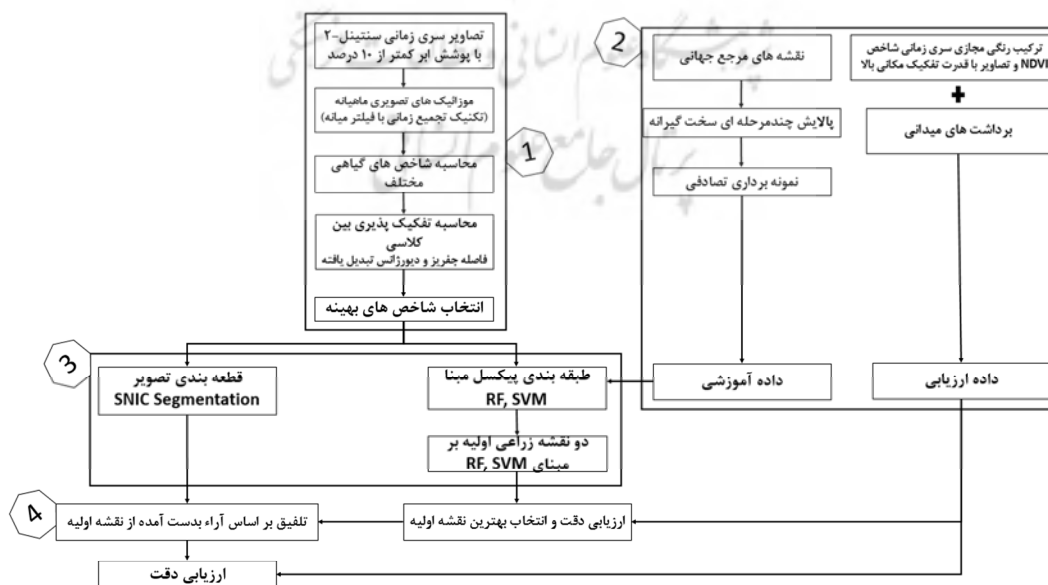
در مقدمه نیز اشاره کردیم که این مطالعه در پی توسعه راهکاری به منظور آماده‌سازی داده‌های آموزشی از هر دو کلاس زراعی و غیرزراعی، بدون نیاز به حضور فیزیکی در عرصه یا تفاسیر بصری است. روند به‌کاررفته در آماده‌سازی داده‌های آموزشی در شکل ۳ نمایش داده شده است. در این فرایند، از سه نقشه پوشش زمینی جهانی به‌منزله محصولات سنجش از دور رایگان استفاده شده و در جدول ۲، این سه محصول معرفی شده است. در شکل ۴ نیز، نقشه‌های مرجع مورد اشاره نمایش داده شده است. در ادامه، روند توسعه‌یافته برای آماده‌سازی داده‌های آموزشی بررسی می‌شود.

ب) قطعه‌بندی سری زمانی شاخص‌های گیاهی انتخاب شده؛

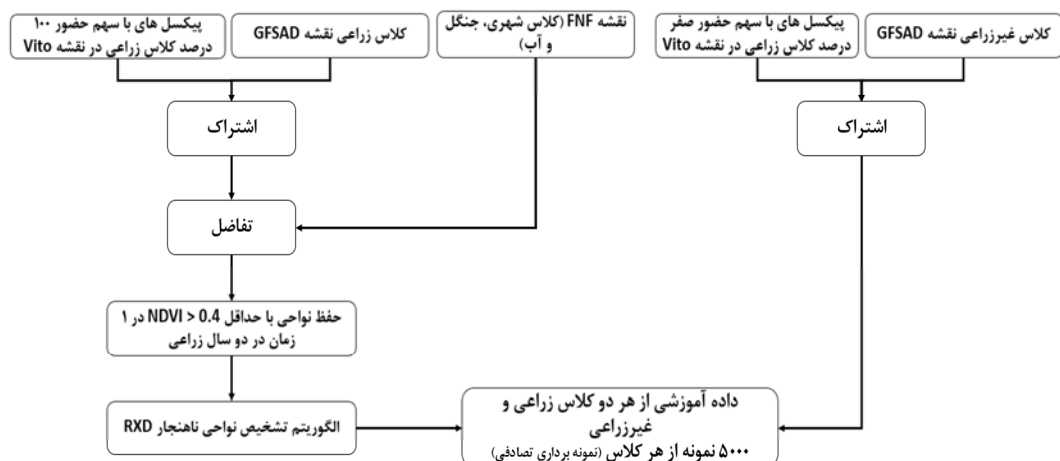
۴) تلفیق نتایج طبقه‌بندی و قطعه‌بندی؛ به‌نحوی که براساس آرای حاصل از نتایج طبقه‌بندی، به هر قطعه تصویری کلاس زراعی یا غیرزراعی اختصاص می‌یابد. در ادامه، توضیحات هر مرحله شرح داده خواهد شد.

۲-۴-۱- انتخاب شاخص‌های بهینه

در مرحله اول، مطابق با توضیحات کامل بخش «مواد»، شاخص‌های گیاهی متفاوتی از موزاییک‌های ماهیانه تولید و به‌کمک تکنیک تجمیع زمانی، استخراج می‌شوند. در این مرحله، از دو معیار فاصله جفریز و دیورژانس تبدیل‌یافته استفاده می‌شود تا شاخص‌های بهینه، از نظر ایجاد تفکیک‌پذیری حداکثری بین دو کلاس، انتخاب شوند. فاصله جفریز میزان فاصله متوسط توابع چگالی دو کلاس متفاوت را نشان می‌دهد. این فاصله از متغیرهای آماری مرتبه اول (میانگین) و مرتبه دوم (واریانس) به‌طور بهره‌هم‌زمان می‌برد (Padma & Sanjeevi, 2014). فاصله جفریز مقادیر بین ۰ تا ۲ را اختیار می‌کند و مقادیر بیشتر نشان‌دهنده تفکیک‌پذیری هرچه بهتر دو کلاس است. دیورژانس تبدیل‌یافته نیز مقادیر بین ۰ (تفکیک‌ناپذیری) و ۲ (تفکیک‌پذیری کامل) را اختیار



شکل ۲. روش کار



شکل ۳. پالایش چندمرحله‌ای به منظور تولید داده‌های آموزشی

جدول ۲. معرفی محصولات سنجش از دور رایگان به منظور آماده‌سازی داده‌های آموزشی دو کلاس

نام محصول	قدرت تفکیک مکانی (متر)	توضیح
Vito (Buchhorn, et al., 2020)	۱۰۰	این نقشه سهم حضور کلاس زراعی در پیکسل‌های گوناگون را مشخص کرده است.
GFSAD (Teluguntla, et al., 2018)	۳۰	این نقشه در دو کلاس زراعی و غیرزراعی تولید شده است.
FNF (Martone, et al., 2018)	۵۰	نقشه مورد نظر در چهار کلاس متفاوت جنگل، غیرجنگل، شهری و آب در اختیار قرار گرفته است.

شاخص NDVI بالای ۰/۴ را در طول فصل زراعی، ثبت کرده‌اند. در نهایت نیز، نواحی نابهنجار باقی‌مانده با استفاده از الگوریتم تشخیص ناهمگونی^۱ RXD حذف می‌شوند (Richards et al., 1999). ۵۰۰۰ پیکسل تصویری از نواحی باقی‌مانده، به صورت تصادفی و با رعایت اصل توزیع متقارن، به منزله داده‌های آموزشی کلاس زراعی انتخاب می‌شود.

برای فراهم‌سازی داده‌های آموزشی کلاس غیرزراعی، از اشتراک کلاس غیرزراعی نقشه GFSAD و پیکسل‌های با سهم حضور ۰٪ کلاس زراعی نقشه Vito استفاده می‌شود. طبق بررسی‌های بصری انجام‌شده، اشتراک این دو نقشه در کلاس غیرزراعی

چنانکه در فلوجارت شکل ۳ مشخص است، در مرحله اول اشتراک دو نقشه زراعی Vito، با پیکسل‌های دارای سهم حضور ۱۰۰٪ کلاس زراعی و نقشه GFSAD، نقشه زراعی اولیه‌ای را تولید می‌کند. این نقشه عاری از خطا نیست و تفاضل آن از سه کلاس شهری، جنگل و آب از محصول FNF سبب پاک‌سازی اولیه آن خواهد شد. از سویی، امکان حضور خاک لخت و زمین‌های بایر، در نقشه زراعی تولیدشده، تا بدین مرحله وجود دارد. اعمال شرط اولیه $NDVI > 0.4$ ، در حداقل یک زمان، پاک‌سازی ثانویه کلاس زراعی را انجام می‌دهد. این حد آستانه با تفسیر بصری و تجربی مقادیر NDVI زمین‌های بایر و خاک لخت به دست آمده است. علاوه‌براین زمین‌های زراعی موجود در داده‌های ارزیابی حاصل از عملیات میدانی حتماً بیشینه

1. Anomaly Detection
2. Reed-Xiaoli Detector

مانند گندم، جو، یونجه، چغندر قند و سیب‌زمینی، در هر دو سال زراعی ۹۷ و ۹۸ را شامل می‌شود. با هدف افزایش تعداد نمونه‌های ارزیابی هر دو کلاس زراعی و غیر زراعی، از تفسیر بصری عامل خبره نیز کمک گرفته شد. در این مرحله، هم‌زمان از تصاویر دارای قدرت تفکیک مکانی بالا و ترکیب رنگی کاذب شاخص گیاهی NDVI در هر دو سال زراعی ۹۷ و ۹۸ استفاده می‌شود. در شکل ۵، تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا و دو ترکیب رنگی مجازی شاخص NDVI در سال زراعی ۹۷ نشان داده شده است. داده‌های ارزیابی کلاس غیرزراعی شامل کلاس‌های پوشش زمینی مانند شهر، پوشش گیاهی درون شهری، خاک و آب می‌شود. در جدول ۳، خلاصه تعداد نمونه‌های مرجع به‌کاررفته در آموزش و ارزیابی طبقه‌بندی کننده آمده است.

دارای دقت بسیار است. در نهایت نیز ۵۰۰۰ پیکسل تصویری، به‌صورت تصادفی و با رعایت اصل توزیع یکنواخت، به‌منزله داده‌های آموزشی کلاس غیرزراعی از این نواحی انتخاب می‌شوند.

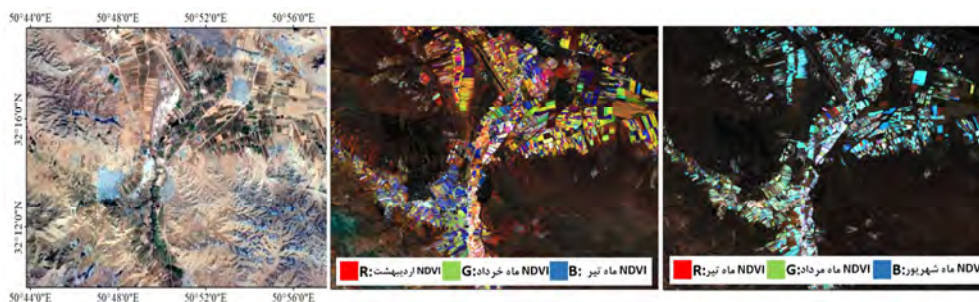
به‌منظور ارزیابی خروجی نهایی، از تجمیع داده‌های واقعیت زمینی حاصل از عملیات‌های میدانی و تفاسیر بصری استفاده شده است. تفاوت کامل روند جمع‌آوری داده‌های آموزشی و ارزیابی و همچنین تعداد بالای نمونه‌های ارزیابی، علاوه بر صحت‌سنجی هر چه بهتر محصول نهایی، امکان سنجش کارآمدی روش پالایشی مطرح‌شده در تولید نمونه‌های آموزشی را نیز فراهم می‌کند. نمونه‌های مرجع حاصل از عملیات میدانی، زمین‌های زیرکشت محصولات متفاوت پاییزه و بهاره



شکل ۴. نقشه‌های مرجع مورد استفاده

جدول ۳. نمونه‌های آموزشی و ارزیابی

کلاس	تعداد نمونه‌های آموزشی	تعداد نمونه‌های ارزیابی
زراعی	۵۰۰۰	14859
غیرزراعی	۵۰۰۰	12518



شکل ۵. استفاده از ترکیب رنگی کاذب شاخص NDVI و تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا، به‌منظور جمع‌آوری نمونه‌های ارزیابی

۲-۴-۳- طبقه‌بندی پیکسل‌مینا

از آن‌جا که هر طبقه‌بندی‌کننده نقاط ضعف و قوت خاص خود را دارد، به‌طور قاطع نمی‌توان ادعا کرد کدام روش، در مورد استخراج زمین‌های زراعی، مؤثرتر است (Xiong et al., 2017). در این تحقیق، عملکرد دو طبقه‌بندی‌کننده مطرح این حوزه، یعنی RF و SVM، به‌منظور تولید نقشه زراعی اولیه ارزیابی شده است (Belgiu & Drăguț, 2016). در این مطالعه، دو پارامتر تعداد درخت‌های تصمیم‌گیری و تعداد ویژگی‌های مورد استفاده در هر انشعاب برای روش جنگل تصادفی، به‌ترتیب، برابر با ۳۰۰ درخت و ۱۰ تعیین شده‌اند. دو پارامتر روش ماشین بردار پشتیبان، یعنی نوع کرنل و ضریب هزینه، به‌ترتیب تابع پایه شعاعی^۱ و ۱ در نظر گرفته شده‌اند. ضریب گاما تابع کرنل پایه شعاعی نیز برابر با ۱ اختیار شده است. این پارامترها به‌نحوی انتخاب شده‌اند که بهترین دقت کلی روی داده‌های ارزیابی به‌دست آید.

۲-۴-۴- قطعه‌بندی و تلفیق نتایج

همان‌طور که اشاره شد، نقشه اولیه اراضی کشاورزی با استفاده از طبقه‌بندی دو کلاس‌های تولید می‌شود. در نظر گرفتن هم‌زمان رفتار پیکسل‌های همسایه، در روش‌های قطعه‌بندی، می‌تواند به رفع این مشکل کمک کند. در این مرحله، سعی بر آن است که نتایج متخلخل اولیه، با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی پیکسل‌مینا و با هدف یکنواخت‌سازی مکانی، از طریق قطعه‌بندی اصلاح شود. در این پژوهش، روش جدید و به‌روز قطعه‌بندی ساده بدون تکرار^۲ برای قطعه‌بندی تصاویر به‌کار رفته است که آسانتا^۳ و همکاران (۲۰۱۷) جزئیات آن را مطرح کرده‌اند. در این روش، دو پارامتر ابعاد^۴ و فشردگی^۵ را می‌توان تنظیم کرد که به‌ترتیب، مقادیر ۲۰ و ۰/۳ مورد استفاده قرار گرفته است. این مقادیر از راه مقایسه بصری خروجی روش قطعه‌بندی، در حالت استفاده از مقادیر متفاوت این دو پارامتر، انتخاب

شده‌اند؛ به‌گونه‌ای که تأثیر پارامتر ابعاد، بین مقادیر ۱۰ تا ۵۰ با بازه‌های ده‌تایی و پارامتر فشردگی، بین مقادیر ۰ تا ۱ با بازه‌های ۰/۱ بررسی شد. باید اشاره کنیم که مجموعه ویژگی‌های ورودی روش قطعه‌بندی مشابه روش طبقه‌بندی پیکسل‌میناست.

نتایج روش طبقه‌بندی و قطعه‌بندی با هدف نسبت‌دادن کلاس زراعی و غیرزراعی به هریک از این قطعات تصویری تلفیق می‌شوند و اگر به بیشتر از ۹۰٪ پیکسل‌های هر قطعه، کلاس زراعی نسبت داده شود؛ کل پیکسل‌های قطعه مورد نظر به کلاس زراعی تعلق خواهد گرفت. در غیر این صورت، کل قطعه به کلاس غیرزراعی نسبت داده می‌شود.

۲-۴-۵- ارزیابی دقت

در مطالعه پیش رو، دو مرحله ارزیابی دقت انجام می‌شود. در مرحله نخست، این ارزیابی برای بررسی تأثیر فرایند انتخاب شاخص‌های بهینه به‌منظور ورود به روش طبقه‌بندی صورت می‌گیرد. ارزیابی دقت در این مرحله، با توجه به تفاوت فرایند جمع‌آوری داده‌های آموزشی و ارزیابی، کارآمدی روش توسعه‌داده‌شده با هدف آماده‌سازی نمونه‌های آموزشی را نیز بررسی می‌کند. در مرحله دوم، به خروجی نهایی روش تلفیقی توجه می‌شود. ماتریس ابهام طبقه‌بندی‌کننده و معیارهای دقت کلی، دقت تولیدکننده و کاربر هر کلاس و ضریب کاپا سنجش عملکرد روش مطرح‌شده را برعهده خواهند داشت (Teluguntla et al., 2018; Xiong et al., 2017).

۳- نتایج و ارزیابی

در این بخش، نتایج روش مطرح‌شده را بررسی و ارزیابی می‌کنیم. ابتدا، نتایج انتخاب شاخص‌های بهینه

1. Radial Base Function
2. Simple Non-Iterative Clustering (SNIC)
3. Achanta
4. Size
5. Compactness

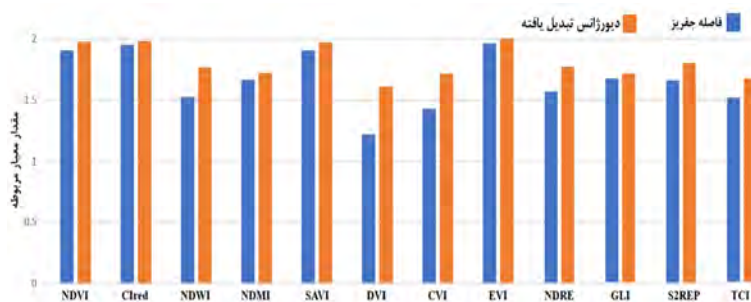
چهار شاخص گیاهی بهینه منتخب مجموعه ورودی روش‌های طبقه‌بندی و قطعه‌بندی را تشکیل می‌دهد. در بررسی دیگری، مقایسه تفکیک پذیری دو کلاس هدف بین برخی از باندهای تصویری و همچنین چهار شاخص منتخب در شکل ۷ انجام شده است. این بررسی از طریق مقایسه مقادیر بازتاب باندهای تصویری و مقادیر شاخص‌های مذکور در دو کلاس انجام شده است. همان‌طور که مشخص است، توانایی شاخص‌های گیاهی در جداسازی دو کلاس مد نظر بیشتر از باندهای تصویری است.

۳-۲- طبقه‌بندی پیکسل مبنا

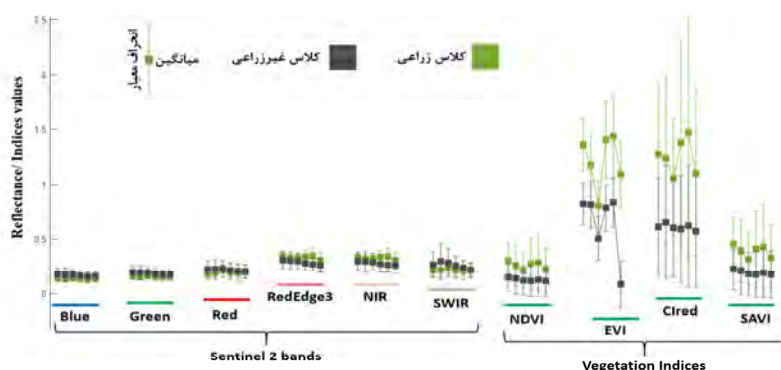
در این مرحله، ورودی روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مبنا را دو مجموعه ویژگی متفاوت تشکیل می‌دهد: (۱) سری زمانی چهار شاخص بهینه منتخب؛ (۲) سری زمانی تمامی شاخص‌های گیاهی جدول ۱. بنابراین، مجموعه ویژگی ورودی طبقه‌بندی‌کننده به‌منظور تولید نقشه زراعی اولیه، در حالت اول، متشکل از ۴۸ ویژگی و در حالت دوم، متشکل از ۱۴۴ ویژگی خواهد بود. در هر حالت، نیمی از ویژگی‌ها به سال زراعی ۹۷ و نیمه دیگر به سال زراعی ۹۸ بازمی‌گردد. ارزیابی عملکرد دو روش جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در تولید نقشه زراعی اولیه بررسی شده است.

جدول ۴. مقادیر دو معیار مورد بررسی در چهار شاخص منتخب

شاخص	فاصله جفریز	دیورژانس تبدیل یافته
EVI	۱/۹۵۷	۲
CIred	۱/۹۴۵	۱/۹۸۱
NDVI	۱/۹۰۲	۱/۹۵۳
SAVI	۱/۹۰۱	۱/۹۵۱



شکل ۶. تفکیک پذیری بین کلاسی شاخص‌های گوناگون



شکل ۷. تفکیک‌پذیری طیفی نمونه‌های آموزشی در باندها و شاخص‌های متفاوت

نهایی طبقه‌بندی را کاملاً افزایش داده است. همچنین در تمامی معیارهای مورد بررسی، روش RF در هر دو حالت عملکرد بهتری از خود به نمایش گذاشته و در تشخیص دو کلاس زراعی و زمین، موفق‌تر بوده است. برای نمونه، در حالت استفاده از شاخص‌های بهینه، روش RF ۲/۹۳٪ دقت کلی بیشتری را در قیاس با روش SVM نتیجه داده است. در حالت استفاده از تمامی شاخص‌ها، این مقدار ۲/۱۴٪ بوده است. تفسیر بصری عامل خیره نیز دقت بیشتر نقشه تولیدشده با روش RF را در مقایسه با روش SVM، نشان می‌دهد. نقشه تولیدشده با روش RF در حالت استفاده از ویژگی‌های بهینه دقت انتخاب شده، بالاترین دقت را در بین سایر خروجی‌ها به دست آورده است؛ از این رو به‌منظور تلفیق با روش قطعه‌بندی انتخاب می‌شود.

در دو جدول ۵ و ۶، به ترتیب، ماتریس ابهام حاصل از ارزیابی نتایج دو روش RF و SVM با استفاده از داده‌های ارزیابی یکسان، در دو حالت استفاده از سری زمانی شاخص‌های منتخب و تمامی شاخص‌ها، نمایش داده شده است. مشخص است که در حالت استفاده از سری زمانی تمامی شاخص‌ها، دقت کلی دو روش RF و SVM به ترتیب ۸۸/۵۴٪ و ۸۶/۴٪ است. در حالت استفاده از ویژگی‌های بهینه انتخابی، دقت هر دو روش به ترتیب مقدار ۹۰/۷٪ و ۸۷/۷۷٪ را نشان می‌دهد. استفاده از شاخص‌های منتخب، با وجود تعداد ویژگی‌های کمتر، دقت‌های کلی بهتری را در مقایسه با به‌کارگیری تمامی شاخص‌ها به دست داده است؛ در نتیجه، محاسبه معیارهای تفکیک‌پذیری هر شاخص منفرد و انتخاب شاخص‌های بهینه، علاوه بر کاهش بعد داده ورودی، دقت

جدول ۵. ماتریس ابهام روش‌های پیکسل‌مبنا (ورودی: سری زمانی تمامی شاخص‌های جدول ۱)

روش SVM	دقت		ضریب کاپا	روش RF	دقت		ضریب کاپا
	دقت کاربر	تولیدکننده			دقت کلی	دقت کاربر	
کلاس	زراعی	۹۰/۱۲٪	۸۵/۵۸٪	کلاس	زراعی	۹۱/۶۱٪	۸۸/۵۴٪
	غیرزراعی	۸۱/۹۸٪	۸۷/۴۸٪		غیرزراعی	۸۵/۱۵٪	۹۰/۱۸٪

جدول ۶. ماتریس ابهام روش‌های پیکسل‌مبنا (ورودی: سری زمانی چهار شاخص بهینه منتخب)

روش SVM	دقت		ضریب کاپا	روش RF	دقت		ضریب کاپا
	دقت کاربر	تولیدکننده			دقت کلی	دقت کاربر	
کلاس	زراعی	۹۱/۱۶٪	۸۶/۹٪	کلاس	زراعی	۹۳/۷۳٪	۸۹/۵٪
	غیرزراعی	۸۳/۷۵٪	۸۸/۸۷٪		غیرزراعی	۸۷/۰۳٪	۹۲/۱٪

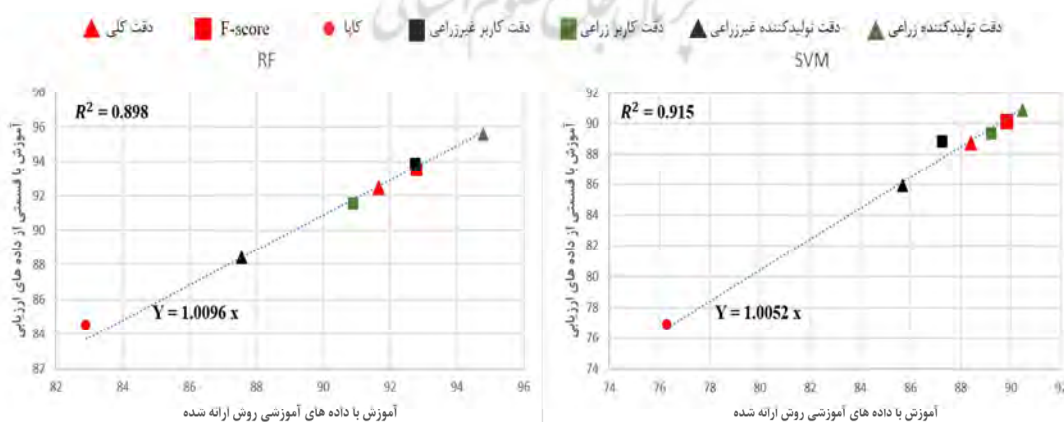
از سویی، خط برازش داده‌شده بین نتایج به خط همانی ($y = x$) بسیار نزدیک است؛ به نحوی که معادله این خط در روش RF، $y = 1.0096x$ و در روش SVM، $y = 1.0052x$ تخمین زده شده است. نزدیکی و همبستگی بالای مقادیر به دست آمده در معیارهای گوناگون نشان از مورد قبول بودن روش پالایشی مطرح شده برای تهیه داده‌های آموزشی دارد.

۳-۳- تلفیق نتایج طبقه‌بندی و طبقه‌بندی

تلفیق نتایج روش‌های طبقه‌بندی و طبقه‌بندی مطابق با توضیحات انجام می‌شود. برای بررسی عادلانه‌تر نتایج خروجی، داده‌های ارزیابی به کاررفته در این مرحله دقیقاً با داده‌های ارزیابی مرحله قبل یکسان است. ماتریس ابهام نقشه نهایی حاصل از روش تلفیقی در جدول ۷ مشخص شده که تلفیق نتایج افزایش دقت در تمامی پارامترهای مورد بررسی را به نسبت خروجی‌های متفاوت روش طبقه‌بندی، به دست آورده است. در مقایسه با بهترین نقشه حاصل شده از روش طبقه‌بندی، روش تلفیقی افزایش ۵/۳۵ درصدی دقت کلی را به دست داده است. در معیار دقت کاربر، در دو کلاس زراعی و غیرزراعی نیز به ترتیب، افزایش ۳/۲۷ و ۷/۹۷٪ مشاهده شده است. روش تلفیقی به بهبود دقت تولیدکننده در دو کلاس زراعی و غیرزراعی نیز منجر شده که به ترتیب، به اندازه ۶/۳ و ۴/۲۶٪ بوده است.

به منظور ارزیابی کارایی روش مطرح شده در تولید داده‌های آموزشی، بررسی دیگری نیز به عمل آمده است؛ به این صورت که هر دو طبقه‌بندی کننده بار دیگر با بخشی از داده‌های ارزیابی آموزش می‌یابد و بررسی می‌شود. بدین منظور دو روش RF و SVM، با بخشی از داده‌های ارزیابی حاصل از عملیات میدانی و تفاسیر بصری در هر کلاس، آموزش می‌یابند. به منظور برابری تعداد نمونه‌های آموزشی با حالت قبلی، ۵۰۰۰ نمونه آموزشی از هر کلاس انتخاب شده است. مابقی داده‌های ارزیابی در هر کلاس، برای سنجش عملکرد طبقه‌بندی کننده جدید و طبقه‌بندی کننده آموزش دیده با داده‌های آموزشی حاصل از فرایند پالایشی، به کار می‌رود. به عبارت بهتر، از ۹۸۵۹ و ۷۵۱۸ نمونه از میان ۱۴۸۵۹ و ۱۲۵۱۸ (جدول ۳)، در هر دو کلاس زراعی و غیرزراعی، به منزله داده‌های ارزیابی در این مرحله استفاده می‌شود. دقت مشابه با حالت‌های قبلی ارزیابی می‌شود و رابطه مقادیر به دست آمده در هر معیار، بین روش آموزش یافته با داده‌های آموزشی به دست آمده از فرایند پالایشی و روش آموزش یافته با بخشی از داده‌های ارزیابی، در شکل ۸ مشخص شده است.

طبق شکل ۸، نتایج هر دو روش RF و SVM همبستگی بالایی از نظر معیار R^2 از خود نشان داده‌اند. میزان همبستگی در روش RF برابر با ۰/۸۹۸ و در روش SVM برابر با ۰/۹۱۵ محاسبه شده است.



شکل ۸. مقایسه آموزش دو روش طبقه‌بندی کننده در دو حالت

جدول ۷. ماتریس ابهام روش مطرح شده

روش SVM	دقت کاربر	دقت تولیدکننده	دقت کلی	ضریب کاپا
زراعی	٪۹۷	٪۹۵/۸	٪۹۶/۰۵	۰/۹۲
غیرزراعی	٪۹۵	٪۹۶/۳۶		

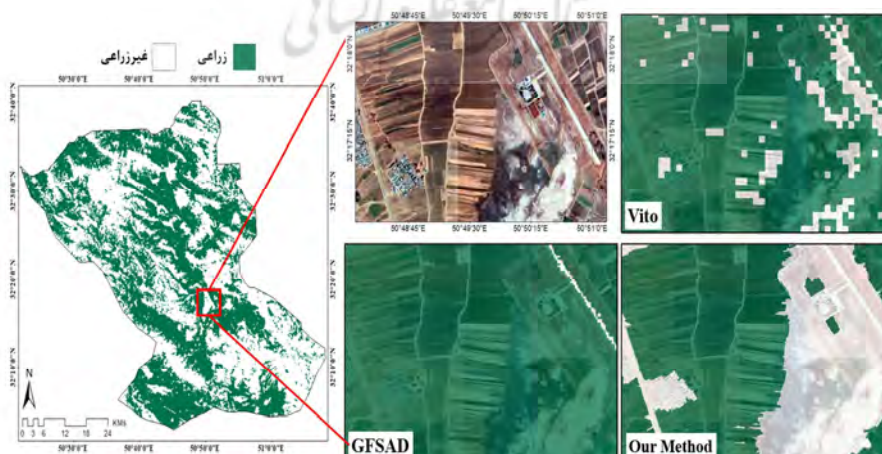
روش RF عملکردی بهتر از روش SVM، در تولید نقشه زراعی اولیه نشان داده است.

همچنین استفاده از شاخص‌های بهینه انتخاب شده، در هر دو طبقه‌بندی‌کننده RF و SVM، افزایش دقت در تمامی معیارهای مورد بررسی را در قیاس با استفاده از تمامی شاخص‌های جدول ۱ به دنبال داشته است. برای نمونه، در روش SVM مقدار ضریب کاپا، در دو حالت استفاده از تمامی شاخص‌ها برابر با ۰/۷۲۵ بوده است؛ درحالی‌که استفاده از شاخص‌های ایجادکننده حداکثر تفکیک بین دو کلاس سبب افزایش ضریب کاپا در این روش شده و آن را به ۰/۷۵۳ رسانده است. در مورد روش RF نیز، مقدار ضریب کاپا از ۰/۷۷ به ۰/۸۱۱ افزایش یافته است؛ بنابراین می‌توان گفت استفاده از معیارهای تفکیک‌پذیری فاصله جفریز و دیورژانس تبدیل یافته به خوبی توانسته است شاخص‌های بهینه را از لحاظ ایجاد تفکیک‌پذیری بین کلاسی، شناسایی کند و ضمن کاهش تعداد ویژگی‌ها به حدود یک‌سوم، افزایش دقت طبقه‌بندی را به ارمغان آورد.

در آخر هم نقشه نهایی تولیدشده، به منظور مقایسه بصری، در شکل ۹ نمایش داده شده است. در این شکل، دو نقشه مرجع Vito و GFSAD نیز، به همراه تصویر دارای قدرت تفکیک مکانی بالا، از بخشی از منطقه مطالعاتی نشان داده شده است. طبق شکل، نقشه حاصل از روش تلفیقی هم دقت مورد قبول را دارد و هم دو کلاس زراعی و غیرزراعی را بهتر از دو نقشه مرجع مورد بررسی، تشخیص داده است.

۳-۴- بحث و ارزیابی نتایج

در بخش پیشین نیز اشاره کردیم که عملکرد دو روش RF و SVM در تولید نقشه زراعی اولیه از منطقه مطالعاتی بررسی شده است. در بین این دو روش، RF در دو حالت استفاده از تمامی شاخص‌ها و استفاده از شاخص‌های بهینه منتخب، به ترتیب دقت کلی ۸۸/۴۵ و ۹۰/۷٪ را به دست آورده است. این در حالی است که روش SVM به ترتیب به دقت‌های کلی ۸۶/۴ و ۸۷/۷ دست یافته است. مشخصاً در سایر معیارهای مورد بررسی، همچون قدرت تولیدکننده و قدرت کاربر نیز،



شکل ۹. نقشه نهایی تولیدشده و مقایسه با سایر نقشه‌های مرجع

۳-۵- مقایسه نتایج به دست آمده با تحقیقات مشابه
مقایسه نتایج این تحقیق با پژوهش‌های مشابه حکایت از شباهت آنها دارد زیرا، در تحقیقات مرتبط نیز، استفاده از روش‌های قطعه‌بندی بهبود نتایج روش‌های طبقه‌بندی پیکسل‌مبنا را در پی داشته است. برای نمونه، وانگ^۱ و همکاران (۲۰۱۸) با به‌کارگیری روش‌های طبقه‌بندی شی‌مبنا، به بهبود دقت بیش از سه درصدی در مقایسه با روش‌های پیکسل‌مبنا دست یافتند (Wang et al., 2018). این مقدار بهبود کمتر از مقدار بهبود مطالعه حاضر است. البته چن^۲ و همکاران (۲۰۱۷)، با پیشنهاد روشی جدید در طبقه‌بندی نرم تلفیقی، بهبود ۷/۶۴ درصدی دقت نهایی طبقه‌بندی کلاس‌های متفاوت پوشش زمینی را به دست آوردند. این میزان بهبود حدود ۲٪ از میزان بهبود این مطالعه بیشتر است. ژو^۳ و همکاران (۲۰۱۹) نیز، با استفاده هم‌زمان از تصاویر دارای قدرت تفکیک مکانی بالا و داده‌های بازگشتی لایدار، نشان دادند که استفاده از روش‌های قطعه‌بندی مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشن نتایجی بهتر از روش‌های پیکسل‌مبنا دارد (Zhou et al., 2019). در مجموع، می‌توان گفت که نتایج به دست آمده از این تحقیق با سایر تحقیقات هم‌خوانی دارد. البته بیان این نکته الزامی است که قدرت تفکیک مکانی تصاویر، ویژگی‌های به‌کاررفته، استفاده از داده‌های چندمنبعی، تعداد تصاویر مورد استفاده و نیز تعداد کلاس‌های هدف از جمله عوامل تأثیرگذار در میزان بهبود نتایج تحقیقات گوناگون‌اند.

۴- نتیجه‌گیری

نقشه اراضی کشاورزی یکی از پیش‌نیازهای مدیریت و برنامه‌ریزی کارآمد در حوزه صنعت غذایی و کشاورزی محسوب می‌شود. از مزایای این نقشه می‌توان به فراهم‌بودن امکان پایش اراضی در طول دوره کشت و همچنین تسهیل کردن سازوکار طبقه‌بندی محصولات

شایان ذکر است که به سبب تفاوت کامل روند جمع‌آوری داده‌های آموزشی و ارزیابی، امکان سنجش عملکرد روش پالایشی سختگیرانه فراهم آمد که به منظور آماده‌سازی داده‌های آموزشی مطرح شد. بدین ترتیب دقت‌های کاربر به دست آمده در حالت استفاده از شاخص‌های بهینه، در روش RF در دو کلاس زراعی و غیرزراعی، به ترتیب ۹۳/۷۳ و ۸۷/۰۳ است. این مقادیر در روش SVM، به ترتیب ۹۱/۱۶ و ۸۳/۷۵ است. نقشه‌های زراعی به دست آمده در حالت‌های گوناگون مورد بررسی به دقت کلی بیش از ۸۶٪ دست یافته‌اند. مقادیر بالای دقت‌های به دست آمده در روش‌های طبقه‌بندی پیکسل‌مبنا و نیز روش تلفیقی نشان‌دهنده مطلوب‌بودن عملکرد روش مطرح‌شده در دریافت داده‌های آموزشی است. در بررسی دیگری، آموزش طبقه‌بندی‌کننده بار دیگر با داده‌های حاصل از عملیات میدانی و تفاسیر بصری انجام و با حالت آموزش طبقه‌بندی‌کننده با داده‌های به دست آمده از فرایند پالایشی طراحی شده مقایسه شد. همبستگی بالایی نتایج بین دو حالت یادشده و نیز نزدیک‌بودن خط برازش یافته بین نتایج به خط همانی $y = x$ نشان از عملکرد مورد قبول روش مطرح‌شده دارد.

روش تلفیقی مطرح‌شده نیز به خوبی توانسته است، با استفاده از اطلاعات مجاورتی و همسایگی، به افزایش دقت نقشه نهایی منجر شود. تأثیر روش مطرح‌شده دقت کاربر کلاس غیرزراعی را بیشتر از کلاس زراعی افزایش داده است؛ به نحوی که افزایش حدود ۹ درصدی را در کلاس غیرزراعی، به دست داده است. این مقدار افزایش در کلاس زراعی بالای ۵٪ بوده است. دقت کلی نیز با افزایش حدود ۷ درصدی مواجه شده و ضریب کاپا از ۰.۸۱۱ به ۰.۹۲ افزایش پیدا کرده است. در شکل ۹، خروجی نقشه روش تلفیقی نشان داده شده و نقشه زراعی تولیدشده با دو نقشه زراعی مرجع Vito و GFSAD مقایسه شده است. به منظور قضاوت بهتر، تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا نیز آمده است. همان‌گونه که مشخص است، نقشه ارائه‌شده علاوه بر داشتن دقت بالا، تفکیک بین کلاس‌های زراعی و غیرزراعی را به خوبی انجام داده است.

1. Wang
2. Chen
3. Zhou

روش شناسایی ناهنجاری RXD استفاده شد. استفاده از سایر روش‌های توسعه‌داده‌شده در این زمینه نیز می‌تواند، در عملکرد روش طراحی‌شده، نقش مؤثری داشته باشد. کاربرد سایر نقشه‌های مرجع موجود طی فرایند آماده‌سازی داده‌های آموزشی نیز می‌تواند به افزایش قابلیت اطمینان این داده‌ها کمک کند.

۵- منابع

- Achanta, R. & Süsstrunk, S., 2017, **Superpixels and Polygons Using Simple Non-Iterative Clustering**, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- Barnes, E.M., Clarke, T.R., Richards, S.E., Colaizzi, P.D., Haberland, J., Kostrzewski, M., Waller, P., Choi, C., Riley, E., Thompson, T., Lascano, R.J., Li, H., Moran & M.S., 2000, **Coincident Detection of Crop Water Stress, Nitrogen Status and Canopy Density Using Ground Based Multispectral Data**, Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture, Bloomington, MN, USA, Vol. 1619.
- Belgiu, M. & Drăguț, L., 2016, **Random Forest in Remote Sensing: A Review of Applications and Future Directions**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 114, PP. 24-31.
- Blaschke, T., 2010, **Object Based Image Analysis for Remote Sensing**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65(1), PP. 2-16.
- Buchhorn, M., Lesiv, M., Tsendbazar, N.-E., Herold, M., Bertels, L. & Smets, B., 2020, **Copernicus Global Land Cover Layers—Collection 2**, Remote Sensing, 12(6), e1044.
- Carrasco, Luis, A.W., O'Neil, Morton R.D. & Rowland, C.S., 2019, **Evaluating Combinations of Temporally Aggregated Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 for Land Cover Mapping with Google Earth Engine**, Remote Sensing, 11(3), P. 288.

گونگون زراعی اشاره کرد. در این مطالعه، راهکاری به‌منظور تولید نقشه اراضی کشاورزی شهرستان شهرکرد، با استفاده از سری زمانی شاخص‌های مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۲ مطرح شد. راهکار مورد نظر، با استفاده تلفیقی از روش‌های گونگون، در سامانه پردازشی گوگل ارث انجین اجرا شده است. به‌منظور تولید تصاویر بدون ابر از منطقه مطالعاتی، از تکنیک تجمیع زمانی تصاویر بازه‌های زمانی یک‌ماهه، با استفاده از فیلتر میانه استفاده شد. سپس، به‌علت تعدد شاخص‌های توسعه‌یافته، انتخاب شاخص‌های بهینه در دستور کار قرار گرفت. این انتخاب بر مبنای محاسبه میزان تفکیک‌پذیری دو کلاس زراعی و غیرزراعی در سری زمانی منفرد هر شاخص، با استفاده از معیارهای فاصله جفریز و دیورژانس تبدیل‌یافته انجام شد.

به‌منظور تولید نقشه نهایی اراضی کشاورزی، نتایج روش‌های قطعه‌بندی و طبقه‌بندی نظارت‌شده تلفیق شدند. داده‌های آموزشی طبقه‌بندی نظارت‌شده، طی فرایند پالایشی سختگیرانه جدیدی، بدون نیاز به عملیات میدانی و تفاسیر بصری مهیا شدند. عملکرد دو طبقه‌بندی‌کننده RF و SVM در این زمینه به‌کار رفته است که خروجی روش RF، به‌علت دقت بیشتر، به‌منظور ورود به مرحله تلفیق انتخاب شد. در مرحله تلفیق نیز دو کلاس زراعی و غیرزراعی، بر مبنای آرای به‌دست‌آمده از نتایج طبقه‌بندی پیکسل‌مبنا، به هر قطعه تصویری نسبت داده شد. خروجی نهایی روش مطرح‌شده، علاوه بر دقت نهایی بیش از ۹۶٪، از دیگر نقشه‌های مرجع عملکرد بصری بهتری نیز داشته است. همچنین تلفیق نتایج منجر به افزایش بیش از ۵۵ درصدی دقت کلی طبقه‌بندی و افزایش ۳/۲۷ و ۷/۹۷ درصدی دقت کاربر دو کلاس زراعی و غیرزراعی شده است.

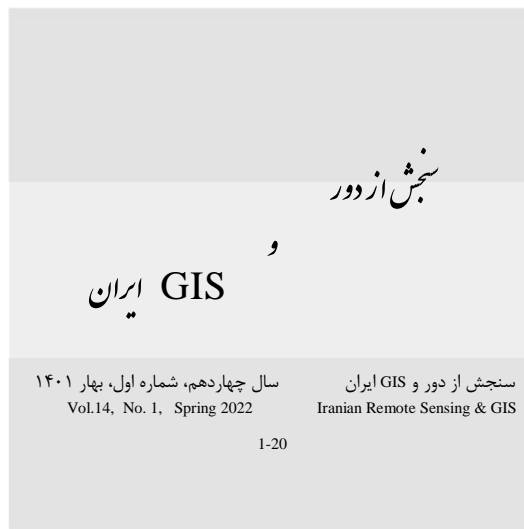
ارزیابی روش پیشنهادی را می‌توان در طرح‌های آتی، در مناطق مطالعاتی وسیع‌تر همچون کشور ایران دنبال کرد. استفاده از سایر منابع داده، مانند تصاویر راداری نیز، می‌تواند افزایش دقت نهایی نقشه تولیدشده را در پی داشته باشد. در فرایند پالایشی طراحی‌شده، از

- Chen, B., Xiao, X., Li, X., Pan, L., Doughty, R., Jinwei Dong, J.M., Qin, Y., Zhao, B., Wu, Z., Sun, R., Lan, G., Xie, G., Clinton, N. & 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, PP. 104-120.
- Csillik, O., Belgiu, M., Asner, G.P. & Kelly, M., 2019, **Object-Based Time-Constrained Dynamic Time Warping Classification of Crops Using Sentinel-2**, Remote Sensing, 11(10).
- Du, Z., Yang, J., Ou, C. & Zhang, T., 2019, **Smallholder Crop Area Mapped with a Semantic Segmentation Deep Learning Method**, Remote Sensing, 11(7), P. 888.
- Farajzadeh, M., Khoorani, A., Bazgeer, S., Zyaeeayan, P., 2013, **Estimation Rainfed Wheat Yield Using Agro Climatic and Remote Sensing Indices in Kurdistan Province, Iran**, Iranian Journal of Remote Sensing & GIS, 5(2), PP. 35-52.
- Gitelson, A.A., Gritz, Y. & Merzlyak., MN., 2003, **Relationships between Leaf Chlorophyll Content and Spectral Reflectance and Algorithms for Non-Destructive Chlorophyll Assessment in Higher Plant Leaves**, Journal of Plant Physiology, 160(3), PP. 271-282.
- Gobron, N., Pinty, B., Verstraete, M.M. & Widlowski, J.-L., 2000, **Advanced Vegetation Indices Optimized for Up-Coming Sensors: Design, Performance, and Applications**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 38(6), PP. 2489-2505.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M. & Ilyushchenko, S., 2017. **Google Earth Engine: Planetary-scale Geospatial Analysis for Everyone**, Remote Sensing of Environment, 202(1), PP. 18-27.
- Hermann, I., Pimstein, A., Karniel, A., Cohen, Y., Alchanatis, V. & Bonfil, D.J., 2011, **LAI Assessment of Wheat and Potato Crops by VENμS and Sentinel-2 Bands**, Remote Sensing of Environment, 115(8), PP. 2141-2151.
- Huabing, H., Chen, Y., Clinton, N., Wang, J., Wang, X.Y., Liu, C.,X., Gong, P., Yang, J., Bai, Y.Q., Zheng, Y.M. & Zhu, Z., 2017, **Mapping Major Land Cover Dynamics in Beijing Using all Landsat Images in Google Earth Engine**, Remote Sensing of Environment, 202, PP. 166-176.
- Huete, A., Didana, K., Miuraa, T., Rodriguez, E.P., Gaoa, X. & Ferreira, L.G., 2002, **Overview of the Radiometric and Biophysical Performance of the MODIS Vegetation Indices**, Remote Sensing of Environment, 83(2002), PP. 195-213 .
- Huete, A.R., 1988, **A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)**, Remote Sensing of Environment, 25(3), PP. 295-309.
- Hunt, E.R., Daughtry, C.S.T., Eitel, J.U.H. & Long, D.S., 2011, **Remote Sensing Leaf Chlorophyll Content Using a Visible Band Index**, Agronomy Journal, 103(4), PP. 1090-1099.
- Jensen, J.R., 1996, **Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective**, Prentice-Hall Inc.
- Kobayashi, N., Tani, H., Wang, X. & Sonobe, R., 2020, **Crop Classification Using Spectral Indices Derived from Sentinel-2A Imagery**, Journal of Information and Telecommunication, 4(1), PP. 67-90.
- Liu, X., Hu, G., Chen, Y., Li, X., Xu, X., Li, S., Pei, F. & Wang, S., 2018, **High-Resolution Multi-Temporal Mapping of Global Urban Land Using Landsat Images Based on the Google Earth Engine Platform**, Remote Sensing of Environment, 209, PP. 227-239.
- Martone, M., Rizzoli, P., González, C., Bueso-Bello, J.-L., Zink, M., Krieger, G. & Moreira, A., 2018, **The Global Forest/Non-Forest Map from TanDEM-X Interferometric SAR Data**, Remote Sensing of Environment, 205, PP. 352-373.

- Matkan, A.A., Ashourloo, D., Salehi, H., 2017, **Classification Performance Improvement of Agricultural Crops in Multitemporal Images Using Textural Information in Ghorveh County**, Iranian Journal of Remote Sensing & GIS, 8(4), PP. 65-78.
- McFeeters, S.K., 1996, **The Use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features**, International Journal of Remote Sensing, 17(7), PP. 1425-1432.
- Mulder, V.L., de Bruin, S., Schaepman, M. & Mayr, T.R., 2011, **The Use of Remote Sensing in Soil and Terrain Mapping—A Review**, Geoderma, 162(1-2), PP. 1-19.
- Nematollahi, H., Ashourloo, D., Alimohammadi, A., Khodabandehloo, E., & Radiom, S., 2018, **Development and application of crop and field condition indices using time-series satellite images of Sentinel-2**, Iranian Journal of Remote Sensing & GIS, 10(3), PP. 105-122.
- Nyaga, J.W., Markert, K.N., Thomas, A.B., Mugo, R.M., Wahome, A.M. & Irwin, D., 2019, **Water Quality Monitoring of In-Land Lakes in East Africa**. AGUFM, 40(1), PP. 1-7.
- Padma, S. & Sanjeevi, S., 2014, **Jeffries Matusita Based Mixed-Measure for Improved Spectral Matching in Hyperspectral Image Analysis**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 32, PP. 138-151.
- Richards, J.A., 1999, **Remote Sensing Digital Image Analysis**, s.l.:Springer.
- Richardson, A.J. & Wiegand, C.L., 1977, **Distinguishing Vegetation from Soil Background Information**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 43(12), PP. 1541-52.
- Teluguntla, P., Thenkabail, P.S., Oliphant, A., Xiong, J., Gumma, M.K., Congalton, R.G., Yadav, K. & Huete, A., 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(October 2018), PP. 325-340.
- Teluguntla, P.G., Thenkabail, P.S., Gumma, M.K., Xiong, J., Giri, C., Milesi, C., Ozdogan, M., Congalton, R., Tilton, J., Tsagaan Sankey, T., Massey, R., Phalke, A. & Yadav, K., 2015, **Global Cropland Area Database (GCAD) Derived from Remote Sensing in Support of Food Security in the Twenty-First Century: Current Achievements and Future Possibilities**, s.l.: Land Resources: Monitoring, Modelling, and Mapping, Remote Sensing Handbook. CRC Press.
- Tucker, C.J., 1978, **Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation**, Remote Sensing of Environment, 8(2), PP. 127-150.
- Wang, D., Wan, B., Qiu, P., Su, Y., Guo, Q., & Wu, X., 2018, **Artificial mangrove species mapping using pléiades-1: An evaluation of pixel-based and object-based classifications with selected machine learning algorithms**, Remote Sensing, 10(2), PP. 294.
- Weiss, M., & Jacob, F. & Duveillerc, G., 2020, **Remote Sensing for Agricultural Applications: A Meta-Review**, Remote Sensing of Environment., 236, P. 111402.
- Wilson, E.H. & Sader, S.A., 2002, **Detection of Forest Harvest Type Using Multiple Dates of Landsat TM Imagery**, Remote Sensing of Environment, 80(3), PP. 385-396.
- Xiong, J., Thenkabai, P.S., Tilton, J.C., Gumma, M.K., Teluguntla, P., Oliphant, A., Congalton, R.G., Yadav, K. & N. Gorelick, 2017b, **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), P. 1065.

- Xiong, J., Thenkabail, P., Gumma, M., Teluguntla, P., Poehnelt, J., Congalton, R., Kamini, Y., Thau, D., 2017a, **Automated Cropland Mapping of Continental Africa Using Google Earth Engine Cloud Computing**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 126, PP. 225-244.
- Zhou, K., Ming, D., Lv, X., Fang, J., & Wang, M. ,2019, **CNN-based land cover classification combining stratified segmentation and fusion of point cloud and very high-spatial resolution remote sensing image data**, Remote Sensing, 11(17), PP. 2065.





Cropland Mapping through Integration of Segmentation and Classification Techniques in Google Earth Engine

Taheri Dehkordi A.R.^{1*}, Valadan Zoej M.J.², Safdarinezhad A.R.³

1. M.Sc. Student in the Dep. of Remote Sensing and Photogrammetry, K.N. Toosi University of Technology
2. Prof. of Dep. of Remote Sensing and Photogrammetry, K.N. Toosi University of Technology
3. Assistant Prof., Dep. of Geodesy and Surveying Engineering, University of Tafresh

Abstract

Map of croplands is one of the information layers required in the efficient management of these lands. Having such maps makes it possible to monitor agricultural fields during the growing season continuously. In this study, a solution to produce map of Shahrekord's agricultural lands in two agricultural and non-agricultural classes is presented using the time series of different extracted indices from Sentinel-2 images. Since the use of large data sources is one of the obstacles to the development of methods based on the time series of satellite images, the Google Earth engine processing platform has been used in this study. The proposed method is based on integrating supervised pixel-based classification results with segmentation results. First, training data of supervised classification is provided in a rigorous refining process without the need of collected data from field surveys or interpretation of high-resolution satellite images. Then, by calculating the separability of the two target classes in the time series of each index, the optimal indices are selected. Finally, by combining the results of segmentation and classification methods based on the votes obtained from the classification results, agricultural or non-agricultural class is assigned to each of the image segments. In addition to incorporating spatial information including edges and spatial proximity, this method has been able to improve the noise and porous results of pixel-based classification and has increased the overall accuracy of the final map from 90.7% to 96.05%. Also, user accuracy of both agricultural and non-agricultural classes show an improvement of 3.27 and 7.97%, respectively.

Keywords: Classification, Segmentation, Integration, Google Earth Engine, Croplands.

* Correspondence Address: No. 1346, ValiAsr Street, Mirdamad Cross, Geomatics Engineering Faculty, K.N. Toosi, University of Technology, Tehran. Post Code: 15433-19967, Tel: 88786212, Fax:88786213
Email: alireza.tahery@email.kntu.ac.ir