

بهبود دقت تفکیک سطوح زیرکشت محصولات کشاورزی با استفاده از ادغام تصاویر چندزمانه راداری و

اپتیک سستینل و الگوریتم‌های یادگیری ماشین
مصطفی کابلی زاده^{۱*}، کاظم رنگزن^۲، خلیل حبشی^۳

۱. استادیار گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران
۲. استادیار گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران
۳. دانشجوی دکتری سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

* پست الکترونیکی مسئول مکاتبات: m.kabolizade@scu.ac.ir

چکیده

برای رسیدن به امنیت آبی و غذایی پایش بهنگام، دقیق و با قابلیت تکرارپذیری سطوح زیرکشت لازم و ضروری است. در این راستا تحقیق حاضر با هدف ارزیابی قابلیت تلفیق تصاویر سستینل ۱ و سستینل ۲ جهت تفکیک سطوح زیرکشت گندم، کلزا، نخلستان‌ها و اراضی کشت تابستانه در منطقه شمال شرق اهواز انجام شد. برای رسیدن به هدف تحقیق، براساس داده‌های در دسترس سه گروه ترکیبات سری زمانی ایجاد شد. گروه اول شامل ترکیب سری زمانی سستینل ۱ و ۲ به همراه شاخص NDVI برای کل دوره موردبررسی، گروه دوم ترکیبات سری زمانی سستینل ۱ و ۲ براساس دوره اوج سبزیگی و گروه سوم ترکیبات از ترکیب تک تصاویر سستینل ۱ و ۲ در دوره اوج سبزیگی ایجاد شدند. سپس با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان اقدام به طبقه‌بندی تصاویر شد و نقشه‌های موضوعی سطوح زیرکشت به این ترتیب تهیه شد. در نهایت صحت نتایج به‌دست‌آمده با استفاده از شاخص‌های صحت کلی و ضریب کاپا ارزیابی شد. براساس نتایج به‌دست‌آمده مشخص شد که ترکیب سری زمانی تصاویر سستینل ۱ و ۲ به همراه شاخص NDVI برای کل دوره موردبررسی (ترکیب شماره ۳) به روش ماشین بردار پشتیبان جهت استخراج سطوح زیرکشت منطقه مورد مطالعه دارای بالاترین دقت کلی و ضریب کاپا بوده که به ترتیب ۹۱/۲۲ درصد و ۰/۸۹ می‌باشد. همچنین نتایج به‌دست‌آمده بیانگر این واقعیت بود که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای ترکیبات سری زمانی بالاترین دقت کلی و ضریب کاپا را دارد و برای روش‌های تک تصویر الگوریتم حداکثر احتمال دارای بالاترین دقت کلی و ضریب کاپا می‌باشد. براساس یافته‌ها نتیجه‌گیری می‌شود که ترکیبات سری زمانی تصاویر سستینل ۱ و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان جهت استخراج سطوح زیرکشت دارای صحت بالایی نسبت به روش تک تصویر هستند و تلفیق قطبش VH سستینل ۱ به سری زمانی سستینل ۲ سبب افزایش صحت به میزان ۵ درصد می‌شود.

واژه‌های کلیدی: سنجش از دور، ادغام تصاویر، طبقه‌بندی محصولات زراعی، تصاویر راداری، استان خوزستان.

:Deleted

:Deleted: سنجش از دور

:Deleted: سنجش از دور

:Deleted: سنجش از دور

Commented [د۱]: زیرنویس شود

:Deleted: به‌هنگام

:Deleted: تکرار پذیری

:Deleted: زیر کشت

:Deleted: زیر کشت

:Deleted: مورد بررسی

:Deleted: زیر کشت

:Deleted: به این ترتیب

:Deleted: بدست آمده

:Deleted: بدست آمده

:Deleted: مورد بررسی

:Deleted: زیر کشت

:Deleted: مورد مطالعه

:Deleted: بترتیب

:Deleted: بدست آمده

:Deleted

:Deleted: زیر کشت

:Deleted: سنجش از دور

مقدمه

با توجه به افزایش جمعیت میزان تقاضای مواد غذایی همواره در حال افزایش است. در این میان کشاورزی نقش کلیدی در توانمندسازی دولت‌ها برای رسیدن به خودکفایی غذایی و حفظ آن دارد (۱). افزایش جمعیت و بلایای طبیعی مانند **خشک‌سالی**، سیل و غیره، بر مناطق کشاورزی تأثیر گذاشته و به **طور مداوم** باعث تغییر الگوی کشت و آمار مربوط به آن شده است (۳). بنابراین **به منظور** برنامه‌ریزی دقیق در زمینه میزان واردات و صادرات محصولات کشاورزی و بروز رسانی اطلاعات، نیاز به پایش و تولید نقشه‌های دقیق تغییرات سطح **زیرکشت** محصولات کشاورزی با کمترین میزان عملیات میدانی است؛ استفاده از فن‌آوری‌های جدید و تصاویر ماهواره‌ای یک روش برای تخمین سطح زیرکشت اراضی کشاورزی محسوب می‌شود که در سال‌های اخیر اهمیت زیادی پیدا نموده است (۲). با استفاده از **سنجش از دور** می‌توان شاخص‌های گیاهی را که برای بررسی یک اکوسیستم، بسیار مهم هستند، تهیه کرد. یکی از کاربردهای مهم **شاخص‌های** گیاهی در مطالعات مربوط به بخش کشاورزی مانند تعیین الگوی کشت و سلامت محصول است. **هنگامی که** مراکز مدیریتی نیازمند اطلاعات پایش محصولات **به صورت** پیوسته و در سطح وسیع باشند، **سنجش از دور** می‌تواند مؤثر واقع شود. فناوری **سنجش از دور** در بررسی تغییرات کاربری اراضی و پوشش زمین **به خوبی** کارایی خود را نشان داده است. در این رابطه امیری و طباطبایی (۲) تحقیقی **به منظور** بررسی **تأثیر** تغییر کاربری اراضی و پوشش زمین بر دمای سطح زمین در منطقه ساحلی بوشهر انجام دادند. این مطالعه به تحلیل رابطه مکانی و زمانی NDVI و LST در اراضی ساحلی بوشهر با استفاده از ۳ مجموعه داده لندست برای سال‌های ۱۹۹۰، ۲۰۰۵ و ۲۰۲۰ پرداخت. **به طور کلی**، نتایج نشان داد که LST در **سال‌های** مطالعه با NDVI رابطه معکوس دارد. جهت تفکیک سطوح **زیرکشت** محققان از الگوریتم‌های طبقه‌بندی و شاخص‌های پوشش گیاهی مختلفی استفاده می‌کنند. **به عنوان مثال** ویرنودکار و همکاران تحقیقی به منظور ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی کننده‌های جنگل تصادفی (Random Forest (RF) و ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine (SVM) جهت تفکیک سطح زیر کشت نیشکر از سایر پوشش‌های زمین با استفاده از تصاویر سری زمانی سنتینل ۲ انجام دادند. در تحقیقی دیگر سری‌زمانی شاخص‌های گیاهی نیز جهت طبقه‌بندی محصولات کشاورزی استفاده شده‌اند؛ امرالله و آلتون (۱) جهت طبقه‌بندی محصولات کشاورزی از سری زمانی شاخص Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) مستخرج از تصاویر لندست ۸ و الگوریتم SVM استفاده کردند.

تصاویر ماهواره‌ای سنتینل ۱ و سنتینل ۲ دارای قدرت تفکیک مکانی (۱۰-۲۰ متر) و قدرت تفکیک زمانی (۵-۱۲ روز) می‌باشند و برای مطالعاتی که به قدرت تفکیک مکانی بالا نیاز باشد مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این راستا شرس‌زا و همکاران (۹) در تحقیقی با هدف توسعه یک روش قابل اعتماد به منظور پایش سطوح غیر قابل نفوذ در مقیاس شهری از تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲ استفاده نمودند. نتایج ارزیابی دقت نشان داد که روش تلفیقی و طبقه‌بندی به روش RF توانسته است دقت کلی را به مقدار ۲/۷ درصد و ضریب کاپا را به مقدار ۵ درصد بهبود ببخشد. تصاویر سری زمانی سنتینل ۱ جهت تفکیک سطوح زیر کشت نیز استفاده شده‌اند، استفاده از این تصاویر در مناطقی که در اکثر مواقع از سال پوشیده از ابر هستند رایج است. آریاس و همکاران (۲) در تحقیقی از سری‌های زمانی سنتینل ۱ با هدف بررسی عملکرد روش طبقه‌بندی نظارت شده جهت طبقه‌بندی محصولات استفاده کردند. براساس نتایج بدست آمده دقت طبقه‌بندی بسته به ویژگی‌های

Commented [۲d]:

۱. عدم اشاره به توجیه و توجیه وجودی مساله و محدودیت‌های موجود در فرآیند تفکیک سطوح زیرکشت محصولات کشاورزی.

۲. عدم ارائه تحلیل کافی در مورد مزیت‌ها و معایب استفاده از تصاویر چندزمانه راداری و اپتیکی سنتینل برای بهبود دقت تفکیک سطوح زیرکشت.

۳. نبود توضیحات کافی در مورد روش‌های یادگیری ماشین که برای ادغام و تحلیل داده‌های راداری و اپتیکی استفاده می‌شوند و چرایی انتخاب هر روش برای این مساله خاص.

Commented [۲d]: متن اصلی

Deleted: خشک‌سالی

Deleted: به طور

Deleted: به منظور

Deleted: زیر کشت

Deleted: سنجش از دور

Deleted: شاخص‌های

Deleted: هنگامی که

Deleted: بصورت

Deleted: سنجش از دور

Deleted: مؤثر

Deleted: سنجش از دور

Deleted: به خوبی

Deleted: به منظور

Deleted: تأثیر

Deleted: به طور کلی

Deleted: سال‌های

Deleted: زیر کشت

Commented [د۴]: شماره رفرنس لازم است

Deleted: به عنوان مثال

متغیرهای ورودی است و بالاترین دقت کلی را برای وقتی که سه نوع ویژگی (VH, VV, VH/VV) استفاده شوند مقداری در حدود ۷۰ درصد گزارش دادند. برخی دیگر از محققان تصاویر سری زمانی سنتینل ۱ و سنتینل ۲ را جهت بهبود دقت تفکیک سطوح زیر کشت استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال تالما و هایلو جهت پایش سطح زیر کشت برنج از سری زمانی بازپراکنش برنج در پلاریزاسیون‌های VH و VV و طبقه‌بندی به روش Classification And Regression Trees (CART) استفاده کردند. در ادامه نقشه‌های حاصل از تصاویر سنتینل ۱ با تصاویر سنتینل ۲ تلفیق شده و از شاخص‌های NDVI و MNDWI جهت بهبود دقت طبقه‌بندی بهره گرفتند. یافته‌ها دقت ارزیابی شده برای تصاویر رادار را ۰/۷۱ نشان داد و تلفیق شاخص‌های NDVI و Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) با تصاویر رادار دقت را به میزان ۰/۰۸ افزایش داده است. در تحقیقی مرسیب و همکاران جهت پیش بینی مراحل فنولوژی گندم و کلزا، از سری زمانی تصاویر سنتینل ۱ و ۲ استفاده کردند. نتایج نشان داد که طبقه‌بندی حاصل از تلفیق دو سنجنده سنتینل ۱ و ۲ دارای صحت بهتری نسبت به نتایج بدست آمده از طبقه‌بندی تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲ بصورت جداگانه می‌باشد.

با توجه به اهمیت منطقه مورد مطالعه از نظر تولید محصولات کشاورزی و لزوم برنامه‌ریزی صحیح برای آن تحقیق حاضر با هدف رسیدن به روشی بهینه به منظور تفکیک سطوح زیر کشت کشاورزی انجام گردید. در این راستا جهت بررسی کارایی ادغام داده‌های رادار و اپتیکی و همچنین بهبود دقت طبقه‌بندی با نگاهی مبتکرانه به داده‌های در دسترس، تحقیق حاضر در اراضی کشاورزی شمال شرق اهواز اقدام شد.

روش تحقیق

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در شمال شرق کلان‌شهر اهواز، مرکز استان خوزستان و در محدوده شهرستان باوی در موقعیت جغرافیایی بین طول ۴۸° ۵۱' تا ۴۸° ۵۷' شرقی و عرض ۳۱° ۲۴' تا ۳۱° ۳۴' شمالی با مساحتی حدود ۱۰۰۰۰ هکتار در بخش جلگه‌ای استان خوزستان و با ارتفاع متوسط ۲۰ متر از سطح آب‌های آزاد واقع شده است (شکل ۱). رودخانه کارون بزرگ‌ترین رودخانه پر آب ایران از کنار منطقه مورد مطالعه عبور می‌کند و آب مورد نیاز جهت فعالیت‌های کشاورزی را تأمین می‌کند. عمده سطح زیر کشت محصولات کشاورزی منطقه در فصل زمستان گندم و کلزا بوده و به صورت محدود باقله، سبزیجات و یونجه نیز کشت می‌شود. کشت صیفی جات نیز بیشتر به بامیه محدود است. همچنین به دلیل گذشتن رودخانه کارون از شهرستان باوی، این شهرستان دارای نخیلات متعددی در امتداد رودخانه می‌باشد.

Commented [۵]: همکاران (۴)

شماره رفرنس را برای منابع در متن قید نمایید!

Commented [۱۶]:

۱. عدم ارائه جزئیات کافی در مورد پیش‌پردازش‌های انجام شده بر روی تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲، از جمله توضیحات در مورد کالیبراسیون سیگما صفر، فیلتر اسپکل، تصحیح اثر ناهمواری زمین و تبدیل به واحد dB برای تصاویر سنتینل ۱ و تصحیحات اتمسفری رادیومتریک بر روی تصاویر سنتینل ۲.

۲. عدم ارائه توضیحات کافی در مورد استفاده از شاخص NDVI (شاخص اختلاف نرمال شده پوشش گیاهی) و روش محاسبه آن برای بازسازی پوشش گیاهی در تصاویر سنتینل.

۳. عدم بیان جزئیات در مورد روش ادغام تصاویر رادار و اپتیکی به همراه شاخص NDVI و توضیحات در مورد فرآیند ایجاد تصاویر سری زمانی و گروه‌بندی آنها براساس دوره فنولوژی محصولات کشاورزی.

۴. عدم اشاره به معیارهای انتخاب نمونه‌های آموزشی و صحت سنجی برای استفاده در الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مانند روش‌های نمونه‌برداری و ارزیابی عملکرد مدل.

Deleted: مورد مطالعه

Deleted: کلانشهر

Deleted: طول

Deleted: عرض

Deleted: بزرگترین

Deleted: مورد مطالعه

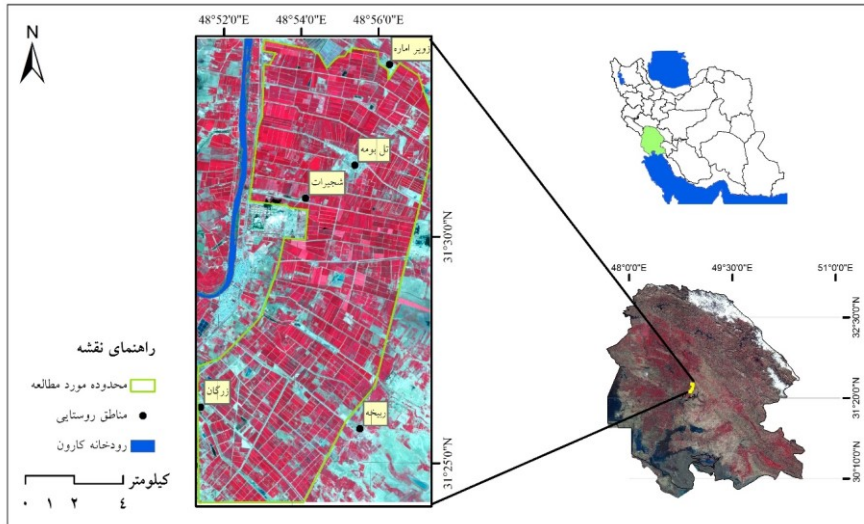
Deleted: مورد نیاز

Deleted: تأمین

Deleted: زیر کشت

Deleted: بصورت

Deleted: صیفی جات



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در کشور و استان خوزستان
 Fig. 1. Location of the study area in Iran and Khuzestan province

Deleted: مورد مطالعه

روش کار

در تحقیق حاضر، پس از تعیین بازه زمانی برداشت تصاویر سستینل ۱ و سستینل ۲ براساس دوره فنولوژی، اقدام به اعمال پیش پردازش های لازم بر روی تصاویر شد. در مرحله بعد داده ها براساس دوره فنولوژی به سه گروه شامل سری زمانی کل دوره مورد بررسی، سری زمانی دوره اوج سبزیگی و تک تصویر دوره اوج سبزیگی تقسیم شدند. در ادامه نمونه های آموزشی و صحت سنجی جمع آوری شد و با استفاده از نمونه های آموزشی طبقه بندی و تفکیک سطوح زیر کشت با استفاده از دو الگوریتم ML و الگوریتم SVM انجام شد. در نهایت با تشکیل ماتریس خطا اقدام به ارزیابی دقت و صحت نتایج به دست آمده شد. نمودار جریان روش کار در شکل ۲ آورده شده است.

Deleted: پیش پردازش های

Deleted: فنولوژی

Deleted: مورد بررسی

Deleted: [V5] Commented: در داخل پرانتز اسامی آنها درج شود
 اکثراً

در ضمن ML مخفف Machine learning است

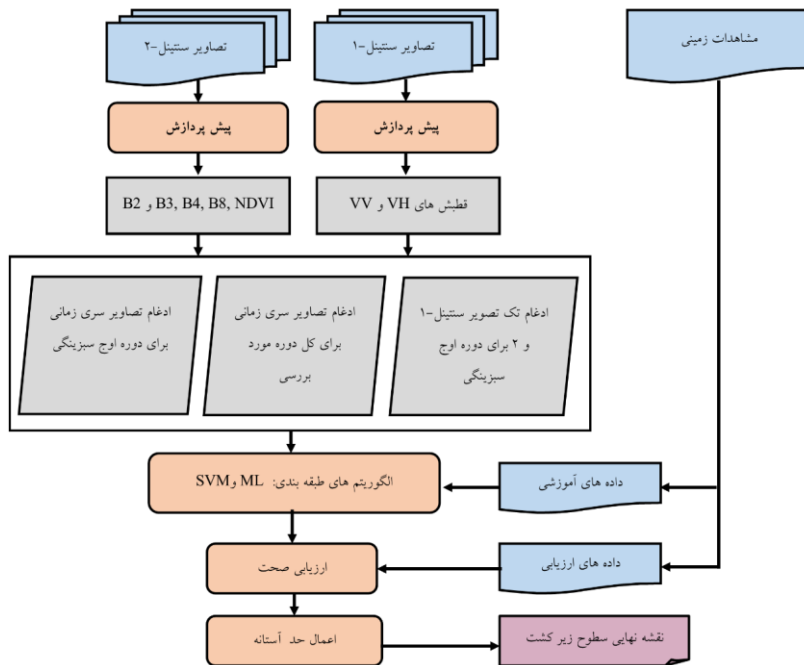
Deleted: جمع آوری

Deleted: زیر کشت

Deleted: [A5] Commented: بیان جمله اصلاح شود

Deleted: در نهایت

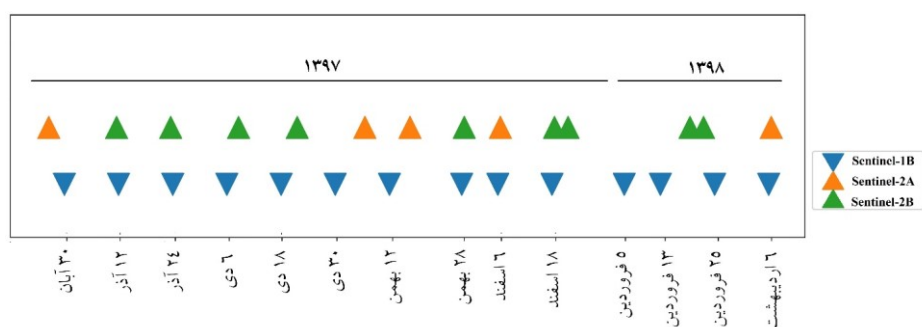
Deleted: بدست آمده



شکل ۲. فلوچارت روش انجام تحقیق
Fig2. Flowchart of research method

داده های مورد استفاده
تصاویر به کار رفته در تحقیق حاضر شامل تصاویر راداری ماهواره سنتینل ۱ و تصاویر اپتیکی ماهواره سنتینل ۲ مربوط به سال زراعی ۱۳۹۸-۱۳۹۷ می باشند. پروژه سنتینل-۱ در واقع مجموعه مشاهدات راداری ماهواره ای است که با همکاری اتحادیه اروپا و آژانس فضایی اروپا صورت می گیرد و در حال حاضر شامل دو سکو به نام های Sentinel-1A و Sentinel-1B می باشد. سکوی A در تاریخ ۳ آوریل ۲۰۱۴ و سکوی B نیز در تاریخ ۲۵ آوریل ۲۰۱۶ به فضا پرتاب شد. ماهواره سنتینل ۱ تجهیزات یک سنجنده Synthetic Aperture Radar (SAR) با مرکز فرکانس ۵/۴۰۵ که در باند C قرار دارد را حمل می کند. این ماهواره قادر است هر ۱۲ روز یکبار از کل کره زمین تصویربرداری کند؛ بنابراین در صورت استفاده از هر دو سکوی سنتینل ۱ توان تفکیک زمانی و یا به عبارتی بازدید به ۶ روز خواهد رسید. سنجنده سنتینل ۱ در چهار حالت (Stripmap (SM, Interferometric Wide Swath (IW, Extra Wideswath (EW) و Wave Mode (WM) تصویربرداری می کند. حالت IW اصلی ترین نوع تصویربرداری سنتینل ۱ با اهداف تداخل سنجی راداری می باشد. پهنای نوار تصویربرداری در این حالت ۲۵۰ کیلومتر و توان تفکیک مکانی در این نوع از تصویربرداری ۵ متر در امتداد آزیموت و ۲۰ متر در امتداد رنج می باشد (۷). با توجه به اینکه هدف مورد نظر در تحقیق حاضر تفکیک محصولات کشاورزی است بنابراین از حالت تصویربرداری IW و فرمت تصویربرداری (GRD) سطح یک استفاده شد. تصاویر سنتینل ۱ که در تحقیق حاضر استفاده شدند از سایت آژانس فضایی اروپا به نشانی <https://scihub.copernicus.eu> دانلود شدند (شکل ۳).

ماهواره سنتینل ۲ سری دوم ماهواره‌های سنتینل آژانس فضایی اروپا است که همانند سنتینل ۱ نیز دارای دو سکو به نام‌های Sentinel-2A و Sentinel-2B می‌باشد. سکوی A در تاریخ ۲۳ ژوئیه ۲۰۱۵ و سکوی B نیز در تاریخ ۷ مارس ۲۰۱۷ از پایگاه فضایی آژانس فضایی اروپا به فضا پرتاب شد. مدار این ماهواره خورشید آهنگ و قطبی بوده و در ارتفاع ۷۸۶ کیلومتر قرار گرفته است. مدت زمان تکرار تصویربرداری برای هر دو سکوی این ماهواره به ۵ روز می‌رسد. ماهواره سنتینل ۲ دارای سنجنده Multi Spectral Imager (MSI) بوده و تصویربرداری را در پهنای ۲۹۰ کیلومتر در ۱۳ باند طیفی با قدرت تفکیک مکانی ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر انجام می‌دهد (۸). تصاویر سنتینل ۲ که در تحقیق حاضر استفاده شدند از نوع Level-1C بوده که از سایت آژانس فضایی اروپا به نشانی <https://scihub.copernicus.eu> دانلود شدند (شکل ۳).



شکل ۳. تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲ به کار رفته در تحقیق حاضر
Fig.3. Sentinel-1 and Sentinel-2 images used in the current study

پیش پردازش تصاویر

هدف از پیش پردازش تصاویر راداری از لحاظ رادیومتری، در واقع تبدیل ارزش پیکسل تصویر خام به مقدار بازپراکنش زمینی آن پیکسل است. تصاویر سنتینل ۱ دریافت شده در حالت IW بوده، و برای استخراج ضریب بازپراکنش نیازمند اعمال پردازش‌هایی همچون کالیبراسیون سیگما صفر، فیلتر اسپکل، تصحیح اثر ناهمواری زمین و تبدیل به واحد dB می‌باشند (۷). تصاویر سنتینل ۲ در حالت LIC از نظر هندسی اصلاح شده‌اند اما به علت اینکه رفلکتانس آنها در حالت بالای اتمسفر است، باید تصحیحات اتمسفری رادیومتریکی روی آنها اعمال شود تا بصورت رفلکتانس زمینی تغییر حالت داده شوند. برای رسیدن به این هدف از پردازشگر SEN2COR استفاده شد؛ این پردازشگر تصحیح اتمسفری را با استفاده از مجموعه‌ای از جداول LUTs تولید شده از طریق مدل انتقال تابش LibRadtran و بر مبنای روش ATCOR اجرا می‌کند (۸). پیش پردازش تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در محیط نرم افزار SNAP انجام شد.

بررسی فنولوژی

در تحقیق حاضر برای تعیین بازه زمانی مناسب، اقدام به بررسی دوره فنولوژی محصولات زراعی و جمع‌آوری اطلاعاتی همچون زمان شخم و بذر پاشی، سبز شدن، دوره رشد، دوره اوج سبزیگی، زرد شدن و در نهایت برداشت محصول شد. لازم به ذکر است که اراضی کشت تابستانه در اوایل فصل از ماه آبان تا نیمه اول اسفند غالباً به کشت گندم و جو اختصاص داده می‌شوند و پس از رسیدن

به مرحله‌ای از رشد، توسط دام چرا شده و سپس کود به زمین داده می‌شود تا مجدد پوشش سبز رشد کند و سپس مجدداً مورد چرا قرار گیرد و در نهایت از نیمه دوم اسفند و اوایل فروردین جهت آماده سازی زمین برای کشت تابستانه شخم زده می‌شوند. در این میان از بررسی فنولوژی نخلستان‌ها به دلیل دائمی بودن صرف نظر شد (شکل ۴).

مرحله	آبان	آذر - اوایل دی	دی تا بهمن	اسفند تا فروردین	اوایل اردیبهشت	اواخر اردیبهشت
گندم	—	—	—	—	—	—
صیفی جات	—	—	—	—	—	—
کلزا	—	—	—	—	—	—
برداشت	بذر کاری - سبز شدن	رشد رویشی	اوج سبزیگی	زرد شدن	برداشت	برداشت

شکل ۴. مراحل دوره فنولوژی گندم، کلزا و صیفی جات

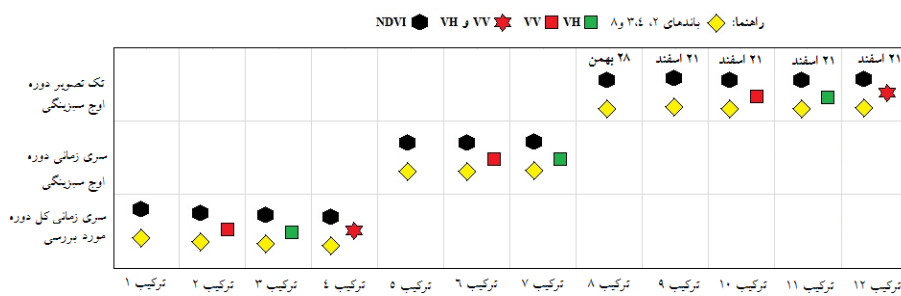
Fig. 4. Phenological stages of Wheat, Canola and Summer product

ایجاد تصاویر سری زمانی

پس از بررسی فنولوژی، بازه زمانی تحقیق از تاریخ ۱۸ آبان ۱۳۹۷ تا ۶ اردیبهشت ۱۳۹۸ تعیین شد. برای رسیدن به هدف تحقیق پس از پیش پردازش تصاویر سنتینل ۲، تنها از باندهای ده متری شامل باند ۲ (آبی) در محدوده ۴۹۰ نانومتر، باند ۳ (سبز) در محدوده ۵۶۰ نانومتر، باند ۴ (قرمز) در محدوده ۶۶۵ نانومتر و باند ۸ (مادون قرمز) در محدوده ۸۴۲ نانومتر جهت تشکیل ترکیبات تصاویر استفاده شد. در مرحله بعد جهت بارز سازی پوشش گیاهی، شاخص اختلاف نرمال شده پوشش گیاهی بر اساس رابطه ۱ محاسبه شد. پس از این مرحله، هر تصویر سنتینل ۲ به همراه شاخص NDVI مستخرج از آن با قطبش‌های VH و VV تصویر سنتینل ۱ دارای کمترین اختلاف زمانی ادغام شد. بر اساس داده‌های در دسترس سه گروه ترکیبات تصاویر ایجاد شد (شکل ۵). گروه اول شامل ترکیب تصاویر سری زمانی سنتینل ۱ و ۲ به همراه شاخص NDVI برای کل بازه تحقیق می‌باشد؛ ترکیبات شماره ۱ تا ۴ بر این اساس ایجاد شدند، گروه دوم ترکیبات تصاویر سری زمانی سنتینل ۱ و ۲ بر اساس دوره اوج سبزیگی می‌باشند. مرحله اوج سبزیگی منطقه مورد مطالعه برای تصاویر سنتینل ۲ از تاریخ ۱۶ بهمن ۱۳۹۷ تا ۲۱ اسفند ۱۳۹۷ و برای تصاویر سنتینل ۱ از تاریخ ۱۲ بهمن تا ۵ فروردین ۱۳۹۸ در نظر گرفته شد. بر این اساس ترکیبات سری زمانی شماره ۵ تا ۱۷ ایجاد شد. گروه سوم ترکیبات از ترکیب تک تصاویر سنتینل ۱ و ۲ ایجاد شدند؛ در این بخش به منظور بررسی اثر تلفیق تصویر راداری سنتینل ۱ بر روی صحت نقشه‌های خروجی به تک تصویر سنتینل ۲ از ترکیبات شماره ۸ تا ۱۲ استفاده شد.

$$NDVI = \frac{NIR-RED}{NIR+RED} \quad [۸]$$

در این رابطه RED مقدار بازتاب در محدوده بانده قرمز (بانده ۴ سستینل ۲) و NIR مقدار بازتاب در بانده مادون قرمز نزدیک (بانده ۸ سستینل ۲) است. مقدار این شاخص بین -۱ و +۱ تغییر می‌کند و برای پوشش گیاهی متراکم به سمت +۱ میل می‌کند و برای آب، ابرها و برف مقدار آن منفی است.



شکل ۵. ترکیبات تصاویر به کار رفته در تحقیق حاضر
Fig.5. Integration images used in the current study

طبقه بندی تصاویر

پس از تعیین ترکیبات سری زمانی نوبت به ایجاد نقشه‌های موضوعی سطوح زیر کشت می‌رسد؛ به این منظور، اقدام به جمع‌آوری نمونه‌های تعلیمی از سطح مزارع گندم و کلزا، نخلستان‌ها و اراضی کشت تابستانه از سه منبع بازدید میدانی و برداشت مختصات UTM و برداشت نمونه‌های تعلیمی بصورت مستقیم از روی تصاویر سستینل ۲ شد. پس از مشخص شدن نمونه‌های آموزشی تعدادی از آن‌ها جهت بررسی صحت طبقه‌بندی و بقیه آن‌ها جهت طبقه‌بندی نظارت شده به‌کار برده شدند (جدول ۱). الگوریتم‌های به کار رفته در تحقیق حاضر دو مورد از پرکاربردترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حوزه تصاویر سنجنش از راه دور شامل روش‌های حداکثر احتمال (ML) Maximum Likelihood و SVM می‌باشند.

جدول ۱. تعداد نمونه‌های آموزشی و نمونه‌های تست به کار رفته در تحقیق حاضر

Table.1. Count of train and test data used in the current study

طبقه	تعداد نمونه‌های آموزشی	تعداد نمونه‌های تست
گندم	۶۴۵	۲۲۰
کلزا	۶۵۳	۲۳۸
صیفی جات	۶۰۰	۱۹۴
نخلستان	۱۶۹	۶۰

روش حداکثر احتمال

روش حداکثر احتمال یکی از کاراترین روش‌های طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای می‌باشد که بر اساس تئوری احتمالات طرح‌ریزی شده است. روش یادشده نیز همانند سایر روش‌ها از یک سری توابع تفکیک تشکیل شده است که بر اساس آن‌ها اقدام به تعیین سطوح تصمیم‌گیری بین کلاس‌ها می‌شود.

روش ماشین بردار پشتیبان

روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM)، از جمله روش های طبقه بندی نظارت شده است که کاربرد زیادی در طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور دارد؛ این روش توسط واپنیک در سال ۱۹۹۵ معرفی شد (۴). در این روش از انواع توابع خطی و غیر خطی برای جداسازی طبقات از یکدیگر استفاده می‌شود و توابع جداساز در فضای ویژگی نمونه‌های طبقات را از یکدیگر تفکیک میکنند به شکلی که بیشترین تفکیک پذیری میان آن طبقات ایجاد شود. این روش در طی فرایند بهینه سازی، ابر صفحه جدا کننده میان نمونه ها را برآورد می‌کند.

صحت سنجی

در تحقیق حاضر پس از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از نمونه‌های تعلیمی که در روند طبقه‌بندی دخالت داده نشده‌اند (جدول ۱)، اقدام به ارزیابی صحت تصاویر طبقه‌بندی شده گردید. در نهایت با تشکیل ماتریس خطا، ضرایب صحت کلی (OA) Overall Accuracy و ضریب کاپا ارزیابی شدند. صحت کلی از جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا بر تعداد پیکسل‌ها طبق رابطه ۲ محاسبه شد.

$$OA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{ii} \quad [2]$$

در این رابطه OA صحت کلی، N تعداد پیکسل‌های آزمایشی، $\sum P_{ii}$ جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا می‌باشد.

شاخص کاپا پیکسل‌های نادرست طبقه‌بندی شده را مدنظر قرار می‌دهد و صحت طبقه‌بندی را نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی محاسبه می‌کند. شاخص کاپا براساس رابطه ۳ محاسبه شد.

$$Kappa = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} \times 100 \quad [3]$$

در این رابطه P_0 درستی مشاهده شده، P_c توافق مورد انتظار می‌باشد.

نتایج

بررسی سری‌های زمانی باندهای سنتینل ۲، شاخص NDVI و قطبش‌های سنتینل ۱

جهت بررسی رابطه بین کشت‌های رایج منطقه شامل گندم، کلزا، نخلستان‌ها و اراضی کشت تابستانه از روش سری زمانی تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در بازه زمانی ۱۸ آبان ۱۳۹۷ تا ۶ اردیبهشت ۱۳۹۸ استفاده شد. نتایج بدست آمده از سری زمانی باند ۲ برای سطوح زیر کشت نشان می‌دهد که در بازه زمانی بین ۲۶ آبان تا ۲۱ اسفند ۱۳۹۷ گندم به راحتی از سایر محصولات قابل تفکیک است؛ اما سایر محصولات بایکدیگر تداخل دارند و قابل تفکیک نیستند (شکل ۶ الف). سری زمانی باند ۳ الگویی مشابه با سری زمانی باند ۲ دارد با این تفاوت که در این سری زمانی در تاریخ ۸ دی، ۲۱ دی و ۱۶ بهمن سطوح زیر کشت تا حدودی قابل تفکیک هستند (شکل ۶ ب).

نمودار سری زمانی باند ۴ بیانگر قابل تفکیک بودن گندم از سایر کشت‌ها می‌باشد اما سه نوع کشت دیگر همچنان دارای تداخل در رفتار طیفی می‌باشند و تنها در تاریخ ۲۱ دی، ۱۶ بهمن و ۱۸ اسفند تا حدودی از یکدیگر قابلیت تمایز دارند (شکل ۶ پ). در نمودار

Commented [۹۵]:

۱. کافی نبودن توضیحات: در برخی اجزای مقاله، توضیحات به مقدار کافی ارائه نشده است که ممکن است باعث عدم درک کامل از روش‌ها و نتایج گردد.

۲. ناهماهنگی در گزارش نتایج: گاهی اوقات نتایج مطرح شده در متن با گزارش‌های جداگانه مانند جدول‌ها و شکل‌ها همخوانی ندارد که می‌تواند منجر به سردرگمی خواننده شود.

۳. نبودن ارجاعات کافی: برخی از موارد گفته شده بر اساس یافته‌های دیگران بدون ارجاع مناسب به منابع ارائه شده است که ممکن است تاثیر معتبری بر دقت و اعتبار مقاله داشته باشد.

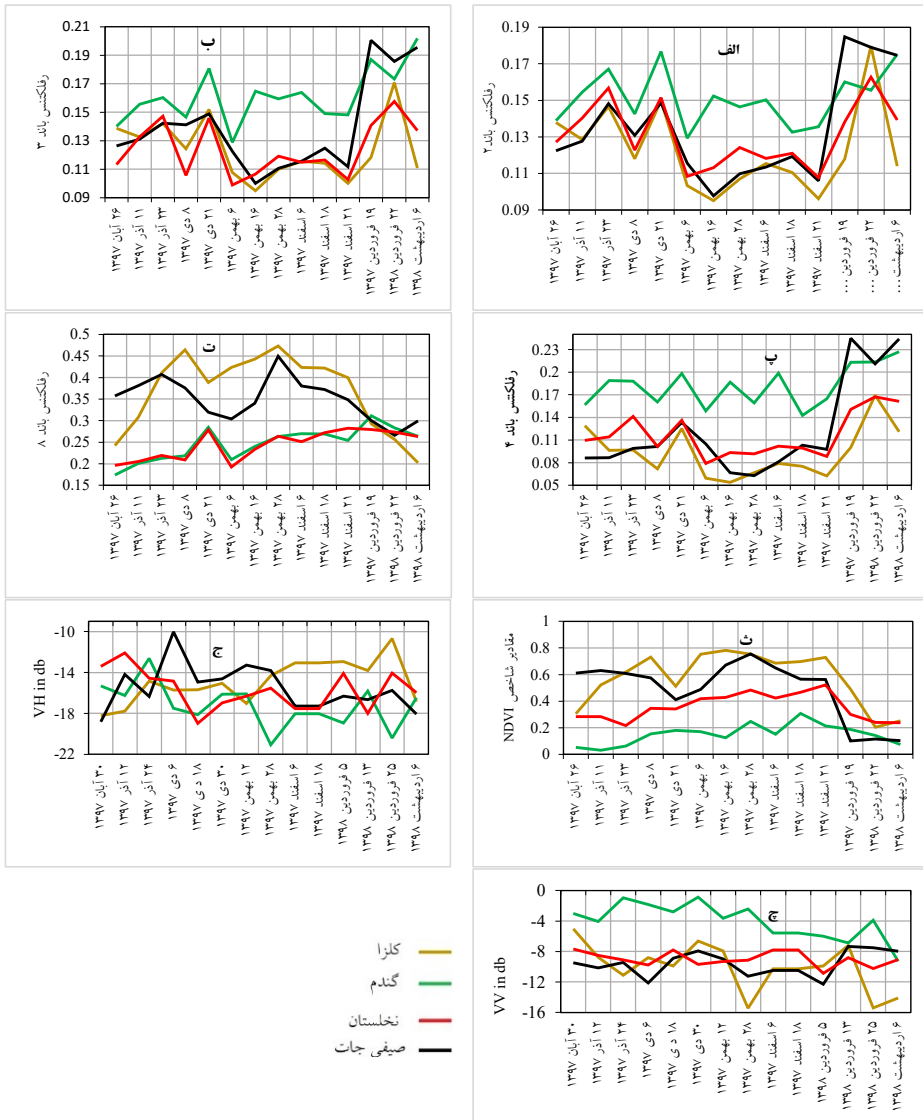
۴. عدم بررسی امکانات موجود: این مقاله ممکن است امکانات و فناوری‌های موجود در زمینه تصاویر ماهواره‌ای و الگوریتم‌های یادگیری ماشین را به‌طور کامل مورد بررسی قرار ندهد که می‌تواند از نظر کاربردیتر بودن روش‌های پیشنهادی مقاله را مورد سوال قرار دهد.

۵. عدم مقایسه با روش‌های دیگر: در برخی موارد، مقاله به صورت کامل با روش‌ها و رویکردهای دیگری که در این زمینه وجود دارند مقایسه نشده است که ممکن است منجر به انحراف در نتایج و نظرات ارائه شده شود.

با توجه به موارد فوق، می‌توان گفت که مقاله ارائه شده ممکن است نیاز به بهبود و کامل‌تر شدن در برخی ابعاد داشته باشد تا به صورت کامل و قابل قبولی نتایج تحقیقات را ارائه دهد.

Deleted: و بحث

سری زمانی باند ۸ کلزا از اراضی کشت تابستانه، گندم و نخلستان‌ها براهتی قابل تمایز می‌باشد اما رفتار طیفی گندم و نخلستان‌ها تا حدود زیادی منطبق بر یکدیگر بوده و قابل تمایز نمی‌باشند و تنها در تاریخ ۲۱ اسفند هر چهار نوع سطح زیر کشت تا حدودی قابلیت تمایز دارند (شکل ۶ ت). نمودار سری زمانی شاخص NDVI نشان می‌دهد که گندم در ابتدای دوره مورد بررسی دارای مقدار سبزی‌نگی خیلی کمی می‌باشد که دلیل آن می‌تواند مربوط به تاریخ کشت باشد؛ گندم معمولاً از اواخر آبان کشت می‌شود و تا دی کشت آن ادامه دارد. کلزا نیز کشت آن از اوایل آبان آغاز شده و تا اواخر آبان ادامه دارد. اراضی کشت تابستانه که در ابتدای فصل به کشت گندم و جو اختصاص داده می‌شوند کشت آن‌ها نیز در آبان انجام می‌شود. بنابراین براساس اختلاف سبزی‌نگی که در اثر تاریخ کشت بوجود می‌آید می‌توان محصولات مختلف را با استفاده از شاخص NDVI تفکیک کرد. اراضی کشت تابستانه که در ابتدای فصل به کشت گندم و جو اختصاص داده شده بودند در اواخر اسفند جهت آماده سازی زمین برای کشت تابستانه شخم زده می‌شوند که دلیل افت شدید سبزی‌نگی این نوع کشت در تاریخ ۱۹ فروردین این مطلب می‌باشد. کلزا نیز زودتر از گندم به مرحله رسیدگی کامل می‌رسد که این نکته نیز با توجه به نمودار سری زمانی قابل استنباط است. در این میان گندم با تاخیر به مرحله زردشدگی می‌رسد که این نکته نیز با توجه به شکل قابل فهم است (شکل ۶ ث). نمودار سری زمانی قطبش VH نشان می‌دهد که هر چهار نوع سطح در بیشتر تاریخ‌های برداشت تصاویر قابل تمایز و تفکیک از همدیگر می‌باشند (۶ ج). نمودار سری زمانی قطبش VV نشان می‌دهد که گندم دارای بازپراکنش متفاوتی نسبت به سایر سطوح زیر کشت می‌باشد با این حال در تاریخ‌های خاصی هر چهار نوع سطح زیر کشت در این قطبش قابل تفکیک از یکدیگر می‌باشند (شکل ۶ چ).



شکل ۶. نمودار سری زمانی برای الف) باند ۲، ب) باند ۳، پ) باند ۴، ت) باند ۸ (شاخص NDVI، ج) قطبش VH و چ) قطبش

Figure 6. Time series for A: B2, B: B3, C: B4, D: B8, E: NDVI, F: VH and J: VV

صحت سنجی

نتایج حاصل از صحت سنجی شامل صحت کلی و ضریب کاپا برای ۱۲ ترکیب تصاویر و دو الگوریتم بکار رفته در تحقیق حاضر در جدول ۲ آورده شده است. نتایج بدست آمده از ترکیب سری زمانی تصاویر سنتینل ۲، سری زمانی شاخص NDVI و سری زمانی قطبش VH سنتینل ۱ با الگوریتم SVM (ترکیب شماره ۳) از میان سایر ترکیبات با مقدار دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۹۱/۲۲ درصد و ۰/۸۹ دارای بالاترین مقادیر بود.

جهت بررسی اثر تلفیق تصاویر سنتینل ۱ و ۲ بر روی مقادیر دقت کلی و ضریب کاپا از ترکیبات ۹ تا ۱۲ استفاده شد. در ترکیب شماره ۹ طبقه‌بندی تنها بر روی تصویر سنتینل ۲ و شاخص NDVI با دو الگوریتم SVM و ML انجام شد و از بین این الگوریتم‌ها، الگوریتم ML با دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۷۸/۶۴ درصد و ۰/۷۵ دارای بیشترین مقادیر بود، در ترکیب شماره ۱۰ طبقه‌بندی بر روی تصویر سنتینل ۲، شاخص NDVI و قطبش VV سنتینل ۱ با دو الگوریتم انجام شد و دقت کلی و ضریب کاپا برای الگوریتم ML به ترتیب برابر با ۷۹/۶۳ درصد و ۰/۷۶ برآورد شد، در ترکیب شماره ۱۱ از تصویر سنتینل ۲، شاخص NDVI و قطبش VH استفاده شد و دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۸۰/۲۹ درصد و ۰/۷۷ از بین سایر الگوریتم‌ها برای الگوریتم ML دارای بیشترین مقدار بود. در ترکیب ۱۲ از ترکیب تصویر سنتینل ۲، شاخص NDVI، قطبش VV و VH سنتینل ۱ استفاده شد و دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۷۷/۸۱ درصد و ۰/۷۴ برای الگوریتم ML بدست آمد.

بر اساس یافته‌های حاصل از طبقه‌بندی به روش تک تصویر مشاهده می‌شود که قطبش VV سبب بهبود ضریب کاپا به میزان یک درصد (از مقدار ۷۵/۷۵ در ترکیب شماره ۹ به مقدار ۰/۷۶ در ترکیب شماره ۱۰)، قطبش VH سبب بهبود ضریب کاپا به میزان ۲ درصد (مقدار ۰/۷۷ در ترکیب ۱۱) و استفاده از قطبش‌های VV و VH در کنار تک تصویر سنتینل ۲ و شاخص NDVI سبب بهبود ضریب کاپا به میزان سه درصد شده است (مقدار ۰/۷۸ در ترکیب شماره ۱۲).

روش سری زمانی نیز دارای صحت بیشتری نسبت به روش طبقه‌بندی تک تصویر می‌باشد بطوری که ضریب کاپا در ترکیب تک تصویر شماره ۹ از مقدار ۰/۷۵ به مقدار ۰/۸۴ در ترکیب سری زمانی شماره ۱ رسیده است. همچنین تلفیق سری زمانی قطبش VH سنتینل ۱ با سری زمانی سنتینل ۲ سبب افزایش صحت طبقه‌بندی در حدود ۵ درصد شده است (از ضریب کاپا برابر با ۰/۸۴ در ترکیب شماره ۱ به مقدار ۰/۸۹ در ترکیب شماره ۳). انتخاب الگوریتم طبقه‌بندی نیز بسیار مهم است؛ بر اساس نتایج بدست آمده الگوریتم SVM برای سری زمانی بهترین صحت را نشان داده است در حالی که برای طبقه‌بندی تک تصویر الگوریتم ML نتایج بهتری ارائه داده است.

طبقه‌بندی حاصل از تلفیق دو سنجنده سنتینل ۱ و ۲ دارای صحت بهتری نسبت به نتایج بدست آمده از طبقه‌بندی تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲ بصورت جداگانه می‌باشند. همچنین استفاده از تصاویر سری زمانی قابلیت بالایی در تفکیک محصولات کشاورزی دارند و آمار حاصل از این روش‌ها با آمار زمینی توافق بالایی دارد. در این میان پلاریزاسیون VH سنتینل ۱ نیز دارای سهم پوشش گیاهی فوی می‌باشد و به خوبی با شاخص NDVI قابلیت تلفیق دارد. (۵). محققان دیگری نیز تصاویر ماهواره‌ای مختلف را به منظور دستیابی به دقت و صحت بیشتر تلفیق کرده اند (۳).

جدول ۲. ضریب کاپا و دقت کلی برای نقشه‌های سطوح زیر کشت

Table.3. Kappa coefficient and Overall Accuracy for produced map

SVM		ML		ترکیب باندی
Kapa	OA	Kapa	OA	
۰/۸۴	۸۶/۴۲	۰/۷۳	۷۶/۹۸	۱
۰/۸۸	۹۰/۳۹	۰/۸۳	۸۶/۱۲	۲
۰/۸۹	۹۱/۲۲	۰/۸۵	۸۷/۲۵	۳
۰/۸۸	۹۰/۳۹	۰/۸۳	۸۶/۲۵	۴
۰/۷۹	۸۲/۲۸	۰/۷۸	۸۱/۱۲	۵
۰/۸۱	۸۴/۱	۰/۷۷	۸۰/۹۶	۶
۰/۸۱	۸۴/۱	۰/۷۸	۸۱/۲۹	۷
۰/۶۸	۷۳/۵	۰/۸	۸۳/۶	۸
۰/۶۹	۷۳/۵	۰/۷۵	۷۸/۶۴	۹
۰/۷۲	۷۵/۹۹	۰/۷۶	۷۹/۶۳	۱۰
۰/۷۲	۷۶/۸۲	۰/۷۷	۸۰/۲۹	۱۱
۰/۷۲	۷۶/۸۲	۰/۷۸	۸۱/۶۲	۱۲

طبقه‌بندی و برآورد سطح زیر کشت

در تحقیق حاضر انتخاب بازه تحقیق و جمع‌آوری تصاویر در سه گروه براساس مراحل فنولوژیک انجام شد. انتخاب تصاویر و انجام تحقیق براساس دوره فنولوژی دارای اهمیت زیادی است و مطالعات زیادی با هدف تعیین مراحل فنولوژیک گیاهان انجام شده است. بر این اساس در مجموع ۲۴ نقشه سطح زیر کشت تولید شد که به دلیل زیاد بودن نتایج تنها نقشه‌های دارای بیشترین دقت کلی و ضریب کاپا جهت ارائه انتخاب شدند (شکل ۷). براساس یافته‌ها نقشه حاصل از ترکیب شماره ۱ با الگوریتم SVM با دقت کلی و ضریب کاپای بترتیب برابر با ۸۶/۴۲ درصد و ۰/۸۴ و نقشه حاصل از ترکیب شماره ۳ با الگوریتم SVM با دقت کلی و ضریب کاپا بترتیب برابر با ۹۱/۲۲ درصد و ۰/۸۹ از بین گروه اول ترکیبات سری زمانی بالاترین مقادیر دقت کلی و ضریب کاپا را نشان دادند (بترتیب شکل‌های ۷ الف و ۷ ب). از بین ترکیبات گروه دوم که براساس دوره اوج سبزی‌نگی می‌باشند نقشه حاصل از ترکیب شماره ۷ با الگوریتم SVM دارای بالاترین دقت کلی و ضریب کاپا بترتیب برابر با ۸۴/۱ درصد و ۰/۸۱ می‌باشد (شکل ۷ پ). از بین گروه سوم ترکیبات که مبتنی بر تک تصویر هستند نقشه حاصل از طبقه‌بندی تصویر سنتینل ۲ به همراه شاخص NDVI مستخرج از آن مربوط به تاریخ ۲۸ بهمن ۱۳۹۷ (ترکیب شماره ۸) با الگوریتم ML از بین تک تصاویر سنتینل ۲ دارای بالاترین مقادیر دقت کلی و ضریب کاپا بترتیب ۸۳/۶ درصد و ۰/۸ می‌باشد (شکل ۷ ت). تلفیق تصویر سنتینل ۲ مربوط به تاریخ ۲۱ اسفند ۱۳۹۷ با دو قطبش VV و VH سنتینل ۱ مربوط به تاریخ ۱۸ اسفند ۱۳۹۷ در ترکیب ۱۲ بررسی شد. براساس نتایج بدست آمده الگوریتم حداکثر احتمال با دقت کلی و ضریب کاپای بترتیب ۸۱/۶۲ درصد و ۰/۷۸ برای این ترکیب بالاترین مقادیر را داشت (شکل ۷ ث). مساحت و درصد مساحت برای ترکیبات باندی ذکر شده در جدول ۳ آورده شده است.



شکل ۷. نقشه سطوح زیر کشت مربوط به الف) نتیجه حاصل از ترکیب ۱ ب) نتیجه حاصل از ترکیب ۳ پ) نتیجه حاصل از ترکیب ۷ ت) نتیجه حاصل از ترکیب ۸ و ث) نتیجه حاصل از ترکیب ۱۲

Fig.7. Map of cultivated areas related to A) Result of combination1, B) Result of combination3, C) Result of combination7, D) Result of combination7, E) Result of combination8 and f) Result of combination12

جدول ۳. مساحت و درصد مساحت کلاس‌های محصولات زراعی

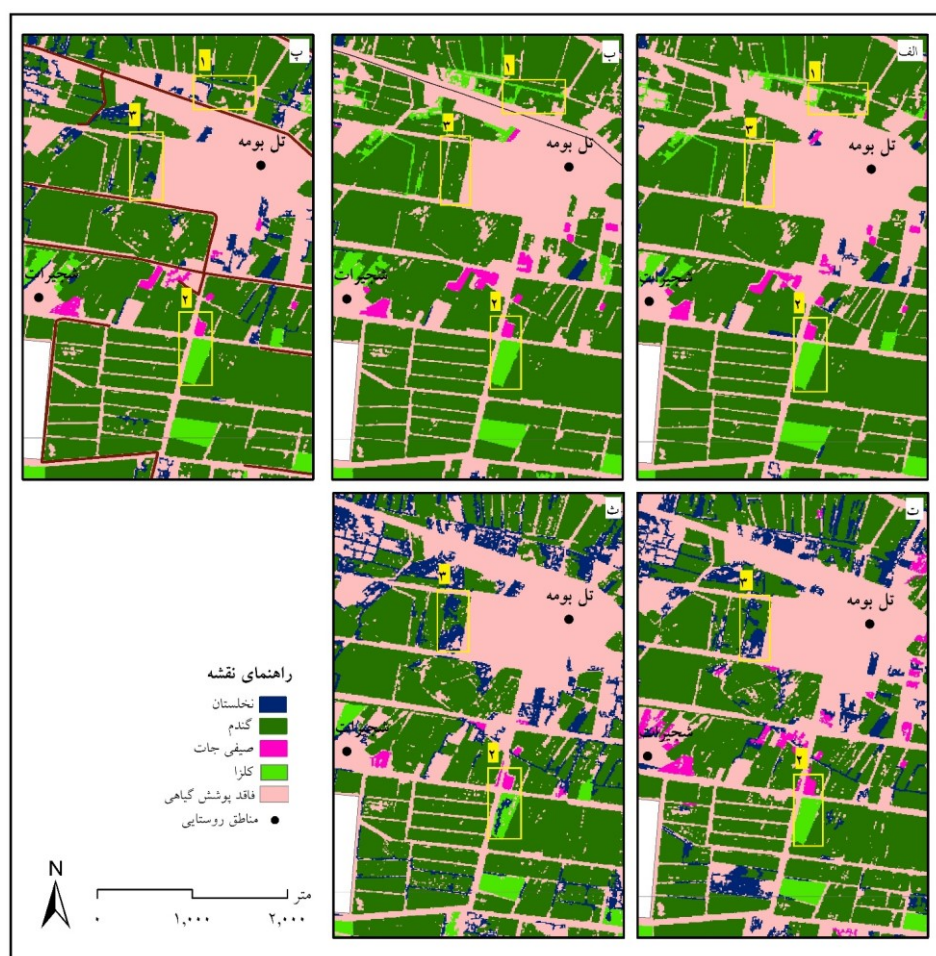
Table 4. Area and percentage area of crop classes

۱۲		۸		۷		۳		۱		ترکیب باندی
%	ha	%	ha	%	ha	%	ha	%	ha	کلاس
۱۳/۴۶	۱۳۰۷	۱۲/۲۵	۱۱۸۹	۸/۱۲	۷۸۸	۲/۴۵	۲۳۸	۲/۳۸	۲۳۱	نخلستان ها
۴۸/۸۰	۴۷۳۷	۴۵/۵۸	۴۴۲۴	۵۶/۰۸	۵۴۴۴	۶۱/۸۸	۶۰۰۷	۵۹/۷۱	۵۷۹۶	گندم
۰/۱۲	۱۲	۲/۸۷	۲۷۹	۰/۳۸	۳۷	۰/۳۶	۳۵	۰/۳	۲۹	صیغی جات
۲/۳۲	۲۲۵	۱/۸۵	۱۸۰	۲/۸۸	۲۸۰	۵/۴۰	۵۲۴	۶/۱۵	۵۹۷	کلزا
۳۵/۳۰	۳۴۲۷	۳۷/۴۶	۳۶۳۶	۳۲/۵۳	۳۱۵۸	۲۹/۹۲	۲۹۰۴	۳۱/۴۸	۳۰۵۶	سایر
۱۰۰	۹۷۰۹	۱۰۰	۹۷۰۹	۱۰۰	۹۷۰۹	۱۰۰	۹۷۰۹	۱۰۰	۹۷۰۹	جمع

بررسی بصری نتایج طبقه‌بندی

جهت بررسی بصری، قسمتی از منطقه مورد مطالعه که دارای تنوع سطوح کشت بود انتخاب شد (شکل ۸). لازم به ذکر است که شکل ۸ الف حاصل سری زمانی تصاویر سنتینل ۲ و سری زمانی شاخص NDVI می‌باشد (ترکیب ۱)، شکل ۸ ب نیز حاصل اضافه شدن قطبش VH سری زمانی رادار به سری زمانی تصاویر سنتینل ۲ و سری زمانی شاخص NDVI می‌باشد (ترکیب ۳). شکل پ از ترکیب سری زمانی داده‌های سنتینل ۲، سری زمانی شاخص NDVI و قطبش VH سنتینل ۱ برای دوره اوج سبزی‌نگی می‌باشد (ترکیب ۷). شکل های ۸ ت براساس تک تصویر مربوط به تاریخ ۱۷ فوریه ۲۰۱۹ و ۸ ت براساس تک تصویر مربوط به تاریخ ۱۲ مارس ۲۰۱۹ و الگوریتم حداکثر احتمال بدست آمده‌اند (به ترتیب ترکیب شماره ۸ و ۱۲). بصورت کلی نقشه‌های شکل ۸ الف، ب و پ دارای تطابق بسیار زیادی می‌باشند. در مستطیل شماره یک موجود در شکل الف و ب مشاهده می‌شود که مرز اراضی زیر کشت گندم برچسب کلزا گرفته‌اند که دلیل آن را می‌توان به وجود علف هرز خردل وحشی *Sinapis arvensis* که مشابه گیاه کلزا است نسبت داد (۴؛ ۱). این گیاه عمدتاً در اثر سپاشی مزارع از بین می‌رود ولی در مواردی که سم پاشی انجام نشود و یا سم به حواشی زمین زراعی نرسد در قطعات زراعی نمود پیدا می‌کند. مستطیل شماره ۲ موجود در شکل‌ها قابلیت برآورد خوب ترکیبات سری زمانی و الگوریتم به‌کار رفته را نشان می‌دهد همچنین شکل بیان‌گر این واقعیت است که الگوریتم توانسته است بخوبی سطح زیر کشت کلزا و کشت تابستانه را استخراج نماید. مربع شماره ۳ موجود در شکل های الف و ب سطح زیر کشت گندم را نشان می‌دهد در شکل ۸ پ مقداری کمی از مساحت این سطح برچسب نخلستان گرفته است. در شکل های ۸ ت و ث شاهد اختلاط کلاس گندم با کلاس نخلستان می‌باشیم. دلیل این اختلاط تا حدودی منطقی است چرا که نخل‌ها غالباً بصورت ردیف هایی با فاصله ۸ متری از هم کاشته می‌شوند و در فاصله بین نخل‌ها کشاورزی و غالباً گندم کشت می‌شود. با این حال الگوریتم SVM به کار رفته در سه ترکیب اول توانسته است بخوبی کلاس نخلستان را استخراج نماید. براساس جدول ۳ مشاهده می‌شود که هر ۵ ترکیب توانسته‌اند کل سطح زیر کشت رو با اختلاف کم برآورد کنند. اختلاف دو ترکیب شماره ۱ و ۳ برای نخلستان‌ها مقداری در حدود هفت هکتار برآورد شده است. برای ترکیبات ۷ و ۸ و ۱۲ این اختلاف بسیار زیاد می‌باشد که بیانگر عدم توانایی الگوریتم‌های به‌کار رفته در تفکیک این کلاس می‌باشد. براساس شکل یاد شده مشاهده می‌شود که همزمان با افزایش برآورد سطح زیر کشت نخلستان، سطح زیر کشت گندم نیز کاهش می‌یابد که بیانگر اختلاط کلاس گندم با کلاس نخلستان می‌باشد. جهت حل این مشکل در مواقعی که هدف پایش مستمر محصولات زراعی در فواصل منظم زمانی در طول فصل رشد باشد با توجه به این نکته که سطح زیر کشت نخلستان‌ها در فواصل زمانی چند ساله معمولاً دستخوش تغییر

نمی‌شود می‌توان نقشه سطح زیر کشت این کلاس را با استفاده از روش‌های دارای صحت خوب تولید و به عنوان یک لایه در پایش‌های مستمر استفاده کرد. در رابطه با اراضی کشت تابستانه سه ترکیب ۱، ۳ و ۷ بخوبی توانسته‌اند این کلاس را تفکیک نمایند. دلیل ناتوانی روش‌های مبتنی بر تک تصویر در برآورد صحیح را می‌توان به این قضیه نسبت داد که این زمین‌ها معمولاً در ابتدای فصل زراعی به کاشت جو اختصاص داده می‌شوند پس از رشد کردن در نیمه اول اسفند بصورت علوفه سبز به خوراک دام می‌رسند تا زمین جهت کاشت تابستانه که غالباً در نیمه دوم اسفند و اوایل فروردین انجام می‌شود آماده شود.



شکل ۸. بخشی از نقشه سطوح زیر کشت مربوط به الف) نقشه حاصل از ترکیب ۱ ب) نقشه حاصل از ترکیب ۳ پ) نقشه حاصل از ترکیب ۷ ت) نقشه حاصل از ترکیب ۸ ث) نقشه حاصل از ترکیب ۱۲

Fig.8. Part of cultivated areas map related to A) Result of combination 1, B) Result of combination 3, C) Result of combination 7, D) Result of combination 7, E) Result of combination 8 and f) Result of combination 12

بحث و نتیجه گیری

مطالعه حاضر با هدف برآورد سطح زیر کشت محصولات کشاورزی با استفاده از تلفیق تصاویر سنتینل ۱ و ۲ در شمال شرق اهواز انجام شد. برای رسیدن به هدف تحقیق از تعداد ۷ ترکیب سری زمانی و ۵ ترکیب تک تصویر و الگوریتم‌های طبقه‌بندی ML و SVM استفاده شد. براساس نتایج بدست آمده اعمال الگوریتم SVM بر روی ترکیبات سری زمانی سبب رسیدن به بالاترین صحت می‌شود. از بین ترکیبات سری زمانی، ترکیب سری زمانی کل تصاویر سنتینل ۲، شاخص NDVI و قطبش VH سنتینل ۱ (ترکیب شماره ۳) با صحت کلی و ضریب کاپا به ترتیب ۹۱/۲۲ و ۰/۸۹ بالاترین صحت را نشان داد. برای تک تصویرهایی که طبقه‌بندی بر روی آنها اعمال شد نتیجه الگوریتم حداکثر احتمال برای تصویر سنتینل ۲ مربوط به تاریخ ۲۸ بهمن ۱۳۹۷ (ترکیب شماره ۸) با صحت کلی و ضریب کاپای به ترتیب ۸۳/۶ و ۰/۸ بهترین صحت را نشان داد. از نتایج بدست آمده اینگونه استنتاج می‌شود که سری زمانی تصاویر سنتینل ۲ و الگوریتم SVM جهت استخراج سطوح زیر کشت منطقه مورد مطالعه دارای صحت قابل قبولی هستند همچنین ادغام قطبش VH سنتینل ۱ به سری زمانی سنتینل ۲ سبب افزایش صحت طبقه‌بندی منطقه مورد مطالعه به میزان ۵ درصد شده است. در روش‌های تک تصویر نیز اگر ادغام تصاویر اپتیکی و راداری انجام شود دقت و صحت مقداری در حدود ۳ درصد بهبود پیدا خواهد کرد. لازم به ذکر است که در مواردی که نیاز است پایش سطح زیر کشت محصولات جهت برنامه‌ریزی دقیق بصورت مستمر در طول فصل رشد انجام شود عملاً امکان استفاده از روش سری زمانی با محدودیت‌های زیادی مواجه است. براساس نتایج بدست آمده ترکیب روش‌های مبتنی بر یک یا چند تصویر نیز می‌تواند دقت قابل قبولی داشته باشند همچنین می‌توان با استفاده از روش‌های سری زمانی لایه سطوح ثابتی که در روش تک تصویر ایجاد تداخل می‌کنند مانند نخلستان‌ها، جنگل‌ها و باغات و... مربوط به یک یا چند دوره قبل را تولید کرد و بدین صورت صحت روش‌های مبتنی بر یک یا چند تصویر مربوط به بخشی از دوره رویشی را به مقدار زیادی بهبود بخشید.

Commented [10]: ۱. نبود اطلاعات کافی در مورد توانایی الگوریتم‌ها: ارائه مقداری اطلاعات بیشتر در مورد عملکرد و توانایی الگوریتم‌های مورد استفاده می‌توانست به خواننده کمک کند تا بهترین روش برای کاربرد موردنظر خود را انتخاب کند.
۲. نبود مطالعه مقایسه‌ای کافی: مقایسه با روش‌های دیگر و گزارش مطالعات مقایسه‌ای بیشتر می‌توانست به خواننده اطلاعاتی بیشتری در مورد عملکرد و صحت روش ارائه شده ارائه دهد.
۳. نیاز به بررسی عوامل مختلف: بررسی تأثیرات متغیرهای مختلف مانند شرایط جوی، خاک و نوع کشت‌ها بر دقت تفکیک سطوح زیرکشت می‌توانست اطلاعات مفیدتری ارائه دهد و به خواننده کمک کند تا نتایج را بهتر درک کند.

منابع مورد استفاده

- Amiri F, Tabatabaie T. 2022. The effect of land use change/land cover on land surface temperature in the coastal area of Bushehr. RS & GIS for Natural Resources, 13(2): 130-147. (In Persian).
- Arias M, Campo-Bescós MÁ, Álvarez-Mozos J. 2020. Crop classification based on temporal signatures of Sentinel-1 observations over Navarre province, Spain. Remote Sensing, 12(2): 278. doi: <https://doi.org/10.3390/rs12020278>.
- Cervantes J, Garcia-Lamont F, Rodriguez-Mazahua L, Lopez A. 2020. A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends. Neurocomputing, 408: 189-215. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.10.118>.
- Chauhan S, Darvishzadeh R, Lu Y, Boschetti M, Nelson A. 2020. Understanding wheat lodging using multi-temporal Sentinel-1 and Sentinel-2 data. Remote Sensing of Environment, 243: 111804. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111804>.
- Congalton RG, Green K. 2019. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. CRC press.
- Emrullah A, ALTUN M. 2021. Classification of the Agricultural Crops Using Landsat-8 NDVI Parameters by Support Vector Machine. Balkan Journal of Electrical and Computer Engineering, 9(1): 78-82. doi: <https://doi.org/10.17694/bajece.863147>.
- ESA. 2015. Radiometric Calibration of S-1 Level-1 Products Generated by the S-1 IPF. <https://sentinel.esa.int/> (accessed 12 April 2022) .
- ESA. 2015. Sentinel-2 User Handbook. <https://sentinel.esa.int/> (accessed 12 April 2022) .
- FAO. 2017. The Future of Food and Agriculture - Trends and Challenges. Rome.
- Friesen GH, Wall DA. 1991. Control of Sinapis arvensis in safflower with post-emergence herbicides. Crop Protection, 10(1): 74-77. doi: [https://doi.org/10.1016/0261-2194\(91\)90031-L](https://doi.org/10.1016/0261-2194(91)90031-L).
- Jensen JR. 2005. Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective. Upper Saddle River, Prentice Hall.

Commented [11]: تمام رفرنسها شماره صفحات باید داشته باشد

Formatted: Font: (Default) Times New Roman, 13 pt, Bold, Font color: Auto, Complex Script Font: 13 pt, Bold

Formatted: Font: (Default) Times New Roman, 13 pt, Bold, Font color: Auto, Complex Script Font: 13 pt, Bold

Formatted: 1, Justified, Indent: Hanging: 0 cm

Deleted: References

- Joachims T. 1999. SVM light: Support vector machine, vol 19. SVM-Light Support Vector Machine, vol 4. University of Dortmund.
- Kumar P, Jeganathan C. 2017. Monitoring horizontal and vertical cropping pattern and dynamics in Bihar over a decade (2001–2012) Based on Time-Series Satellite Data. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 45(3): 485-502. doi: <https://doi.org/10.1007/s12524-016-0614-1>.
- Li W-g, Hua L, ZHAO L-h. 2011. Estimating rice yield by HJ-1A satellite images. *Rice Science*, 18(2): 142-147. doi: [https://doi.org/10.1016/S1672-6308\(11\)60020-6](https://doi.org/10.1016/S1672-6308(11)60020-6).
- Mayer B, Kylling A. 2005. The libRadtran software package for radiative transfer calculations - description and examples of use. *Atmos Chem Phys*, 5(7): 1855-1877. doi: <https://doi.org/10.5194/acp-5-1855-2005>.
- Mercier A, Betbeder J, Baudry J, Le Roux V, Spicher F, Lacoux J, Roger D, Hubert-Moy L. 2020. Evaluation of Sentinel-1 & 2 time series for predicting wheat and rapeseed phenological stages. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163: 231-256. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.03.009>.
- Mostafa K, Kazem R, Shahin M. 2018. Application of fusion in satellite images the Landsat-8 and Sentinel 1-in environmental monitoring. *RS & GIS for Natural Resources*, 9(3): 53-71. (In Persian).
- Pattanaik F, Mohanty S. 2017. Changes in Cropping Pattern in Odisha Agriculture in Neo-Liberal Period. *Journal of Rural Development*, 36(1): 121-154. doi: <https://doi.org/10.25175/jrd.v36i1.141871>.
- Richter R, Schlaepfer D. 2011. Atmospheric/topographic correction for satellite imagery: ATCOR-2/3 User Guide Vers. 8.0. 2. DLR - German Aerospace Center, Remote Sensing Data Center.
- Rouse JW, Haas RH, Schell JA. 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. . Remote Sensing Center, Texas A&M University College Station, Texas, USA, Type III Final Report RSC 1978-4: 1–93.
- Shrestha B, Ahmad S, Stephen H. 2021. Fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2 data in mapping the impervious surfaces at city scale. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(9): 1-21. doi: <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09321-6>.
- Son N-T, Chen C-F, Chen C-R, Guo H-Y. 2020. Classification of multitemporal Sentinel-2 data for field-level monitoring of rice cropping practices in Taiwan. *Advances in Space Research*. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asr.2020.01.028>.
- Stendardi L, Karlsen SR, Niedrist G, Gerdol R, Zebisch M, Rossi M, Notarnicola C. 2019. Exploiting time series of Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery to detect meadow phenology in mountain regions. *Remote Sensing*, 11(5): 542. doi : <https://doi.org/10.3390/rs11050542>.
- Talema T, Hailu BT. 2020. Mapping rice crop using sentinels (1 SAR and 2 MSI) images in tropical area: A case study in Fogera wereda, Ethiopia. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 18: 100290. doi : <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100290>.
- Tatsumi K, Yamashiki Y, Torres MAC, Taibe CLR. 2015. Crop classification of upland fields using Random forest of time-series Landsat 7 ETM+ data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 115: 171-179. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.05.001>.
- Virmodkar S, Pachghare VK, Patil V, Jha SK. 2021. Performance Evaluation of RF and SVM for Sugarcane Classification Using Sentinel-2 NDVI Time-Series, in: *Progress in Advanced Computing and Intelligent Engineering*. In. Springer, pp 163-174.
- Warwick SI, Beckie HJ, Thomas AG, McDonald T. 2000. The biology of Canadian weeds. 8. *Sinapis arvensis*. L. (updated). *Canadian Journal of Plant Science*, 80(4): 939-961. doi: 10.4141/P99-139.
- You N, Dong J. 2020. Examining earliest identifiable timing of crops using all available Sentinel 1/2 imagery and Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 161: 109-123. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.01.001>.

Improving the accuracy of separation the crops cultivated area using integration of multi-temporal radar and optical sentinel images and machine learning algorithms

M. Kabolizade^{1*}, K. Rangzan², Kh. Habashi³

1. Assistant Professor Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of Earth Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Khuzestan Province, Iran
2. Professor, Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of Earth Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Khuzestan Province, Iran
3. PhD. Student of Remote Sensing and Geographical Information System, Faculty of Earth Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Khuzestan Province, Iran.

* Corresponding author e-mail address: m.kabolizade@scu.ac.ir

Commented [۱۲۵]: زیر نویس شود

Abstract

In order to achieve food security, timely, accurate and repeatable monitoring the cultivated areas is necessary. In this regard, the present research aimed to improving accuracy of separation the crops cultivated area in the northeastern region of Ahvaz. To achieve the research goal, based on the available data, three groups of time series combination were created. The first group includes the combination of Sentinel 1 and 2 time series along with the NDVI index for the entire period, the second group of Sentinel 1 and 2 time series combinations based on the peak greenness and the third group were single images of Sentinel 1 and 2 in the peak greenness period. Then, images were classified using ML and SVM algorithms. Finally, crops cultivated area maps were prepared. the accuracy of the obtained results was evaluated using overall accuracy indices and Kappa coefficient. Based on the obtained results, it was found that the combination of the time series of Sentinel 1 and 2 images along with the NDVI index for the entire period (Combination No. 3) using the SVM method to extract the cultivated areas of the study area has the highest overall accuracy and Kappa coefficient, which is 91.22 and 0.89 percent respectively. Also, the obtained results indicated that the SVM algorithm has the highest overall accuracy and kappa coefficient for time series combinations, and for single image methods, the ML algorithm has the highest overall accuracy and kappa coefficient. Based on the findings, it is concluded that the combination of the time series of Sentinel 2 images and the SVM template for extracting cultivated areas have high accuracy compared to the single image method, and combining the VH polarization of Sentinel 1 to the time series of Sentinel 2 improved the accuracy about 5%.

Keywords: Remote sensing, image integration, crops classification, radar images, Khuzestan province

بهبود دقت تفکیک سطوح زیر کشت محصولات کشاورزی با استفاده از ادغام تصاویر چند زمانه راداری و اپتیکی سنتینل و الگوریتم‌های یادگیری ماشین

پیشینه و هدف: با توجه به افزایش جمعیت میزان تقاضای مواد غذایی همواره در حال افزایش است. افزایش جمعیت و بلایای طبیعی مانند خشکسالی، سیل و غیره، بر مناطق کشاورزی تأثیر گذاشته و به طور مداوم باعث تغییر الگوی کشت و آمار مربوط به آن شده است. بنابراین جهت رسیدن به امنیت آبی و غذایی پایش به‌هنگام، دقیق و با قابلیت تکرار پذیری سطوح زیر کشت لازم و ضروری است. در این راستا تحقیق حاضر با هدف بهبود دقت بهبود دقت تفکیک سطوح زیر کشت محصولات کشاورزی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و ادغام تصاویر چند زمانه راداری و اپتیکی سنتینل در اراضی کشاورزی شمال شرق اهواز انجام شد.

مواد و روش: پس از بررسی فنولوژی، بازه زمانی تحقیق از تاریخ ۱۸ آبان ۱۳۹۷ تا ۶ اردیبهشت ۱۳۹۸ تعیین شد. برای رسیدن به هدف تحقیق پس از پیش پردازش تصاویر سنتینل ۲، تنها از باندهای ده متری شامل باند ۲ (آبی) در محدوده ۴۹۰ نانومتر، باند ۳ (سبز) در محدوده ۵۶۰ نانومتر، باند ۴ (قرمز) در محدوده ۶۶۵ نانومتر و باند ۸ (مادون قرمز) در محدوده ۸۴۲ نانومتر جهت تشکیل ترکیبات تصاویر استفاده شد. در مرحله بعد جهت بارز سازی پوشش گیاهی، شاخص اختلاف نرمال شده پوشش گیاهی NDVI محاسبه شد. پس از این مرحله، هر تصویر سنتینل ۲ به همراه شاخص NDVI مستخرج از آن با قطبش‌های VH و VV تصویر سنتینل ۱ دارای کمترین اختلاف زمانی ادغام شد. براساس داده‌های در دسترس سه گروه ترکیبات تصاویر ایجاد شد. گروه اول شامل ترکیب تصاویر سری زمانی سنتینل ۱ و ۲ به همراه شاخص NDVI برای کل بازه تحقیق می‌باشد؛ ترکیبات شماره ۱ تا ۴ بر این اساس ایجاد شدند، گروه دوم ترکیبات تصاویر سری زمانی سنتینل ۱ و ۲ براساس دوره اوج سبزی‌نگی می‌باشند. مرحله اوج سبزی‌نگی منطقه مورد از تاریخ ۱۲ بهمن تا ۵ فروردین ۱۳۹۸ در نظر گرفته شد. بر این اساس ترکیبات سری زمانی شماره ۵ تا ۷ ایجاد شد. گروه سوم ترکیبات از ترکیب تک تصاویر سنتینل ۱ و ۲ ایجاد شدند؛ در این بخش به منظور بررسی اثر تلفیق تصویر راداری سنتینل ۱ بر روی صحت نقشه‌های خروجی به تک تصویر سنتینل ۲ از ترکیبات شماره ۸ تا ۱۲ استفاده شد. در ادامه نمونه‌های آموزشی جمع‌آوری و به دو گروه جهت آموزش و ارزیابی صحت تقسیم شدند. با استفاده از نمونه‌های آموزشی و طبقه‌بندی با استفاده از دو الگوریتم حداکثر احتمال و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان تفکیک سطوح زیر کشت انجام شد. در نهایت با تشکیل ماتریس خطا دقت و صحت نتایج به دست آمده ارزیابی شد.

نتایج و بحث: نتایج بدست آمده از ترکیب سری زمانی تصاویر سنتینل ۲، سری زمانی شاخص NDVI و سری زمانی قطبش VH سنتینل ۱ با الگوریتم SVM (ترکیب شماره ۳) از میان سایر ترکیبات با مقدار دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۹۱/۲۲ درصد و ۰/۸۹ دارای بالاترین مقادیر بود. جهت بررسی اثر تلفیق تصاویر سنتینل ۱ و ۲ بر روی مقادیر دقت کلی و ضریب کاپا از ترکیبات ۹ تا ۱۲ استفاده شد. در ترکیب شماره ۹ طبقه‌بندی تنها بر روی تصویر سنتینل ۲ و شاخص NDVI با دو الگوریتم SVM و ML انجام شد و از بین این الگوریتم‌ها، الگوریتم ML با دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۷۸/۶۴ درصد و ۰/۷۵ دارای بیشترین مقادیر بود، در ترکیب شماره ۱۰ طبقه‌بندی بر روی تصویر سنتینل ۲، شاخص NDVI و قطبش VH سنتینل ۱ با دو الگوریتم انجام شد و دقت کلی و ضریب کاپا برای الگوریتم ML به ترتیب برابر با ۷۹/۶۳ درصد و ۰/۷۶ برآورد شد، در ترکیب شماره ۱۱ از تصویر سنتینل ۲، شاخص NDVI و قطبش VH استفاده شد و دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۸۰/۲۹ درصد و ۰/۷۷ از بین سایر الگوریتم‌ها برای الگوریتم ML دارای بیشترین مقدار بود. در ترکیب ۱۲ از ترکیب تصویر سنتینل ۲، شاخص NDVI، قطبش VH و VH سنتینل ۱ استفاده شد و دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۷۷/۸۱ درصد و ۰/۷۴ برای الگوریتم ML بدست آمد.

روش سری زمانی نیز دارای صحت بیشتری نسبت به روش طبقه‌بندی تک تصویر می‌باشد بطوری که ضریب کاپا در ترکیب تک تصویر شماره ۹ از مقدار ۰/۷۵ به مقدار ۰/۸۴ در ترکیب سری زمانی شماره ۱ رسیده است. همچنین تلفیق سری زمانی قطبش VH سنتینل ۱ با سری زمانی سنتینل ۲ سبب افزایش صحت طبقه‌بندی در حدود ۵ درصد شده است (از ضریب کاپا برابر با ۰/۸۴ در ترکیب شماره ۱ به مقدار ۰/۸۹ در ترکیب شماره ۳). انتخاب الگوریتم طبقه‌بندی نیز بسیار مهم است؛ براساس نتایج بدست آمده الگوریتم SVM برای سری زمانی بهترین صحت را نشان داده است در حالی که برای طبقه‌بندی تک تصویر الگوریتم ML نتایج بهتری ارائه داده است.

طبقه‌بندی حاصل از تلفیق دو سنجنده سنتینل ۱ و ۲ دارای صحت بهتری نسبت به نتایج بدست آمده از طبقه‌بندی تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲ بصورت جداگانه می‌باشند. همچنین استفاده از تصاویر سری زمانی قابلیت بالایی در تفکیک محصولات کشاورزی دارند و آمار حاصل از این روش‌ها با آمار زمینی توافق بالایی دارد. در این میان پلاریزاسیون VH سنتینل ۱ نیز دارای سهم پوشش گیاهی قوی می‌باشد و به خوبی با شاخص NDVI قابلیت تلفیق دارد.

نتیجه گیری: مطالعه حاضر با هدف برآورد سطح زیر کشت محصولات کشاورزی با استفاده از تلفیق تصاویر سنتینل ۱ و ۲ در شمال شرق اهواز انجام شد. برای رسیدن به هدف تحقیق از تعداد ۷ ترکیب سری زمانی و ۵ ترکیب تک تصویر و الگوریتم‌های طبقه‌بندی ML و SVM استفاده شد. از نتایج بدست آمده اینگونه استنتاج می‌شود که سری زمانی تصاویر سنتینل ۲ و الگوریتم SVM جهت استخراج سطوح زیر کشت منطقه مورد مطالعه دارای صحت قابل قبولی هستند همچنین ادغام قطبش VH سنتینل ۱ به سری زمانی سنتینل ۲ سبب افزایش صحت طبقه‌بندی منطقه مورد مطالعه به میزان ۵ درصد شده است. در روش‌های تک تصویر نیز اگر ادغام تصاویر اپتیکی و راداری انجام شود دقت و صحت مقداری در حدود ۳ درصد بهبود پیدا خواهد کرد.

واژگان کلیدی: سنجنش از دور، تلفیق تصاویر، طبقه‌بندی، تصاویر راداری، استان خوزستان

Improving the accuracy of separation the crops cultivated area using integration of multi-temporal radar and optical sentinel images and machine learning algorithms

Statement of the Problem and purpose: Due to the increase in population, the demand for food is always increasing. Population increase and natural disasters such as drought, flood, etc., have affected agricultural areas and have continuously changed the cultivation pattern and related statistics. Therefore, in order to achieve food security, timely, accurate and reproducible monitoring of cultivated areas is necessary. In this regard, the current research was carried out with the aim of improving the accuracy of the classification of separation the crops cultivated area using integration of multi-temporal radar and optical sentinel images and machine learning algorithms in the agricultural lands of northeastern Ahvaz.

Methodology: After investigation the phenology of crops, the research period was determined from November 18, 2017 to May 6, 2018. To achieve the goal of the research, after pre-processing the images of Sentinel 2, only ten meter bands including band 2 (blue) in the range of 490 nm, band 3 (green) in the range of 560 nm, band 4 (red) in the range of 665 nm and band 8 (infrared) in the range of 842 nm were used. In the next step, in order to highlight the vegetation, the NDVI index was calculated. After this step, each Sentinel 2 image along with the NDVI index extracted from it was integrated with the VV and VH polarizations of the Sentinel 1 image with the least time difference. Based on the available data, three groups of image combinations were created. The first group includes the combination of Sentinel 1 and 2 time series images along with the NDVI index for the entire research period; Combinations number 1 to 4 were created based on this, the second group of combinations of time series images of Sentinel 1 and 2 are based on the peak period of greenness. The peak stage of greenness of the area was considered from 12th of February to 5th of April 2018. Based on this, time series combinations No. 5 to 7 were created. The third group of combinations was created by combining the single images of Sentinel 1 and 2; In this section, combinations No. 8 to 12 were used in order to investigate the effect of combining the Sentinel 1 radar image on the accuracy of the output maps to the Sentinel 2 single image. Further, training samples were collected and divided into two groups for training and testing. By using training samples and classification using ML and SVM algorithms, the separation of cultivated areas was done. Finally, by forming the error matrix, the accuracy of the obtained results were evaluated.

Results and discussion: The results obtained by combining the time series of Sentinel 2 images, the time series of NDVI index and the time series of VH polarization of Sentinel 1 with the SVM algorithm (combination 3) among other combinations has the highest overall accuracy and Kappa coefficient equal to 91.22% and 0.89, respectively. Combinations 9 to 12 were used to investigate the effect of combining Sentinel 1 and 2 images on overall accuracy and kappa coefficient values. In combination number 9, the classification was done only on the Sentinel 2 image and the NDVI index with SVM and ML algorithms, among these algorithms, the ML algorithm had the highest overall accuracy and kappa coefficient equal to 78.64% and 0.75%, respectively. In combination 10, the classification was performed on Sentinel 2 image, NDVI index and VV polarization of Sentinel 1 with two algorithms, and the overall accuracy and kappa coefficient for ML algorithm were estimated as 79.63% and 0.76, respectively, in combination number 11, Sentinel 2 image, NDVI index and VH polarization were used, and overall accuracy and kappa coefficient were 80.29% and 0.77%, respectively, among other algorithms, ML algorithm had the highest value. In combination 12, Sentinel 2 image combination, NDVI index, VV and VH polarization of Sentinel 1 were used and the overall accuracy and kappa coefficient for the ML algorithm were 77.81% and 0.74% respectively.

The time series method is also more accurate than the single image classification method, so that the Kappa coefficient in the combination of single image (combination number 9) has reached the value of 0.75 to the value of 0.84 in the combination of time series number 1. Also, combining the time series of VH polarization of Sentinel 1 with the time series of Sentinel 2 has increased the classification accuracy about 5% (from the Kappa coefficient equal to 0.84 in combination 1 to 0.89 in combination 3). Choosing the classification algorithm is also very important; Based on the obtained results, the SVM algorithm has shown the best accuracy for the time series, while the ML algorithm has provided better results for single image classification.

The classification resulting from the combination of Sentinel 1 and 2 sensors has better accuracy than the results obtained from the classification of Sentinel 1 and Sentinel 2 images separately. Also, the use of time series images has a high ability to distinguish agricultural products, and the statistics obtained from these methods have a high agreement with the ground statistics. Meanwhile, the VH polarization of Sentinel 1 also has a strong contribution of vegetation and can be well integrated with the NDVI index.

Commented [13]: Here are some proofreading suggestions for the provided text:

" .\Due to the increase in population, the demand for food is always increasing." - Rephrase for clarity and conciseness.

" .\Population increase and natural disasters such as drought, flood, etc., have affected agricultural areas and have continuously changed the cultivation pattern and related statistics." - Consider splitting this into separate sentences for clarity.

" .\To achieve food security, timely, accurate and reproducible monitoring of cultivated areas is necessary." - Consider rephrasing for clarity.

" .\In this regard, the current research was carried out with the aim of improving the accuracy of the classification of separation the crops cultivated area using integration of multi-temporal radar and optical sentinel images and machine learning algorithms in the agricultural lands of northeastern Ahvaz." - Consider breaking this sentence into smaller, clearer segments.

" .\After investigation the phenology of crops..." - "investigation" should be "investigation".

" .\To achieve the goal of the research, after pre-processing the images of Sentinel 2, only ten meter bands including band 2 (blue) in the range of 490 nm, band 3 (green) in the range of 560 nm, band 4 (red) in the range of 665 nm and band 8 (infrared) in the range of 842 nm were used." - Consider breaking this into smaller sentences for clarity.

" .\Further, training samples were collected and divided into two groups for training and testing." - Rephrase for clarity.

" .\The results obtained by combining the time series of Sentinel 2 images, the time series of NDVI index and the time series of VH polarization of Sentinel 1 with the SVM algorithm (combination 3) among other combinations has the highest overall accuracy and Kappa coefficient equal to 91.22% and 0.89, respectively." - Consider breaking this into smaller, clearer sentences.

" .\From the obtained results, it can be concluded that the time series of Sentinel 2 images and the SVM for extracting the cultivated areas of the study area have acceptable accuracy." - Rephrase for clarity.

" .\Also, the integration of VH polarization of Sentinel 1 to the time series of Sentinel 2 has increased the classification accuracy of the study area about 5%." - Consider rephrasing for clarity.

" .\In single image methods, if optical and radar images are integrated, the accuracy will be improved by about 3%." - Rephrase for clarity.

Overall, breaking longer sentences into smaller, clearer segments and ensuring consistency in terminology and expression can enhance the readability and clarity of the text.

Conclusion: The present study aimed to improving the accuracy of separation the crops cultivated area using integration of multi-temporal radar and optical sentinel images and machine learning algorithms in the northeast of Ahvaz county. To achieve the research goal, 7 time series combinations and 5 single image combinations with ML and SVM algorithms were used. From the obtained results, it can be concluded that the time series of Sentinel 2 images and the SVM for extracting the cultivated areas of the study area have acceptable accuracy. Also, the integration of VH polarization of Sentinel 1 to the time series of Sentinel 2 has increased the classification accuracy of the study area about 5%. . In single image methods, if optical and radar images are integrated, the accuracy will be improved by about 3%.

Keywords: Remote Sensing, image integration, classification, radar images, Khuzestan province. |