

برآورد سطح زیر کشت برنج در استان گیلان با استفاده از فناوری سنجش از دور و سامانه GEE

مجتبی رضایی*، ابراهیم امیری و مرتضی کمالی

موسسه تحقیقات برنج کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، رشت، ایران rezaei7@gmail.com

استاد گروه مهندسی آب، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان، ایران eamiri57@yahoo.com

موسسه تحقیقات برنج کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، رشت، ایران mortezakamali2013@gmail.com

«مقاله پژوهشی»

دریافت: ۱۴۰۳/۴/۱۲ و پذیرش: ۱۴۰۳/۷/۲۵

چکیده

کمبود آب، افزایش هزینه‌های تولید، تغییر کاربری اراضی و افزایش تقاضا برای غذا سبب شده تا پایش دقیق مکانی و زمانی سطح زیر کشت برنج به عنوان یک محصول استراتژیک، برای برنامه ریزان و تصمیم‌گیران دارای اهمیت فوق‌العاده‌ای باشد. روش‌های میدانی برآورد سطح زیر کشت محصولات در سطوح وسیع، هزینه‌بر و زمان‌بر است اما فناوری سنجش از دور داده‌های لازم را با سزعت زیاد و هزینه اندک در اختیار مدیران قرار می‌دهد. هدف از مطالعه حاضر، استفاده از تصاویر سنجش از دور در برآورد سطح زیر کشت برنج در استان گیلان با بکارگیری بهترین روش طبقه‌بندی نظارت شده است. از این رو تصاویر ماهواره سنتینل ۲ با استفاده از ۶ روش طبقه‌بندی نظارت شده شامل روش‌های ML، CART، RF، SVM، GME و RF-NDVI آنالیز شد. روش ML در محیط ENVI و بقیه روش‌ها از طریق محاسبات در فضای ابری محیط GEE انجام شد. نتایج استفاده از روش‌های طبقه‌بندی نشان داد که روش جنگل تصادفی به همراه شاخص گیاهی NDVI (RF-NDVI) با ضریب کاپای ۰/۹۴ و صحت کل ۰/۹۰ بالاترین دقت را مقایسه با سایر روش‌ها دارد که نشان‌دهنده تأثیر شاخص گیاهی در برقراری تمایز بین سطح زیر کشت برنج و سایر کاربری‌ها است. برآورد سطح زیر کشت برنج استان با این روش نشان داد که سطح خالص کل اراضی شالیزاری استان ۲۱۸۱۳۵ هکتار است که در مقایسه با آمار موجود سازمان جهاد کشاورزی (۲۳۸۰۱۲ هکتار) و شرکت آب منطقه‌ای استان گیلان (۲۴۵۰۰۰ هکتار) به ترتیب ۸/۳۵ درصد و ۱۰/۹۶ درصد کمتر برآورد شد.

واژه‌های کلیدی: طبقه‌بندی، سنتینل ۲، تصاویر ماهواره‌ای، رانش ابری

مقدمه

برنج یکی از منابع مهم تأمین کالری مردم ایران است. این گیاه در مناطق زیادی از کشور کشت می‌شود. استان‌های گیلان و مازندران با در اختیار داشتن بیش از ۷۰ درصد سطح زیر کشت برنج، مهم‌ترین مناطق برنج‌خیز ایران هستند (وزارت جهاد کشاورزی، ۱۴۰۲). با تغییر کاربری اراضی کشاورزی و تبدیل آن‌ها به کاربری‌های غیر کشاورزی خصوصاً مسکونی (درویدیان و درویدیان، ۱۳۹۶)، کاهش سطح زیر کشت برنج در این استان‌ها محتمل به نظر می‌رسد. پایش مداوم و در اختیار داشتن اطلاعات دقیق و بهنگام از این تغییرات ابزار لازم را برای مدیریت بهینه زراعی و پیش‌بینی میزان تولید سالیانه، در اختیار مدیران قرار می‌دهد (لاتام، ۲۰۰۹؛ تنکابال و همکاران، ۲۰۰۹). تجارب نشان داده که دریافت این اطلاعات از طریق برداشت زمینی بسیار وقت‌گیر و پرهزینه است. اما استفاده از روش‌های نوینی نظیر سنجنش از دور که در سال‌های اخیر برای پایش محصولات کشاورزی توسعه یافته‌اند، در مقایسه با روش‌های سنتی مزرعه‌ای، ضمن صرف هزینه و نیروی کار بسیار کمتر، کارایی و سرعت بسیار بالاتری دارند (فاچوراچمن و همکاران، ۲۰۲۲).

تاکنون از داده‌های ارزان و گاهاً مجانی سنجنش از دور برای پیش‌بینی عملکرد و زیست‌توده (رضایی و همکاران، ۲۰۱۶؛ جین و همکاران، ۲۰۲۰؛ رمی و همکاران، ۲۰۲۰، آسمار و همکاران، ۲۰۲۴)، پهنه‌بندی سطح زیر کشت محصولات کشاورزی (عبیات و همکاران، ۱۴۰۱؛ علیپور و همکاران، ۱۳۹۳؛ جلی و همکاران، ۲۰۱۵؛ تلگوونتلا و همکاران، ۲۰۱۸)، تفکیک مزارع (پرز سولار و همکاران، ۲۰۲۱؛ فیضی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۷) و پایش مزارع (ان گویان تان و همکاران، ۲۰۲۰) استفاده شده است. اگرچه دسترسی به این فناوری توانایی انجام پایش‌های متعددی را ممکن ساخته، اما از سوی دیگر دسترسی آسان و رایگان به داده‌های حجیم و غیرهمگون که از منابع متعددی به دست می‌آیند (ژانگ و همکاران، ۲۰۱۹)، سبب

زمان‌بر شدن استخراج اطلاعات از این تصاویر با روش‌های سنتی و در برخی مواقع ایجاد خطای بصری به دلیل پیچیدگی عوارض شده است (لی و همکاران، ۲۰۲۳). الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند دقت و سرعت پردازش داده‌ها را بدون دخالت مستقیم انسان افزایش دهد (سارکر، ۲۰۲۱). مهم‌ترین کاری که الگوریتم‌های یادگیری ماشین در سنجنش از دور انجام می‌دهند، طبقه‌بندی داده‌ها است (ورده و همکاران، ۲۰۲۰). طبقه‌بندی یک تصویر، فرآیندی اجرایی برای شناسایی کلاس‌های طیفی مختلف و ارتباط بین انواع پوشش‌های زمینی است (لیلسند و همکاران، ۲۰۰۴) که عموماً به دو صورت نظارت شده و نظارت‌نشده انجام می‌شود (ژائو و همکاران، ۲۰۲۱).

در روش نظارت‌نشده که در آن انجام طبقه‌بندی بدون استفاده از داده‌های تعلیمی انجام می‌شود. اما در روش طبقه‌بندی نظارت شده پس از انجام نمونه‌برداری‌های صحرائی از کلاس‌های موجود در منطقه مورد مطالعه و معرفی خصوصیات طیفی هر یک از آن‌ها (بر روی تصاویر ماهواره‌ای) به عنوان داده‌های تعلیمی به نرم‌افزار معرفی شده و سپس عمل طبقه‌بندی روی تمام تصویر انجام می‌شود (فاچوراچمن و همکاران، ۲۰۲۲). مطالعات زیادی برای برآورد سطح شالیزارها با الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی نظارت شده و نظارت‌نشده و با استفاده از داده‌های سنجنش از دور نوری^۱ (ریاحی و همکاران، ۱۳۹۸؛ موسوی و همکاران، ۲۰۲۰؛ هودایت و پاتل، ۲۰۲۲) و سنجنش از دور میکروویو^۲ (دونگ و ژیانو، ۲۰۱۶؛ پاچوئث و همکاران، ۲۰۲۰) انجام شده است. روش مرسوم انجام طبقه‌بندی استفاده از نرم‌افزارهای موجود مانند ENVI و یا بکارگیری پلتفرم‌هایی نظیر Google Earth Engine (GEE) است (گورلیک و همکاران، ۲۰۱۷). GEE سامانه‌ای است که با استفاده از فضای ابری، پردازش داده‌های چندطیفی ماهواره‌ای را بسیار آسان ساخته و در اجرای آنلاین ایده‌های سنجنش از دور کارایی و سرعت بسیار بالایی دارد (گورلیک و همکاران، ۲۰۱۷). از این سامانه

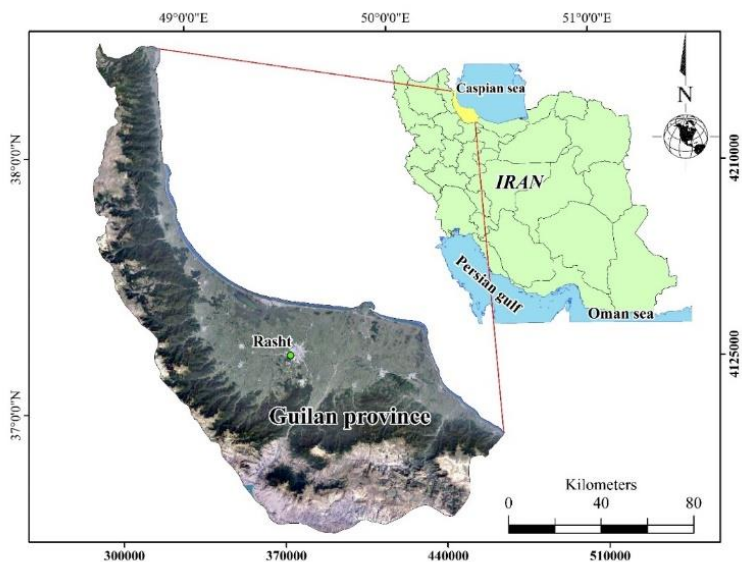
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

استان گیلان با مساحت تقریبی ۱۴۷۱۱ کیلومتر مربع در عرض جغرافیایی ۳۶ درجه تا ۳۳ دقیقه و ۳۸ درجه و ۲۷ دقیقه شمالی و طول جغرافیایی ۴۸ درجه تا ۳۲ دقیقه و ۴۸ درجه و ۵۰ درجه و ۳۶ دقیقه شرقی واقع شده است (شکل ۱). اقلیم استان بر اساس طبقه‌بندی کوپن-گیگر (بر اساس داده ۳۹ ساله)، معتدل بسیار مرطوب است. محدوده زمانی کاشت تا برداشت برنج در استان گیلان از اوایل فرودین (خزانگی‌گیری نشا) تا پایان شهریور (برداشت محصول) است. وسعت اراضی شالیزاری استان طبق آمار جهاد کشاورزی ۲۳۰ هزار هکتار است (وزارت جهاد کشاورزی، ۱۴۰۲). بخش‌های دیگر پوشش گیاهی این استان شامل درختان هیرکانی، مرتع، درختان کاج، صنوبر، چای و یا باغات دائمی هستند. این موضوع جداسازی شالیزار از سایر پوشش‌های گیاهی و تهیه نقشه پوشش زمینی در روش طبقه‌بندی بر اساس تاریخ کشت و با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای قبل از نشاکاری و بعد از آن را دشوار می‌سازد.

برای اموری نظیر تولید نقشه‌های زمینی چند کلاس (هوانگ و همکاران، ۲۰۱۸)، پایش کیفیت آب دریاها و دریاچه‌ها (ان-یاگا و همکاران، ۲۰۱۹)، تولید نقشه‌های مناطق جنگلی و پایش مستمر آن‌ها (چن و همکاران، ۲۰۱۷)، تولید نقشه‌های مناطق شهری (لیو و همکاران، ۲۰۱۸) و تولید نقشه اراضی کشاورزی (ژیونگ و همکاران، ۲۰۱۷؛ تلوگوتلا و همکاران، ۲۰۱۸) استفاده شده است.

علیرغم مطالعات گسترده در سطح بین‌المللی برای ارزیابی کارایی سامانه GEE در پایش اراضی کشاورزی، متأسفانه کاربرد این روش در داخل ایران خصوصاً برای پایش شالیزارهای کشور و نحوه پراکنش این اراضی فراگیر نشده است. به همین دلیل توسعه روشی دقیق و سریع برای برآورد سطح زیر کشت اراضی شالیزاری برای برنامه‌ریزی‌های مدیریت بهینه توزیع آب و حفظ امنیت غذایی بیش از پیش احساس می‌شود. هدف از این تحقیق ارزیابی تهیه نقشه سطح زیر کشت برنج در استان گیلان با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و معرفی یک روش سریع، آسان و قابل تکرار در برآورد سطح کل اراضی شالیزاری استان است.



شکل ۱- موقعیت استان گیلان

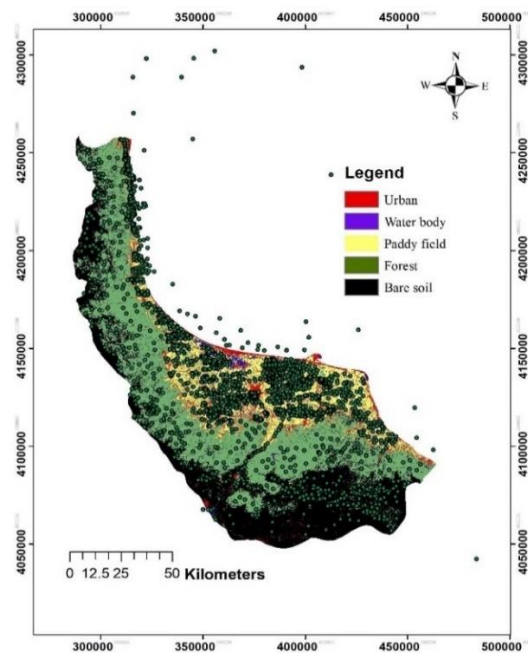
تهیه داده‌های میدانی و نمونه‌های تعلیمی

داده‌های میدانی مربوط به کاربری اراضی شامل اراضی شالیزاری و سایر کاربری‌ها، با مراجعه به گزارش‌ها، مستندات، تصاویر گوگل ارث و بازدید از منطقه با استفاده از دستگاه موقعیت‌یاب جهانی^۱ ثبت گردید تا بتوان میزان انطباق نتایج را با واقعیت زمینی

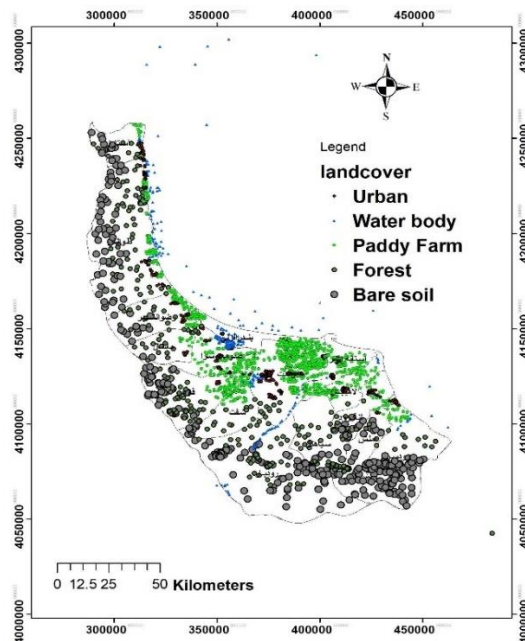
افزایش داد. این داده‌ها شامل ۲۷۵۶ نمونه بود که به روش تصادفی برداشت شد (جدول ۱). برای انجام آنالیز بر روی داده‌های ماهواره‌ای تعداد ۷۰ درصد از این نمونه‌ها به عنوان نمونه تعلیمی جهت انجام طبقه‌بندی و ۳۰ درصد نیز برای بررسی میزان صحت طبقه‌بندی استفاده شد (شکل ۲ و ۳).

جدول ۱- تعداد نقاط برداشت شده از هر کاربری جهت آموزش و صحت سنجی طبقه‌بندی

تعداد نقاط	نوع کاربری
467	خاک لخت و کم پوشش
472	نواحی شهری
309	پیکره‌های آبی
397	نواحی جنگلی
1111	شالیزار
2756	کل



شکل ۲- نقشه نقاط نمونه‌برداری استان گیلان در کلاس‌های مختلف کاربری اراضی



شکل ۳- نقشه نقاط نمونه برداری استان گیلان

پارامترهای آماری با استفاده از نرم‌افزار ENVI از منوی CLASSIFICATION و برای اندازه-گیری دقت طبقه‌بندی از ماتریس خطا استفاده شد.

طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای

در این پژوهش از روش‌های حداکثر احتمال^۲ (ML)، درختان طبقه‌بندی و رگرسیون^۳ (CART)، جنگل تصادفی^۴ (RF)، ماشین بردار پشتیبان^۵ (SVM)، حداکثر آنتروپی تعمیم‌یافته^۶ (GME)، و جنگل تصادفی با استفاده از شاخص نرمال شده اختلاف پوشش گیاهی^۷ (NDVI) برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای استفاده شد.

روش حداکثر احتمال در محیط نرم‌افزار ENVI 5.3.1 و سایر روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده در محیط گوگل ارث انجین^۸ (GEE) و با نوشتن کدهای مربوطه با استفاده از زبان برنامه‌نویسی جاوا اسکریپت (JS)^۹ انجام شده است. پلتفرم GEE که با استفاده از محاسبات ابری و بر پایه زبان‌های JS و پایتون^{۱۰} توسط شرکت گوگل است،

تهیه و تصحیح تصاویر ماهواره‌ای

ماهواره سنتینل ۲ به عنوان بخشی از برنامه کوپرنیک آژانس فضایی اتحادیه اروپا با هدف جمع‌آوری اطلاعات با استفاده از سنسور نوری، طراحی شد و در مدار قرار گرفت (گسکان و همکاران، ۲۰۱۷). این تصاویر دارای چهار باند طیفی در محدوده مرئی و مادون قرمز نزدیک (قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متر)، شش باند طیفی در محدوده مادون قرمز کوتاه و لبه قرمز (قدرت تفکیک مکانی ۲۰ متر) و سه باند طیفی با اندازه تفکیک ۶۰ متر هستند. برای انجام این پژوهش تصاویر ماهواره سنتینل ۲ از ابتدا تا انتهای دوره رویش برنج (اواخر June تا اوایل Aug سال ۲۰۲۳) با مبنای WGS1984 دریافت شد. تصاویر پس از دانلود در محیط نرم‌افزار ENVI مورد تصحیح هندسی، رادیومتریکی و اتمسفری قرار گرفتند. سپس با استفاده از دستور موزاییک کردن^۱، تصاویر با هم ادغام شدند و در نهایت کلیه اقدامات مربوط به تهیه نقشه کاربری اراضی بر روی آن انجام شد. به منظور محاسبه

⁶ General Maximum Entropy

⁷ Normalized Difference Vegetation Index

⁸ Google Earth Engine

⁹ JavaScript

¹⁰ Python

¹ seamless mosaic

² Maximum Likelihood

³ Classification and Regression Tree

⁴ Random Forest

⁵ Support Vector Machine

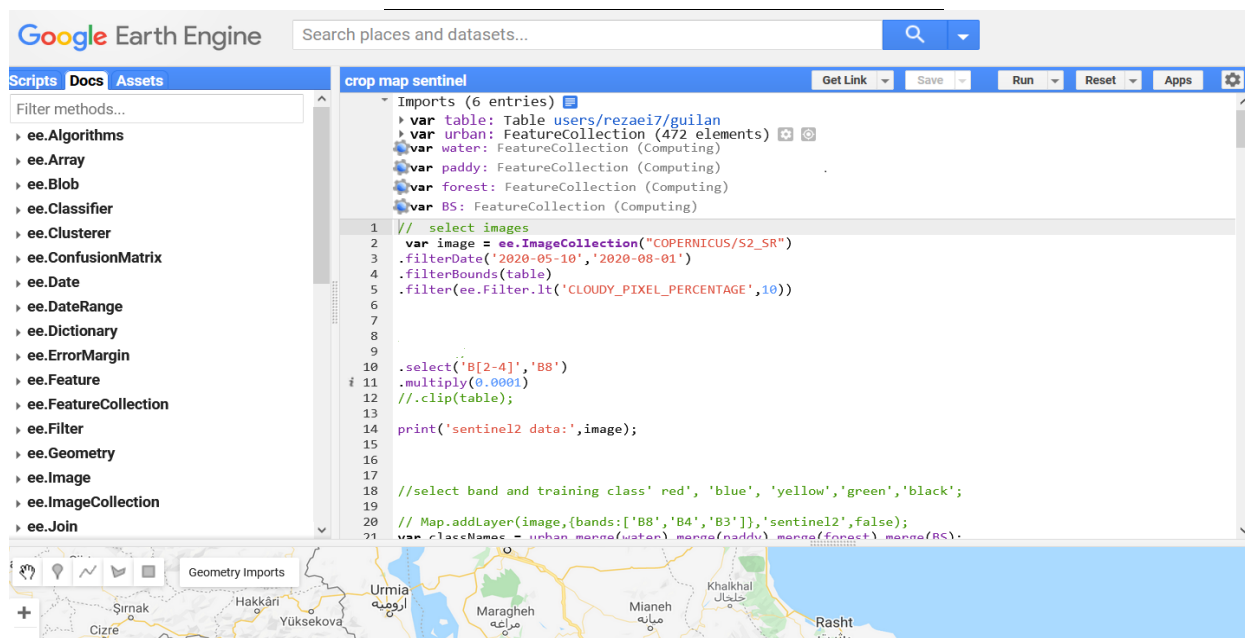
موجود در سامانه GEE به راحتی می‌توان نمونه‌های تعلیمی متعددی برای هر طبقه معرفی کرد. الگوریتم طبقه‌بندی با استفاده از این نمونه‌ها آموزش می‌بیند و توانایی آن را پیدا می‌کند تا پیکسل‌های مشابه را شناسایی کند. پس از اتمام این مرحله، طبقه‌بندی بر اساس نمونه‌های تعلیمی صورت می‌گیرد. شکل ۴ نمونه‌ای از کدنویسی در محیط GEE را نشان می‌دهد.^۱

خدمات در زمینه سنجش از دور را ارائه می‌دهد.

در روش‌های طبقه‌بندی بالا تصاویر ماهواره سنتینل ۲ مربوطه به منطقه مورد مطالعه در دوره کشت برنج فراخوانی و باندهای ۳، ۴ و ۸ از آن‌ها جدا شده (جدول ۲) و سپس با انجام عملیات ریاضی مقدار میانه در هر پیکسل به دست آمد و تمام عملیات بر روی تصویر میانه و در محیط GEE محاسبه شد. با استفاده از امکانات

جدول ۲- باندهای ماهواره سنتینل مورد استفاده در این پژوهش

طول موج (نانومتر)	نام	باند
560	Green	3
665	Red	4
842	Infrared	8



شکل ۴- نمونه کد نویسی در محیط GEE

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}} \quad (1)$$

در این رابطه، NIR و Red به ترتیب نشان‌دهنده بازتاب از اشعه نزدیک مادون قرمز و قرمز هستند. ارزش عددی شاخص NDVI بین اعداد +۱ و -۱ در نوسان است که هر چه به عدد +۱ نزدیک شود بر میزان پوشش گیاهی افزوده می‌گردد.

شاخص‌های ارزیابی

پس از اعمال الگوریتم طبقه‌بندی برای درک نتایج به

در روش RF-NDVI برای بررسی تأثیر افزایش باند و دقت طبقه‌بندی علاوه بر ۳ باند ۳، ۴ و ۸ یک باند شامل مقدار شاخص NDVI نیز استفاده گردید. شاخص NDVI یکی از کاربردی‌ترین شاخص‌های پوشش گیاهی است که کارایی مفید آن در بسیاری از مطالعات توسط محققان مختلف گزارش شده است. مبنای ساختاری این شاخص وجود کلروفیل در گیاه است. این شاخص از طریق رابطه ۱ محاسبه می‌شود:

^۱ کد مقاله از طریق مکاتبه با نگارنده مسئول قابل ارائه است.

شانس قابل توجه است بنابراین، به دلیل ایرادات وارد بر دقت کل از ضریب کاپا استفاده می‌شود (بنیاد و قادری، ۱۳۸۶). این ضریب دقت طبقه‌بندی را نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی محاسبه می‌کند. به این معنی که مقدار طبقه‌بندی را نسبت به حالتی که یک تصویر کاملاً به صورت تصادفی طبقه‌بندی شود به دست می‌آورد (Igué et al., 2012). ضریب کاپا از رابطه ۳ به دست می‌آید:

(۳)

Kappa (انتظار - مشاهده) / (انتظار - ۱)

که در این رابطه مشاهده همان صحت کلی است. انتظار هم با استفاده از ستون‌ها و ردیف‌های ماتریس ابهام محاسبه می‌شود (رابطه ۴):

(۴)

انتظار = مجموع عوامل قطری / کل مجموع عوامل ضریب کاپا به منظور ارزیابی میزان تصادفی بودن صحت طبقه‌بندی عددی بین ۰ تا ۱ ارائه می‌دهد که صفر به معنای کاملاً تصادفی بودن طبقه‌بندی و یک به معنی غیر تصادفی بودن صحت طبقه‌بندی است. شکل ۵ مراحل انجام پژوهش حاضر را نشان می‌دهد.

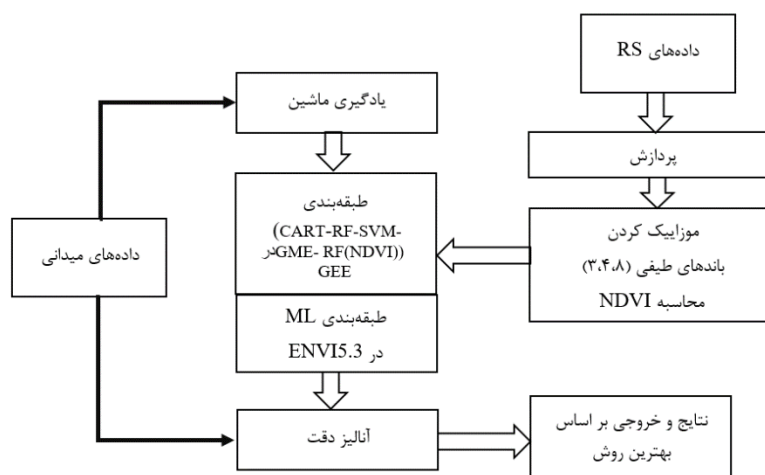
دست آمده و به کار بردن این نتایج برای تصمیم‌گیری‌ها و انتخاب بهترین روش طبقه‌بندی برای پهنه‌بندی کاربری اراضی و استخراج سطح شالیزارهای استان گیلان، اقدام به ارزیابی دقت طبقه‌بندی شد. معمول‌ترین پارامتر برآورد دقت، شامل صحت کل^۱ و ضریب کاپا^۲ است (Lu et al, 2003). صحت کل از رابطه ۲ بدست می‌آید:

(۲)

$$OA = (\sum_i^C - I^{Eij}) / N$$

که در آن C، تعداد کلاس‌ها، N تعداد کل پیکسل‌های معلوم و Eij اعضای قطری ماتریس خطا است. صحت کل از ساده‌ترین پارامترهای دقت است که نیاز به عملیات پیچیده برای محاسبه ندارد و یک برآورد کلی از صحت طبقه‌بندی و یا میانگینی از صحت طبقه‌بندی است. خروجی این شاخص بین ۰ در صد تا ۱۰۰ در صد است که نتیجه خروجی هر چه به سمت ۱۰۰ در صد پیش برود به معنای صحت بالای طبقه‌بندی است و هر چه به سمت صفر باشد، بیانگر صحت پایین طبقه‌بندی داده‌ها است (Jafari and Nazarisamani, 2013).

از نظر تئوری، احتمالات صحت کل نمی‌تواند معیار خوبی برای ارزیابی طبقه‌بندی باشد، زیرا در این شاخص، نقش



شکل ۵- مراحل انجام پژوهش

² Kappa coefficient

¹ Overall Accuracy

یافته‌ها و بحث

جدول ۳ میزان ضریب کاپا و صحت کل روش‌های مختلف مورد استفاده در این پژوهش را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج حاصله، روش RF-NDVI دارای ضریب کاپا و صحت کل بالاتری نسبت به سایر روش‌ها (بترتیب ۰/۹۰ و ۰/۹۴) بوده است که نشان‌دهنده توانایی بالای این روش در کلاس‌بندی دقیق پوشش اراضی است. پس از روش RF-NDVI، دقت روش حداکثر احتمال با ضریب کاپا و صحت کل بترتیب ۰/۸۹ و ۰/۹۱ از سایر

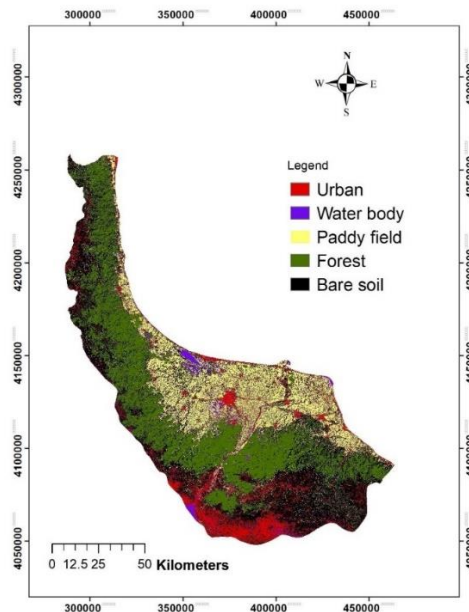
روش‌ها بالاتر است. متغیر بودن دقت روش‌های مورد استفاده در این مطالعه را می‌توان ناشی به وسعت سطح مورد مطالعه نسبت داد. با توجه به نتایج حاصله، برای تعیین سطح زیر کشت برنج و تهیه نقشه کشت، از روش RF-NDVI استفاده شد. این مورد را می‌توان به شاخص NDVI نسبت داد که قادر است تا برنج را از کلاس‌های دیگر طبقه‌بندی نظیر خاک لخت، نواحی شهری، پیکره‌های آبی و درختان و نواحی جنگلی متمایز کند. همچنین کاهش مقادیر NDVI در مراحل نهایی رشد گیاه پیش از برداشت، به تشخیص برنج از سایر گیاهان علفی منجر شد.

جدول ۳- میزان ضریب کاپا و صحت کل روش‌های مختلف مورد استفاده

روش	ضریب کاپا	صحت کل
ML	0.89	0.91
CART	0.75	0.83
RF	0.79	0.86
SVM	0.56	0.70
GME	0.70	0.80
RF-NDVI	0.90	0.94

حدود ۵ درصد برای پرت تأسیسات، سطح کل شالیزارهای استان معادل ۲۱۸۱۳۵ هکتار برآورد شده است. شهرستان‌های رشت با مجموع ۵۵۷۹۹ هکتار، سومه‌سرا با ۲۶۸۱۹ هکتار و آستانه اشرفیه با ۲۱۰۶۳ هکتار، بالاترین میزان سطح زیر کشت برنج در استان را به خود اختصاص دادند که در مجموع حدود ۴۵ درصد شالیزارهای استان است.

شکل ۶ نقشه کاربری اراضی استان گیلان با استفاده از شاخص RF-NDVI و جدول ۴ مقادیر سطح زیر کشت استان و شهرستان‌های مختلف آن را به روش RF-NDVI نشان می‌دهد. بر این اساس سطح کل شالیزارهای استان گیلان ۲۲۹۶۵۱ هکتار برآورد شده است که در مقایسه با آمارهای موجود شرکت آب منطقه‌ای (۲۴۵۰۰۰ هکتار) ۶/۲۷٪ و آمار سازمان جهاد کشاورزی استان (۲۳۸۰۱۲ هکتار) ۳/۵۲٪ کمتر است. در مجموع با در نظر گرفتن



شکل ۶- نقشه کاربری اراضی استان گیلان در سال ۱۳۹۷ با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی NDVI-

RF

جدول ۴- برآورد مقادیر سطح زیر کشت استان و شهرستان‌های مختلف به روش RF-NDVI

شهرستان	پژوهش حاضر		سایر منابع	
	سطح کل	سطح خالص*	سازمان جهاد کشاورزی**	سازمان آب منطقه‌ای**
املش	3076	2922	3500	3500
آستانه اشرفیه	22171	21063	23372	24000
آستارا	3394	3224	3200	3200
بندر انزلی	6330	6013	4976	4900
فومن	14851	14108	13870	14200
لاهیجان	18160	17252	23816	23800
لنگرود	9960	9462	9100	9500
ماسال	8111	7705	7000	7200
رشت	58736	55799	62338	62700
رضوانشهر	9779	9290	10000	10000
رودبار	2554	2427	3375	3700
رودسر	11829	11238	10700	10700
شفت	13324	12658	14330	18600
سیاهکل	4173	3965	4430	4700
صومعه سرا	28230	26819	28018	28000
تالش	14973	14190	15987	16300
کل	229651	218135	238012	245000

*: ۹۵ درصد کل در نظر گرفته شده است

** : سطح کل است

نتیجه گیری

در این پژوهش از چند روش طبقه‌بندی نظارت شده برای تعیین بهترین روش جهت پهنه‌بندی اراضی شالیزاری استان گیلان استفاده شد. دو معیار ضریب کاپا و صحت کل جهت برآورد دقت سطح زیر کشت اراضی

لازم به ذکر است که با توجه به اینکه این پروژه در سطح بسیار وسیع استانی انجام شده است، دقت نهایی طرح مناسب است. کاهش محسوس در مقدار سطح زیر کشت هر شهرستان می‌تواند ناشی از تغییر کاربری از شالیزار به سایر کاربری‌ها مانند ساختمان باشد.

محلی و سستی مرسوم در منطقه می‌توانند رضایت‌بخش باشند و روش ارائه شده در این پژوهش می‌تواند آمار قابل اعتمادی را در سطح محلی و منطقه‌ای در اختیار تصمیم‌گیرندگان و برنامه‌ریزان قرار دهد. لازم به ذکر است هرچند این روش می‌تواند مزایای برنج را به خوبی استخراج کند، اما این دقت هنوز جای کافی ندارد. همچنین می‌توان به عنوان گام بعدی حاصل از این تحقیق علاوه بر شاخص گیاهی NDVI از ترکیب شاخص‌های گیاهی بیشتری نظیر SAVI، WAVI، EVI و LSWI برای تهیه نقشه‌ها استفاده کرد تا دقت نتایج خروجی افزایش یابد.

شالیزار به کار رفت که نتایج نشان داد علیرغم وجود برخی عوامل مؤثر بر دقت طبقه‌بندی (مانند شباهت پوشش گیاهی علفی و کشت برنج) روش RF-NDVI با صحت کل ۹۴ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۰ بالاترین دقت را در راستای رسیدن به هدف پژوهش دارد. اطلاعات موجود در تصاویر بدست آمده از ماهواره سنتینل ۲ پس از پردازش در محیط GEE با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی با شاخص NDVI نشان می‌دهد که این روش به خوبی می‌تواند اراضی شالیزار را از مزارع غیر شالیزار جدا کند. این مقادیر حتی اگر با مقادیر بدست آمده در مطالعات دیگر اختلاف داشته باشند، اما با توجه به پیچیدگی در سیستم کشاورزی

فهرست منابع

۱. بنیاد، ا. و حاجی قادری، ط. ۱۳۸۶. تهیه نقشه جنگل‌های طبیعی استان زنجان با استفاده از داده‌های سنجنده ETM+ ماهواره لندست ۷. نشریه تولید و فرآوری محصولات زراعی و باغی، ۱۱ (۴۲): ۶۳۸-۶۲۷.
۲. درودیان، ح. و درودیان، ع. ۱۳۹۶. پیامدهای اجتماعی و بوم‌شناختی تغییر بی‌رویه کاربری اراضی کشاورزی. مدیریت اراضی، ۵ (۲): ۸۱-۹۷.
۳. ریاحی، و.، ضیاییان فیروزآبادی، پ.، عزیزپور، ف. و دارویی، پ. ۱۳۹۸. تعیین و بررسی سطح زیرکشت محصولات زراعی در ناحیه لنجانان با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای. تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی (علوم جغرافیایی)، ۱۹ (۵۲): ۱۶۹-۱۴۷.
۴. عیبات، د.، عیبات، م. و عیبات، م. ۱۴۰۱. بررسی کارایی روش‌های طبقه‌بندی و شاخص‌های طیفی در برآورد سطح زیرکشت محصولات زراعی شهرستان شوش. آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۳۶ (۴): ۵۰۹-۴۹۳.
۵. علیپور، ف.، آق‌خانی، م.، عباس‌پور فرد، م. ح. و سپهر، ع. ۱۳۹۳. تفکیک محدوده و تخمین سطح زیر کشت محصولات کشاورزی به کمک تصاویر ماهواره‌ای. ماشین‌های کشاورزی، ۴ (۲): ۲۵۴-۲۴۴.
۶. فیضی‌زاده، ب.، خدمت‌زاده، ع. و نیک‌جو، م. ۱۳۹۷. ریز طبقه‌بندی اراضی باغی و زراعی با استفاده از تکنیک‌های پردازش شی پایه و الگوریتم‌های فازی با هدف تخمین سطح زیر کشت. تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی (علوم جغرافیایی)، ۱۸ (۴۸): ۲۱۶-۲۰۱.
۷. وزارت جهاد کشاورزی، ۱۴۰۲. آمارنامه کشاورزی (جلد اول: محصولات زراعی). معاونت برنامه‌ریزی اقتصادی، مرکز آمار، فناوری اطلاعات و ارتباطات.
8. Asmar, E., Vahidnia, M.H., Rezaei, M. and Amiri, E. 2024. Remote sensing-based paddy yield estimation using physical and FCNN deep learning models in Gilan province, Iran. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 34, 101199.

9. 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. and Giri, C. 2017. A Mangrove Forest Map of China in 2015: Analysis of Time Series Landsat 7/8 and Sentinel-1A Imagery in Google Earth Engine Cloud Computing Platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 131, 104-120.
10. Dong, J. and Xiao, X. 2016. Evolution of regional to global paddy rice mapping methods: A review. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 119, 214–227.
11. Fatchurrachman, Rudiyanto, Soh, N., Shah, R.M., Giap, S.G.E., Setiawan, B.I. and Minasny, B. 2022. High-Resolution Mapping of Paddy Rice Extent and Growth Stages across Peninsular Malaysia Using a Fusion of Sentinel-1 and 2 Time Series Data in Google Earth Engine. *Remote Sensing*. 14 (8), 1-22.
12. Gascon, F, Bouzinac, C, Thépaut, O, Jung, M, Francesconi, B, Louis, J, Lonjou, V, Lafrance, B, Massera, S, Gaudel-Vacaresse, A. 2017. Copernicus Sentinel-2A Calibration and Products Validation Status. *Remote Sensing*. 9 (6): 584.
13. Geli, Z., Xiangming, X., Jinwei, D., Weili, K., Cui, J., Yuanwei, Q., Yuting, Z., Jie, W., Michael, A.M., and Chandrashekhara, B. 2015. Mapping paddy rice planting areas through time series analysis of MODIS land surface temperature and vegetation index data. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 1 (106), 156–171.
14. Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M. And Ilyushchenko, S. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale Geospatial Analysis for Everyone, *Remote Sensing of Environment*, 202 (1), 18-27.
15. Hudait, M. and Patel, P.P. 2022. Crop-type mapping and acreage estimation in smallholding plots using Sentinel-2 images and machine learning algorithms: Some comparisons. *Remote Sensing and Space Science*, 25 (1): 147-156.
16. Igué, A.M., Houndagba, C.J., Gaiser, T. and Stahr, K. 2012. Accuracy of the Land Use/Cover classification in the Oueme Basin of Benin (West Africa). *International Journal of AgriScience*, 2(2): 174-184.
17. Jaafari, S.H., and Nazarisamani, A.A. 2013. Comparison between land use/land cover mapping through Landsat and Google Earth imagery. *American-Eurasian Journal of Agriculture & Environment Science*, 13 (6): 763-768.
18. Jin, X., Li, Z., Feng, H., Ren, Z. and Li, S. 2020. Deep neural network algorithm for estimating maize biomass based on simulated sentinel 2A vegetation indices and leaf area index. *The Crop Journal*, 1 (8), 87–97.
19. Latham, J. 2009. FAO Land Cover Mapping Initiatives. In *Proceedings of the North American Land Cover Summit*, Washington, DC, USA, 20–22. Environment and Natural Resources Service of the Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO): Rome, Italy, 75–95.
20. Li, Y., Li, X., Zhang, Y., Peng, D. and Bruzzone, L. 2023. Cost-efficient information extraction from massive remote sensing data: When weakly supervised deep learning meets remote sensing big data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 120, 103345.
21. Lillesand, T., Kiefer, R.W. and Chipman, J. 2004. *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley and Sons. New York, p. 720.
22. Liu, X., Hu, G., Chen, Y., Li, X., Xu, X., Li, S., Pei, F. and 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, 227-239.
23. Lu, D., Moran, E. and Batistella. M. 2003. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. *Remote Sensing of Environment*. 87: 456-469.

24. Moussavi, S.A., Abbaszadeh Tehrani, N., and Janalipour, M. 2020. Estimation of wheat area cultivation using Sentinel 2 satellite images, Case study: Sojasroud Region, Khodabandeh City, Zanjan Province. *Environmental Research and Technology*, 7(7): 77-90.
25. Nguyen-Thanh, S., Chi-Farn, C., Cheng-Ru, C. and Horng-Yuh, G., 2020. Classification of multitemporal Sentinel-2 data for field-level monitoring of rice cropping practices in Taiwan. *Adv. Space Res.* 1, 65.
26. Nyaga, J.W., Markert, K.N., Thomas, A.B., Mugo, R.M., Wahome, A.M. and Irwin, D. 2019. Water Quality Monitoring of In Land Lakes in East Africa. *AGUFM*, 40 (1), 1-7.
27. Pageot, Y., Baup, F., Inglada, J., Baghdadi, N., and Demarez, V. 2020. Detection of irrigated and rainfed crops in temperate areas using Sentinel-1 and Sentinel-2 time series. *Remote Sensing*, 12(18): 3044.
28. Remy, F., Vincent, B., David, C. and Gerard, D. 2020. Combined use of multi-temporal Landsat-8 and Sentinel-2 images for wheat yield estimates at the intra-plot spatial scale. *Agronomy*, 1 (10), 327.
29. Rezaei, M., Shahnazari, A., Raeini Sarjaz, M. and Vazifedoust, M. 2016. Improving agricultural management in a large-scale paddy field by using remotely sensing data in the CERES-Rice model. *Irrigation and drainage*, 65: 224-228
30. Sarker, I.H. 2021. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN Computer Science*. 2 (160).
31. Soler-Perez-Salazar, M.J., Ortega-García, N., Vaca-Mier, M. and Cram-Hyedric, S. 2021. Maize and sorghum field segregation using multi-temporal Sentinel-2 data in Central Mexico. *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*, 1 (15), 024513.
32. Teluguntla, P., Thenkabail, P.S., Oliphant, A., Xiong, J., Gumma, M.K., Congalton, R.G., Yadav, K. and 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, 325-340.
33. Thenkabail, P.; Lyon, J.G.; Turrall, H. and Biradar, C. 2009. *Remote Sensing of Global Croplands for Food Security*; CRC Press: Boca Raton, FL, USA.
34. Verde, N.; Kokkoris, I.P.; Georgiadis, C.; Kaimaris, D.; Dimopoulos, P.; Mitsopoulos, I. and Mallinis, G. 2020. National Scale Land Cover Classification for Ecosystem Services Mapping and Assessment, Using Multitemporal Copernicus EO Data and Google Earth Engine. *Remote Sens.*, 12 (20): 3303.
35. Xiong, J., Thenkabail, P., Gumma, M., Teluguntla, P., Poehnelt, J., Congalton, R., Kamini, Y. and Thau, D. 2017. Automated Cropland Mapping of Continental Africa Using Google Earth Engine Cloud Computing. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126, 225-244
36. Zhang, B., Chen, Z., Peng, D., Benediktsson, J.A., Liu, B., Zou, L. and Li J. 2019. Plaza A. Remotely sensed big data: Evolution in model development for information extraction. *Proceedings of the IEEE*, 107 (12), 2294-2301.
37. Zhao, R.; Li, Y. and Ma, M. 2021. Mapping Paddy Rice with Satellite Remote Sensing: A Review. *Sustainability*.13 (2), 503.

Estimating the area under rice cultivation in Guilan province using remote sensing and GEE

M.Rezaei*¹, E.Amiri And M.Kamali

Rice Research Institute of Iran, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Rasht, Iran rezaei7@gmail.com
Department of Water Engineering, Lahijan Branch, Islamic Azad University, Lahijan, Iraneamiri57@yahoo.com
Rice Research Institute of Iran, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Rasht, Iranmortezakamali2013@gmail.com

«Research Article»

Received: July 2, 2024 and Accepted: October 16, 2024

Abstract

Lack of water, increase in production costs, change in land use, and increase in demand for food have caused the accurate spatial and temporal monitoring of the paddy field's area, for planners and decision makers to be extremely important. Considering that the use of field methods to estimate the cultivated area of crops in large areas is costly and time-consuming and is associated with errors. Hence the purpose of this study is to use remote sensing images to estimate the paddy field's area in the Guilan province by the best classification method and solve the shortcomings of field methods. Therefore, Sentinel 2 satellite images were analyzed using 6 supervised classification methods including ML, CART, RF, SVM, GME and RF-NDVI methods in GEE environment. The ML method was performed in the ENVI environment and the rest of the methods were performed through calculations in the cloud space of the GEE environment. The results of using the classification methods showed that the random forest method along with the NDVI (RF-NDVI) with a kappa coefficient of 0.94 and total accuracy of 0.90 has the highest accuracy compared to other methods, which shows the effect of the vegetation index in distinguishing between paddy fields and other land uses. The estimation of the area under rice cultivation in the province with this method showed that the net area of the total paddy land in the province is 218,135 hectares, which is compared to the available statistics of the Agricultural Jihad Organization (238,012 hectares) and the Regional Water Company of Gilan Province (245,000 hectares), respectively 8.35% and 10.96% was estimated less.

Keywords: Classification, Sentinel-2, satellite imageries, cloud computing

*- Corresponding author's email: rezaei7@gmail.com

