مجله ترویجی علوم و فناوری اطلاعات کشاورزی
دوره نهم، شماره ۱، شماره پیاپی ۱۷، بهار و تابستان ۱۴۰۵
jaist.areeo.ac.ir

شناسه دیجیتال (DOI): 10.22092/jaist.2025.370872.1152

هم‌افزایی هوش مصنوعی و سنجش‌ازدور
راهکاری نوین برای مدیریت دقیق و پایدار منابع کشاورزی ایران

یوسف تقی ملایی[۱]، کاظم بردبار[۲]، محمدرضا نگه‌دار صابر[۳]

۱-کارشناس تحقیقات، بخش منابع طبیعی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان فارس، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، شیراز، ایران، **(نویسنده مسئول). رایانامه:** *Taghimollaei@yahoo.com*

۲- دانشیار پژوهشی، بخش تحقیقات منابع طبیعی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان فارس، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، شیراز، ایران. **رایانامه:** *gmail.com@sbordbar86*

۳- استادیارپژوهشی، بخش تحقیقاتی منابع طبیعی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی فارس، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، شیراز، ایران. **رایانامه:** *sabersiamak@gmail.com*

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۷ تاریخ ویرایش: ۱۴۰۴/۰۸/۱۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۲۴ تاریخ چاپ: ۱۴۰۵/۰۲/۱۵ صص : ۷۳-۶۱

چکیده

در سال‌های اخیر، استفاده از هوش مصنوعی و فناوری‌های شناختی در بخش کشاورزی، در تولید، مدیریت منابع و پایش مزارع تحول چشمگیری ایجاد کرده است. هوش مصنوعی با تحلیل داده‌های فراوان ازجمله شرایط آب‌وهوایی، ویژگی‌های خاک، وضعیت رشد محصولات و ترجیحات بازار، ابزارهایی کارآمد برای تصمیم‌گیری دقیق‌تر در اختیار کشاورزان قرار می‌دهد. حسگرها، پهپادها و آدمواره‌های مجهز به الگوریتم‌های یادگیری ماشین، انجام عملیاتی نظیر آبیاری، کوددهی و سم‌پاشی هدفمند را امکان‌پذیر کرده‌اند که نتیجه آن کاهش مصرف نهاده‌ها، حفظ کیفیت خاک و افزایش بهره‌وری است. در کنار این پیشرفت‌ها، سنجش‌ازدور و تصاویر ماهواره‌ای (به‌ویژه Sentinel-2) در شناسایی و طبقه‌بندی پوشش گیاهی، نقشه‌برداری زمین‌های کشاورزی و پایش تغییرات محیطی نقش مهمی ایفا می‌کنند. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق ـ ازجمله شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان، درخت تصمیم و جنگل تصادفی ـ دقت در تحلیل داده‌های ماهواره‌ای و تولید نقشه‌های کشاورزی با تفکیک مکانی بالا را افزایش داده‌اند. باوجود مزایای چشمگیر، چالش‌هایی مانند کمبود داده‌های مکانی استاندارد، محدودیت زیرساخت‌های محاسباتی، نیاز به نیروهای متخصص میان‌رشته‌ای و نبود سیاست‌های منسجم درزمینه داده و هوش مصنوعی، توسعه این فناوری‌ها را با موانعی روبه‌رو کرده است. درمجموع، ترکیب هوش مصنوعی، سنجش‌ازدور و یادگیری ماشین می‌تواند مسیر دستیابی به کشاورزی پایدار، هوشمند و مبتنی بر داده را هموار کند.

کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، الگوسازی پیش‌بینی‌کننده، سنجش‌ازدور، نقشه اراضی.

مقدمه

هرچند فناوری‌های نوین کاربردهای گسترده‌ای در کشاورزی دارند، اما در سطح جهانی هنوز اطلاعات محدودی درباره آخرین دستاوردهای این حوزه در دسترس است. برای بهبود عملکرد و اثربخشی، هوش مصنوعی از بخش‌های مختلف پشتیبانی می‌کند. نتایج هوش مصنوعی به غلبه بر مشکلات مرسوم در هر حوزه کمک کرده است. استفاده از هوش مصنوعی در کشاورزی به کشاورزان کمک می‌کند تا مهارت خود را افزایش و اثرات نامطلوب طبیعی را کاهش دهند. در شبیه‌سازی‌های بزرگ‌مقیاس مانند سطوح منطقه‌ای، ملی و قاره‌ای، روش‌های مرسوم اغلب از درک تعامل پیچیده عوامل زیست‌فیزیکی و اقلیمی ناتوانند. درنتیجه، در پیش‌بینی‌های رشد و عملکرد محصول، قابلیت اطمینان و دقت محدودی دارند (دلامینی[1] و همکاران، ۲۰۲۳؛ هانسن[2] و همکاران، ۲۰۰۶).

برای غلبه بر محدودیت‌های روش‌های سنتی در برآورد شاخص‌های رشد و پیش‌بینی عملکرد محصول، فناوری‌های پیشرفته نوظهور، مانند سنجش‌ازدور و هوش مصنوعی، جایگزین‌های امیدوارکننده‌ای ارائه داده‌اند. با بهره‌گیری از قابلیت‌های سنجش‌ازدور و هوش مصنوعی، می‌توان دقت، قابلیت اطمینان و مقیاس‌پذیری را افزایش داد (رسولی فتحی[3] و همکاران، ۲۰۲۰). استفاده از ماهواره‌ها و سکوهای هوایی و ارائه داده‌های مکانی و زمانی با وضوح‌بالا از پوشش گیاهی، خاک و شرایط آب و هوایی، تولیدات و فرآیندهای کشاورزی متحول شده است. این فناوری در نظارت بر شاخص‌های فیزیولوژیکی و محیطی محصول نقش اساسی ایفا می‌کند (چن[4] و همکاران، ۲۰۲۳؛ لی[5] و همکاران، ۲۰۲۰). علاوه بر این، فناوری سنجش‌ازدور، با ارائه داده‌های چرخه‌ای و سوابق عملکرد در دوره‌های مختلف و برای شاخص‌های گوناگون، می‌تواند از توسعه برنامه‌های کشاورزی برای مقابله با این چالش اساسی حمایت کند. در این راستا و برای تعیین عوامل کلیدی مختلف مانند شناسایی گیاه، ارزیابی عملکرد و کیفیت محصول، ساختارها و سامانه‌های پیشرفته مبتنی بر رایانه و نیز چندین روش دیگر طراحی‌شده‌اند. برای تحلیل داده‌های جمع‌آوری‌شده، ارتقای بهره‌وری، پیش‌بینی تهدیدهای احتمالی و کاهش بار کاری کشاورزان، در این مقاله مجموعه‌ای از روش‌های کاربردی معرفی شده‌اند.

دستاورد

کاربردهای فناوری‌های نوین در کشاورزی

در سال‌های اخیر، کاربرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی در مناطق زیرکشت و در تولید محصولات کشاورزی رشد چشمگیری داشته است. فناوری اطلاعات شناختی در کشاورزی باعث شده است تا این حوزه هوشمندتر، نوآورانه‌تر و کارآمدتر عمل کند. هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل داده‌هایی مانند روندهای تاریخی در تولید و مصرف کالاهای غذایی، ترجیحات غذایی در مناطق مختلف و سایر اطلاعات مرتبط، به کشاورزان کمک کند تا نیاز بازار را دقیق‌تر پیش‌بینی کنند. دامنه استفاده از هوش مصنوعی در کشاورزی بسیار گسترده است. برای مثال می‌توان از حسگرها و دستگاه‌های نصب‌شده بر روی پهپادها و آدمواره‌ها برای سم‌پاشی دقیق آفت‌کش‌ها استفاده کرد. این فناوری‌ها، علاوه بر جلوگیری از مصرف بیش‌ازحد آفت‌کش‌ها، علف‌کش‌ها و آب، حاصلخیزی خاک را حفظ کرده، بهره‌وری نیروی انسانی را افزایش داده و کیفیت محصولات کشاورزی را بهبود می‌بخشند. به‌طورکلی، برای توسعه پایدار و هوشمند بخش کشاورزی، راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مزایای فراوانی به‌همراه دارند. نمونه‌هایی از این راه‌حل‌ها عبارتند از:

مدیریت چالش‌های زیست‌محیطی با استفاده از پیش‌بینی آب‌وهوا

در حوزه رو به رشد کشاورزی دقیق، داده‌های آب‌وهوایی، به‌عنوان روشی برای نظارت بر کشت دقیق، بسیار اهمیت دارند.

1. Dlamini
2. Hansen
3. Tsouli Fathi
4. Chen
5. Li

بااین‌وجود، سامانه‌ها و اطلاعات مبتنی بر هوش مصنوعی با تخصیص هوشمند منابع، به کشاورزان کمک می‌کنند تا در شرایط متغیر محیطی، بسیاری از مسائل زیست‌محیطی، مانند تغییرات آب و هوایی، مخاطرات بهره‌وری کشاورزی، و تغییرات را مدیریت کنند (چوکاپالی و همکاران، ۲۰۲۰).[1]

سامانه نظارت بر خاک و محصولات کشاورزی

سامانه‌های نوین نظارت بر خاک و محصولات کشاورزی، با استفاده از حسگرهای پیشرفته اینترنت اشیاء[2]، در مدیریت مزارع تحول ایجاد کرده‌اند. این حسگرها که مستقیماً در زمین نصب می‌شوند، به کشاورزان اجازه می‌دهند تا از میزان رطوبت خاک و همچنین ساختار و ترکیب شیمیایی آن آگاه شوند. می‌توان این حسگرهای نصب‌شده را طوری تنظیم کرد که در صورت کمبود مواد حیاتی مانند پتاسیم، نیتروژن، فسفر یا رطوبت، برای کشاورزان هشدارهایی خودکار ارسال کنند (خان و همکاران، ۲۰۲۱)[3]. علاوه بر این، ترکیب سنجش‌ازدور و پویش لیزری سه‌بعدی، از وضعیت گیاهان و زمین کشاورزی معیارهای دقیقی ارائه می‌دهند و تضمین می‌کنند که محصولات در شرایط بهینه رشد کنند. پهپادها نیز با مجهزشدن به دوربین‌ها و حسگرهای چندطیفی حرفه‌ای، نقش مهمی برعهده دارند. آن‌ها با ارائه اطلاعات کلیدی درباره بهبود عملکرد و کاهش هزینه‌های عملیاتی، به‌سرعت مشکلات سلامت کشاورزی را شناسایی و مدیریت می‌کنند (برگرمن[4] و همکاران، ۲۰۲۲)[4].

کشاورزی و تحلیل پیش‌بینی

برای تصمیم‌گیری درباره چگونگی بهبود تولید و اجرای اقدامات اصلاحی، تحلیل پیش‌بینی، با اتکا به نوآوری‌ها، حقایق و داده‌های موردنیاز، ابزارهای لازم را برای رسیدن به اهداف فراهم می‌کند. ازسوی‌دیگر، کشاورزی هوشمند مجموعه‌ای از راهبردها و مهارت‌ها است که به کشاورزان امکان می‌دهد عملکرد خود را به حداکثر رسانده و حاصلخیزی خاک را ارتقاء دهند. با استفاده از این فناوری‌ها، می‌توان در زمان و مکان مناسب مداخله کرد تا به شکلی دقیق و با کارایی بالا، به نیازهای خاص محصولات و بخش‌های مختلف مزرعه پاسخ داد (بک[5] و همکاران، ۲۰۱۸)[5].

سامانه مبتنی بر هوش مصنوعی برای ارزیابی داده‌های کشاورزی و تشخیص حشرات

با استفاده از هوش مصنوعی در کشاورزی، اکنون تولیدکنندگان می‌توانند بسیاری از موارد را در زمان واقعی ارزیابی کنند. حسگرها می‌توانند حضور و نوع حشرات در قلمرو خود را تشخیص دهند. اگر حشره مفید یا خنثی تشخیص داده شود، عملیات متوقف شده و اقدامی انجام نمی‌شود. بااین‌حال، اگر آفت یا بیماری کشنده‌ای باشد، در فضای ابری اطلاعاتی را ارائه می‌دهد. بنابراین، راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، به تولیدکنندگان اجازه می‌دهد تا ازطریق استفاده کافی از منابع، مدیریت انتخاب محصول و موارد دیگر، برنامه‌های خود را برای ایجاد بازده بیشتر بهینه کنند (شانکار و همکاران، ۲۰۲۰)[6].

آبیاری کافی و کشاورزی پایدار

تقاضای رو به رشد برای غذا باعث شده است که کشاورزان بااستفاده از روش‌های مختلف، بهره‌وری تولیدات خود را افزایش دهند. درنتیجه از خاک سوءاستفاده کنند. در طول زمان، افزایش بازده محصول از کیفیت زمین و حتی بذر می‌کاهد. آبیاری فرآیندی است که به‌شدت به نیروی انسانی وابسته است. اکنون، سامانه‌های خودکار مختلف می‌توانند درزمینه‌های حاصلخیزی خاک، الگوهای آب و هوایی تاریخی و کیفیت بذر، بر هوش

1. Chukkapalli
2. Internet of Things (IoT)
3. Khan
4. Bergerman
5. Beck
6. Shankar Bhardwaj

مصنوعی و ماشین‌آلات تأثیر بگذارند. درنتیجه، کشاورزان می‌توانند منابع آبی خود را بهتر مدیریت کنند (بهاردواج و همکاران،۲۰۲۲)[1] استفاده از راه‌حل‌های شناختی اینترنت‌اشیا می‌تواند به بهبود مدیریت آب کمک کند.

کاربرد سنجش‌ازدور در کشاورزی و فهرست‌برداری پوشش گیاهی

راهبردهای مورداستفاده برای بررسی ویژگی‌های پوشش گیاهی با تشخیص از راه دور را می‌توان به روش‌های فیزیکی، روش‌های تجربی و ترکیبی از هر دو تقسیم کرد (مولدر و همکاران، ۲۰۲۲)[2]. به‌طورکلی، روش‌های فیزیکی براساس فرضیه تبادل تابشی بنا شده‌اند و با کمک طرح‌های شبیه‌سازی، ارتباطات نور گیاه را بازتولید می‌کنند (ورلست و همکاران، ۲۰۱۵)[3]. روش‌های تجربی، به ارتباط آماری، شامل ویژگی‌های گیاهی تخمین زده‌شده در محل و داده‌های بازتاب پوشش گیاهی وابسته‌اند (زندلرو همکاران، ۲۰۱۵)[4].

سامانه‌های ماهواره‌ای رصد زمین

تصاویر ماهواره‌ای سنتینل۲[5]، با توجه به ویژگی‌های جالب خود (مانند قدرت تفکیک مکانی ده متر برای ۴ باند مختلف و ده روز دوره تکرار) و سوابق رایگان قابل‌دسترس، می‌توانند برای نقشه‌برداری محلی از موجودیت‌ها اهمیت زیادی داشته باشند. تصویر چندطیفی سنتینل دارای سه باند است که در آن چهار باند (آبی، قرمز، سبز و مادون‌قرمز نزدیک) دارای قدرت تفکیک مکانی ده متر و شش باند دارای قدرت تفکیک مکانی بیست متر هستند.

طیف الکترومغناطیسی

معمولاً، سنجش‌ازدور مربوط به رونویسی داده‌ها و تشخیص تابش الکترومغناطیسی برگشتی و آزادشده است. هر موجودیت یا ماده دارای یک ویژگی انتشار و/یا بازتاب خاص است که به‌طور مشترک به‌عنوان تأیید طیفی آن شناخته می‌شود و آن را از سایر موجودیت‌ها و مواد متمایز می‌کند. آشکارسازهای از راه دور برای جمع‌آوری این تأییدهای طیفی تنظیم می‌شوند. سوابق طیفی را می‌توان در دو پیکربندی جمع‌آوری کرد: پیکربندی آنالوگ، مانند عکس‌های هوایی و پیکربندی رقمی که به‌عنوان ماتریسی دوبعدی، تصاویری با پیکسل‌هایی با نرخ تابش الکترومغناطیسی را از یک مجموعه ثابت ماهواره‌ای جمع‌آوری می‌کند.

قدرت تفکیک داده

یک رکورد از راه دور، در اصل با چهار نوع قدرت تفکیک تعریف می‌شود:

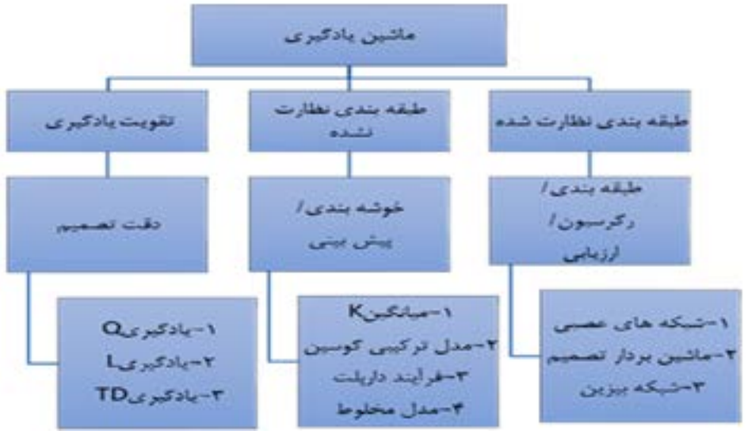
- *قدرت تفکیک زمانی*: وضوح زمانی نشان‌دهنده بسامد بازدید مجدد یک آشکارساز ماهواره‌ای برای یک مکان هدف است. وضوح زمانی با ویژگی‌های متعددی ازجمله همپوشانی نوار، موقعیت ماهواره و عرض جغرافیایی مرتبط است. دوره روزانه یا ماهانه تأثیر زیادی بر کیفیت تصاویر ماهواره‌ای دارد (کلاوری و همکاران، ۲۰۱۲)[6]. اهداف خاص می‌توانند در هرزمانی به‌سرعت تغییر کنند، مانند دوره‌های زمانی ماهانه که بر اقیانوس‌ها تأثیر می‌گذارند و پیوسته افزایش و کاهش می‌یابند. مثلا درختان میوه می‌توانند برگ‌های خود را در زمستان از دست بدهند که این موضوع، تشخیص دقیق شاخ و برگ سبز را دشوار می‌کند؛
- *قدرت تفکیک طیفی*: قدرت تفکیک طیفی ردیاب، مقدار گروه‌های طیفی (قرمز، آبی، سبز، مادون‌قرمز نزدیک، مادون‌قرمز، حرارتی و غیره) را فراهم می‌کند که در آن ردیاب می‌تواند تابش الکترومغناطیسی را ثبت کند. بااین‌وجود، تعداد گروه‌ها، ویژگی اصلی و منحصربه‌فرد قدرت تفکیک طیفی نیست (می و همکاران، ۲۰۱۴)[7]؛
- *قدرت تفکیک مکانی*: قدرت تفکیک مکانی اندازه‌گیری

1. Bhardwaj
2. Mulder
3. Verrelst
4. Zandler
5. Sentinel-2
6. Claverie
7. Mei

پیکسل تصاویر ماهواره‌ای از سطح کره زمین را نشان می‌دهد؛
- *قدرت تفکیک رادیومتری*: قدرت تفکیک رادیومتری به‌عنوان مقدار داده در یک پیکسل تعریف‌شده و در بیت‌ها تعیین می‌شود. یک بیت داده حاکی از تصمیم باینری «نه» یا «بله» است که با مقدار عددی ۰ یا ۱ همراه است. (بروزونه و همکاران، ۲۰۱۲)[1] ۰

یادگیری ماشین در سنجش‌ازدور

از روش‌های یادگیری ماشین در سنجش‌ازدور، در دهه نود استفاده شد. این روش عمدتاً براساس سنجش‌ازدور به‌عنوان روشی برای استفاده از رایانه در ساخت مبتنی بر شناخت بنا نهاده شده بود. هوانگ و جنسن (۱۹۹۷)[2]در پژوهش خود توضیح دادند که چگونه می‌توان با حداقل ورودی ازسوی کاربران، یک پایه شناختی ساخت. سپس، برای درک دستورات از یک ورودی فردی در ساختاری تخصصی، درخت‌های تصمیم‌گیری توسعه داده شدند. آن‌ها نتیجه گرفتند که روش‌شناسی مبتنی بر یادگیری ماشین، در مقایسه با روش‌های سنتی، از دقت بیشتری برخوردار است. درنتیجه، در یادگیری ماشینی پیشرفت‌های مشابهی ایجاد شد و متخصصان و دانشمندان آن را به‌عنوان ابزاری ضروری در سنجش‌ازدور تأیید کردند. درحال‌حاضر در طیف وسیعی از وظایف متنوع، از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای بدون نظارت گرفته تا سازمان‌دهی، به کار گرفته می‌شود (شکل ۱).



شکل ۱. طبقه‌بندی ماشین یادگیری

پردازش تصویر و تولید نقشه

فرآیند دریافت داده‌های سطح زمین از رکوردهای سنجش‌ازدور، به طی مراحل پیچیده و متوالی وابسته است زیرا محاسبه درخشندگی با استفاده از حسگرها (بیان‌شده برحسب وات بر مترمربع) امکان استنتاج فوری پوشش خاک را فراهم نمی‌کند. پیش‌ازاین، براساس نظارت بر تحلیل چشمی تعاملی برخی از تصاویر حاصل در دوره‌های خاص از سال، ساختارهای نقشه‌برداری کاربردی متعددی ایجادشده بود که اساساً به توضیحات تخصصی وابسته بودند. دستگاه‌های پردازش تصویر به‌تدریج به این شکل پایدار مانده‌اند. تقی ملایی (۱۴۰۴) با استفاده از تصاویر سنتیل۲ و رویکرد یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه‌های عصبی همگشتی[3] نقشه جنگل‌های

1. Bruzzone
2. Huang and Jensen
3. Convolutional Neural Network (CNN)

فارس را تهیه کرد. او نتیجه گرفت که با فراخوانی ۶۴ درصدی و دقت ۷۶٫۸ درصدی، الگوی UNet ازنظر دقت طبقه‌بندی از سایر الگوهای یادگیری عمیق مبتنی بر پیکسل، مثل DeepLab و الگو تجزیه صحنه هرمی[1] ، پیشی گرفته است.

قطعه‌بندی تصویر. خاک ازطریق توصیفات ماهواره‌ای به پیکسل‌ها تقسیم می‌شود، درحالی‌که تحلیل، رصد بصری الگوهای استاندارد را تعریف می‌کند. یک رستر تصویر، متشکل از پیکسل‌ها و یک بردار متشکل از اشیاء به‌عنوان دو الگوی مفهومی مهم ایجادشده، برای نشان دادن جنبه مکانی کره زمین شناخته می‌شوند. درحالی‌که وضوح مکانی بیشتر یا کمتر از ابعاد اجزای پوشش خاک است که باید نمایش داده شوند. داده‌های پوشش زمین معمولاً در درجه پیکسل بررسی می‌شوند. بنابراین، قطعه‌بندی داده‌ها لازم نیست. برای تصاویر با وضوح مکانی بالا که پیکسل‌های بسیار کم‌اهمیت‌تری نسبت به اجزای پوشش زمین ارائه می‌دهند، نمونه اولیه بردار معمولاً مطلوب است و تصویر باید ازطریق الگوریتم‌های قطعه‌بندی تصویر به موجودیت‌ها قطعه‌بندی شوند.

استخراج ویژگی. مرحله استخراج ویژگی مستلزم تخمین مهم‌ترین عوامل متمایزکننده برای استفاده به‌عنوان عوامل کمکی در محاسبه طبقه‌بندی از تصاویر سنجش‌ازدور یا چرخه‌های زمانی است.

طبقه‌بندی. این مرحله از یک یا چند مرحله عددی تشکیل می‌شود و درنهایت هر پیکسل یا شیء را به یکی از طبقه‌های پیکربندی پوشش زمین اختصاص می‌دهد. تنوع زیاد الگوریتم‌های طبقه‌بندی را می‌توان به دو گروه اصلی تقسیم کرد: گروه تحت نظارت که از یک مجموعه داده آموزشی برای ترازبندی الگوریتم به‌صورت پیشینی استفاده می‌کند، و گروه بدون نظارت که دسته‌هایی از پیکسل‌ها را ایجاد می‌کند تا به‌صورت پسینی، به‌عنوان دسته پوشش خاک و با در نظر گرفتن رکوردهای درجا یا کمکی، نام‌گذاری شوند. درحال‌حاضر، مراحل پیش‌بینی طبقه‌بندی نظارت‌شده بسیار ارزشمند هستند. تمیزکردن برنامه‌ریزی‌شده مجموعه داده آموزشی درجا و یادگیری پویا برای ساخت یک مجموعه داده آموزشی کارآمدتر ازطریق افزایش مکرر اثربخشی طراحی طبقه‌بندی‌کننده، مراحل پیش‌بینی طبقه‌بندی نظارت‌شده هستند.

از میان این روش‌های جدید، شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان، درخت‌های تصمیم‌گیری و گروه‌هایی از درخت‌های طبقه‌بندی مانند جنگل تصادفی، امیدواری زیادی را برانگیخته‌اند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی سنجش‌ازدور، بر این واقعیت بنا شده‌اند که مغز انسان برای مدیریت مقادیر زیادی از اطلاعات و سوابق از طیف وسیعی از منابع توانمند است (انوری و همکاران، ۲۰۱۹)[2]. تفسیرهای علمی این روش می‌تواند برای تهیه و تجزیه‌وتحلیل اطلاعات تصویری کاربرد داشته باشد.

ماشین‌های بردار پشتیبان

ماشین‌های بردار پشتیبان که به‌عنوان یک روش یادگیری آماری غیرشاخصی تحت نظارت، برای حل مسائل دسته‌بندی تعریف می‌شوند (مونتراکیس و همکاران، ۲۰۱۳)[3]، برای دسته‌بندی اطلاعات تصویری از راه دور شناسایی‌شده، توان بالقوه فوق‌العاده‌ای دارند (دکا، ۲۰۱۴)[4].

طبقه‌بندی درخت تصمیم‌گیری

درخت‌های تصمیم‌گیری، راهبردهای سازمان‌دهی تحت نظارت وابسته به تقسیمات دودویی بازگشتی هستند که با بسیاری از دستورالعمل‌های ارتقایافته مطابقت دارند. برای جداسازی داده‌های کلاس گسسته برای طبقه‌بندی پوشش زمین، آن‌ها به جایگزینی جذاب تبدیل‌شده‌اند (شارما و همکاران، ۲۰۱۳)[5].

1. Pyramid Sense Parsing
2. Ennouri
3. Mountrakis
4. Deka Sharma
5. Sharma

طبقه‌بندی جنگل‌های تصادفی

جنگل تصادفی ـ شکل بهبودیافته درخت تصمیم ـ یک محاسبه یادگیری گروهی است که در مقایسه با انواع مختلف درخت‌های تصمیم و برای ایجاد دقت‌های بالاتر، ساختارهای مختلف اطلاعات مشابه را تجمیع می‌کند (بلجیو و دراگوت، ۲۰۱۶)[1].

پس‌پردازش[2]

این مرحله برای بهبود خروجی مرحله اصلی طبقه‌بندی به‌کار می‌رود و از فیلترهای متنوع یا ترکیب خروجی‌ها برای توسعه (بهبود) خروجی طبقه‌بندی استفاده می‌کند که شامل اصلاح نقص‌ها و انجام فیلترینگ است.

اصلاح نقص‌های ماکروسکوپی

نقص‌های بزرگ به‌صورت تعاملی و ازطریق بررسی نوری[3] اصلاح می‌شوند.

فیلترینگ پایه

برای حذف نویزهای ریز (نمک و فلفل)[4]که ناشی از طبقه‌بندی پیکسلی هستند، از فیلترهایی با هسته کوچک (۳*۳ یا ۵*۵ پیکسل) مانند فیلتر اکثریت[5]استفاده می‌شود.

کاربرد فیلتر اکثریت

این فیلتر می‌تواند برای خروجی طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل که از تقسیم‌بندی تصویر بازتاب چند طیفی[6]به‌دست‌آمده نیز استفاده شود تا طرح پوشش زمین بسیار روان‌تری ارائه دهد. برای ترکیب خروجی‌های گروه طبقه‌بندی‌کننده، به روش‌های ادغام نیاز است. وقتی گروه، دسته‌ای را انتخاب می‌کند که همه طبقه‌بندی‌کننده‌ها با آن موافق هستند یا حداقل نیمی از طبقه‌بندی‌کننده‌ها با آن موافق‌اند، می‌توان با رأی اکثریت، یک نمودار خروجی منحصربه‌فرد به دست آورد. اگر قرار است تعدادی از طبقه‌بندی‌کننده‌ها بهتر از بقیه عمل کنند، می‌توان از رأی‌گیری اکثریت وزنی استفاده کرد و یا ازطریق احتمال مرتبط یا عضویت، خروجی طبقه‌بندی وزن‌دهی شوند. لازم به ذکر است که مراحل مختلف توضیح داده‌شده در سطرهای بالا، عمدتاً با هم مرتبط هستند و هر انتخابی باید توالی کلی ایجاد نقشه‌برداری پوشش زمین را در نظر بگیرد تا تضمین شود که راه‌حل مناسب محقق می‌شود. مزایا و معایب زیادی بین روش‌های سنتی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق وجود دارد. مزایا و معایب اصلی این دو رویکرد در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱.مزایا و معایب کلیدی روش‌های سنتی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق (مانند شبکه‌های عصبی همگشتی)

روش‌های سنتی یادگیری ماشین (جنگل تصادفی، درخت‌های تصمیم‌گیری)		یادگیری عمیق (شبکه‌های عصبی همگشتی)	
مزایا	معایب	مزایا	معایب
تفسیرپذیری بالا	ممکن است برای الگوسازی روابط پیچیده ناکافی باشد	استخراج خودکار ویژگی	نیاز به قدرت محاسباتی بالا
پیچیدگی محاسباتی کمتر	ممکن است در الگوسازی روابط غیرخطی مشکل داشته باشد	الگوسازی روابط پیچیده	نیاز به مجموعه‌داده‌های بزرگ
وابستگی کمتر به داده‌ها	تمایل به بیش‌برازش	عملکرد برتر در مجموعه داده‌های بزرگ	چالش تفسیرپذیری

1. Belgiu and Drăguţ
2. Post-processing
3. Visual Inspection
4. Salt-and-Pepper noise
5. Majority Filter
6. Multispectral Reflectance Image Segmentation

چالش‌ها

توسعه و پذیرش فناوری‌های هوش مصنوعی در بخش کشاورزی در جهان و کشور پهناور ایران با موانع و چالش‌های بزرگی روبرو است. این چالش‌ها عبارت‌اند از:

چالش‌های داده‌ای

۱.*نبود داده‌های مکانی منسجم و استاندارد*: در ایران داده‌های سنجش‌ازدور، سامانه اطلاعات جغرافیایی و اطلاعات کشاورزی به‌صورت پراکنده در سازمان‌های مختلف (وزارت جهاد کشاورزی، سازمان نقشه‌برداری، مرکز آمار و غیره) نگهداری می‌شوند و اغلب ساختار و مقیاس‌های متفاوتی دارند؛

۲.*دسترسی محدود به داده‌های ماهواره‌ای با وضوح بالا*: تصاویر با کیفیت بالا معمولاً وارداتی‌اند و هزینه بالایی دارند. برخی داده‌ها نیز مشمول محدودیت‌های امنیتی هستند و سبب می‌شود الگوهای هوش مصنوعی نتوانند به‌درستی آموزش ببینند؛

۳.*نبود داده‌های تاریخی و به‌روزرسانی دوره‌ای*: برای تشخیص تغییر کاربری اراضی، به داده‌های زمانی منظمی نیاز داریم که در بخش کشاورزی ایران اغلب وجود ندارد یا دیر به‌روزرسانی می‌شود.

چالش‌های فنی و الگوریتمی

- *تنوع اقلیمی و پیچیدگی الگوهای پوشش گیاهی*: ایران دارای اقلیم‌های بسیار متفاوتی است (از شمال مرطوب تا جنوب خشک) و الگوهای یادگیری ماشین باید با این تنوع سازگار شوند. اما برای هر منطقه داده کافی وجود ندارد؛
- *عدم تطبیق الگوهای جهانی با شرایط بومی*: بسیاری از الگوریتم‌های مورداستفاده برای طبقه‌بندی اراضی، الگوهایی برگرفته از کشورهای دیگرند. درنتیجه، اعمال آن‌ها بدون بازآموزی محلی دقت پایینی دارند؛
- *مشکل پیکسل‌های همپوشان*: در تصاویر ماهواره‌ای، یک پیکسل ممکن است شامل ترکیبی از چند نوع کاربری باشد. جداسازی این موارد نیازمند الگوهای پیچیده‌تر (مثل شبکه‌های عصبی همگشتی چندمقیاسی) و داده‌های با وضوح بسیار بالا است.

چالش‌های اداری و حقوقی

۱.*به اشتراک‌گذاری محدود بین نهادها*: به‌دلیل نبود چارچوب قانونی مشخص برای تبادل داده، همکاری بین سازمان‌های دولتی و خصوصی در حوزه داده‌های مکانی اغلب دشوار است؛

۲.*نبود سیاست‌های منسجم در حوزه داده و هوش مصنوعی کشاورزی*: هنوز استانداردی ملی برای استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی در نقشه‌برداری کشاورزی وجود ندارد؛

۳.*نظر امنیتی و حریم اراضی*: بعضی مناطق کشاورزی نزدیک مرزها یا مناطق حساس هستند و محدودیت‌هایی برای انتشار نقشه‌ها و داده‌های دقیق وجود دارد.

چالش‌های زیرساخت و منابع انسانی

۱.*کمبود متخصصان در تلفیق سامانه اطلاعات جغرافیایی، سنجش‌ازدور و یادگیری ماشین*: دانشگاه‌ها و مراکز تحقیقاتی هنوز درحال‌توسعه این میان رشته‌ها هستند و نیروهای ماهر اندک‌اند؛

۲.*زیرساخت محاسباتی ناکافی برای پردازش داده‌های حجیم*: اجرای الگوهای عمیق روی‌داده‌های سنجش‌ازدور به واحدهای پردازش گرافیکی[1] و فضای ذخیره‌سازی وسیع نیاز دارند که معمولاً در مراکز دولتی محدود است؛

۳.*هزینه بالای توسعه و نگهداری سامانه‌های هوش مصنوعی*: الگوهای بومی به زمان و منابع مالی زیادی نیاز دارند و به‌دلیل محدودیت بودجه، طرح‌ها در مرحله آزمایشی متوقف می‌شوند.

1. Graphics Processing Unit (GPU)

چالش‌های اجتماعی و پذیرش فناوری

- *بی‌اعتمادی یا ناآگاهی کشاورزان و مدیران محلی*: بسیاری از تصمیم‌گیران هنوز به داده‌های سنتی یا مشاهدات میدانی بیشتر از الگوهای هوش مصنوعی اعتماد دارند؛
- *ضعف در ارتباط بین پژوهش و اجرا*: نتایج تحقیقاتی در دانشگاه‌ها به‌ندرت به سامانه‌های عملیاتی برای تصمیم‌گیری کشاورزی تبدیل می‌شود.

در جدول ۲ خلاصه چالش‌های اصلی این موضوع در کشور ارائه‌شده است.

جدول۲. چالش‌های اصلی استفاده از هوش مصنوعی در تهیه نقشه اراضی کشاورزی در ایران

نمونه یا پیامد در ایران	تأثیر بر دقت نقشه‌ها	توضیحات	دسته چالش
ناهماهنگی داده‌های جهاد کشاورزی با داده‌های سنجش‌ازدور	کاهش دقت الگو در تشخیص نوع خاک و پوشش گیاهی	کمبود تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا و داده‌های زمینی دقیق، یا پراکندگی در منابع داده‌ها	داده‌های ناکافی و ناسازگار
ناتوانی واحدهای محلی در اجرای تحلیل‌های حجیم	کندی در تحلیل و تولید نقشه در مقیاس‌های بزرگ	هزینه بالای پردازش داده‌های بزرگ و نیاز به سرورهای قدرتمند	دسترسی محدود به فناوری و سخت‌افزار پیشرفته
ناسازگاری قالب‌ها میان دانشگاه‌ها و سازمان‌ها	دشواری در تلفیق داده‌های جغرافیایی	نبود قالب‌های یکسان برای فراداده‌ها و الگوهای بین سازمان‌ها	نبود استانداردهای بومی داده‌ها
وابستگی شدید به مشاوران خارجی یا طرح‌های بین‌المللی	خطا در آموزش الگوها و تفسیر خروجی‌ها	کمبود کارشناسانی که بتوانند الگوهای یادگیری ماشین را برای داده‌های مکانی تنظیم کنند	کمبود نیروی متخصص در هوش مصنوعی کشاورزی
داده‌های قدیمی یا با مختصات نادرست	کاهش صحت طبقه‌بندی پوشش زمین	داده‌های اشتباه یا ناقص از اندازه‌گیری‌های زمینی و سامانه موقعیت‌یاب جهانی	کیفیت پایین داده‌های میدانی
موانع قانونی در دریافت تصاویر پهپاد از مناطق خاص	عدم امکان آموزش کامل الگوهای هوش مصنوعی	محدودیت در اشتراک داده‌های دولتی یا حساسیت امنیتی	مشکلات حقوقی و دسترسی به داده‌ها
نیاز به الگوهای منطقه‌ای اختصاصی	دشواری تعمیم الگوها بین استان‌ها	تغییرات شدید آب‌وهوایی، تنوع خاک، و پوشش گیاهی	شرایط اقلیمی متنوع و تغییرپذیر
نبود همکاری مؤثر بین وزارتخانه‌ها و بخش خصوصی	پراکندگی پروژه‌ها و هدررفت منابع	فقدان نقشه راه ملی برای استفاده از هوش مصنوعی در کشاورزی	کمبود سیاست‌ها و برنامه‌ریزی بلندمدت

راهکارها

برای غلبه بر این چالش‌ها، باید:

- سامانه ملی داده‌های مکانی کشاورزی ایجاد شود؛
- الگوهای یادگیری ماشین با داده‌های بومی ایران بازآموزی شوند؛
- همکاری بین وزارت جهاد، سازمان فضایی، و بخش خصوصی تقویت شود؛
- آموزش تخصصی درزمینه سامانه اطلاعات جغرافیایی و هوش مصنوعی توسعه یابد.

نویدبخشی فوق‌العاده هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی در تسریع پیشرفت کشاورزی، به‌دلیل هزینه‌های بالای مرتبط با توسعه، استقرار و نگهداری این سامانه‌های پیشرفته، به‌شدت با مشکل روبرو شده است. هزینه‌های جاری، مانند خدمات ابری برای ذخیره‌سازی داده‌ها، آموزش الگو و استنتاج نیز ازدیگر موانع بوده‌اند. چندین روند فناوری نشان می‌دهد که پیشرفت در کاهش هزینه‌ها، قیمت اجزای اصلی مانند واحدهای پردازش گرافیکی و حسگرهای فرکانس رادیویی[1] و سایر بلوک‌های سازنده سخت‌افزار به‌سرعت در حال کاهش است و تولید انبوه آن‌ها را افزایش می‌دهد. بسته‌های نرم‌افزاری ماژولار متن‌باز، هزینه‌های کدنویسی را کاهش می‌دهند. صندوق‌های نوآوری سرمایه‌گذاری خطرپذیر، شتاب‌دهنده‌های شرکت‌های نوپا، جوایز نوآوری و مسابقات، راه‌حل‌های مقرون‌به‌صرفه را تشویق می‌کنند. این رویکردهای مکمل فناوری و نهادی، در بهینه‌سازی حسگرها، پودمان‌های اتصال، بسته‌های تحلیلی و الگوهای کسب‌وکار، مسیرهایی را برای به‌حداقل‌رساندن هزینه‌های چرخه ایجاد پایگاه هوش مصنوعی فراهم می‌کنند. بنابراین، به ابزارهای کشاورزی رقمی مبتنی بر هوش مصنوعی اجازه می‌دهند تا مقرون‌به‌صرفه باشند و تأثیر اجتماعی را به حداکثر برسانند.

توصیه‌ها

ادغام فناوری‌های هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و سنجش‌ازدور در کشاورزی، تحولی بنیادین در مدیریت منابع، افزایش بهره‌وری و حرکت به‌سوی کشاورزی پایدار ایجاد کرده است. این فناوری‌ها با تحلیل داده‌های مکانی، اقلیمی و زراعی، امکان تصمیم‌گیری دقیق‌تر و پیش‌بینی‌پذیرتری را برای کشاورزان فراهم کرده و درعین‌حال به کاهش مصرف منابعی چون آب، کود و سم، ارتقای کیفیت خاک و افزایش بازده تولید نیز کمک می‌کنند.

تصاویر ماهواره‌ای نظیر سنتینل ۲ و الگوهای یادگیری عمیق (مانند شبکه‌های عصبی همگشتی و UNet) به‌ویژه در پایش پوشش گیاهی، تشخیص آفات، نقشه‌برداری دقیق اراضی و پیش‌بینی شرایط محیطی، نقش مؤثری دارند. در مقابل، محدودیت‌هایی چون کمبود داده‌های مکانی استاندارد، کمبود متخصصان میان‌رشته‌ای، ضعف زیرساخت‌های محاسباتی و ناهماهنگی نهادی، از موانع اصلی در به‌کارگیری کامل این فناوری‌ها هستند.

در مسیر آینده، توسعه سیاست‌های منسجم ملی در حوزه داده و هوش مصنوعی کشاورزی، سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌های داده‌ای و رایانشی، آموزش نیروی انسانی متخصص، و گسترش همکاری میان دانشگاه‌ها، دولت و بخش خصوصی، از ضرورت‌های حیاتی محسوب می‌شوند. کشاورزی هوشمند با اتکا به هوش مصنوعی می‌تواند نه‌تنها بهره‌وری اقتصادی را افزایش دهد بلکه به حفظ محیط‌زیست و تحقق اهداف توسعه پایدار نیز کمک کند. ابزارهای ارتباطی مانند تلفن و پیامک را می‌توان برای جوامعی که دسترسی محدودی به تلفن‌های هوشمند یا دانش فنی دارند، استفاده کرد. برای توسعه اخلاقی، اطمینان از اقدامات مسئولانه درمورد حریم خصوصی داده‌ها و آزمایش سوگیری‌ها ضروری است. برای تشویق نوآوری اخلاقی، سیاست‌های مربوط به حقوق داده‌ها، دسترسی و پاسخگویی باید در کنار پیشرفت در فناوری هوش مصنوعی تکامل یابد. درنتیجه، یک رویکرد مشارکتی و مبتنی‌بر تحقیق که پیشرفت فناوری را با مسئولیت اجتماعی متعادل

1. Radio Frequency Receiver (RF)

می‌کند، کلید پیشرفت پایدار در هوش مصنوعی کشاورزی است.

تشکر

از مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی فارس و داوران محترم که با نظرات ارزشمند خود بر غنای مطلب افزودند کمال تشکر را دارم.

منابع

تقی ملایی، یوسف. (۱۴۰۴). *تهیه نقشه جنگل‌های فارس با هوش مصنوعی*. طرح تحقیقاتی مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی فارس.

Bergerman, M., Billingsley, J., Reid, J., & van Henten, E. (2016). Robotics in agriculture and forestry. *In Springer handbook of robotics* (pp. 1463-1492). Cham: Springer International Publishing.

Beck, J. J., Alborn, H. T., Block, A. K., Christensen, S. A., Hunter, C. T., Rering, C. C., ... & Tumlinson, J. H. (2018). Interactions among plants, insects, and microbes: elucidation of inter-organismal chemical communications in agricultural ecology. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 66(26), 6663-6674.

Belgiu, M., & Drăguţ, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 114, 24-31.

Bruzzone, L., & Bovolo, F. (2012). A novel framework for the design of change-detection systems for very-high-resolution remote sensing images. *Proceedings of the IEEE*, 101(3), 609-630.

Chen, A. L., Li, J. Y., Zhang, S. J., Zhu, Y. X., Zhao, S. J., Sun, W., & Zhang, Q. (2021). Application of satellite remote sensing yield estimation technology in regional revenue protection crop insurance: a case of soybean. *Remote Sens. Earth Syst. Sci*. 7 (4), 426–442. https://doi.org/10.1007/s41976- 024-00135-x.

Chukkapalli, S. S. L., Mittal, S., Gupta, M., Abdelsalam, M., Joshi, A., Sandhu, R., & Joshi, K. (2020). Ontologies and artificial intelligence systems for the cooperative smart farming ecosystem. *Ieee Access*, 8, 164045-164064.

Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Ducrot, D., Marais-Sicre, C., ... & Dedieu, G. (2012). Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 124, 844-857.

Deka, P. C. (2014). Support vector machine applications in the field of hydrology: a review. *Applied soft computing*, 19, 372-386.

Dlamini, L., Crespo, O., van Dam, J., & Kooistra, L. (2023). A global systematic review of improving crop model estimations by assimilating remote sensing data: implications for small-scale agricultural systems. *Remote Sensing*, 15(16), 4066.

Ennouri, K., Ben Hlima, H., Ben Ayed, R., Ben Braïek, O., Mazzarello, M., Ottaviani, E., ... & Smaoui, S. (2019). Assessment of Tunisian virgin olive oils via synchronized analysis of sterols, phenolic acids, and fatty acids in combination with multivariate chemometrics. *European Food Research and Technology*, 245(9), 1811-1824.

Hansen, J. W., Challinor, A., Ines, A., Wheeler, T., & Moron, V. (2006). Translating climate forecasts into agricultural terms: advances and challenges. *Climate research*, 33(1), 27-41.

Huang, X., & Jensen, J. R. (1997). A machine-learning approach to automated knowledge-base building for remote sensing image analysis with GIS data. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 63(10), 1185-1193.

Khan, N., Ray, R. L., Sargani, G. R., Ihtisham, M., Khayyam, M., & Ismail, S. (2021). Current progress and future prospects of agriculture technology: Gateway to sustainable agriculture. *Sustainability*, 13(9), 4883.

Li, Z., Sun, S., Zhao, J., Li, C., Gao, Z., Yin, Y., ... & Wu, P. (2023). Large scale crop water footprint evaluation based on remote sensing methods: A case study of maize. *Water Resources Research,* 59(7), e2022WR032630.

Mei, A., Salvatori, R., Fiore, N., Allegrini, A., & D'Andrea, A. (2014). Integration of field and laboratory spectral data with multi-resolution remote sensed imagery for asphalt surface differentiation. *Remote sensing*, 6(4), 2765-2781.

Mountrakis, G., Im, J., & Ogole, C. (2011). Support vector

Journal of Agricultural Information sciences and Technology
Volume 8, Issue 1, Serial Number 15, Spring and Summer 2025
jaist.areeo.ac.ir

Synergy of Artificial Intelligence and Remote Sensing: A New Solution for Accurate and Sustainable Management of Iran's Agricultural Resources

Yousef Taghi Mollaei[1], Kazem Bordba[2], Mohammad Reza Negahdar Saber[3]

1.Research expert, Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Shiraz, Iran. **(Corresponding author). Email:***Taghimollaei@yahoo.com*

2.Research Associate Professor, Natural Resources Research Department, Fars Province Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Shiraz, Iran. **Email***: sbordbar86@gmail.com*

3.Research Assistant Professor, Natural Resources Research Department, Fars Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Shiraz, Iran. **Email***: sabersiamak@gmail.com*

Abstract

In recent years, the use of artificial intelligence and cognitive technologies in agriculture has led to a significant transformation in production, resource management and farm monitoring. By analyzing abundant data such as weather conditions, soil characteristics, crop growth status and market preferences, artificial intelligence provides farmers with efficient tools for more accurate decision-making. Sensors, drones and robots equipped with machine learning algorithms have enabled targeted operations such as irrigation, fertilization and pesticide spraying, which results in reduced input consumption, maintenance of soil quality and increased productivity. Along with these developments, remote sensing and satellite imagery (especially Sentinel-2) play an important role in identifying and classifying vegetation, mapping agricultural land and monitoring environmental changes. The use of machine learning and deep learning algorithms—including convolutional neural networks (CNNs), support vector machines, decision trees, and random forests—has increased the accuracy of satellite data analysis and the production of high-resolution agricultural maps. Despite the significant benefits, challenges such as the lack of standardized spatial data, limited computational infrastructure, the need for interdisciplinary expertise, and the lack of coherent policies on data and AI have hindered the development of these technologies. Overall, the combination of AI, remote sensing, and machine learning can pave the way for sustainable, smart, and data-driven agriculture.

Keywords: Artificial intelligence, machine learning, modeling, remote sensing, land mapping.

machines in remote sensing: A review. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 66(3), 247-259.

Mulder, V. L., De Bruin, S., Schaepman, M. E., & Mayr, T. R. (2011). The use of remote sensing in soil and terrain mapping—A review. *Geoderma*, 162(1-2), 1-19.

Sharma, R., Ghosh, A., & Joshi, P. K. (2013). Decision tree approach for classification of remotely sensed satellite data using open source support. *Journal of Earth System Science*, 122(5), 1237-1247.

Shankar, P., Werner, N., Selinger, S., & Janssen, O. (2020, September). Artificial intelligence driven crop protection optimization for sustainable agriculture. In 2020 *IEEE/ITU international conference on artificial intelligence for good* (AI4G) (pp. 1-6). IEEE.

Tomar, P., & Kaur, G. (Eds.). (2021). Artificial intelligence and IoT-based technologies for sustainable farming and smart agriculture. *IGI global*.

Tsouli Fathi, M., Ezziyyani, M., Ezziyyani, M., & El Mamoune, S. (2019). Crop yield prediction using deep learning in Mediterranean Region. *International Conference on Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development* (pp. 106-114). Cham: Springer International Publishing.

Verrelst, J., Rivera, J. P., Veroustraete, F., Muñoz-Marí, J., Clevers, J. G., Camps-Valls, G., & Moreno, J. (2015). Experimental Sentinel-2 LAI estimation using parametric, non-parametric and physical retrieval methods–A comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108, 260-272.

Zandler, H., Brenning, A., & Samimi, C. (2015). Quantifying dwarf shrub biomass in an arid environment: comparing empirical methods in a high dimensional setting. *Remote Sensing of Environment*, 158, 140-155.