نشریه مدیریت آب در کشاورزی
جلد ۱۲، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۴۰۴، ص. ۲۸-۱

Water Management in Agriculture
Vol. 12, No. 1, Spring and Summer 2025, 1-28

مقاله علمی – مروری

هوش مصنوعی و کاهش اثرات تغییر اقلیم: کاربردها و چالش‌ها

ساناز محمدی[۱*]، ایمان حاجی‌راد[۲] و خالد احمدآلی[۳]

چکیده

تغییرات اقلیمی به عنوان یکی از بزرگترین چالش‌های قرن حاضر، تهدیدی جدی برای توسعه پایدار و سلامت جهانی است. در این راستا، هوش مصنوعی به عنوان یک ابزار نوآورانه در کاهش اثرات تغییر اقلیم مطرح شده است. این مقاله به بررسی کاربردهای هوش مصنوعی در زمینه‌های مختلف از جمله پیش‌بینی آب و هوا، بهینه‌سازی مصرف انرژی، مدیریت منابع طبیعی، و کشاورزی دقیق می‌پردازد. همچنین، تأثیر هوش مصنوعی بر کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای و افزایش کارایی سیستم‌های حمل و نقل و زیر ساخت‌های ساختمانی با مصرف بهینه انرژی مورد بررسی قرار می‌گیرد. با تجزیه و تحلیل مطالعات موردی و نتایج تحقیقات، این مقاله نشان می‌دهد که ادغام هوش مصنوعی در راهکارهای مقابله با تغییر اقلیم می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری و ارتقاء کارایی در مدیریت منابع کمک کند و فرصتی برای دستیابی به توسعه پایدار در عصر جدید فراهم آورد. در نهایت، ضرورت توجه به جنبه‌های اخلاقی و اجتماعی در پیاده‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی برای دستیابی به نتایج پایدار و مثبت در آینده، هزینه‌های بالای توسعه و پیاده‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی و کمبود نیروی متخصص به عنوان چالش‌های این حوزه مورد تأکید قرار می‌گیرد.

واژه‌های کلیدی: انتشار کربن، شبکه عصبی، کشاورزی پایدار، محیط‌زیست

مقدمه

تغییرات اقلیمی یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های پیش‌روی بشر است که عمدتاً ناشی از انتشار دی‌اکسید کربن از فعالیت‌های انسانی مانند تولیدات صنعتی و استفاده گسترده از سوخت‌های فسیلی در این فرآیندهاست (Xi-Liu and Qing-Xian, 2018). این تغییرات اقلیمی باعث افزایش سطح آب دریاها، بلایای طبیعی بیشتر، کاهش ظرفیت تولید محصولات زراعی و از دست رفتن تنوع زیستی شده است (Shivanna, 2022). ازاین‌رو، بهبود بهره‌وری انرژی، توسعه انرژی‌های سبز و حفظ منابع انرژی برای مقابله با تغییرات اقلیمی ضروری به نظر می‌رسد. گذار از جامعه‌ای مبتنی بر سوخت‌های فسیلی به جامعه‌ای مبتنی بر برق که از منابع تجدیدپذیری چون انرژی خورشیدی، بادی و یا آبی تأمین می‌شود، می‌تواند تأثیر مثبتی بر حفاظت از محیط‌زیست داشته باشد (Fang et al., 2023; Farghali et al., 2022). هوش مصنوعی با استفاده از یادگیری عمیق می‌تواند در کشف، توزیع و انتقال انرژی به‌صورت خودکار عمل کرده و مصرف انرژی را به میزان

[۱] دکتری گروه مهندسی و مدیریت آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران (*نویسنده مسئول: Sanaz.mohammadi@modares.ac.ir)
[۲] دانشجوی دکتری گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکدگان کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران،کرج، ایران
[۳] استادیار، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکدگان کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۱۱
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۰۵

قابل‌توجهی کاهش دهد (Farghali et al., 2023). با شدت گرفتن مسائل مرتبط با تغییرات اقلیمی، هوش مصنوعی[1] (AI) به‌عنوان یک راه‌حل بالقوه برای مقابله با این چالش‌ها معرفی شده است. هوش مصنوعی به شاخه‌ای از علوم کامپیوتر گفته می‌شود که به توسعه سیستم‌ها و برنامه‌هایی می‌پردازد که می‌توانند وظایف را به‌طور خودکار و با استفاده از داده‌ها انجام دهند، به‌گونه‌ای که به‌طور معمول نیازمند دخالت یا تفکر انسانی است. هوش مصنوعی به ماشین‌ها این امکان را می‌دهد که فکر کنند، یاد بگیرند، تصمیم‌گیری کنند و در برخی موارد عملکردهایی مشابه با هوش انسانی داشته باشند. هوش مصنوعی می‌تواند از طریق تجربه یاد بگیرد، با داده‌های جدید سازگار شود و به بهبود تصمیم‌گیری کمک کند. جنبه‌های مختلف هوش مصنوعی شامل یادگیری ماشین[2]، پردازش زبان طبیعی[3]، بینایی ماشین[4]، سیستم‌های خبره[5]، رباتیک[6] و یادگیری عمیق[7] هست.

این فناوری می‌تواند با ادغام فرصت‌های ارائه شده توسط اینترنت اشیا و انرژی‌های تجدیدپذیر، نقش مهمی در بهینه‌سازی فرآیندهای تصمیم‌گیری و کنترل داشته باشد و به‌عنوان یک نیروی محرکه مهم در بخش انرژی عمل کند. همچنین، هوش مصنوعی در مدل‌سازی تابش خورشیدی، شبیه‌سازی و بهینه‌سازی سیستم‌های انرژی تجدیدپذیر، پیش‌بینی بار نیروی شهری و بار حرارتی ساختمان‌ها نقش داشته است (Al-Othman et al., 2022; Jha et al., 2017; Khosravi et al., 2018; Lyu and Liu, 2021; Wang and Srinivasan, 2017).

هوش مصنوعی می‌تواند به روش‌های مختلفی به کاهش اثرات تغییرات اقلیمی کمک کند، ازجمله: بهبود پیش‌بینی رویدادهای حدی آب و هوایی مانند سیل و خشک‌سالی (McGovern et al. 2017)، ساخت ساختمان‌های هوشمند سبز و کارآمد از نظر انرژی که قابلیت داده‌برداری دارند (Ngarambe et al. 2020; Yan et al. 2021)، ایجاد چرخه مواد مغذی و مدل‌های بهره‌وری محصول برای کاهش مصرف کود (Elahi et al., 2019, Zhang et al., 2021)، اجرای شیوه‌های مدیریت پایدار جنگل‌ها (Liu et al., 2021)، ارائه سیستم‌های هوشمند مدیریت پسماند (Fang et al. 2023) و توسعه شهرهای تاب‌آور (Alam and Dhunny 2019). در حال حاضر، بررسی‌ها درباره هوش مصنوعی و تغییرات اقلیمی عمدتاً بر جنبه‌های فنی این فناوری متمرکز است و یکی از رویکردهای اصلی این است که چگونه می‌توان هوش مصنوعی را در زمینه‌های مختلفی که تحت تأثیر تغییرات اقلیمی قرار می‌گیرند، به کار برد. شکل (۱) کاربردهای مختلف هوش مصنوعی در بهره‌وری انرژی، ازجمله توالی کربن، ذخیره‌سازی و پیش‌بینی انرژی‌های تجدیدپذیر را نشان می‌دهد. هوش مصنوعی نقش مهمی در بهینه‌سازی سیستم‌های حمل‌ونقل، کشاورزی دقیق و مدیریت منابع طبیعی ایفا می‌کند. همچنین این فناوری در طراحی و مقاوم‌سازی ساختمان‌های کم‌مصرف، پیش‌بینی آب‌وهوا و بهینه‌سازی فرآیندهای صنعتی کاربرد دارد. با کمک هوش مصنوعی می‌توان به بحث پیرامون اجرای مراکز شهری پایدار و تاب‌آور و پیامدهای بالقوه آن‌ها در آینده پرداخت. همان‌طور که در شکل (۱) نشان داده‌شده است، این بررسی تأثیرات تغییرات اقلیمی بر مسائل اجتماعی و زندگی انسان را در هشت بخش مورد تحلیل قرار می‌دهد که هر بخش به نقش هوش مصنوعی در مدیریت منابع، بهبود بهره‌وری انرژی‌های سبز و توسعه پایدار می‌پردازد و شامل موارد زیر می‌باشد:

۱- پیش‌بینی انرژی تجدیدپذیر به کمک مدیریت شبکه: هوش مصنوعی می‌تواند در پیش‌بینی تولید انرژی تجدیدپذیر با تجزیه‌وتحلیل داده‌های مربوط به شرایط جوی، تقاضای انرژی و وضعیت شبکه به کار رود. این فناوری به مدیریت شبکه کمک می‌کند تا جریان انرژی را بهینه‌سازی کرده و مطمئن شود که منابع تجدیدپذیر به‌طور مؤثر و پایدار استفاده می‌شوند.

[1]. Artificial Intelligence
[2]. Machine Learning
[3]. Natural Language Processing
[4]. Computer Vision
[5]. Expert Systems
[6]. Robotics
[7]. Deep Learning

۲- کشاورزی دقیق، کاهش استفاده از کود و مواد شیمیایی: هوش مصنوعی می‌تواند در کشاورزی دقیق با تحلیل داده‌های مربوط به خاک، آب و شرایط جوی به کشاورزان کمک کند تا نیازهای گیاهان را به‌طور بهینه شناسایی کنند. این فناوری می‌تواند با پیش‌بینی نیاز به کود و مواد شیمیایی، مصرف آن‌ها را کاهش دهد و به افزایش بازدهی محصول و حفظ محیط‌زیست کمک کند.

۳- شهرهای تاب‌آور برای توسعه پایدار: هوش مصنوعی می‌تواند با ایجاد شهرهای تاب‌آور از طریق تحلیل داده‌های کلان و پیش‌بینی روندهای اجتماعی و اقتصادی به بهینه‌سازی زیرساخت‌ها و مدیریت منابع شهری کمک کند. این فناوری همچنین می‌تواند در مدیریت بحران‌ها و بهبود کیفیت زندگی شهروندان از طریق ارائه خدمات بهینه و هوشمند، نظیر حمل‌ونقل عمومی و انرژی، نقش مؤثری ایفا کند.

۴- استفاده پایدار از زمین، سیستم‌های هشدار زودهنگام، پیش‌بینی رویدادهای حدی آب و هوایی: هوش مصنوعی می‌تواند با استفاده پایدار از زمین از طریق تحلیل داده‌های جغرافیایی و زیست‌محیطی به بهینه‌سازی مدیریت منابع طبیعی و جلوگیری از تخریب محیط‌زیست کمک کند. همچنین، این فناوری می‌تواند در سیستم‌های هشدار زودهنگام با پیش‌بینی رویدادهای حدی آب و هوایی ، مانند طوفان‌ها و سیلاب‌ها، به تصمیم‌گیری سریع و کاهش خسارات ناشی از این حوادث کمک کند.

۵- بهینه‌سازی سیستم‌های حمل‌ونقل: هوش مصنوعی می‌تواند به بهینه‌سازی سیستم‌های حمل‌ونقل از طریق تحلیل داده‌های ترافیکی، پیش‌بینی الگوهای سفر و بهبود زمان‌بندی و مسیرهای حمل‌ونقل کمک کند. این فناوری همچنین می‌تواند به کاهش ترافیک، افزایش ایمنی و بهبود تجربه مسافران از طریق طراحی سیستم‌های هوشمند حمل‌ونقل و ارائه خدمات متناسب با نیازهای کاربران کمک نماید.

۶- کارایی انرژی، ترسیب و ذخیره‌سازی کربن: ترسیب و ذخیره‌سازی کربن به فرآیندهایی اشاره دارد که در آن دی‌اکسید کربن از منابع مختلف جذب و به مکان‌های زیرزمینی مناسب منتقل می‌شود تا از ورود آن به جو جلوگیری شود و در نتیجه تغییرات آب و هوایی کاهش یابد. هوش مصنوعی می‌تواند در بهبود کارایی انرژی از طریق پیش‌بینی تقاضا، بهینه‌سازی مصرف انرژی و طراحی سیستم‌های هوشمند انرژی کمک کند. همچنین، در ترسیب و ذخیره‌سازی کربن، این فناوری می‌تواند به شناسایی سازندهای مناسب برای ذخیره‌سازی، پیش‌بینی رفتار دی‌اکسید کربن و بهینه‌سازی فرآیند تزریق و نظارت بر مکان‌های ذخیره‌سازی کمک نماید.

۷- به ساختمان‌هایی اطلاق می‌شود که به‌منظور حداقل‌سازی مصرف انرژی طراحی و ساخته شده‌اند. این ساختمان‌ها معمولاً از مواد و فناوری‌های پیشرفته بهره می‌برند تا نیازهای انرژی مانند گرمایش، سرمایش، روشنایی و سایر خدمات انرژی را بهینه‌سازی کنند. نتیجه این رویکرد، کاهش هزینه‌ها و همچنین کاهش اثرات منفی بر محیط‌زیست است. هوش مصنوعی می‌تواند در طراحی و نوسازی ساختمان‌های با کارایی انرژی بالا با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، بهینه‌سازی مصرف انرژی، پیش‌بینی نیازهای انرژی و تحلیل رفتار کاربران کمک کند تا ضمن کاهش مصرف انرژی، راحتی و کارایی ساختمان‌ها افزایش یابد.

۸- کاهش جنگل‌زدایی و مدیریت منابع طبیعی: هوش مصنوعی می‌تواند با تجزیه‌وتحلیل داده‌ها و پیش‌بینی روندها، به شناسایی مناطق آسیب‌دیده، بهینه‌سازی مدیریت منابع طبیعی و کاهش جنگل‌زدایی کمک کند.

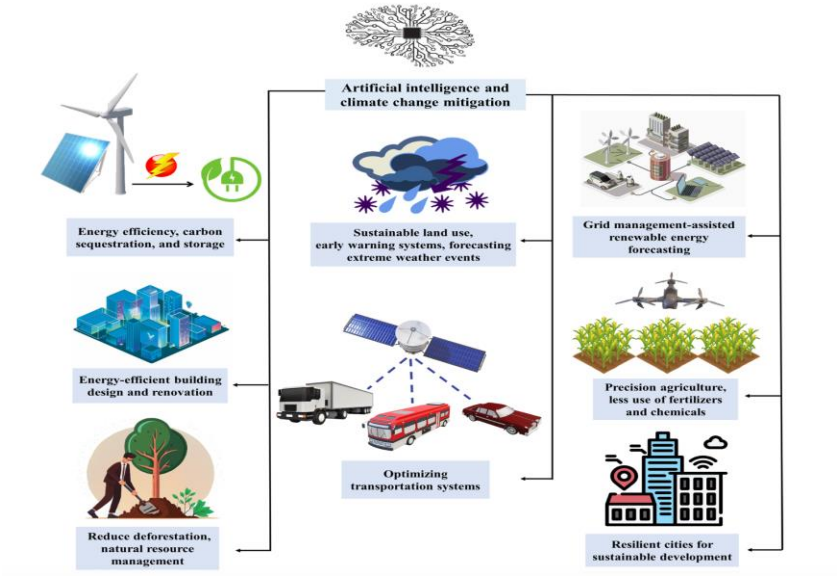
هوش مصنوعی همچنین می‌تواند به بررسی آینده توسعه پایدار در مواجهه با تغییرات اقلیمی کمک کند. به‌طور خلاصه، این فناوری پتانسیل آن را دارد که نحوه واکنش ما به تغییرات اقلیمی را از طریق ارائه ابزارها و بینش‌های نوین تغییر داده و ما را در رسیدن به آینده‌ای پایدارتر یاری کند.

هوش مصنوعی در پیش‌بینی آب‌وهوا

رخدادهای حدی آب و هوایی، مانند گردباد، تگرگ و رعدوبرق، می‌توانند آسیب‌های قابل‌توجهی به زیرساخت‌ها و سکونت‌گاه‌های انسانی وارد کنند که منجر به خسارات مالی و تهدیدات جدی برای امنیت عمومی می‌شود. بهبود تکنیک‌های مشاهده و محاسبه این پدیده‌ها به کاهش خطر تلفات جانی و آسیب‌های ناشی از تغییرات اقلیم کمک کرده است. باوجود توافق علمی در مورد جنبه‌های اساسی تغییرات اقلیم، پیش‌بینی دقیق نتایج به دلیل پیچیدگی مدل‌های سیستم زمین و عدم اطمینان ذاتی در تغییرات اقلیم همچنان چالش‌برانگیز است (Bonan and Doney, 2018). قابلیت‌های پردازش و جمع‌آوری داده‌های هوش مصنوعی به‌طور قابل‌توجهی شکاف بین پیش‌بینی‌های مدل و رخداد واقعیت‌ها را بهبود می‌بخشد و به پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از نتایج آینده دست می‌یابد (McGovern et al., 2017).

حجم بالای داده‌های ارائه‌شده توسط ماهواره‌ها و پیچیدگی مدل‌های اقلیمی، استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی آب‌وهوا را به امری اجتناب‌ناپذیر تبدیل کرده است. هوش مصنوعی به‌طور گسترده‌ای برای جستجوی اطلاعات و کشف مدل‌های جدید اقلیمی مورد استفاده قرار می‌گیرد که به کاهش سوگیری پیش‌بینی و افزایش دقت آن کمک می‌کند (Jones, 2017). تخمین خسارات ناشی از تغییرات اقلیمی نقش مهمی در طراحی سیاست‌های اقلیمی دارد. هسیانگ و همکاران یک چارچوب انعطاف‌پذیر برای محاسبه خسارات ارائه دادند که علم اقلیم‌شناسی، تحلیل‌های اقتصادسنجی و مدل‌های فرآیندی را با یکدیگر ادغام می‌کند. آن‌ها با استفاده از داده‌های شش بخش اقتصادی متأثر از تغییرات آب و هوایی کوتاه‌مدت، اثرات این تغییرات را بر اقتصاد ایالات‌متحده پیش‌بینی کردند. نتایج نشان داد که ارزش کلی خسارات در بخش‌های مختلف ازجمله کشاورزی، جرائم، طوفان‌های ساحلی، انرژی، مرگ‌ومیر انسانی و نیروی کار به‌طور تصاعدی با افزایش دمای میانگین جهانی رشد می‌کند و به‌طور متوسط هر یک درجه سانتی‌گراد افزایش دما، حدود ۱/۲ درصد از تولید ناخالص داخلی هزینه خواهد داشت. نکته مهم این است که ریسک به‌طور نابرابر در مکان‌های مختلف توزیع می‌شود و این موضوع منجر به انتقال بزرگ ارزش به سمت شمال و غرب شده و نابرابری اقتصادی را افزایش می‌دهد (Hsiang et al., 2017).

به‌طور خلاصه، ترکیب هوش مصنوعی و داده‌های شبیه‌سازی عددی اقلیم، می‌تواند به‌طور مؤثری شکاف داده‌ها را در مشاهدات پر کرده، عدم قطعیت و سوگیری در پیش‌بینی آب‌وهوا را کاهش دهد (Kadow et al. 2020). جدول (۱) کاربردهای هوش مصنوعی در پیش‌بینی آب‌وهوا را نشان می‌دهد.



شکل ۱- کاربرد هوش مصنوعی در کاهش اثرات تغییر اقلیم

جدول ۱- پیش‌بینی آب‌وهوا با استفاده از هوش مصنوعی

مقیاس	سال	دوره زمانی داده‌ها	محتوای پیش‌بینی‌شده	روش	منبع
جهانی	۲۰۱۹	۲۰۱۶-۱۹۰۱	متوسط دما	استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق برای پیش‌بینی آب و هوا به روش از بالا به پایین	Ise and Oba (2019)
جهانی	۲۰۱۹	۲۰۱۷-۱۹۸۴	نوسان النینو- جنوبی	ایجاد یک مدل پیش‌بینی آماری با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق برای پیش‌بینی نوسان النینو-جنوبی با زمان پیش‌بینی بیش از یک سال و نیم	Ham et al. (2019)
جهانی	۲۰۲۰	۲۰۱۹-۲۰۱۰	موج ناپایدار استوایی	استفاده از یک مدل مبتنی بر داده برمبنای یادگیری عمیق برای پیش‌بینی تغییرات مکانی و زمانی در دمای سطح دریا مرتبط با امواج استوایی ناپایدار	Zheng et al. (2020)
مالزی	۲۰۲۱	۲۰۱۹-۱۹۸۵	بارش	ساخت و مقایسه مدل‌های رگرسیون با استفاده از شبکه‌های عصبی، درخت‌های تصمیم‌گیری، مدل‌های خطی بیزی و جنگل‌های تصمیم‌گیری برای پیش‌بینی بارش	Ridwan et al. (2021)
کره جنوبی	۲۰۱۸	۲۰۱۵-۱۹۹۴	باران سیل‌آسا	استفاده از یادگیری ماشین با عملکرد پیش‌بینی بالاتر نسبت به مدل رگرسیون به‌منظور فعال‌سازی قابلیت پیش‌بینی خسارت طوفان‌های بارانی از پیش	Choi et al. (2018)
چین	۲۰۲۰	۲۰۱۶-۱۹۶۱	خشکی	مقایسه تابع همبستگی متقابل با مدل غیرخطی تأخیر توزیع‌شده برای تعیین متغیر پیش‌بینی بهینه و دوره تأخیر و ایجاد یک مدل غیرخطی تأخیر توزیع‌شده، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی و نرم‌افزار یادگیری ماشین برای تخمین شاخص تبخیر آب استاندارد شده	Zhang et al. (2019)
سوئیس	۲۰۱۹	۲۰۱۷-۲۰۰۶	رعد و برق	ایجاد یک مدل چهار پارامتری بر اساس چهار متغیر معمول هواشناسی (فشار هوا در سطح ایستگاه، دما، رطوبت نسبی و سرعت باد) و استفاده از داده‌های اعتبارسنجی سیستم مکان‌یابی رعدوبرق برای تأیید هشدار تولیدشده	Mostajabi et al. (2019)
تایوان	۲۰۲۰	۲۰۱۹-۱۹۶۵	طوفان	دیجیتالی کردن مسیر طوفان قبل و بعد از برخورد با زمین با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و ترکیب آن با ویژگی‌های هیدرولوژیکی و جغرافیایی برای پیش‌بینی	Chang et al. (2020)
لهستان	۲۰۱۹	۲۰۱۷-۲۰۰۸	تگرگ	ساخت یک مدل یادگیری ماشین با استفاده از بازتاب رادار، داده‌های سنجش‌ازدور و متغیرهای محیطی برای پیش‌بینی تگرگ	Czernecki et al. (2019)
چین	۲۰۲۳	۲۰۲۰-۱۹۸۲	خشکی	استفاده از رویکردهای شناسایی سه‌بعدی برای تشخیص رویدادهای خشک‌سالی بیولوژیکی و هواشناسی، استخراج رویدادهای خشک‌سالی در حال انتشار بر اساس قوانین همپوشانی مکانی-زمانی خاص، و محاسبه احتمال انتشار با ادغام مدل‌های یادگیری ماشین و مفصل .C-vine	Jiang et al. (2023); Pham et al. (2020)

با تحلیل جامع داده های تاریخی و فعلی آب‌وهوا به کمک الگوریتم های یادگیری ماشین، می‌توان مدل های پیش‌بینی دقیق‌تری برای وضعیت آب‌وهوا توسعه داد. این مدل‌ها توانایی پیش‌بینی ویژگی‌های متعددی ازجمله دما، بارش و سرعت باد را دارند. چن و همکاران سه مدل یادگیری عمیق شامل شبکه عصبی عمیق[۱] (DNN)، شبکه عصبی همگشت زمانی[۲] (TCN) و شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت[۳] (LSTM) برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع روزانه با استفاده از داده‌های هواشناسی ناقص در دشت شمال شرقی چین توسعه دادند. عملکرد سه مدل یادگیری عمیق توسعه داده شده با دو مدل کلاسیک یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان[۴] (SVM) و مدل تصادفی جنگل[۵] (RF) و معادلات تجربی مقایسه گردید. نتایج نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین عملکرد بسیار خوبی در تخمین تبخیر-تعرق مرجع فراتر از منطقه مطالعاتی داشتند (Chen et al., 2020). خشکسالی یکی از فاجعه‌های طبیعی بزرگ است که پیامدهای اجتماعی و اقتصادی شدیدی به همراه دارد. پیش‌بینی خشکسالی‌های منطقه‌ای می‌تواند اطلاعات حیاتی برای آمادگی در برابر این پدیده و مدیریت آبیاری مزارع فراهم کند. استراتژی‌های انتخاب متغیر و مدل‌های پیش‌بینی دقیق و کارآمد، در درک و پیش‌بینی رویدادهای خشک سالی بسیار مؤثر هستند. ژنگ و همکاران از روش‌های تابع همبستگی متقابل[۶] (CCF) و مدل غیرخطی با تأخیر توزیع‌شده[۷] (DLNM) برای تعیین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و تأخیرها در یک پایگاه داده ورودی استفاده کردند. سپس برای پیش‌بینی شاخص استاندارد شده تبخیر-تعرق بارندگی[۸] (SPEI) از یک مدل آماری سنتی، مدل DLNM و دو الگوریتم یادگیری ماشین شامل شبکه عصبی مصنوعی و XGBoost[۹] استفاده کردند. عملکرد مدل‌ها در پیش‌بینی SPEI و طبقه‌بندی سه دسته خشک‌سالی بررسی شد. نتایج نشان داد که مدل DLNM در انتخاب پیش‌بینی‌کننده‌ها و تعیین اثر تأخیری نسبت به CCF عملکرد بهتری داشت. مدل یادگیری ماشین XGBoost در پیش‌بینی SPEI بازمان پیش‌بینی ۱ تا ۶ ماه دقت بیشتری نسبت به DLNM و شبکه عصبی مصنوعی نشان داد. علاوه بر این، مدل XGBoost بالاترین دقت پیش‌بینی را برای خشکسالی‌های کلی (۸۹ تا ۹۷ در صد) و سه دسته خاص خشک‌سالی (یعنی خشکسالی‌های متوسط، شدید و بسیار شدید) (۷۶ تا ۹۴ در صد) داشت. این مطالعه استراتژی مفیدی برای مدل سازی پیش‌بینی خشک سالی ارائه می‌دهد که می‌تواند در تدوین دستورالعمل‌هایی برای برنامه‌های کاهش اثرات خشک‌سالی، مانند سیاست‌های توسعه برای استفاده پایدار از آب و مدیریت سیستم‌های تأمین آب کمک کند (Zhang et al., 2019). تأثیر تغییر اقلیم بر تغییرات آب و هوایی، به‌ویژه در مورد خشک‌سالی و سیل، قابل‌توجه است. جیانگ و همکاران برای بهبود قابلیت‌های هشدار و تشخیص زودهنگام فعالیت خورشیدی از هوش مصنوعی استفاده کردند. به‌طور خاص، آن‌ها از تکنیک‌های تشخیص سه‌بعدی برای شناسایی رویدادهای خشک‌سالی هواشناسی و اکولوژیکی و به دنبال آن استخراج رویدادهای خشک‌سالی در حال انتشار با استفاده از قوانین همپوشانی مکانی-زمانی استفاده کرده‌اند. نتایج نشان داد که در مقایسه با خشک‌سالی هواشناسی، رویدادهای خشک‌سالی اکولوژیکی مدت زمان طولانی‌تری داشتند اما مساحت و شدت کمتری را تحت تأثیر قرار دادند، که نشان‌دهنده نیاز به زمان بیشتری برای بازیابی و کاهش خشک‌سالی اکولوژیکی است (Jiang et al., 2023). ونگ و همکاران در مطالعه‌ای به بررسی و دسته‌بندی مدل‌های پیش‌بینی توان خورشیدی مبتنی بر الگوریتم‌های هوش مصنوعی به روش تاکسنومی پرداختند. منظور از تاکسنومی فرایندی است که طی آن روش‌های مختلف پیش‌بینی انرژی خورشیدی، بهینه‌سازها و چارچوب‌های پیش‌بینی بر اساس شباهت‌ها و تفاوت‌هایشان به چندین دسته تقسیم

1. Deep Neural Network
2. Temporal Convolution Neural Network
3. Long Short-Term Memory Neural Network
4. Support Vector Machine
5. Random Forest
6. Cross-Correlation Function
7. Distributed Lag Nonlinear Model
8. Standardized Precipitation Evapotranspiration Index
9. Extreme Gradient Boosting

می‌شوند. هدف از این طبقه‌بندی، فراهم کردن یک ساختار منظم است تا پژوهشگران و مهندسان بتوانند بهتر بفهمند که هر روش چگونه کار می‌کند، چه مزایا و معایبی دارد و در چه شرایطی می‌تواند به کار گرفته شود (Wang et al., 2020). استفاده از هوش مصنوعی به کاهش عدم قطعیت پیش‌بینی و سرعت بخشیدن به اجرای آن کمک می‌کند. هوش مصنوعی می‌تواند متغیرهای جغرافیایی پیچیده را برای انسان تشخیص دهد و مدل‌های اقلیمی دقیق‌تری ایجاد کند. مستجابی و همکاران از فشار هوا، دما، رطوبت نسبی و دما در سطح ایستگاه برای ساخت یک مدل یادگیری ماشینی برای پیش‌بینی وقوع رعد و برق استفاده کردند (Mostajabi et al., 2019). بازتاب راداری[1] (RR) بالاتر از ۳۵ دسی‌بل زی معمولاً نشان‌دهنده وجود هوای همرفتی شدید است که می‌تواند فعالیت‌های مختلف انسانی، ازجمله هوانوردی، را تحت تأثیر قرار دهد. بااین حال، داده های RR به‌ویژه در مناطقی با پوشش راداری ضعیف یا موانع زمینی زیاد، کمیاب هستند. دوان و همکاران از شبکه‌های عصبی پیچشی یا همگشت[2] (CNN) برای ارائه یک مدل مبتنی بر داده که داده های راداری ماهواره هیماواری-۸ را به عامل بازتابندگی ترکیبی رادار[3] (CREF) تبدیل کنند، استفاده کردند. مدل ساخته شده در این پژوهش می‌تواند به مناطقی که پوشش راداری ندارند گسترش یابد تا طوفان‌های همرفتی را باز سازی کند (Duan et al., 2021). یادگیری عمیق توسط پولمن و همکاران برای شناسایی پارامترهای مرتبط با تگرگ جهت تشخیص تگرگ مورد استفاده قرار گرفت. شبکه یادگیری عمیق ارائه‌شده در این پژوهش، دقت بالاتری را هنگام مواجهه با داده های چند منبعی نشان می‌دهد و قادر است ویژگی مشترک مرتبط با طوفان‌های تگرگ‌زا یعنی کاهش دماهای تابش فروسرخ را شناسایی کند (Pullman et al., 2019). مدیریت بحران یکی از زمینه های اصلی است که به‌طور فزاینده‌ای از تکنیک‌های هوش مصنوعی بهره می‌برد. پیش‌بینی وقوع حوادث طبیعی به‌طور پیش‌زمینه‌ای برای اتخاذ اقدامات لازم جهت کاهش خسارات به زندگی و اموال بسیار مهم است. ازاین‌رو، تحقیقات زیادی به‌منظور پیش‌بینی چنین حوادثی به‌ویژه به‌دلیل تغییرات اقلیمی با استفاده از روش‌های هیدرولوژیکی، ریاضی و مبتنی بر هوش مصنوعی انجام می‌شود. در مطالعه‌ای که در سال ۲۰۲۱ منتشر شد، آدیکاری و همکاران عملکرد شبکه عصبی پیچشی یا همگشت، شبکه حافظه طولانی کوتاه‌مدت و تابع تجزیه موجک همراه با سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی[4] (WANFIS) را در پیش‌بینی سیل و خشک سالی مورد مقایسه قرار دادند. برای این مقایسه از پنج معیار آماری عملکرد و شاخص‌های پذیرفته‌شده برای سیل و خشک‌سالی در دو منطقه اقلیمی خشک و گرمسیری استفاده شد. نتایج نشان داد که CNNها در پیش‌بینی سیل عملکرد بهتری دارند، درحالی‌که WANFIS بدون توجه به اقلیم منطقه مورد مطالعه برای پیش‌بینی خشک سالی‌های هوا شناسی مؤثرتر عمل کرد. علاوه بر این، نتایج نشان‌دهنده افزایش دقت CNNها در کاربردهایی با ویژگی‌های متعدد ورودی هستند. بنابراین ماهواره ها می‌توانند مقادیر انبوهی از اطلاعات منابع زمینی را در دوره‌های مختلف از طریق هوش مصنوعی به دست آورند تا با مقایسه این داده‌ها، کارایی برنامه‌ریزی زمینی را بهبود بخشند و عقلانیت و امکان‌سنجی طرح‌های برنامه‌ریزی را افزایش دهند (Adikari et al., 2021). سانتوس و همکاران متغیرهای حیاتی مطالعات موردی شبکه عصبی مصنوعی را در مدیریت پایدار زمین موردمطالعه قرار دادند. آن‌ها از طریق انتزاع تصادفی از باغات دریافتند که عملکرد باغات به شرایط کاشت فیزیکی، توانایی استفاده از اقلیم و سطح درک کشاورزان از محصولات بستگی دارد (Santos et al., 2019). هوش مصنوعی در پیش‌بینی آب‌وهوا یک ابزار قدرتمند و نوآورانه است که با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، دقت و سرعت این پیش‌بینی ها را به‌طور چشمگیری بهبود بخشیده است. با استفاده از این فناوری، می‌توان حجم وسیعی از داده های پیچیده جوی را تحلیل کرد، الگوهای نامحسوس را شناسایی نمود و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری در مورد شرایط جوی

[1]. Radar reflectivity
[2]. Convolutional Neural Network
[3]. Combined Reflectivity Factor
[4]. Wavelet and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

کوتاه‌مدت و بلندمدت ارائه داد. همچنین، هوش مصنوعی در پیش‌بینی پدیده‌های حدی آب و هوایی مانند طوفان‌ها، سیل و رعدوبرق موفق عمل کرده و می‌تواند هشدارهای زودهنگامی برای کاهش خطرات ارائه کند. بهبود مدل‌های سنتی، شناسایی تغییرات آب و هوایی محلی و کشف الگوهای بلندمدت تغییرات اقلیمی نیز ازجمله کاربردهای کلیدی این فناوری است. درنتیجه، هوش مصنوعی نه‌تنها به افزایش دقت پیش‌بینی‌های آب و هوایی کمک می‌کند، بلکه به مدیریت بهتر منابع طبیعی، کاهش خسارات ناشی از وقایع شدید جوی و آمادگی بیشتر در مواجهه با تغییرات اقلیمی منجر می‌شود. به‌طورکلی، هوش مصنوعی توانسته است تحولی بنیادین در علم پیش‌بینی آب‌وهوا ایجاد کند و آینده‌ای مطمئن‌تر و پایدارتر را رقم بزند.

هوش مصنوعی در کشاورزی دقیق؛ کاهش مصرف کود و سایر مواد شیمیایی

ازآنجایی‌که تقاضا برای تولید مواد غذایی به‌طور پیوسته در حال افزایش است، آفت‌کش‌ها به‌طور گسترده‌ای برای افزایش نفوذ در بازار محصولات مورداستفاده قرار می‌گیرند، بنابراین به‌طور قابل‌توجهی بر حشرات گرده‌افشان و محیط‌زیست زمین تأثیر می‌گذارند. کشاورزی دقیق از حسگرهای پیشرفته برای تجزیه‌وتحلیل، پیش‌بینی و جمع‌آوری اطلاعات لحظه‌ای در مورد خاک، رسیدن محصول، کیفیت هوا، آب‌وهوا، قیمت تجهیزات و نیروی کار استفاده می‌کند تا عملکرد کشاورزی را بهبود بخشد و تصمیم‌گیری را ارتقا دهد (Raj et al., 2022). یکی از اهداف اصلی کشاورزی دقیق افزایش عملکرد محصولات و کاهش اثرات زیست‌محیطی است (Das et al. 2018). هوش مصنوعی با وارد شدن به کشاورزی مدرن، این صنعت را سودآورتر و پایدارتر می‌سازد (Ampatzidis et al. 2020; Wei et al. 2020). استفاده از هوش مصنوعی در کشاورزی دقیق می‌تواند به شناسایی آفات، تشخیص بیماری‌ها، پیش‌بینی عملکرد محصول و برنامه‌ریزی برای استفاده بهینه از کود و آفت‌کش‌ها کمک کند. این فناوری با تلفیق داده‌های ورودی متنوع، به تولید مدل‌هایی می‌انجامد که موجب بهینه‌سازی مدیریت مزارع و افزایش بهره‌وری می‌شوند و درنهایت به بهبود نتایج حاصل از فرآیندهای کشاورزی منجر خواهند شد (Bacco et al., 2018; Reddy et al., 2020). پیشرفت‌های اخیر در حوزه‌های بینایی کامپیوتر، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، امکان شناسایی سریع و دقیق بیماری‌های گیاهی را فراهم کرده‌اند. افزون بر این، توسعه فناوری‌های رباتیک و سامانه‌های هوش مصنوعی با قابلیت‌های شناختی مشابه انسان، نه‌تنها بهره‌وری را افزایش داده‌اند، بلکه به تقویت توانمندی‌های انسانی در حوزه کشاورزی نیز منجر شده‌اند (Barile et al., 2019). علف‌کش‌ها و سایر بقایای شیمیایی به‌دلیل انتقال توسط باد، که موجب جابه‌جایی قطرات ریز محلول‌های سم‌پاشی‌شده به محصولات یا مزارع مجاور می‌شود، ممکن است بر سطح محصولات گیاهی باقی بمانند (Creech et al., 2015). استفاده از فناوری سم‌پاشی دقیق در مکان‌هایی که علف‌های هرز وجود دارند می‌تواند اثرات زیست‌محیطی، هزینه‌ها، خسارت به محصول و بقایای شیمیایی را کاهش دهد (Balafoutis et al., 2017). کاربرد سنجش‌ازدور در کشاورزی به‌طور فزاینده‌ای از یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی همگشتی بهره می‌برد (Kussul et al., 2017). بر اساس یافته‌های پژوهشگران، ربات‌هایی که با بهره‌گیری از بینایی کامپیوتری و الگوریتم‌های هوش مصنوعی قادر به شناسایی و سم‌پاشی علف‌های هرز هستند، می‌توانند تا ۸۰ درصد مصرف مواد شیمیایی متداول در سم‌پاشی محصولات را کاهش داده و هزینه‌های مربوط به مصرف علف‌کش‌ها را تا حدود ۹۰ درصد تقلیل دهند (Swaminathan et al., 2022). در کوددهی دقیق، برای تعیین مقدار کود موردنیاز، از مدلی برای محاسبه میزان مصرف کود استفاده می‌شود که پس از بررسی سطح مواد مغذی خاک و شبکه‌بندی مزرعه، کود را با استفاده از یک تزریق‌کننده با نرخ متغیر اعمال می‌کند (Elbeltagi et al. 2022). این روش می‌تواند مصرف کود را به حداقل برساند، عملکرد محصول را افزایش دهد، تعادل مواد مغذی خاک را حفظ کند و انتشار آلاینده‌های جوی را کاهش دهد. جدول (۲) کاربرد فناوری هوش مصنوعی را برای بهبود استفاده از کودها و آفت‌کش‌ها در کشاورزی دقیق نشان می‌دهد.

جدول ۲- هوش مصنوعی برای بهبود استفاده از کود و مواد شیمیایی در کشاورزی دقیق

محصول	هوش مصنوعی	توضیحات	اثرات	منبع
شالیزار	شبکه‌های عصبی مصنوعی	ارزیابی استفاده واقعی از مواد شیمیایی کشاورزی	کاهش آفت‌کش‌ها: ۵۲/۶٪ کود نیتروژن: ۴۳/۶٪	Elahi et al. (2019)
چشالو	الگوریتم شبکه عصبی YOLO	علامت‌گذاری آفات برای پیش‌بینی محل پراکنش و زمان وقوع آفات و بیماری‌ها	میزان شناسایی آفت ۹۰ درصد	Chen et al. (2020)
علف‌های هرز مصنوعی	سم‌پاش هوشمند مجهز به واحد پردازش گرافیکی توکار (NVIDIA GTX 1070 Ti)	نقشه‌برداری از علف‌های هرز، توسعه الگوریتم‌های همجوشی حسگر برای حذف نویز و بهبود دقت محلی سازی علف‌های هرز	۷۱٪ میزان دقت کلی	Partel et al. (2019)
علف هرز آمارانتوس	سمپاش هوشمند مجهز به واحد پردازش گرافیکی NVIDIA Jetson TX2))		میزان دقت کلی ۵۹ درصد	
سالاد	ماشین سمپاش "روور"	الگوریتم‌های تشخیص رنگ و تقسیم‌بندی برای یافتن گیاهان؛ سمپاشی با فشار بالا و سرعت متغیر برای اعمال آفت‌کش‌ها	کاهش ۵۵ درصدی سم‌پاشی	Facchinetti et al. (2021)
گوجه‌فرنگی	برنامه‌های هوشمند و یکپارچه مدیریت آفات و بیماری ((Intelligent I2PDM؛ شبکه‌های عصبی پیچشی	الگوریتم طبقه‌بندی یادگیری عمیق آبشاری آفات را روی تله‌های کاغذ چسبناک جهت طبقه‌بندی تصویر شناسایی می‌کند	کاهش دوز آفت‌کش‌ها حدود ۱۶ درصد	Rustia et al. (2022)
روغن پالم	برنامه کود اندرویدی	توسعه راه‌حل محاسبه نمودارهای موجودی و جریان	شبیه‌سازی در دسترس بودن و از دست دادن مواد مغذی در طول مراقبت یا کشت نخل روغنی	Putra et al. (2020)
کتان	سیستم کنترل آب و کود کارآمد برای پنبه با شبکه حسگر بی‌سیم	جمع‌آوری داده‌های شبکه حسگر بی‌سیم با در نظر گرفتن رسانایی خاک و رطوبت که داده‌ها را به سیستم پشتیبانی تصمیم منتقل می‌کند	کاهش ۱۰/۸۹ درصدی مصرف کود (۰/۷۶ تا ۰/۸۷ تن کود شیمیایی)	Du et al. (2021)

با استفاده از تجزیه‌وتحلیل ژنوم و تکنیک‌های ویرایش ژنی، همراه با فناوری‌های کشاورزی دقیق و هوش مصنوعی، امکان تولید محصولات موفقی که با شرایط خاک و محیط سازگار باشند و حداکثر بهره‌وری از تولیدات کشاورزی را فراهم آورند، وجود دارد (Joseph et al., 2021). ا ستفاده کمتر از مواد شیمیایی به حفظ سلامت خاک و تقویت فعالیت‌های میکروبی آن کمک می‌کند که به‌نوبه خود باعث بهبود حاصلخیزی خاک و کاهش نیاز به کودهای شیمیایی می‌شود و کشاورزی را ازنظر زیست‌محیطی پایدارتر می‌کند. الهی در منطقه حافظ آباد و شیخپورا، مقادیر هدف مواد شیمیایی کشاورزی موردا ستفاده در مزارع برنج را با حفظ عملکرد فعلی برنج تخمین زد و دریافت که ۵۲/۶ درصد از آفت‌کش‌ها و ۴۳/۶ درصد از نهاده‌های کود نیتروژن خالص را می‌توان کاهش داد تا تأثیر مطلوب و قابل‌توجهی داشته باشد (Elahi et al., 2019).

پوترا و همکاران مقدار داده‌های مغذی ذخیره‌شده و آزاد شده توسط کاربرد کود را برای شبیه‌سازی در دسترس بودن و از دست دادن مواد مغذی نخل روغنی مدل‌سازی کردند تا بتوان بیلان مواد مغذی را به‌طور مؤثر تعیین کرد که با استفاده از کود در یک مکان خاص حفظ شود (Putra et al., 2020).

استفاده از فناوری‌های کشاورزی برای کمک به کوددهی گیاهان، نوآوری مهمی است که می‌تواند نه‌تنها بار کاری کشاورزان را کاهش دهد، بلکه به کاهش هدررفت منابع و آلودگی خاک نیز کمک کند. دیو و همکاران یک سیستم کنترل آب و کود را بر اساس آستانه هدایت هیدرولیکی خاک برای بهبود استفاده از آب و کود برای کشت پنبه ایجاد کرد. سیستم موردنظر از یک شبکه حسگر بی‌سیم با هزینه پایین به‌عنوان ابزار جمع‌آوری و انتقال داده استفاده می‌کند و داده‌ها را به سیستم پشتیبانی تصمیم منتقل می‌سازد. سیستم پشتیبانی تصمیم با در نظر گرفتن تغییرات در هدایت الکتریکی و محتوای رطوبت خاک، راهنمایی‌های لازم را برای کاربرد آب و کود ارائه می‌دهد و بدین ترتیب دقت کوددهی سیستم کنترل آب و کود را بهبود می‌بخشد. در آزمایش انجام شده، سیستم کنترل آب و کود پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گرفت و نتیجه‌گیری شد که نسبت به سیستم‌های سنتی ترکیب آب و کود، میزان مصرف کود به‌طور میانگین ۱۰/۸۹ درصد کاهش‌یافته است و می‌تواند در طول دوره رشد کامل پنبه، بین ۰/۷۶ تا ۰/۸۷ تن کود صرفه‌جویی کند (Du et al., 2021).

چن و همکاران با استفاده از الگوریتم عصبی سری YOLO و تصاویر آفات که توسط پهپاد از درختان میوه جمع‌آوری شده بود، موفق به شناسایی آفات موجود در تصاویر ورودی شدند. دقت شناسایی این روش حدود ۹۰ در صد بود. از آنجایی که به‌دست آوردن تصاویر آفات معمولاً دشوار است، زیرا این آفات تمایل دارند پشت برگ‌ها و در بالای درختان پنهان شوند، از تکنیک تقویت داده‌های تصویری برای افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی و بهبود دقت در شناسایی آفات استفاده شد. این روش موقعیت‌یابی دقیق آفات می‌تواند به‌طور مؤثری میزان مصرف آفت‌کش‌ها و آسیب‌های ناشی از آن‌ها به خاک را کاهش دهد. سیستم پیشنهادی آفات را شناسایی و موقعیت دقیق آن‌ها را تعیین می‌کند تا کشاورزان بتوانند سموم دفع آفات را در زمان و مکان مناسب به‌کار بگیرند. این کار باعث کاهش نیاز به نیروی کار برای کنترل به‌موقع آفات و کمک به دستیابی به کشاورزی هوشمند می‌شود. علاوه بر این، سیستم پیشنهادی کشاورزان را قبل از تکثیر گسترده آفات مطلع می‌کند و با ارائه روش‌های مناسب کنترل آفات، باعث کاهش تلفات محصول و آسیب‌های زیست‌محیطی ناشی از مصرف بیش‌ازحد آفت‌کش‌ها می‌شود، که درنهایت ارزش اقتصادی کشاورزی را بهبود می‌بخشد (Chen et al., 2020).

پارتل و همکاران از یک واحد پردازش گرافیکی تعبیه شده در یک سم‌پاش هوشمند برای کنترل دقیق علف‌های هرز مصنوعی و تاج‌خروس با دقت ۵۹ تا ۷۱ درصد استفاده کردند که می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی هزینه‌های آفت‌کش‌ها، آسیب به محصول و خطر بقایای بیش‌ازحد علف‌کش و به‌طور بالقوه اثرات زیست محیطی آن را کاهش دهد (Partel et al., 2019). فاچینتی و همکاران از یک وسیله نقلیه سم‌پاش برای تشخیص دقیق تفاوت رنگ بین سطح کشت شده و زمین استفاده کردند که سم‌پاشی آفت‌کش را تا ۵۵٪ کاهش داد (Facchinetti et al., 2021). سیستم موسوم به مدیریت هوشمند و یکپارچه آفات و بیماری‌ها[1] (I2PDM) از یک شبکه حسگر بی سیم مدیریت یکپارچه آفات تشکیل شده است که تصاویر، تعداد آفات و گونه‌ها را از طریق گره‌های حسگر جمع‌آوری می‌کند و آن‌ها را برای تجزیه‌وتحلیل در یک پایگاه داده ذخیره می‌کند، بنابراین مدل‌هایی تولید می‌کند که می‌توانند به‌صورت بصری به اطلاعات عددی ترجمه شوند (Rustia et al, 2020). این سیستم در گلخانه‌های تولید گوجه‌فرنگی و ارکیده برای جمع‌آوری داده‌های طولانی مدت مکانی و زمانی در مورد شمارش آفات و شرایط محیطی، به مدت حداکثر ۱۳۶۸ روز، نصب شده است. نتایج نشان داد که سیستم پیشنهادی به مدیران مزارع در انجام وظایف مرتبط با مدیریت یکپارچه آفات (IPM) کمک کرده است و کاهش‌های سالانه قابل‌توجهی در شمار آفات، به میزان ۵۰/۷ درصد، در مزارع مشاهده شد (Rustia et al., 2022).

[1]. Intelligent and Integrated Pest and Disease Management

AI در کشاورزی دقیق به‌عنوان یک ابزار قدرتمند برای بهینه‌سازی مصرف منابع و کاهش اثرات منفی زیست‌محیطی عمل می‌کند. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، بینایی کامپیوتری، و داده‌های حسگرها، AI می‌تواند اطلاعات دقیق و آنی درباره وضعیت خاک، نیازهای گیاهان، و شرایط آب و هوایی فراهم کند. این اطلاعات به کشاورزان امکان می‌دهد تا با دقت بیشتری از کودها و مواد شیمیایی استفاده کنند. AI با تحلیل داده‌های محیطی و نیازهای گیاهان، امکان استفاده بهینه و دقیق از کودها و مواد شیمیایی را فراهم می‌آورد. این امر منجر به کاهش مصرف این مواد و درنتیجه کاهش هزینه‌ها و آلودگی‌های محیطی می‌شود. همچنین استفاده از AI باعث افزایش بهره‌وری در تولید محصولات کشاورزی می‌شود، زیرا کشاورزان می‌توانند تصمیمات بهتری در مورد زمان و مقدار استفاده از کودها و سموم بگیرند. با کاهش مصرف مواد شیمیایی، تأثیرات منفی بر محیط‌زیست مانند آلودگی آب‌ها و خاک‌ها کاهش می‌یابد. این مسئله به حفظ تنوع زیستی و بهبود کیفیت محیط‌زیست کمک می‌کند. بنابراین AI با ارائه تجزیه و تحلیل‌های دقیق و پیش‌بینی‌های مناسب، کشاورزان را قادر می‌سازد تا تصمیمات بهتری در مورد مدیریت محصولات و منابع اتخاذ کنند.

هوش مصنوعی در مدیریت منابع طبیعی

مدیریت منابع طبیعی یکی از مهم‌ترین چالش‌های عصر حاضر به‌ویژه در زمینه‌هایی چون کاهش جنگل‌زدایی و کنترل انتشار آلاینده‌ها است. جنگل‌زدایی، که به معنای کاهش یا نابودی پوشش‌های جنگلی است، یکی از معضلات زیست‌محیطی عمده در سطح جهانی محسوب می‌شود و عواقب وخیمی برای تنوع زیستی، تغییرات اقلیمی و اکوسیستم‌ها به همراه دارد. از طرفی، انتشار آلاینده‌ها به‌ویژه در قالب گازهای گلخانه‌ای، تهدیدی جدی برای کیفیت هوا و سلامت محیط‌زیست است. با

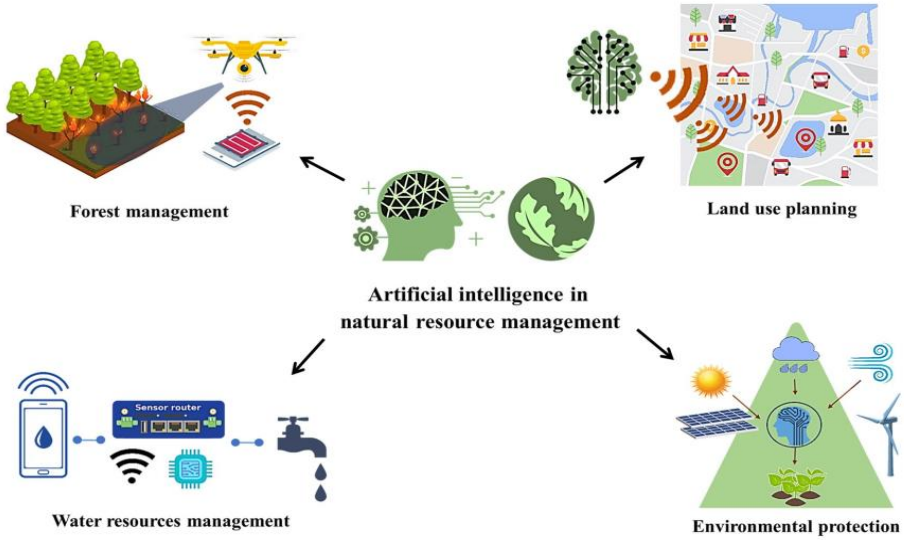
سالانه جنگل‌زدایی در طول یک دهه، از ۲۰۲۰ تا ۲۰۳۰، به ۱ میلیون کیلومترمربع تا سال ۲۰۳۰ خواهد رسید. این مقدار، حدود ۱۵٪ از کل جنگل‌های آمازون را که بین ۵/۵ تا ۶/۷ میلیون

افزایش روند نابودی زیستگاه‌های حیاتی و کاهش خدمات ارزشمند اکوسیستم‌ها، استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل داده‌های جغرافیایی، تصاویر ماهواره‌ای و الگوریتم‌های پیش‌بینی، مدیریت منابع طبیعی را کارآمدتر کرده و از نابودی بیشتر آن‌ها جلوگیری کند (Buchanan et al., 2008; Newman et al., 2014).

به‌طور خلاصه، هوش مصنوعی نقش مهمی در مدیریت منابع طبیعی ایفا می‌کند که شامل مدیریت منابع جنگلی، احیای اکوسیستم، مدیریت منابع آب و برنامه‌ریزی کاربری اراضی است (شکل ۲). در زمینه مدیریت منابع جنگلی، این فناوری می‌تواند به شناسایی مناطق آسیب‌دیده، پیش‌بینی آتش‌سوزی‌ها و بهینه‌سازی فرآیند برداشت چوب کمک کند. در احیای اکوسیستم، الگوریتم‌های یادگیری ماشین نیازهای اکوسیستم‌ها را شناسایی کرده و راهکارهای مؤثری برای بازسازی و حفظ تنوع زیستی ارائه می‌دهند. همچنین، در مدیریت منابع آب، هوش مصنوعی می‌تواند به پیش‌بینی الگوهای بارش و مصرف آب کمک کند، که این امر به بهینه‌سازی توزیع و استفاده از منابع آبی منجر می‌شود. در زمینه برنامه‌ریزی کاربری اراضی، این فناوری می‌تواند تغییرات کاربری اراضی را تجزیه‌وتحلیل کرده و مناطق مناسب برای توسعه یا حفاظت از زمین‌ها را شناسایی کند. به‌طورکلی، هوش مصنوعی ابزارهای مؤثری به مدیران منابع طبیعی ارائه می‌دهد تا تصمیمات بهتری بگیرند و به بهبود پایدار مدیریت منابع طبیعی کمک کنند.

مدیریت منابع جنگلی

به‌منظور پیش‌بینی افزایش نرخ جنگل‌زدایی در جنگل‌های بارانی آمازون، دومینگز و همکاران از یک شبکه عصبی متراکم برای مدل‌سازی داده‌های استاتیک مکانی و یک شبکه حافظه کوتاه‌مدت گسترده برای مدل‌سازی داده‌های زمانی در جنگل‌زدایی استفاده کردند. مدل رگرسیون نهایی پیش‌بینی می‌کند که مساحت کیلومترمربع است، در برمی‌گیرد. نتایج به‌دست‌آمده به درک بهتر تأثیر فعالیت‌های انسانی بر جنگل‌های آمازون کمک خواهد کرد. (Dominguez et al., 2022).



شکل ۱- کاربردهای هوش مصنوعی در مدیریت منابع طبیعی

نرخ از بین رفتن جنگل در آینده با مقایسه نتایج پیش‌بینی و انجام بازآموزی برای به‌روزرسانی مدل با داده‌های جدید برآورد می‌شود تا بتوان اقداماتی را از قبل انجام داد. میفیلد و همکاران به ارزیابی مفید بودن داده‌های رایگان برای پیش‌بینی جنگل‌زدایی پرداختند و این کار را با مقایسه مدل‌های رگرسیونی عمومی و مدل‌های رگرسیونی عمومی مختلط[1] (GLMMs) با انواع مدل‌های یادگیری ماشین (شبکه‌های بیزی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و فرآیندهای گاوسی) در دو منطقه مطالعاتی انجام دادند.

مطالعات نشان داد مجموعه داده‌های آزادانه در دسترس، نقشه‌های خطر جنگل‌زدایی منطقی را با استفاده از تمام تکنیک‌ها در مناطق مطالعاتی مکزیک و ماداگاسکار ایجاد کردند. آن‌ها از طریق فرآیندهای گاوسی عملکرد پیش‌بینی سازگارتری ایجاد کردند. بااین‌حال، نتوانستند از این مدل برای پیش‌بینی مقدار یا مساحت کل جنگل‌زدایی و عوامل خطر استفاده کنند و فقط می‌توانستند تعیین کنند که آیا خطر جنگل‌زدایی وجود دارد یا خیر (Mayfield et al., 2017). تین‌بوئی و همکاران آتش‌سوزی جنگل‌ها را با بهینه‌سازی ازدحام ذرات مدل‌سازی کردند، که می‌تواند مقادیر بهینه پارامترها را تعیین کند و به‌طور منطقی علل آتش‌سوزی جنگل‌های ویتنام، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان را پیش‌بینی کند (Tien Bui et al., 2016). بوئی و همکاران نقشه‌های حساسیت به آتش که برای برنامه‌ریزی و مدیریت آتش‌سوزی جنگل‌ها مؤثر است را با استفاده از رویکرد هوش مصنوعی هیبریدی جدیدی بنام مدل عصبی فازی بهینه‌شده با ازدحام ذرات[2] (PSO-NF) توسعه دادند (Bui et al., 2017).

احیای اکوسیستم

بازسازی محیط‌زیست در اکوسیستم‌های زمینی برای حفاظت از طبیعت و توسعه پایدار منابع زمینی اهمیت دارد. بازسازی محیط‌زیست به فرآیندهایی اطلاق می‌شود که هدف آن‌ها بهبود و احیای مناطق آسیب‌دیده یا تخریب‌شده ازنظر زیست‌محیطی است. این فرآیند شامل تلاش‌هایی برای بازگرداندن عملکردهای اکوسیستمی و احیای سلامت طبیعی مناطق می‌شود که به دلیل فعالیت‌های انسانی (مانند تخریب جنگل‌ها، آلودگی، و ساخت‌وساز) یا عوامل طبیعی آسیب دیده‌اند. برای مقابله با تخریب‌های جدی‌تر زمین، باید از روش‌های مدرن و مؤثر استفاده کرد. یین و همکاران در مطالعه‌ای یک روش جدید با استفاده از هوش مصنوعی برای مدیریت بازسازی محیط‌زیست پیشنهاد کردند. این روش به نام چارچوب برنامه‌ریزی هوشمند طراحی‌شده که به کمک یادگیری ماشینی (نوعی هوش مصنوعی) و تحلیل داده‌ها، به مدیریت

[1]. Generalised Linear Mixed Models

[2]. Particle Swarm Optimized Neural Fuzzy

بهتری از منابع طبیعی و تأثیرات رشد شهری بر محیط‌زیست کمک می‌کند. نتایج نشان می‌دهند که خدمات اکولوژیکی در برخی مناطق کاهش‌یافته و منابع طبیعی عمدتاً در مناطق جنگلی و آبی قرار دارند. همچنین، کریدورهای سبز آبی در سطح شهر گسترش یافته و مناطق حساس به محیط‌زیست در مرزهای مناطق درحال‌توسعه و تقاطع‌های جنگل‌ها مشخص شده‌اند. به‌طورکلی، این روش به کشف مناطق آسیب‌پذیر و بهبود برنامه‌ریزی محیط‌زیستی کمک می‌کند و می‌تواند راهی مؤثر برای بازسازی و مدیریت محیط‌زیست در مناطق شهری باشد (Yin et al., 2021).

آلودگی خاک یکی از چالش‌های جدی زیست‌محیطی است که ناشی از ورود آلاینده‌های شیمیایی و فلزات سنگین به خاک هست. این آلاینده‌ها می‌توانند از طریق زنجیره غذایی به انسان‌ها منتقل شوند و به‌سلامت عمومی آسیب برسانند. با توجه به پیچیدگی و پویایی این مسئله، نیاز به روش‌های مؤثر برای شناسایی، ارزیابی و مدیریت آلودگی خاک ضروری است. در این راستا، استفاده از هوش مصنوعی و تکنیک‌های یادگیری ماشین می‌تواند در بهبود فرآیندهای زیست‌پالایی[1] و ترمیم خاک نقش بسزایی داشته باشد. این فناوری‌ها به تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده کمک می‌کنند و می‌توانند پیش‌بینی‌های دقیقی از رفتار آلاینده‌ها و اثرات آن‌ها ارائه دهند. همچنین، هوش مصنوعی می‌تواند در شناسایی الگوهای انتشار آلاینده‌ها و ارزیابی کیفیت خاک مفید باشد. نتیجه‌گیری این است که ادغام تکنیک‌های میکروبی اومیک[2] با هوش مصنوعی می‌تواند به پیشرفت‌های چشمگیری در کاهش آلودگی خاک، افزایش باروری خاک و بهبود سلامت محیط‌زیست منجر شود. این رویکردها همچنین می‌توانند به مدیریت پایدار منابع خاک کمک کنند و از بروز بحران‌های زیست‌محیطی در آینده جلوگیری کنند (Gautam et al., 2023).

مدیریت منابع آب

توجه به منابع آب شهری برای تأمین نیازهای روزافزون آب، حفظ محیط‌زیست، پیشگیری از بحران‌ها و ارتقاء کیفیت زندگی شهروندان ضروری است. روش‌های هوش مصنوعی به‌طور عمده به دلیل توانایی بالای آن‌ها در استدلال، انعطاف‌پذیری، مدل‌سازی و پیش‌بینی تقاضا و ظرفیت آب در برنامه‌ریزی منابع آب شهری به کار می‌روند. در پژوهشی به‌منظور حفظ محیط آبی مناطق شهری روش جدیدی بنام برنامه‌ریزی منابع آب هوشمند و تطبیقی[3] (AIDWRP) پیشنهاد شده است. رویکرد هوشمند و تطبیقی به‌عنوان یک زیرمجموعه از تکنیک‌های هوش مصنوعی مدل‌سازی مؤثری برای برنامه‌ریزی محیطی به‌منظور توسعه پایدار منابع آب ارائه می‌دهد. مدل‌سازی با استفاده از هوش مصنوعی کارایی آب را با تبدیل اطلاعات به یک فرآیند ساده‌تر افزایش می‌دهد و تصمیم‌گیری مبتنی بر داده‌ها را با ترکیب ابزارهای عددی هوش مصنوعی و مهارت‌های انسانی بهبود می‌بخشد. در AIDWRP، فرآیند تصمیم‌گیری مارکوف[4] (MDP) به بحث در مورد مدیریت دینامیک منابع آب با محدودیت‌های مکانی و استفاده سالانه می‌پردازد و روش‌های حساسیت‌محور را برای بهینه‌سازی سیاست‌های مختلف برنامه‌ریزی و مدیریت محیطی ارائه می‌دهد. با استفاده از این روش، می‌توان به بهینه‌سازی استفاده از منابع آب دست یافت و همزمان کارایی اقتصادی محلی را افزایش داد. به‌عبارت‌دیگر، این رویکرد می‌تواند به حفظ منابع آبی و بهبود شرایط اقتصادی در مناطق شهری کمک کند (Xiang et al. 2021).

برآورد دقیق تبخیر–تعرق با استفاده از هوش مصنوعی به بهینه‌سازی مصرف آب، پیش‌بینی تغییرات اقلیمی، و حفظ منابع آبی کمک می‌کند. این اطلاعات دقیق به کشاورزان و مدیران منابع آب امکان می‌دهد تا تصمیمات مؤثرتری بگیرند و درنهایت به افزایش تولیدات کشاورزی و مدیریت بحران‌های آب منجر شود (Mohammadi et al., 2021). در این زمینه افضل و همکاران در جزیره پرنس ادوارد، با استفاده از هوش مصنوعی و مدل‌های یادگیری عمیق، تبخیر–تعرق مرجع را برآورد کردند. نتایج نشان داد که این روش‌ها توانسته‌اند تبخیر–تعرق مرجع را با دقت بالا

[1]. Bioremediation
[2]. Microbial Omics Techniques
[3]. Adaptive Intelligent Dynamic Water Resource Planning
[4]. Markov Decision Process

پیش‌بینی کنند و برآوردها نشان داد که در فصل‌های تابستان، میزان آن بیشتر از بارش باران است. این موضوع نیاز به آبیاری مکمل برای حفظ تولیدات کشاورزی را در شرایط خشک تأکید کرد (Afzaal et al., 2020). دفع زباله‌های جامد شهری، به‌ویژه در کشورهای درحال‌توسعه، یک چالش بزرگ است که تأثیرات اجتماعی و زیست‌محیطی آن رو به افزایش است. ساده‌ترین روش دفع، دفن زباله در زمین است، اما این روش می‌تواند مشکلاتی ازجمله آلودگی خاک و آب‌های زیرزمینی را ایجاد کند. در ایران، زباله‌های شهری به‌دلیل ترکیب بالای مواد آلی، خطر آلودگی بیشتری دارند. نفوذ شیرابه‌ها به آب‌های زیرزمینی، خطراتی برای سلامت محیط و منابع آب شرب ایجاد می‌کند. شناسایی منابع آلودگی آب‌های زیرزمینی به‌دلیل ویژگی‌های متغیر آن‌ها چالش‌برانگیز است. شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزاری برای مرتبط کردن ورودی‌ها با خروجی‌ها، در این زمینه موردتوجه قرار گرفته‌اند. باقری و همکاران در مطالعه‌ای به معرفی مدل‌های منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی و ارزیابی نفوذ شیرابه از یک محل دفن زباله به آب‌های زیرزمینی پرداختند. محل موردمطالعه در نزدیکی شهر سنندج در غرب ایران واقع‌شده و زباله‌های دفع‌شده عمدتاً شامل مواد آلی است. مدل‌ها همچنین برای تحلیل آلودگی‌های مختلف که هنگام نفوذ شیرابه به آب‌های زیرزمینی مضر هستند، به‌کار رفتند. نتایج مدل‌سازی به همراه تحلیل آلودگی‌ها به‌عنوان مبنایی برای ارزیابی تأثیرات زیست‌محیطی نفوذ شیرابه به آب‌های زیرزمینی در منطقه مطالعه استفاده شد (Bagheri et al., 2017).

برنامه‌ریزی کاربری اراضی

کاربری و پوشش زمین[1] (LULC) تأثیر زیادی بر توزیع گونه‌های زیستی دارد و به‌عنوان یکی از عوامل محیطی مهم در نظر گرفته می‌شود که باید برای ارزیابی تأثیرات فعالیت‌های انسانی بر مناطقی که برای جمعیت‌های زیستی مناسب است، موردتوجه قرار گیرد. شمال سوماترا، به‌عنوان استانی با جنگل‌های وسیع در اندونزی، نیازمند توجه ویژه به تغییرات LULC به‌دلیل تهدیدات ناشی از تبدیل اراضی و تخریب جنگل‌ها است. سوماترا و لی در مطالعه‌ای به بررسی تغییرات کاربری زمین در این منطقه بین سال‌های ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ و پیش‌بینی تغییرات آینده کاربری زمین برای سال‌های ۲۰۵۰ و ۲۰۷۰ با استفاده از مدل سلول‌های خودکار مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی[2] (ANN-CA) پرداختند.

پنج معیار (ارتفاع، شیب، جهت، فاصله از جاده و نوع خاک) به‌عنوان داده‌های اکتشافی در فرآیند یادگیری مدل ANN-CA استفاده شده‌اند تا تأثیرات آن‌ها بر تغییرات LULC بین سال‌های ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ تعیین شود. طبق پیش‌بینی‌های LULC تا سال ۲۰۷۰، مساحت جنگل و زمین‌های زراعی به ترتیب ۱٫۲٪ و ۱٫۷٪ کاهش خواهد یافت که نشان‌دهنده تأثیرات انسانی بر تغییرات LULC از جنگل و اراضی زراعی به مزارع است. این مطالعه نشان می‌دهد که شبیه‌سازی تغییرات LULC با استفاده از مدل ANN-CA می‌تواند پیش‌بینی‌های قابل‌اعتمادی برای LULC آینده ارائه دهد. این پیش‌بینی‌ها به‌منظور حفاظت از جنگل‌ها، مدیریت کاربری زمین و توسعه، و همچنین مدیریت توزیع گونه‌ها در آینده انجام می‌شود (Saputra and Lee 2019).

گرمایش جهانی یکی از مهم‌ترین چالش‌ها در دستیابی به پایداری در دنیای امروز است. تغییرات کاربری زمین شهری تأثیر قابل‌توجهی بر اقلیم منطقه‌ای دارد. به‌دلیل توسعه اقتصادی و رشد جمعیت در سطح جهانی، شهرنشینی سریع و غیرقابل پیش‌بینی به‌طور قابل‌توجهی کاربری و پوشش زمین‌های شهری (LULC) را تغییر داده است. تغییرات LULC در مناطق شهری مسئول کاهش تنوع زیستی، بروز اثرات جزیره گرمایی شهری[3] (UHI) و سایر تخریب‌های محیطی است. تبدیل مناطق طبیعی LULC به پوشش‌های نفوذناپذیر ساخته‌شده در مناطق شهری باعث تغییرات اقلیمی منطقه‌ای می‌شود.

[1]. Land Use Land Cover
[2]. Artificial-Neural-Network-based Cellular Automaton
[3]. Urban Heat Island

تبدیل سطح پوشش گیاهی و آب‌های سطحی به سطوح نفوذناپذیر ساخته‌شده عمدتاً بر ذخیره‌سازی کربن زمینی تأثیر می‌گذارد و به‌این‌ترتیب با افزایش دمای سطح، به گرمایش جهانی کمک می‌کند. این تغییرات به‌طور قابل‌توجهی بر محیط‌زیست اکولوژیک تأثیر می‌گذارند و اغلب تهدیدی برای توسعه پایدار شهری به‌شمار می‌آیند. الدوساری و همکاران برای اولین بار به بررسی و پیش‌بینی تغییرات LULC و تأثیرات آن بر دمای سطح زمین (LST)، UHI و شاخص تغییرات حرارتی شهری (UTFVI) در کویت از سال ۱۹۹۱ تا ۲۰۲۱ پرداختند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی مصنوعی به ترتیب برای تحلیل و پیش‌بینی استفاده شده‌اند. نتایج نشان داد که تبدیل ۲۷/۲۴٪ از زمین‌های خالی و ۵/۴۳٪ از پوشش گیاهی به مناطق ساخته‌شده، میانگین دمای سطح زمین را ۵ درجه سانتی‌گراد افزایش داده است. این تغییرات منجر به افزایش مقادیر UHI به میزان ۰٫۸۶۱ و تأثیرات قوی‌ترین UTFVI به میزان ۱۰۸٪ از سال ۱۹۹۱ تا ۲۰۲۱ شده است. پیش‌بینی‌های مدل‌شده برای LULC، LST، UHI و توزیع UTFVI با استفاده از تکنیک خودکارنموداری مبتنی بر ANN برای سال ۲۰۳۱ نشان می‌دهد که پوشش گیاهی (۴۴٪) و آب‌های سطحی (۵۷٪) در دوره ۲۰۲۱–۲۰۳۱ کاهش خواهد یافت، که منجر به افزایش مساحت‌های ساخته‌شده (۳۸٪) و دمای سطح زمین (۱۰ درجه سانتی‌گراد) خواهد شد. علاوه بر این، تا سال ۲۰۳۱، ۴۱٪ از کل منطقه مورد مطالعه تحت تأثیر قوی‌ترین مناطق UTFVI قرار خواهد گرفت. ارزیابی نقشه‌های پیش‌بینی‌شده برای LULC، LST، UHI و UTFVI به تصمیم‌گیرندگان و برنامه‌ریزان شهری کمک خواهد کرد تا اقدامات لازم را برای کاهش تأثیرات استرس حرارتی انجام دهند و شهرها را پایدارتر کنند (AlDousari et al., 2022). طبقه‌بندی پوشش زمین یا کاربری اراضی به مدیران کمک می‌کند تا برنامه‌ریزی شهری مؤثرتری داشته باشند و منابع طبیعی را بهینه مدیریت کنند. این اطلاعات به کشاورزان در انتخاب کشت‌های مناسب یاری می‌رساند و به حفاظت از محیط‌زیست و تنوع زیستی کمک می‌کند. همچنین، این طبقه‌بندی در تحلیل تغییرات زیست‌محیطی و پیش‌بینی خطرات طبیعی، مانند سیلاب‌ها، بسیار مفید است. به‌طورکلی، این فرایند ابزاری حیاتی برای توسعه پایدار و مدیریت منابع است. به کمک هوش مصنوعی، می‌توان به‌سرعت و با دقت بالا، تغییرات کاربری اراضی را شناسایی کرد و اطلاعات به‌روز و دقیقی برای مدیریت منابع طبیعی ارائه داد. این روش‌ها همچنین می‌توانند در پیش‌بینی و ارزیابی تأثیرات زیست‌محیطی تغییرات پوشش زمین مؤثر باشند. مدل‌های یادگیری عمیق را می‌توان برای طبقه‌بندی پوشش زمین یا کاربری اراضی استفاده کرد و همچنین می‌توان آن‌ها را با دقت بالا برای طبقه‌بندی انواع مختلف از سکونت‌ها آموزش داد (Alem and Kumar 2022). با استفاده از یک سیستم پشتیبانی برنامه-ریزی هوشمند مبتنی بر سیستم چندعاملی و به‌کارگیری روش‌های یادگیری بیزی در زنجان، شمال غرب ایران، امکان انجام مشاوره برنامه‌ریزی کاربری اراضی شهری خودکار وجود دارد (Ghavami et al., 2017). علاوه بر این، شبکه‌های عصبی هم‌گشتی که می‌توانند بسیاری از وظایف طبقه‌بندی تصویر را انجام دهند، برای پوشش زمین/ طبقه‌بندی اراضی عملکرد بالاتری نسبت به ماشین‌های بردار پشتیبان، جنگل‌های تصمیم تصادفی و الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه دارند (Carranza García et al. 2019). بنابراین هوش مصنوعی نقش حیاتی در مدیریت استفاده از منابع طبیعی ایفا می‌کند و به تسهیل تخصیص منطقی این منابع و کاهش ضایعات غیرضروری کمک می‌کند. این فناوری می‌تواند جنگل‌ها را به‌دقت رصد کرده و با کاهش جنگل‌زدایی، به تصمیم‌گیرندگان در صدور هشدارهای اولیه آتش‌سوزی یاری رساند. همچنین، هوش مصنوعی به مدیریت احیای اکوسیستم وانطباق با تغییرات آب و هوایی کمک می‌کند و می‌تواند آلودگی اکوسیستم را کاهش دهد و اقدامات مؤثر حفاظتی را به اجرا درآورد. در زمینه مدیریت منابع آب شهری، هوش مصنوعی به‌ویژه ضروری است و با استفاده از فناوری‌های سنجش‌ازدور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی، کاربری و برنامه‌ریزی زمین شهری را بهبود می‌بخشد. به‌این‌ترتیب، هوش مصنوعی ابزاری کلیدی در تحقق توسعه پایدار و حفاظت از منابع طبیعی به شمار می‌آید.

هوش مصنوعی در کارایی انرژی، ترسیب و ذخیره‌سازی کربن

کارایی انرژی

در جامعه معاصر، نگرانی‌های انرژی به‌عنوان یکی از مسائل حیاتی جهانی مطرح شده است. با گسترش مداوم اقتصاد جهانی و افزایش جمعیت، تقاضای انرژی به‌طور نمایی در حال افزایش است (Chen et al., 2022b; Osman et el., 2023; Yang et al., 2023). در این شرایط، استفاده عاقلانه از انرژی و دستیابی به توسعه پایدار به یک چالش اساسی تبدیل شده است (Chen et al., 2023a). برای پاسخگویی به این تقاضا و کاهش اثرات زیان‌بار زیست‌محیطی، لازم است که اقداماتی مؤثر برای افزایش کارایی انرژی و کاهش اتلاف آن انجام شود (Cai et al., 2019; Nižetić et al., 2019).

فناوری هوش مصنوعی به‌تدریج به‌عنوان ابزاری نوآورانه در بخش انرژی ظهور کرده است و چشم‌اندازهای جدیدی را برای بهبود کارایی انرژی و تحقق توسعه پایدار ارائه می‌دهد (Baysan et al., 2019; Farghali et al., 2023). اجرای هوش مصنوعی می‌تواند با پیش‌بینی تقاضای انرژی، بهینه‌سازی تولید و مصرف، و کنترل هوشمند، کارایی مصرف انرژی را افزایش دهد و درنتیجه هزینه‌ها و آلودگی‌های زیست‌محیطی را کاهش دهد و توسعه پایدار را تقویت کند (Khalilpourazari et al., 2021; Lee and Yoo, 2021). رابطه بین هوش مصنوعی و کارایی انرژی به یک موضوع بسیار مورد بحث در جامعه تحقیقاتی تبدیل‌شده و توجه زیادی از سوی محققان و شرکت‌ها را جلب کرده است (Ahmad et al., 2021; Kumari et al., 2020). استفاده عاقلانه از فناوری هوش مصنوعی می‌تواند به افزایش ملموس کارایی انرژی، تقویت توسعه پایدار، و ایجاد آینده‌ای امیدوارکننده برای جامعه بشری منجر شود (Ahmed et al., 2022a; Farghali et a., 2023; Yang et al., 2022).

هوش مصنوعی به‌ویژه در حوزه‌های مختلف بهره‌وری انرژی مانند تشخیص خطا، پیش‌بینی و کنترل حرارتی، پاسخ به تقاضا و بهینه‌سازی ذخیره انرژی به کار گرفته می‌شود (Chopra et al., 2022; Fang et al., 2023). بااین‌حال، پیاده‌سازی هوش مصنوعی در بهره‌وری انرژی یک فرآیند مداوم است که به‌دقت داده‌های ورودی و انتخاب مناسب الگوریتم‌ها وابسته است (Arumugan et al., 2022; Ouadah et al., 2022). تحقیقات در کشورهایی مانند ایتالیا و ژاپن نشان می‌دهد که استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی در سیستم‌های مدیریت انرژی نتایج مطلوبی داشته است. همچنین، در کشورهای دیگر مانند چین و هند، از این فناوری برای عیب‌یابی و یکپارچه‌سازی انرژی‌های تجدیدپذیر استفاده می‌شود. بااین‌وجود، بیشتر کاربردهای هوش مصنوعی در بهره‌وری انرژی هنوز در مراحل اولیه خود قرار دارند و اثربخشی آن‌ها نیاز به بررسی‌های بیشتری دارد (Tomazzoli et al., 2020; Farzaneh et al., 2021). چالش‌هایی نظیر هزینه‌های بالای فناوری هوش مصنوعی و کمبود داده‌ها و کارشناسان ماهر مانع از پذیرش گسترده این فناوری می‌شوند. اما با توجه به نیاز فزاینده به کاهش مصرف انرژی و اثرات زیست‌محیطی، انتظار می‌رود که استفاده از هوش مصنوعی در بهره‌وری انرژی افزایش یابد. بنابراین، علی‌رغم موانع موجود، آینده نویدبخش افزایش استفاده از هوش مصنوعی در این حوزه به نظر می‌رسد (Enholm et al. 2022; Yang, 2022; Zhao et al. 2022; Ahmed et al., 2022b; Chai et al., 2022).

با وجود این موانع، انتظار می‌رود که استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی در بهره‌وری انرژی افزایش یابد، که ناشی از نیاز روزافزون به کاهش مصرف انرژی، کاهش اثرات زیست‌محیطی و دستیابی به توسعه پایدار است. بنابراین اگرچه کمبود تخصص و محدودیت‌های مالی مانع از پذیرش گسترده آن می‌شود، آینده نویدبخش افزایش استفاده از هوش مصنوعی در بهره‌وری انرژی است. به‌طور خلاصه استفاده از هوش مصنوعی در بهره‌وری انرژی می‌تواند به چندین شکل مؤثر باشد. اولاً، الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند داده‌های مصرف انرژی را تحلیل کنند تا الگوهای مصرف را شناسایی کرده و راهکارهای بهینه‌سازی مصرف انرژی ارائه دهند. به‌عنوان‌مثال، در ساختمان‌ها، سیستم‌های هوشمند می‌توانند با توجه به الگوهای استفاده، دما و نور طبیعی، مصرف انرژی را تنظیم کنند.

ثانیاً، هوش مصنوعی می‌تواند در مدیریت شبکه‌های انرژی و توزیع بهینه برق کمک کند. با پیش‌بینی تقاضا و تولید انرژی از منابع تجدیدپذیر، می‌توان از وقوع ناپایداری‌ها جلوگیری کرد و انرژی را به‌طور مؤثرتری مدیریت کرد. ثالثاً، در بخش صنعتی، هوش مصنوعی می‌تواند در بهینه‌سازی فرآیندها و کاهش مصرف انرژی در تولیدات مختلف کمک کند. از طریق مدل‌سازی و شبیه‌سازی، می‌توان فرآیندهای کارآمدتری طراحی کرد که مصرف انرژی را به حداقل برسانند. درنهایت، استفاده از هوش مصنوعی در سیستم‌های حمل‌ونقل می‌تواند به کاهش مصرف سوخت و بهبود کارایی ناوگان‌های حمل‌ونقل عمومی و خصوصی کمک کند. به‌این‌ترتیب، هوش مصنوعی نقش مهمی در افزایش بهره‌وری انرژی و کاهش اثرات زیست‌محیطی ایفا می‌کند.

ترسیب و ذخیره کربن

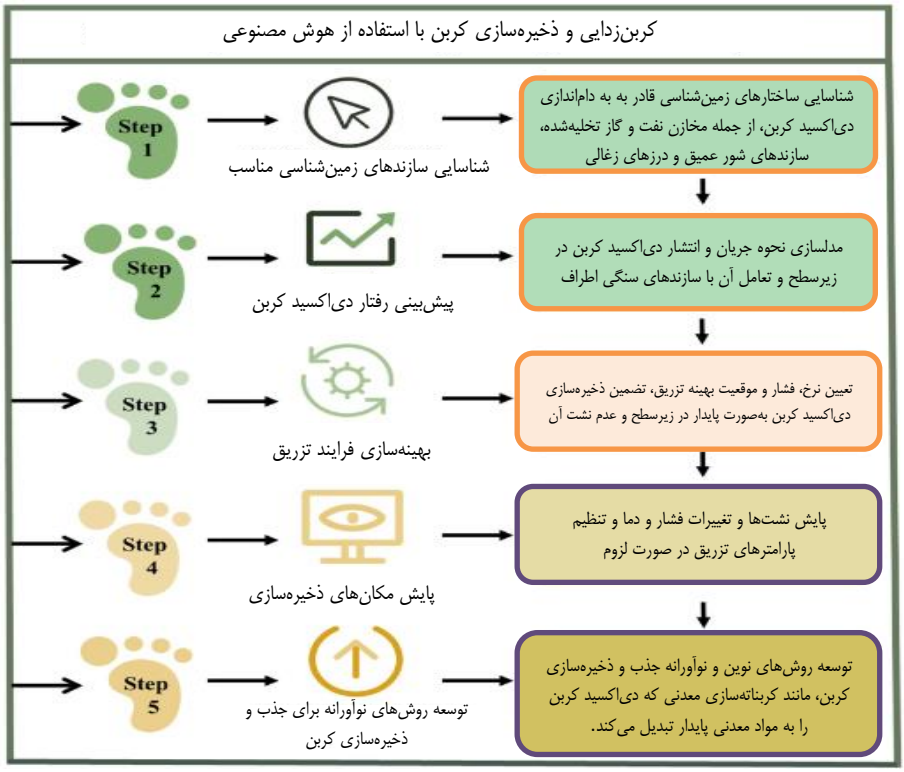
کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای، مقابله با کاهش منابع طبیعی و آلودگی محیط‌زیست به موضوعات اصلی و بحث‌برانگیز جهانی تبدیل شده‌اند. کشورهای مختلف اقدامات متعددی برای کاهش تغییرات آب و هوایی شناسایی کرده‌اند که شامل تعهد به کاهش انتشار گازها یا استفاده از فناوری‌های پیشرفته برای محدود کردن گازهای گلخانه‌ای است. بااین‌حال، تنها ۵۵ درصد از کشورهای تولیدکننده گازهای گلخانه‌ای اهداف مشخصی برای کاهش انتشار کربن تا سال ۲۰۳۰ اعلام کرده‌اند و بیشتر کشورها برنامه‌ریزی کرده‌اند که به صفر خالص کربن تا سال‌های ۲۰۵۰ تا ۲۰۷۰ برسند. در همین حال، سیستم‌های انرژی در کشورهای درحال‌توسعه به‌شدت به سوخت‌های فسیلی وابسته هستند و مصرف بالای زغال‌سنگ و نفت در صنعت و حمل‌ونقل، مشکلات تغییرات آب و هوایی و آلودگی محیط‌زیست را تشدید می‌کند. افزون بر این، با افزایش جمعیت جهانی و سطح زندگی، خودکارسازی تولید منجر به افزایش تولید و مصرف‌شده و درنتیجه زباله‌های جامد به میزان کربن در زیرسطح بپردازیم (Chinh Nguyen et al., 2022; Kushwaha et al., 2023; Abdalla et al., 2021).

۳- بهینه‌سازی فرآیند تزریق: تعیین نرخ تزریق، فشار و مکان بهینه اطمینان می‌دهد که دی‌اکسید کربن به‌طور مؤثر در زیرزمین قابل‌توجهی افزایش یافته است. این حجم و پیچیدگی فزاینده زباله‌ها تهدیدی جدی برای محیط‌زیست و سلامت عمومی به شمار می‌آید. ترسیب و ذخیره کربن عناصر محوری استراتژی‌های کاهش اثرات تغییر اقلیم هستند (Liu et al., 2022b; Osman et al., 2023; Yang et al., 2022, 2023; Gerimi and Sergi, 2022). استفاده از هوش مصنوعی در این زمینه می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی کارایی و اثربخشی این فرآیندها را افزایش دهد (Cheong et al. 2022; Kaack et al. 2022). به‌طور خلاصه، ترکیب هوش مصنوعی در ترسیب و ذخیره کربن می‌تواند اهداف آب و هوایی و توسعه پایدار را ارتقا دهد. شکل ۳ مراحل متوالی ترکیب فناوری هوش مصنوعی در ترسیب و ذخیره‌سازی کربن و ظرفیت آن برای تسهیل تحقق اهداف اقلیمی و توسعه پایدار را نشان می‌دهد:

۱- شناسایی تشکیلات زمین‌شناسی مناسب: شناسایی ساختارهای زمین‌شناسی که می‌توانند دی‌اکسید کربن را به دام بیندازند، یک گام کلیدی در استراتژی‌های کاهش تغییرات آب و هوایی است. این ساختارها معمولاً شامل مخازن نفت و گاز تخلیه‌شده، تشکیلات عمیق شور و لایه‌های زغال‌سنگ هستند (Jin et al., 2022).

۲- پیش‌بینی رفتار دی‌اکسید کربن: مدل‌سازی نحوه‌ی جریان و انتشار دی‌اکسید کربن در زیرسطح و تعامل آن با تشکیلات سنگی اطراف از مراحل کلیدی در استراتژی‌های ذخیره‌سازی کربن به شمار می‌رود. این فرآیند شامل استفاده از مدل‌های ریاضی و شبیه‌سازی‌های عددی است که به ما کمک می‌کند تا بفهمیم دی‌اکسید کربن چگونه در زمین حرکت می‌کند، به چه صورت با آب و سنگ‌های اطراف واکنش نشان می‌دهد و تا چه حد می‌تواند در لایه‌های مختلف زمین به‌صورت ایمن ذخیره شود. مدل‌سازی رفتار دی‌اکسید کربن به ما این امکان را می‌دهد که سناریوهای مختلف را ارزیابی کنیم و به پیش‌بینی نشت یا حرکت غیرمنتظره محبوس شود و از نشت آن جلوگیری گردد. بهینه‌سازی این فرآیند شامل انتخاب دقیق نرخ تزریق (مقدار دی‌اکسید کربن که باید در واحد زمان به زمین تزریق شود)، فشار (نیرویی که برای تزریق دی‌اکسید کربن استفاده می‌شود) و مکان (محل دقیق تزریق)

است. بهینه‌سازی این پارامترها به ما امکان می‌دهد تا عملکرد سیستم ذخیره‌سازی را به حداکثر برسانیم و درعین‌حال از تأثیرات منفی بر محیط‌زیست جلوگیری کنیم (Elsheikh et al., 2022; Yao et al., 2023; Li et al., 2021). ۴) نظارت بر محل‌های ذخیره‌سازی: نظارت بر نشت‌ها و تغییرات فشار و دما و تنظیم پارامترهای تزریق در صورت لزوم باید انجام شود. این فرایند به‌منظور اطمینان از ایمنی و کارایی ذخیره‌سازی دی‌اکسید کربن انجام می‌شود. با نظارت مداوم بر شرایط زیرزمینی، هرگونه نشت احتمالی یا تغییرات غیرعادی در فشار و دما شناسایی می‌شود. در صورت مشاهده چنین تغییراتی، پارامترهای تزریق مانند نرخ و فشار می‌توانند به‌طور فوری تنظیم شوند تا از فرایند ذخیره‌سازی به‌خوبی محافظت شود و از هرگونه تأثیر منفی بر محیط‌زیست جلوگیری گردد. این اقدام‌ها به حفظ یک سیستم پایدار و مؤثر در ذخیره‌سازی کربن کمک می‌کند (Kishor and Chakraborti, 2022; Kushwaha et al., 2023). ۵) توسعه روش‌های نوآورانه ترسیب کربن: این روش‌ها شامل فرایندهایی هستند که در آن دی‌اکسید کربن به شکل پایدار و غیر مضر به ترکیبات معدنی تبدیل می‌شود. کربنات‌سازی معدنی به‌عنوان یک روش مؤثر برای ذخیره‌سازی دی‌اکسید کربن، نه‌تنها به کاهش غلظت این گاز در جو کمک می‌کند، بلکه می‌تواند به تولید مواد معدنی مفید نیز منجر شود. این رویکرد در تلاش برای بهبود روش‌های موجود و کاهش تأثیرات منفی تغییرات اقلیمی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (Gupta and Li, 2022; Zhang et al., 2022; Ding et al., 2022).



شکل ۳- ترسیب و ذخیره کربن با استفاده از هوش مصنوعی در پنج مرحله مجزا

ادغام هوش مصنوعی در فرآیندهای ترسیب و ذخیره‌سازی کربن با چالش‌های متعددی روبه‌رو است که ازجمله آن‌ها می‌توان به هزینه‌های مالی لازم برای اجرای این فناوری و کمبود نیروی متخصص در این حوزه اشاره کرد (Ahmed et al., 2022; Hasan et al. 2022). همچنین، نگرانی‌های اخلاقی و نظارتی در زمینه نظارت و مدیریت مکان‌های ذخیره‌سازی کربن ممکن است بروز کند (Swennenhuis et al. 2022). توجه دقیق به این مسائل ضروری است تا اطمینان حاصل شود که فناوری‌های هوش مصنوعی هیچ‌گونه اثرات مخرب زیست‌محیطی یا پیامدهای ناخواسته‌ای به همراه نداشته باشند. (Delanoë et al. 2021).

بااین‌حال، انتظار می‌رود با پیشرفت فناوری و دسترسی بیشتر در آینده، استفاده از هوش مصنوعی در ترسیب و ذخیره‌سازی کربن افزایش یابد (Liu et al. 2022c). بنابراین، اجرای اخلاقی و مسئولانه این فناوری برای دستیابی به اهداف پایداری و کربن خنثی از اهمیت بالایی برخوردار است. در این راستا، تحقیقات و توسعه بیشتر باید به بررسی چالش‌های موجود در استفاده از هوش مصنوعی در این زمینه بپردازد. به‌طور خلاصه، ادغام هوش مصنوعی در فرآیندهای ترسیب و ذخیره‌سازی کربن می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی کارایی و اثربخشی این فرآیندها را افزایش دهد، همچنین دستیابی به اهداف آب و هوایی و ترویج رشد پایدار را تسهیل کند. این فناوری می‌تواند در زمینه‌های مختلفی مانند شناسایی سازندهای زمین‌شناسی مناسب برای ذخیره‌سازی کربن، پیش‌بینی رفتار دی‌اکسید کربن پس از تزریق، بهینه‌سازی فرآیند تزریق، نظارت بر مکان‌های ذخیره‌سازی و توسعه تکنیک‌های نوآورانه ترسیب کربن به کار گرفته شود. بااین‌حال، استفاده از هوش مصنوعی در این حوزه با چالش‌هایی مانند هزینه‌های مالی بالا، کمبود تخصص، نگرانی‌های اخلاقی و مقرراتی، و احتمال بروز اثرات نامطلوب زیست‌محیطی مواجه است. بنابراین، برای بهره‌برداری مؤثر از این فناوری، نیاز به بررسی و حل این موانع وجود دارد.

پتانسیل پیش‌بینی انرژی‌های تجدیدپذیر با کمک هوش مصنوعی و مدیریت شبکه

گسترش جمعیت و توسعه اقتصادی منجر به افزایش مصرف انرژی در سطح جهان شده است. با افزایش تعداد افراد و رشد اقتصادها، نیاز به انرژی برای تأمین خدمات و تولید محصولات نیز بیشتر می‌شود. اگرچه تکنولوژی‌های جدید و قوانین مرتبط با بهره‌وری انرژی باعث بهینه‌تر شدن مصرف انرژی شده‌اند، اما این پیشرفت‌ها برای جبران رشد سریع تقاضا کافی نبوده‌اند. به عبارتی، تکنولوژی‌ها و بهبود بهره‌وری، اگرچه موجب کاهش مصرف انرژی برای انجام کارهای مشابه شده‌اند، اما رشد تقاضا به دلیل توسعه‌های مختلف، مانند تولید بیشتر کالاها، این کاهش‌ها را خنثی می‌کند. اهمیت این موضوع در این است که اگر نتوانیم به شکل مؤثر و پایدار از انرژی استفاده کنیم، با مشکلاتی مانند کمبود منابع انرژی و افزایش آلودگی‌های زیست‌محیطی مواجه خواهیم شد. به همین دلیل، علاوه بر افزایش بهره‌وری، نیاز به راه‌حل‌های جامع‌تری برای مدیریت بهتر مصرف انرژی وجود دارد. فرغالی و همکاران اشاره کرده‌اند که انتشار کربن جهانی ناشی از مصرف انرژی در سال ۲۰۲۱ به سطوح هشداردهنده‌ای رسیده و دومین نرخ رشد سالانه بالا در تاریخ را ثبت کرده است (Farghali et al., 2023). همچنین، چترجی و دتلفس به تأثیرات زیست‌محیطی منابع انرژی سنتی اشاره کرده‌اند که منجر به مشکلاتی مانند باران اسیدی، اثرات گلخانه‌ای و تخریب لایه ازن می‌شود. آن‌ها معتقدند انرژی‌های سبز و پایدار، مانند انرژی باد و خورشید، می‌توانند جایگزین مناسبی برای کاهش انتشار کربن باشند. بر این اساس، سهم انرژی‌های تجدیدپذیر در تولید برق جهانی از ۲۷ درصد در سال ۲۰۱۹ به ۲۹ درصد در سال ۲۰۲۰ افزایش یافته است و تولید انرژی‌های تجدیدپذیر در سال ۲۰۲۱ بیش از ۸ درصد رشد کرده که این سریع‌ترین رشد سالانه از دهه ۱۹۷۰ تاکنون بوده است. انرژی خورشیدی و بادی نیز دوسوم از این رشد را به خود اختصاص داده‌اند (Chatterjee and Dethlefs, 2022). بااین‌حال، ماهیت احتمالی و متغیر انرژی خورشیدی چالش‌هایی جدی در زمینه تضمین کنترل مطمئن، ارزان و ایمن شبکه‌های انرژی در سطح جهانی به‌منظور دستیابی به جامعه‌ای سبز و کارآمد ایجاد می‌کند. پیشرفت‌های اخیر در انرژی‌های تجدیدپذیر دیدگاه‌های جدیدی در خصوص غلبه بر محدودیت‌های منابع مختلف انرژی ارائه داده‌اند. در این راستا، تخمین دقیق داده‌های آماری برای بهره‌برداری کامل از سیستم‌های فتوولتائیک[1] (PV) ضروری است. توانایی پیش‌بینی تغییرات تابش خورشیدی با دقت بالاتر می‌تواند به بهبود کیفیت خدمات کمک کند. همچنین، ترکیب برق خورشیدی با پیش‌بینی دقیق می‌تواند در برنامه‌ریزی و توزیع انرژی نقش مؤثری ایفا کند. فناوری‌های نوظهور، مانند هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، که به‌طور ویژه برای مقابله با ناپیوستگی و عدم

[1]. Photovoltaics

قطعیت منابع تجدیدپذیر طراحی شده‌اند، فرصتی برای رفع این چالش‌ها فراهم می‌کنند. آلاسری و همکاران به تحلیل ادغام هوش مصنوعی در بخش‌های مختلف سیستم‌های انرژی تجدیدپذیر پرداخته‌اند و سه الگوریتم پیش‌بینی انرژی خورشیدی را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، و الگوریتم جنگل تصادفی ارائه داده‌اند. نتایج این مطالعه نشان داد که الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با دو الگوریتم دیگر، عملکرد بهتری داشته است، به‌طوری‌که مقادیر MAE و MFE به ترتیب ۰/۹۶۵۸ و ۰/۴۴۵۶ در مرحله آموزش و ۱/۷۸۵۳ و ۰/۵۶۲۱ در مرحله آزمایش به‌دست آمد (Alassery et al., 2022). در سال‌های اخیر، استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌عنوان فناوری‌های نوین در صنعت نفت توجه قابل‌توجهی را به خود جلب کرده است. استفاده از ابزارهای جدید و فناوری‌های مدرن، حجم عظیمی از داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته را ایجاد می‌کند. سازمان‌دهی و پردازش سریع این اطلاعات برای ارزیابی عملکرد و پیش‌بینی توسعه و مدیریت میادین نفتی به‌طور مداوم به‌عنوان یک حوزه مهم تحقیقاتی در حال رشد است. مشکلات مختلفی که در پیش‌بینی ویژگی‌های عملیاتی با استفاده از روش‌های سنتی وجود داشت، دانشگاه‌ها و صنعت را به سمت تحقیقات متمرکز بر کاربردهای یادگیری ماشین و روش‌های مبتنی بر داده در عملیات اکتشاف و تولید هدایت کرده است تا پیش‌بینی‌های دقیق‌تری انجام شود که فرآیندهای تصمیم‌گیری را بهبود می‌بخشد. در این زمینه، باهالو و همکاران به بررسی و مرور موارد استفاده و کاربرد تکنیک‌های AI و ML در صنعت نفت برای بهینه‌سازی فرآیندهای بالادستی مانند مطالعات مخزن، مهندسی حفاری و تولید پرداختند. چالش‌های مربوط به روش‌های معمول در پیش‌بینی پارامترهای عملیاتی ارزیابی‌شده و موارد بهینه‌سازی عملکرد با استفاده از رویکردهای مبتنی بر داده که منجر به بهبود جریان‌های کاری تصمیم‌گیری شده‌اند، ارائه گردیده است. علاوه بر این، سناریوهای احتمالی در مورد چگونگی توسعه و تأثیر هوش مصنوعی بر صنعت نفت و گاز و اینکه چگونه ممکن است در آینده این صنعت را دگرگون کند، مورد بحث قرار گرفته است (Bahaloo et al., 2022). لیو و همکاران به‌مرور و خلاصه‌سازی روش‌های متداول مرتبط با هوش مصنوعی پرداختند و مزایای عملکردی این روش‌ها را در کاربردهای مختلف انرژی‌های تجدیدپذیر مورد بررسی قرار دادند. همچنین، نقش AI در بهینه‌سازی کنترل عملیاتی و افزایش اثربخشی کلی عملیات در این بخش‌ها موردبحث قرار گرفت. علاوه بر این، این مطالعه به تحلیل کاربردهای عملی تکنیک‌های مختلف AI در سیستم‌های بزرگ ادغام انرژی‌های تجدیدپذیر می‌پردازد و اثربخشی آن‌ها را از طریق بررسی‌های نظری و مطالعات موردی متعدد ارزیابی می‌کند. این مطالعه همچنین به چالش‌ها و محدودیت‌های موجود در ادغام انرژی‌های تجدیدپذیر در مقیاس بزرگ، به‌ویژه در زمینه دستیابی به بی‌طرفی کربنی، پرداخته و از تکنیک‌های AI به‌عنوان یک ابزار کلیدی یاد می‌کند. در پایان، چشم‌اندازهای تحقیقاتی آینده و پیشنهادها عملی برای بهبود عملکرد این تکنیک‌ها ارائه می‌شود (Liu et al., 2022c). آن و همکاران به بررسی پتانسیل استفاده از سیستم‌های فتوولتائیک در ساختمان‌های مسکونی شهر شنژن برای تأمین برق خانگی پرداختند. در این مطالعه، با استفاده از داده‌های سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS)، شرایط آب و هوایی محلی و تقاضای برق، پتانسیل خورشیدی این شهر تحلیل و با ویژگی‌های مختلف شهری مقایسه شد. همچنین، چهار منطقه مسکونی نمونه انتخاب و با استفاده از نرم‌افزارهای پیشرفته، پتانسیل خورشیدی آن‌ها ارزیابی شد. نتایج نشان داد که به‌دلیل تابش بالای خورشیدی پشت‌بام‌ها، ترکیب این نواحی با نماهای با عملکرد بالا می‌تواند بازگشت سرمایه‌ای مطلوب به همراه داشته باشد. بر این اساس، هدف این مطالعه، خواستار اجرای برنامه‌ای گسترده برای ترویج و اجباری کردن استفاده از انرژی‌های تجدیدپذیر، به‌ویژه انرژی خورشیدی، در مناطق مسکونی شهرهای جنوبی چین است (An et al., 2023). اگرچه نتایج امیدوارکننده‌ای از الگوریتم‌های پیشرفته هوش مصنوعی در تحقیقات اخیر در زمینه نگهداری پیش‌گویانه گزارش شده است، اکثر مطالعات موجود تنها به راه‌حل‌های مبتنی بر AI توجه کرده و تعامل بین انسان و AI را مدنظر قرار نمی‌دهند. در یک مطالعه، شین و همکاران به‌طور مشخص بر مزایای تعاملاتی که در آن یک بازرس انسانی با کمک

راه‌حل‌های AI عمل می‌کند، پرداختند. یک مطالعه موردی برای نگهداری پیش‌گویانه مزارع بادی انجام شد که در آن تصاویر آندوسکوپی برای تشخیص خرابی یاتاقان‌ها استفاده شده است. این آزمایش شامل ۵۴ بازرس فنی و ۲۳۰۱ تصویر جمع‌آوری شده از ۱۳۸ توربین بادی بود و به هر بازرس تصاویری نشان داده شد و از آن‌ها خواسته شد تا خرابی یاتاقان‌ها را در غیاب و حضور کمک AI شناسایی کنند. نتایج نشان داد که کمک AI تأثیر آماری معناداری بر بهبود دقت و کارایی زمانی بازرس فنی داشته است. میزان بهبود بستگی به سطح تخصص داشت؛ گروه عمومی در مقایسه با گروه تخصصی، بهبود بیشتری در دقت (۲۴/۶٪) و کارایی زمانی (۲۵/۳٪) نشان داد. هر دو گروه به نیت استفاده مجدد و مفید بودن کمک AI پاسخ مثبت دادند و تغییر در بار شناختی از نظر آماری معنادار نبود (Shin et al., 2021). هیو و همکاران اشاره کردند که اگر داده‌ها غیرعادی باشند، هوش مصنوعی توصیه‌های تشخیصی را به بازرس انسانی ارائه می‌دهد تا به هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری نهایی کمک کند. انتظار می‌رود این کمک با غلبه بر چندین محدودیت بازرسی دستی، مانند خستگی و تغییرپذیری بازرسان، منجر به پیش‌بینی بهتری شود (Heo et al., 2022). بنداود و همکاران بیان کردند که وقتی مردم به پیش‌بینی تولید برق نیاز دارند، از هوش مصنوعی اغلب برای ترکیب مدل‌های هواشناسی متعدد برای بهبود دقت پیش‌بینی‌های انرژی پایدار استفاده می‌شود. به‌عنوان‌مثال، موسسه توماس، در ارتباط با آزمایشگاه ملی انرژی‌های تجدیدپذیر ایالات‌متحده، مدلی را توسعه داده است که شامل پارامترهای مختلف آب و هوا است و مقدار زیادی از داده‌های تاریخی را برای یادگیری هوش مصنوعی استفاده می‌کند (Bendaoud et al., 2022). بوزا و اوجنیو در مقایسه با یک مدل هواشناسی با تنها یک پارامتر، دقت پیش‌بینی انرژی خورشیدی بیش از ۳۰ درصد افزایش دادند. اپراتورهای سیستم برق شبکه ملی بریتانیا نیز از هوش مصنوعی برای بهبود پیش‌بینی‌های تولید انرژی‌های تجدیدپذیر استفاده می‌کنند. این حامل سیستمی مبتنی بر حدود ۸۰ متغیر ورودی است و پیش‌بینی خورشیدی را تا ۳۳ درصد بهبود داده است (Boza and Evgeniou, 2021). همانند پیش‌بینی تولید برق، پیش‌بینی تقاضا برای ایجاد تعادل در شبکه ضروری است. ونگ و همکاران اشاره کردند که استقرار جهانی کنتورهای هوشمند به‌طور قابل‌توجهی داده‌های موجود مربوط به مصرف برق را افزایش داده است که پایگاه داده‌ای برای هوش مصنوعی جهت ساخت مدل‌های پیش‌بینی ارائه می‌دهد. هوش مصنوعی یک مدل کلی خطی و غیرخطی پیش‌بینی تقاضای انرژی را از طریق شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد می‌کند. مدل‌های خطی عمومی مؤثرتر از مدل‌های پیش‌بینی تقاضای انرژی غیرخطی برای محیط‌های بزرگ و تقسیم‌بندی جغرافیایی هستند (Wang et al., 2019). ساکسنا و همکاران بیان کردند که مدل‌های غیرخطی پیش‌بینی تقاضای انرژی در شهرهای هوشمند، به‌ویژه در محیط‌های پیچیده با پیش‌بینی‌های کوچک جغرافیایی، عملکرد بهتری دارند. در این مطالعه، مدل پیش‌بینی تقاضای انرژی غیرخطی به‌طور دقیق ۴۰ روز از ۵۷ روز اوج بار را در دانشگاهی در ایالات‌متحده پیش‌بینی کرد، با پیش‌بینی‌هایی تا یک درصد دقت، و تخمین زد که یک دانشگاه در ایالات‌متحده می‌تواند حدود ۸۰۰۰۰ دلار در طول یک دوره یک‌ساله صرفه‌جویی کند. همچنین پتانسیل هوش مصنوعی برای ارائه مزایای اقتصادی در پیش‌بینی تقاضا را نشان می‌دهد (Saxena et al., 2019). گائو و همکاران تحلیل کردند که فرکانس‌های شبکه نقش مرکزی را در کنترل شبکه بازی می‌کنند، زیرا آن‌ها منعکس‌کننده تعادل تولید و تقاضا هستند. منبع تغذیه اضافی می‌تواند فرکانس‌ها را افزایش دهد، درحالی‌که کمبود منجر به فرکانس‌های پایین‌تر می‌شود. انحرافات فرکانس بزرگ مربوط به عدم تعادل قدرت بزرگ است که ثبات سیستم را تهدید می‌کند و منجر به قطع برق در مقیاس بزرگ می‌شود (Guo et al., 2023). نواز و همکاران اشاره کردند که هوش مصنوعی بر قیاس و یادگیری بسیاری از نمونه‌های آموزشی تکیه می‌کند تا دانش ارزیابی پایداری شبکه را شکل دهد تا سطح ایمنی شبکه را به‌صورت آنلاین افزایش دهد (Nawaz et al., 2021). کروز و همکاران اظهار کردند که هوش مصنوعی به مردم کمک می‌کند تا انرژی‌های تجدیدپذیر تولید کنند و انتشار کربن را کاهش دهند، اما همچنان به‌عنوان یک فناوری جدید چالش‌های قابل‌توجهی دارد.

برای مدیریت کارآمد داده‌های نمونه جدید که به‌طور مداوم در عملکرد سیستم قدرت تولید می‌شود، باید تجزیه‌وتحلیل پایداری سیستم قدرت را بر اساس هوش مصنوعی تقویت کنید. این کار نیاز به تفکیک به‌موقع آخرین داده‌ها دارد که زمان زیادی می‌برد و می‌تواند باعث عقب ماندن یادگیری از به‌روزرسانی داده‌ها شود. هوش مصنوعی به داده‌های تاریخی بیشتری نسبت به تکنیک‌های شبیه‌سازی حوزه زمانی سنتی و مسیر معکوس نیاز دارد (Kruse et al., 2021). شو و یین یک مدل یادگیری ساختند که ویژگی‌های حیاتی را در شبکه انتخاب استخراج می‌کند، ابعاد ورودی فضایی را کاهش می‌دهد، اجزای اضافی را حذف می‌کند و کارایی پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد (Xu and Yin, 2015).

گسترش مصرف انرژی در سطح جهانی ناشی از رشد جمعیت و توسعه اقتصادی، نیاز به مدیریت هوشمند و پایدار مصرف انرژی را بیش‌ازپیش اهمیت بخشیده است. باوجود پیشرفت‌های تکنولوژیکی و قوانین بهره‌وری، تقاضای روزافزون انرژی و مشکلات زیست‌محیطی ناشی از منابع سنتی، راه‌حل‌های جامع‌تری را طلب می‌کند. انرژی‌های تجدیدپذیر، به‌ویژه انرژی خورشیدی و بادی، به‌عنوان جایگزین‌هایی برای کاهش انتشار کربن و کاهش اثرات منفی زیست‌محیطی در نظر گرفته می‌شوند. پیشرفت‌های اخیر در حوزه هوش مصنوعی و یادگیری ماشین فرصت‌هایی را برای بهبود پیش‌بینی و مدیریت منابع انرژی تجدیدپذیر فراهم کرده است. الگوریتم‌های پیشرفته و ابزارهای نوین قادر به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و بهینه‌سازی فرآیندهای انرژی شده‌اند. بااین‌حال، چالش‌های موجود در هماهنگی و مدیریت داده‌های بزرگ و تغییرپذیری منابع، نیاز به تحقیقات و به‌روزرسانی مداوم تکنیک‌ها و مدل‌ها را ضروری می‌سازد.

نتیجه‌گیری

با گسترش اقتصاد جهانی و افزایش جمعیت، تقاضای انرژی به‌طور قابل‌توجهی افزایش یافته است. الگوهای سنتی تولید انرژی، با انتشار گازهای گلخانه‌ای، منجر به گرم شدن کره زمین و بروز پدیده‌های حدی آب و هوایی، ازجمله گردباد، تگرگ و رعد و برق، آسیب‌های جدی به زیستگاه انسان و محیط‌زیست می‌شود. در این راستا، فناوری هوش مصنوعی به‌عنوان ابزاری نوآورانه در بخش انرژی در حال ظهور است و مسیرهای امیدبخشی را برای مقابله با تغییرات اقلیم و کاهش اثرات منفی زیست‌محیطی ارائه می‌دهد. هوش مصنوعی با پیش‌بینی تقاضای انرژی و بهبود بهره‌وری آن، به کاهش آلودگی محیط‌زیست و اثرات تغییرات اقلیم در بخش انرژی کمک می‌کند. کشورهای مختلف با بهره‌گیری از هوش مصنوعی، به بهینه‌سازی بهره‌وری انرژی و کاهش تلفات آن دست یافته‌اند. این فناوری همچنین موجب بهبود سامانه‌های پیش‌بینی آب‌وهوا و تسهیل مدل‌سازی اقلیمی شده است؛ قابلیتی که نقش کلیدی در آمادگی و پاسخ‌گویی مؤثر به رویدادهای حدی آب‌وهوایی و توسعه سامانه‌های هشدار زودهنگام ایفا می‌کند. افزون بر این، هوش مصنوعی با تحلیل دقیق عوامل طبیعی مانند شرایط اقلیمی و ویژگی‌های جغرافیایی، در شناسایی مکان‌های بهینه برای استقرار منابع انرژی تجدیدپذیر نقش مهمی دارد. این فناوری همچنین با پیش‌بینی میزان تولید انرژی و تنظیم خروجی شبکه، به پایداری عرضه برق کمک می‌کند. در حوزه معماری، بهره‌گیری از هوش مصنوعی می‌تواند به بهینه‌سازی طراحی واحدهای مسکونی منجر شود؛ امری که کاهش مصرف انرژی و ارتقای شرایط زیست‌محیطی ساکنان را به دنبال دارد. در کشاورزی، هوش مصنوعی به‌عنوان ابزاری کلیدی برای کاهش اثرات زیست‌محیطی ناشی از استفاده از مواد شیمیایی به‌کار می‌رود. کشاورزی دقیق با بهره‌گیری از هوش مصنوعی، داده‌های مرتبط با رشد محصولات را جمع‌آوری و تحلیل می‌کند و بدین‌وسیله به کشاورزان کمک می‌نماید تا تصمیم‌گیری‌های آگاهانه‌تری داشته باشند و میزان استفاده از نهاده‌های شیمیایی را به حداقل برسانند. در بخش صنعتی، هوش مصنوعی به تصمیم‌گیرندگان این امکان را می‌دهد که فرآیندهای تولید را از طریق تحلیل داده‌ها و توسعه مدل‌ها بهینه‌سازی کنند و درنتیجه، میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای را کاهش دهند. این فناوری همچنین با ارتقای درک عمومی از محیط‌زیست، پیش‌بینی دقیق‌تری از روندهای جنگل‌زدایی و تخریب منابع طبیعی ارائه می‌دهد که به دولت‌ها در راستای حفاظت از محیط‌زیست و ترویج انرژی‌های پایدار کمک می‌کند. هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل داده‌های مرتبط و اطمینان از ایمنی ساکنان، به توسعه شهرهای پایدار و تاب‌آور

کمک کند و با کاهش آسیب‌های ناشی از رویدادهای حدی آب و هوایی، اثرات نامطلوب تغییرات اقلیم را به میزان قابل‌توجهی کاهش دهد. درمجموع، ادغام هوش مصنوعی در راهکارهای مقابله با تغییرات اقلیم نه‌تنها به بهبود کارایی در مدیریت منابع کمک می‌کند، بلکه فرصت‌هایی برای دستیابی به توسعه پایدار در آینده فراهم می‌آورد. بااین‌حال، برای بهره‌برداری کامل از پتانسیل هوش مصنوعی در مقابله با تغییرات اقلیم، لازم است چالش‌های موجود مانند هزینه‌های مالی، کمبود تخصص و نگرانی‌های اخلاقی موردتوجه قرار گیرد.

منابع

Abdalla, A.N., Nazir, M.S., Tao, H., Cao, S., Ji, R., Jiang, M., Yao, L. 2021. Integration of energy storage system and renewable energy sources based on artifcial intelligence: an overview. J Energy Stor 40:102811.https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102811.

Adikari, K. E., Shrestha, S., Ratnayake, D. T., Budhathoki, A., Mohanasundaram, S, and Dailey, M. N. 2021. Evaluation of artificial intelligence models for flood and drought forecasting in arid and tropical regions. Environmental Modelling and Software.144:105136.

Afzaal, H., Farooque, A. A., Abbas, F., Acharya, B, and Esau, T. 2020. Computation of evapotranspiration with artificial intelligence for precision water resource management. Applied Sciences. 10(5): 1621.

Ahmad, T., Zhang, D., Huang, C., Zhang, H., Dai, N., Song Y, Chen, H. 2021. Artifcial intelligence in sustainable energy industry: status Quo, challenges and opportunities. J Clean Prod 289:125834.https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125834.

Ahmad, T., Zhu, H., Zhang, D., Tariq, R., Bassam, A., Ullah, F., AlGhamdi, A.S., Alshamrani, S.S. 2022. Energetics systems and artificial intelligence: applications of industry 4.0. Energy Rep 8:334–361. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.11.256.

Ahmed, Q.W., Garg, S., Rai, A., Ramachandran, M., Jhanjhi, NZ., Masud, M., Baz, M. 2022a. AI‐based resource allocation techniques in wireless sensor internet of things networks in energy efciency with data optimization. Electronics. 11:2071.

Ahmed S, Alshater MM, Ammari AE, Hammami H. 2022b. Artifcial intelligence and machine learning in fnance: a bibliometric review. Res Int Bus Financ. 61:101646.

Alassery, F., Alzahrani, A., Khan, AI., Irshad, K., Islam, S. 2022. An artifcial intelligence‐based solar radiation prophesy model for green energy utilization in energy management system. Sustain Energy Technol Assess 52:102060.https://doi.org/10.1016/j.seta.2022.102060.

AlDousari, A. E., Kafy, A. A., Saha, M., Fattah, M. A., Almulhim, A. I., Al Rakib, A, and Rahman, M. M. 2022. Modelling the impacts of land use/land cover changing pattern on urban thermal characteristics in Kuwait. Sustainable Cities and Society. 86: 104107.

Alem, A, and Kumar, S. 2022. Transfer learning models for land cover and land use classification in remote sensing image. Applied Artificial Intelligence. 36(1): 2014192.

Allam, Z., and Dhunny, Z. A. 2019. On big data, artificial intelligence and smart cities. Cities. 89: 80-91.

Al-Othman, A., Tawalbeh, M., Martis, R., Dhou, S., Orhan, M., Qasim, M., and Olabi, A. G. 2022. Artificial intelligence and numerical models in hybrid renewable energy systems with fuel cells: Advances and prospects. Energy Conversion and Management. 253: 115154.

Ampatzidis, Y., Partel, V, and Costa, L. 2020. Agroview: Cloud-based application to process, analyze and visualize UAV-collected data for precision agriculture applications utilizing artificial intelligence. Computers and Electronics in Agriculture. 174: 105457.

An, Y., Chen, T., Shi, L., Heng, CK., Fan, J. 2023. Solar energy potential using GIS‐based urban residential environmental data: a case study of Shenzhen, China. Sustain Cities Soc. 93:104547. https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104547.

Arumugam, K., Swathi, Y., Sanchez, DT., Mustafa, M., Phoemchalard, C., Phasinam, K., Okoronkwo, E. 2022. Towards applicability of machine learning techniques in agriculture and energy sector. Mater Today: Proc 51:2260–2263. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.11.394.

Bacco, M., Berton, A., Ferro, E., Gennaro, C., Gotta, A., Matteoli, S, and Zanella, A. 2018. Smart farming: Opportunities, challenges and technology enablers.2018 IoT Vertical and Topical Summit on Agriculture-Tuscany (IOT Tuscany), 1-6. https://doi.org/10.1109/IOT‐TUSCANY.2018.8373043.

Bagheri, M., Bazvand, A, and Ehteshami, M. 2017. Application of artificial intelligence for the management of landfill leachate penetration into groundwater, and assessment of its environmental impacts. Journal of Cleaner Production. 149: 784-796.

Bahaloo, S., Mehrizadeh, M., and Najaf‐Marghmaleki, A. 2022. Review of application of artifcial intelligence techniques in petroleum operations. Petrol Res. https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2022.07.002.

Balafoutis, A., Beck, B., Fountas, S., Vangeyte, J., Van der Wal, T., Soto, I, and Eory, V. 2017. Precision agriculture technologies positively contributing to GHG emissions mitigation, farm productivity and economics. Sustainability. 9(8): 1339.

Barile, S., Piciocchi, P., Bassano, C., Spohrer, J, and Pietronudo, M. C. 2019. Re-defining the role of artificial intelligence (AI) in wiser service systems. In Advances in Artificial Intelligence, Software and Systems Engineering: Joint Proceedings of the AHFE 2018 International Conference on Human Factors in Artificial Intelligence and Social Computing, Software and Systems Engineering, The Human Side of Service Engineering and Human Factors in Energy, July 21–25, 2018, Loews Sapphire Falls Resort at Universal Studios, Orlando, Florida, USA 9 (pp. 159-170). Springer International Publishing.

Baysan, S., Kabadurmus, O., Cevikcan, E., Satoglu, SI., and Durmusoglu, MB. 2019. A simulation‐based methodology for the analysis of the efect of lean tools on energy efciency: an application in power distribution industry. J Clean Prod 211:895–908.

Choi, C., Kim, J., Kim, J., Kim, D., Bae, Y, and Kim, H. S. 2018. Development of heavy rain damage prediction model using machine learning based on big data. Advances in meteorology. 2018(1):5024930.

Chopra, R., Magazzino, C., Shah, MI., Sharma, GD., Rao, A., and Shahzad, U. 2022. The role of renewable energy and natural resources for sustainable agriculture in ASEAN countries: do carbon emissions and deforestation afect agriculture productivity? Resources Policy. 76:102578.

Creech, C. F., Henry, R. S., Werle, R., Sandell, L. D., Hewitt, A. J, and Kruger, G. R. 2015. Performance of postemergence herbicides applied at different carrier volume rates. Weed Technology. 29(3): 611-624.

Czernecki, B., Taszarek, M., Marosz, M., Półrolniczak, M., Kolendowicz, L., Wyszogrodzki, A, and Szturc, J. 2019. Application of machine learning to large hail prediction-The importance of radar reflectivity, lightning occurrence and convective parameters derived from ERA5. Atmospheric Research. 227: 249-262.

Das, U., Pathak, P., Meena, M. K, and Mallikarjun, N. 2018. Precision farming a promising technology in horticulture: a review. Int J Pure Appl Biosci. 6(1): 1596-1606.

Delanoë, P., Tchuente, D., and Colin, G. 2023. Method and evaluations of the efective gain of artifcial intelligence models for reducing CO2 emissions. Journal of Environmental Management. 331:117261.

Ding, Z., Chen, Z., Liu, J., Evrendilek, F., He, Y., and Xie, W. 2022. Co‐combustion, life‐cycle circularity, and artifcial intelligence‐based multi‐objective optimization of two plastics and textile dyeing sludge. Journal of Hazardous Materials. 426:128069.

Dominguez, D., del Villar, L. D. J., Pantoja, O., and González-Rodríguez, M. 2022. Forecasting amazon rain-forest deforestation using a hybrid machine learning model. Sustainability. 14(2): 691.

Du, C., Zhang, L., Ma, X., Lou, X., Shan, Y., Li, H, and Zhou, R. 2021. A cotton high-efficiency water-fertilizer control system using wireless sensor network for precision agriculture. Processes. 9(10), 1693.

Duan, M., Xia, J., Yan, Z., Han, L., Zhang, L., Xia, H, and Yu, S. 2021. Reconstruction of the radar reflectivity of convective storms based on deep learning and Himawari-8 observations. Remote Sensing. 13(16): 3330.

Elahi, E., Weijun, C., Zhang, H, and Abid, M. 2019. Use of artificial neural networks to rescue agrochemical-based health hazards: A resource optimisation method for cleaner crop production. Journal of Cleaner Production. 238: 117900.

Elbeltagi, A., Kushwaha, N. L., Srivastava, A, and Zoof, A. T. 2022. Artificial intelligent-based water and soil management. In Deep learning for sustainable agriculture (pp. 129-142). Academic Press.

Elsheikh AH, Abd Elaziz M, Vendan A. 2022. Modeling ultrasonic welding of polymers using an optimized artifcial intelligence model using a gradient‐based optimizer. Weld World 66:27–44.

Enholm, IM., Papagiannidis, E., Mikalef, P., and Krogstie, J. 2022. Artifcial intelligence and business value: a literature review. Inf Syst Front 24:1709–1734.

Facchinetti, D., Santoro, S., Galli, L. E., Fontana, G., Fedeli, L., Parisi, S, and Pessina, D. 2021. Reduction of

Bendaoud, NMM., Farah, N., and Ben Ahmed, S. 2022. Applying load profles propagation to machine learning based electrical energy forecasting. Electronic Power System Research 203:107635. https://doi.org/10.1016/j.epsr.2021.107635.

Bonan, G. B., and Doney, S. C. 2018. Climate, ecosystems, and planetary futures: The challenge to predict life in Earth system models. Science, 359: eaam8328.

Boza, P., and Evgeniou, T. 2021. Artifcial intelligence to support the integration of variable renewable energy sources to the power system. Appl Energy 290:116754. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116754.

Buchanan, G. M., Butchart, S. H., Dutson, G., Pilgrim, J. D., Steininger, M. K., Bishop, K. D, and Mayaux, P. 2008. Using remote sensing to inform conservation status assessment: estimates of recent deforestation rates on New Britain and the impacts upon endemic birds. Biological Conservation. 141(1): 56-66.

Bui, D. T., Bui, Q. T., Nguyen, Q. P., Pradhan, B., Nampak, H, and Trinh, P. T. 2017. A hybrid artificial intelligence approach using GIS-based neural-fuzzy inference system and particle swarm optimization for forest fire susceptibility modeling at a tropical area. Agricultural and forest meteorology. 233:32-44.

Cai, W., Lai, K‐h., Liu, C., Wei, F., Ma, M., Jia, S., Jiang, Z., and Lv, L. 2019. Promoting sustainability of manufacturing industry through the lean energy‐saving and emission‐reduction strategy. Science of the Total Environment. 665:23–32.

Carranza-García, M., García-Gutiérrez, J, and Riquelme, J. C. 2019. A framework for evaluating land use and land cover classification using convolutional neural networks. Remote Sensing. 11(3): 274.

Chai, SY., Hayat, A., and Flaherty, GT. 2022. Integrating artifcial intelligence into haematology training and practice: opportunities,threats and proposed solutions. Br J Haematol. 198:807–811.

Chang, L. C., Chang, F. J., Yang, S. N., Tsai, F. H., Chang, T. H, and Herricks, E. E. 2020. Self-organizing maps of typhoon tracks allow for flood forecasts up to two days in advance. Nature Communications. 11(1): 1983.

Chen, L., Huang, L., Hua, J., Chen, Z., Wei, L., Osman, AI., Fawzy, S., Rooney, DW., Dong, L., and Yap, P‐S. 2023a. Green construction for low‐carbon cities: a review. Environmental Chemistry Letters. 21:1627–1657.

Chen, L., Msigwa, G., Yang, M., Osman, AI., Fawzy, S., Rooney, DW., and Yap, P‐S. 2022b. Strategies to achieve a carbon neutral society: a review. Environmental Chemistry Letters. 20:2277–2310.

Chen, Z., Zhu, Z., Jiang, H, and Sun, S. 2020. Estimating daily reference evapotranspiration based on limited meteorological data using deep learning and classical machine learning methods. Journal of Hydrology. 591: 125286.

Cheong, S‐M., Sankaran, K., and Bastani, H. 2022. Artifcial intelligence for climate change adaptation. Wiley Interdiscip Rev: Data Mining and Knowledge Discovery. 12:e1459.

Chinh Nguyen, H., Alamray, F., Kamal, M., Diana, T., Mohamed, A., Algarni, M., and Su, C-H. 2022. Computational prediction of drug solubility in supercritical carbon dioxide: thermodynamic and artifcial intelligence modeling. J Mol Liq. 354:118888.

machine learning copula method. Hydrology and Earth System Sciences. 27(2): 559-576.
Jin, W., Atkinson, TA., Doughty, C., Neupane, G., Spycher, N., McLing, TL., Dobson, PF., Smith, R., and Podgorney R. 2022. Machine‐learning‐assisted high‐temperature reservoir thermal energy storage optimization. Renewable Energy 197:384–397.
Jones, N. 2017. How machine learning could help to improve climate forecasts. Nature. 548(7668).
Joseph, A., Chandra, J, and Siddharthan, S. 2021. Genome analysis for precision agriculture using artificial intelligence: A survey. In Data Science and Security: Proceedings of IDSCS 2020 (pp. 221-226). Springer Singapore.
Kaack, LH., Donzi, PL., Strubell, E., Kamiya, G., Creutzig, F., and Rolnick, D. 2022. Aligning artificial intelligence with climate change mitigation. Nat Clim Chang 12:518–527.
Kadow, C., Hall, D. M, and Ulbrich, U. 2020. Artificial intelligence reconstructs missing climate information. Nature Geoscience. 13(6): 408-413.
Khalilpourazari, S., Khalilpourazary, S., Özyüksel Çiftçioğlu, A., and Weber, G‐W. 2021. Designing energy‐efcient high‐precision multi‐pass turning processes via robust optimization and artifcial intelligence. J Intell Manuf 32:1621–1647.
Khosravi, A., Nunes, R. O., Assad, M. E. H, and Machado, L. 2018. Comparison of artificial intelligence methods in estimation of daily global solar radiation. Journal of cleaner production. 194: 342-358.
Kishor, A., and Chakraborty, C. 2022. Artifcial intelligence and internet of things based healthcare 4.0 monitoring system. Wireless Pers Commun. 127:1615–1631.
Kruse, J., Schäfer, B., and Witthaut, D. 2021. Revealing drivers and risks for power grid frequency stability with explainable artifcial intelligence. Patterns 2:100365.
Kumari A, Gupta R, Tanwar S, Kumar N. 2020. Blockchain and AI amalgamation for energy cloud management: challenges, solutions, and future directions. J Parallel Distrib Comput 143:148–166.
Kushwaha, OS., Uthayakumar, H., Kumaresan, K. 2023. Modeling of carbon dioxide fxation by microalgae using hybrid artifcial intelligence (AI) and fuzzy logic (FL) methods and optimization by genetic algorithm (GA). Environ Sci Pollut Res 30:24927–24948.
Kushwaha, OS., Uthayakumar, H., and Kumaresan, K. 2023. Modeling of carbon dioxide fxation by microalgae using hybrid artifcial intelligence (AI) and fuzzy logic (FL) methods and optimization by genetic algorithm (GA). Environ Sci Pollut Res 30:24927–24948.
Kussul, N., Lavreniuk, M., Skakun, S, and Shelestov, A. 2017. Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 14(5): 778-782.
Lee J, Yoo HJ. 2021. An overview of energy‐efcient hardware accelerators for on‐device deep‐neural‐network training. IEEE Open J Solid‐State Circuits Soc 1:115–128.
Li, Y., Jia, M., Han, X., and Bai, X‐S. 2021. Towards a comprehensive optimization of engine efciency and emissions by coupling artificial neural network (ANN) with genetic algorithm (GA). Energy 225:120331.
Liu, T., Chen, L., Yang, M., Sandanayake, M., Miao, P., Shi, Y., and Yap, P. S. 2022b. Sustainability pesticide use in fresh-cut salad production through artificial intelligence. Applied Sciences. 11(5): 1992.
Fang, B., Yu, J., Chen, Z., Osman, A. I., Farghali, M., Ihara, I, and Yap, P. S. 2023. Artificial intelligence for waste management in smart cities: a review. Environmental Chemistry Letters. 21(4): 1959-1989.
Farghali, M., Osman, A. I., Mohamed, I. M., Chen, Z., Chen, L., Ihara, I, and Rooney, D. W. 2023. Strategies to save energy in the context of the energy crisis: a review. Environmental Chemistry Letters. 21(4): 2003-2039.
Farghali, M., Osman, A. I., Umetsu, K, and Rooney, D. W. 2022. Integration of biogas systems into a carbon zero and hydrogen economy: a review. Environmental chemistry letters. 20(5): 2853-2927.
Farzaneh, H., Malehmirchegini, L., Bejan, A., Afolabi, T., Mulumba, A., and Daka, PP. 2021. Artifcial Intelligence evolution in smart buildings for energy. Efficency. Applied Science. 11(2):763.
Gautam, K., Sharma, P., Dwivedi, S., Singh, A., Gaur, V. K., Varjani, S, and Ngo, H. H. 2023. A review on control and abatement of soil pollution by heavy metals: Emphasis on artificial intelligence in recovery of contaminated soil. Environmental research. 225: 115592.
Ghavami, S. M., Taleai, M, and Arentze, T. 2017. An intelligent spatial land use planning support system using socially rational agents. International Journal of Geographical Information Science. 31(5): 1022-1041.
Guo, W., Qureshi, NMF., Jarwar, MA., Kim J, and Shin DR. 2023. AI‐oriented smart power system transient stability: the rationality, applications, challenges and future opportunities. Sustain Energy Technol Assess 56:102990.
Gupta, S., and Li, L. 2022. The Potential of machine learning for enhancing CO2 sequestration, storage, transportation, and utilization‐based processes: a brief perspective. JOM 74:414–428.
Ham, Y. G., Kim, J. H, and Luo, J. J. 2019. Deep learning for multi-year ENSO forecasts. Nature. 573(7775): 568-572.
Hasan, MMF., Zantye, MS., and Kazi, M‐K. 2022. Challenges and opportunities in carbon capture, utilization and storage: a process systems engineering perspective. Comput Chem Eng 166:107925.
Heo, S., Ko, J., Kim, S., Jeong, C., Hwangbo, S., and Yoo C. 2022. Explainable AI‐driven net‐zero carbon roadmap for petrochemical industry considering stochastic scenarios of remotely sensed offshore wind energy. Journal of Cleaner Production. 379:134793.
Hsiang, S., Kopp, R., Jina, A., Rising, J., Delgado, M., Mohan, S, and Houser, T. 2017. Estimating economic damage from climate change in the United States. Science. 356(6345): 1362-1369.
Ise, T., and Oba, Y. 2019. Forecasting climatic trends using neural networks: an experimental study using global historical data. Frontiers in Robotics and AI. 6: 446979.
Jha, S. K., Bilalovic, J., Jha, A., Patel, N, and Zhang, H. 2017. Renewable energy: Present research and future scope of Artificial Intelligence. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 77: 297-317.
Jiang, T., Su, X., Zhang, G., Zhang, T, and Wu, H. 2023. Estimating propagation probability from meteorological to ecological droughts using a hybrid

Ouadah, A., Zemmouchi-Ghomari, L. and Salhi, N., 2022. Selecting an appropriate supervised machine learning algorithm for predictive maintenance. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 119(7), pp.4277-4301.

Partel, V., Kakarla, S. C, and Ampatzidis, Y. 2019. Development and evaluation of a low-cost and smart technology for precision weed management utilizing artificial intelligence. Computers and electronics in agriculture, 157, 339-350.

Pham, B. T., Le, L. M., Le, T. T., Bui, K. T. T., Le, V. M., Ly, H. B, and Prakash, I. 2020. Development of advanced artificial intelligence models for daily rainfall prediction. Atmospheric Research, 237, 104845.

Pullman, M., Gurung, I., Maskey, M., Ramachandran, R, and Christopher, S. A. 2019. Applying deep learning to hail detection: A case study. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 57(12): 10218-10225.

Putra, D. P., Bimantio, M. P., Sahfitra, A. A., Suparyanto, T, and Pardamean, B. 2020. Simulation of availability and loss of nutrient elements in land with android-based fertilizing applications. In 2020 international conference on information management and technology (ICIMTech) (pp. 312-317). IEEE.

Raj, E. F. I., Appadurai, M, and Athiappan, K. 2022. Precision farming in modern agriculture. In Smart Agriculture Automation Using Advanced Technologies: Data Analytics and Machine Learning, Cloud Architecture, Automation and IoT (pp. 61-87). Singapore: Springer Singapore.

Reddy, K. S. P., Roopa, Y. M., LN, K. R, and Nandan, N. S. 2020. IoT based smart agriculture using machine learning. In 2020 Second international conference on inventive research in computing applications (ICIRCA) (pp. 130-134). IEEE.

Ridwan, W. M., Sapitang, M., Aziz, A., Kushiar, K. F., Ahmed, A. N, and El-Shafie, A. 2021. Rainfall forecasting model using machine learning methods: Case study Terengganu, Malaysia. Ain Shams Engineering Journal. 12(2): 1651-1663.

Rustia, D. J. A., Chiu, L. Y., Lu, C. Y., Wu, Y. F., Chen, S. K., Chung, J. Y, Lin, T. T. 2022. Towards intelligent and integrated pest management through an AIoT‐based monitoring system. Pest Management Science. 78(10): 4288-4302.

Rustia, D. J. A., Lin, C. E., Chung, J. Y., Zhuang, Y. J., Hsu, J. C, and Lin, T. T. 2020. Application of an image and environmental sensor network for automated greenhouse insect pest monitoring. Journal of Asia-Pacific Entomology. 23(1): 17-28.

Santos, A. L., González, J. A. T., Jiménez, A. D. J. M., Ramírez, J. S., Uribe, G. D. J. P., Martínez, O. V, and Ávila, J. G. A. 2019. Assessing the culture of fruit farmers from Calvillo, Aguascalientes, Mexico with an artificial neural network: an approximation of sustainable land management. Environmental science & policy. 92: 311-322.

Saputra, M. H, and Lee, H. S. 2019. Prediction of land use and land cover changes for North Sumatra, Indonesia, using an artificial-neural-network-based cellular automaton. Sustainability. 11(11): 3024.

Saxena, H., Aponte, O., and McConky, KT. 2019. A hybrid machine learning model for forecasting a billing considerations of green buildings: a detailed overview on current advancements and future considerations. Sustainability, 14(21), 14393.

Liu, T., Sun, Y., Wang, C., Zhang, Y., Qiu, Z., Gong, W, and Duan, X. 2021. Unmanned aerial vehicle and artificial intelligence revolutionizing efficient and precision sustainable forest management. Journal of Cleaner Production. 311: 127546.

Liu, Z., Sun, Y., Xing, C., Liu, J., He, Y., Zhou, Y., and Zhang, G. 2022c. Artificial intelligence powered large-scale renewable integrations in multi-energy systems for carbon neutrality transition: Challenges and future perspectives. Energy and AI, 10, 100195.

Lyu, W, and Liu, J. 2021. Artificial Intelligence and emerging digital technologies in the energy sector. Applied energy. 303: 117615.

M, Su C‐H. 2022. Computational prediction of drug solubility in supercritical carbon dioxide: thermodynamic and artificial intelligence modeling. J Mol Liq 354:118888.

Mayfield, H., Smith, C., Gallagher, M, and Hockings, M. 2017. Use of freely available datasets and machine learning methods in predicting deforestation. Environmental modelling & software. 87: 17-28.

McGovern, A., Elmore, K. L., Gagne, D. J., Haupt, S. E., Karstens, C. D., Lagerquist, R, and Williams, J. K. 2017. Using artificial intelligence to improve real-time decision-making for high-impact weather. Bulletin of the American Meteorological Society. 98(10): 2073-2090.

Mohammadi, S., Mirlatifi, S. M., Dehghanisanij, H., Hajirad, I. and Homaee, M. 2021. Modeling Soil Wetting Patterns under Pulsed Drip Irrigation by Dimensional Analysis Method and Comparison with HYDRUS-2D Numerical Model. Iranian Journal of Soil and Water Research, 52(7), 1903-1913.

Mostajabi, A., Finney, D. L., Rubinstein, M, and Rachidi, F. 2019. Nowcasting lightning occurrence from commonly available meteorological parameters using machine learning techniques. Npj Climate and Atmospheric Science. 2(1): 41.

Nawaz, R., Akhtar, R., Shahid, MA., Qureshi, IM., and Mahmood, MH. 2021. Machine learning based false data injection in smart grid. Int J Electr Power Energy Syst. 130:106819.

Newman, M. E., McLaren, K. P, and Wilson, B. S. 2014. Assessing deforestation and fragmentation in a tropical moist forest over 68 years; the impact of roads and legal protection in the Cockpit Country, Jamaica. Forest Ecology and Management. 315: 138-152.

Ngarambe, J., Yun, G. Y, and Santamouris, M. 2020. The use of artificial intelligence (AI) methods in the prediction of thermal comfort in buildings: Energy implications of AI-based thermal comfort controls. Energy and Buildings. 211: 109807.

Nižetić, S., Djilali, N., Papadopoulos, A. and Rodrigues, J.J., 2019. Smart technologies for promotion of energy efficiency, utilization of sustainable resources and waste management. Journal of cleaner production, 231, pp.565-591.

Osman, A. I., Chen, L., Yang, M., Msigwa, G., Farghali, M., Fawzy, S., ... and Yap, P. S. 2023. Cost, environmental impact, and resilience of renewable energy under a changing climate: a review. Environmental chemistry letters, 21(2), 741-764.

human activity to greenhouse gas emissions. Advances in Climate Change Research. 9(4): 243-252.

Xu, Y., Yin, W. 2015. Block stochastic gradient iteration for convex and nonconvex optimization. SIAM J Optim 25:1686–1716.

Yan, B., Hao, F, and Meng, X. 2021. When artificial intelligence meets building energy efficiency, a review focusing on zero energy building. Artificial Intelligence Review. 54(3): 2193-2220.

Yang, C‐H. 2022. How artifcial intelligence technology afects productivity and employment: frm‐level evidence from Taiwan. ResPolicy 51:104536.

Yang, M., Chen, L., Msigwa, G., Tang, K. H. D., and Yap, P. S. 2022. Implications of COVID-19 on global environmental pollution and carbon emissions with strategies for sustainability in the COVID-19 era. Science of the Total Environment, 809, 151657.

Yang, M., Chen, L., Wang, J., Msigwa, G., Osman, A. I., Fawzy, S., ... and Yap, P. S. 2023. Circular economy strategies for combating climate change and other environmental issues. Environmental Chemistry Letters, 21(1), 55-80.

Yao, P., Yu, Z., Zhang, Y., Xu, T. 2023. Application of machine learning in carbon capture and storage: an in‐depth insight from the perspective of geoscience. Fuel 333:126296.

Yin, X., Li, J., Kadry, S. N, and Sanz-Prieto, I. 2021. Artificial intelligence assisted intelligent planning framework for environmental restoration of terrestrial ecosystems. Environmental Impact Assessment Review. 86: 106493.

Zhang, P., Guo Z., Ullah S., Melagraki G., Afantitis A, and Lynch I. 2021. Nanotechnology and artificial intelligence to enable sustainable and precision agriculture. Nat Plants 7:864–876.

Zhang, Z., Zheng, Y., Qian, L., Luo, D., Dou, H., Wen, G,. Yu, A., Chen, Z. 2022. Emerging trends in sustainable CO2‐management materials. Adv Mater. 34:2201547.

Zhang, R., Chen, Z. Y., Xu, L. J, and Ou, C. Q. 2019. Meteorological drought forecasting based on a statistical model with machine learning techniques in Shaanxi province, China. Science of the Total Environment. 665: 338-346.

Zhao, P., Gao, Y., Sun, X. 2022. How does artifcial intelligence affect green economic growth? Evidence from China. Sci Total Environ. 834:155306.

Zheng, G., Li, X., Zhang, R‐H., Liu, B. 2020. Purely satellite data–driven deep learning forecast of complicated tropical instability waves. Sci Adv 6:1482.

period’s peak electric load days. Int J Forecast 35:1288–1303.

Shin, W., Han, J., and Rhee, W. 2021. AI‐assistance for predictive maintenance of renewable energy systems. Energy 221:119775.

Shivanna, K. R. 2022. Climate change and its impact on biodiversity and human welfare. Proceedings of the Indian National Science Academy, 88(2), 160-171.

Swaminathan, B., Palani, S., Vairavasundaram, S., Kotecha, K, and Kumar, V. 2022. IoT-driven artificial intelligence technique for fertilizer recommendation model. IEEE Consumer Electronics Magazine. 12(2): 109-117.

Swennenhuis, F., de Gooyert, V., de Coninck, H. 2022. Towards a CO2‐neutral steel industry: justice aspects of CO2 capture and storage, biomass‐and green hydrogen‐based emission reductions. Energy Res Soc Sci 88:102598.

Tien Bui, D., Pham, B. T., Nguyen, Q. P, and Hoang, N. D. 2016. Spatial prediction of rainfall-induced shallow landslides using hybrid integration approach of Least-Squares Support Vector Machines and differential evolution optimization: a case study in Central Vietnam. International Journal of Digital Earth. 9(11): 1077-1097.

Tomazzoli, C., Scannapieco, S., and Cristani, M. 2020. Internet of Things and artifcial intelligence enable energy efciency. J Ambient Intell Humaniz Comput 14:4933–4954.

Wang, Y., Chen, Q., Hong, T., Kang, C. 2019. Review of smart meter data analytics: applications, methodologies, and challenges. IEEE Trans Smart Grid 10:3125–3148.

Wang, H., Liu, Y., Zhou, B., Li, C., Cao, G., Voropai, N, and Barakhtenko, E. 2020. Taxonomy research of artificial intelligence for deterministic solar power forecasting. Energy Conversion and Management. 214: 112909.

Wang, Z, and Srinivasan, R. S. 2017. A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 75: 796-808.

Wei, M. C. F., Maldaner, L. F., Ottoni, P. M. N, and Molin, J. P. 2020. Carrot yield mapping: A precision agriculture approach based on machine learning. Ai. 1(2): 229-241.

Xiang, X., Li, Q., Khan, S, and Khalaf, O. I. 2021. Urban water resource management for sustainable environment planning using artificial intelligence techniques. Environmental Impact Assessment Review. 86: 106515. Xi-Liu, Y. U. E, and Qing-Xian, G. A. O. 2018. Contributions of natural systems and

Water Management in Agriculture
Vol. 12, No. 1, Spring and Summer 2025, 1-28

نشریه مدیریت آب در کشاورزی
جلد ۱۲، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۴۰۴، ص. ۲۸-۱

Artificial Intelligence and Climate Change Mitigation: Applications and Challenges

S. Mohammadi [1]*, I. Hajirad [2] and K. Ahmadaali [3]

Abstract

Climate change, as one of the greatest challenges of this century, poses a serious threat to sustainable development and global health. In this regard, artificial intelligence (AI) has proposed as an innovative tool for mitigating the impacts of climate change. This paper explores the applications of AI in various fields, including weather forecasting, energy consumption optimization, natural resource management, and precision agriculture. It also examines the role of AI inreducing greenhouse gas emissions and enhancing efficiency in high-performance energy systems such as transportation and green buildings. Through analysis ofcase studies and research findings, the study demonstrates that the integration of AI into climate change mitigation strategies can improve decision-making and increaseefficiency in resource management, thereby offeringan opportunity to achieve sustainable development in the modern era. Finally, the paper highlights key challenges in this field, such as the high costs of AI development and deployment, the shortage of skilled professionals, and the need to address ethical and social implications to ensure sustainable and beneficial outcomes in the future.

Keywords: Carbon Emission, Environment, Neural Network, Sustainable Agriculture

[1] Ph. D, Water Management and Engineering Department, Collage of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran (*- Corresponding Author Email: Sanaz.mohammadi@modares.ac.ir)
[2] Ph.D Student, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, College of Agricultural and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran
[3] Assistant Professor, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran
Received: 1 July 2024
Accepted: 26 Sep 2024