



کاربردهای هوش مصنوعی در مدیریت مؤثر گونه‌های مهاجم

شیرین محمودی^{۱*}، فرزین رنجبر^۲، مصطفی آقایی سربرزه^۳

مقدمه

گونه‌ها فرصت می‌دهد که در محیط جدید مستقر شوند، گسترش یابند و اقدامات کنترلی را در آینده دشوارتر کنند (Reid et al., 2024). در دهه‌های اخیر، شتاب ورود و استقرار گونه‌های گیاهی بیگانه در زیست‌بوم‌های طبیعی ایران افزایش چشمگیری یافته است، این روند به‌ویژه تحت تأثیر توسعه حمل‌ونقل، تغییرات کاربری اراضی و نبود راهبردهای پیشگیرانه بوده است (سهرابی و همکاران، ۱۴۰۲). نتایج مطالعات انجام‌شده نشان می‌دهد، فقدان نظام پایش و پایگاه داده ملی منسجم، یکی از مهم‌ترین چالش‌های مدیریت این گونه‌هاست. طبق این پژوهش، بسیاری از گونه‌های گیاهی مهاجم به‌دلیل توان رقابتی بالا، سازگاری وسیع و سرعت بالای گسترش، تهدیدی جدی برای تنوع زیستی و پایداری بوم‌نظام‌های بومی کشور ایجاد کرده‌اند. به همین دلیل، طراحی برنامه‌های پایش مستمر و ارزیابی ریسک، اقدامی حیاتی برای مدیریت این پدیده در مقیاس ملی است (سهرابی، ۱۴۰۲).

همچنین، سهرابی و همکاران (۱۴۰۱) ضمن معرفی گونه‌هایی مانند *Ailanthus altissima*، *Acacia saligna*، *Prosopis juliflora* و *Amaranthus retroflexus* نشان داده‌اند، این گیاهان در شرایط بوم‌شناختی متنوع ایران توانسته‌اند به‌سرعت گسترش یابند و گونه‌های بومی را تحت تأثیر قرار دهند. براساس نتایج این پژوهش، پراکنش این گونه‌ها در زیستگاه‌های حساس مانند مراتع نیمه‌خشک، نواحی جنگلی زاگرس و مناطق ساحلی، چالش‌های جدی برای احیا و مدیریت پایدار منابع طبیعی کشور ایجاد کرده است (سهرابی و همکاران، ۱۴۰۱). این یافته‌ها تأکید می‌کنند، تلفیق فناوری‌های نوین از جمله هوش مصنوعی با برنامه‌های پایش، می‌تواند شناسایی زودهنگام، پیش‌بینی پراکنش و مدیریت کارآمد این گونه‌های مهاجم را تسهیل کند و در کاهش خسارت‌های اکولوژیکی و اقتصادی نقش اساسی داشته باشد.

گونه‌های مهاجم به‌عنوان تهدیدی جدی شناخته می‌شوند که آسیب‌های غیرقابل جبرانی به تنوع زیستی، بوم‌نظام‌ها و اقتصادهای جهانی وارد می‌کنند (Wong & Candolin, 2015). این گونه‌ها معمولاً از طریق تجارت، گردشگری یا سایر فعالیت‌های انسانی وارد مناطق جدید می‌شوند. آنها به‌سرعت با محیط‌های جدید سازگار می‌شوند، با گونه‌های بومی رقابت می‌کنند و بوم‌نظام‌های محلی را مختل می‌سازند (Molnar et al., 2008). این گونه‌ها اثرهای محیط‌زیستی قابل‌توجهی دارند و منجر به تغییر در ساختار جوامع، تخریب زیستگاه‌ها و حتی انقراض گونه‌ها می‌شوند (Vali-ente-Banuet et al., 2015). گونه‌های مهاجم از نظر اقتصادی، میلیاردها دلار خسارت به بار می‌آورند که بر کشاورزی، شیلات، جنگل‌داری و منابع آب تأثیر می‌گذارد (Warziniack et al., 2021).

به‌عنوان مثال، هزینه اقتصادی ناشی از حضور گونه‌های مهاجم در ایالات متحده ۱۲۰ میلیارد دلار برآورد می‌شود (Pimentel et al., 2005). روش‌های سنتی مانند حذف و کنترل شیمیایی در مدیریت مؤثر این گونه‌ها ناکافی بوده‌اند، این روش‌ها معمولاً واکنش‌هایی هستند که پس از گسترش گونه‌های مهاجم، انجام و موجب می‌شوند، نابودی آنها دشوارتر و پرهزینه‌تر شود (Ven-ette et al., 2021). کاستی‌های این روش‌ها، به‌ویژه با گسترش ارتباطات جهانی که امکان جابه‌جایی گونه‌ها را در مقیاس وسیع فراهم کرده، کاملاً مشهود است (Rees, 2006). با توجه به ارتباط بوم‌نظام‌ها نسبت به گذشته، نیاز به راهبردهای پیشگیرانه برای مدیریت مؤثر گونه‌های مهاجم افزایش یافته است (Meyerson et al., 2022). استفاده از نظرسنجی‌ها و روش‌های شناسایی دستی نه تنها از نظر نیروی کار و زمان بسیار پرهزینه است، بلکه معمولاً در شناسایی زودهنگام گونه‌های مهاجم ناموفق عمل می‌کند (Anthony, 2017). تأخیر در شناسایی، به

*۱- نویسنده مسئول، گروه تنوع زیستی، مرکز ملی مدیریت منابع ژنتیکی کشاورزی و منابع طبیعی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران، محقق پسادکتری مؤسسه تحقیقاتی Helmholtz آلمان، پست الکترونیک: sh.mahmoodi@areeo.ac.ir

۲- کارشناس، مؤسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

۳- استاد پژوهش، بخش تحقیقات غلات، مؤسسه تحقیقات اصلاح و تهیه نهال و بذر کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران



اهمیت شناسایی و مدیریت زودهنگام

ضرب المثل «پیشگیری بهتر از درمان است» در مدیریت گونه‌ها صدق می‌کند (Morodi, 2016). شناسایی زودهنگام و راهبردهای پاسخ سریع (EDRR: Early Detection and Rapid Response)، به‌عنوان روش‌هایی شناخته می‌شوند که می‌توانند از شکل‌گیری و گسترش گونه‌های مهاجم جلوگیری کنند (Westbrooks et al., 2022). ایده پشت EDRR بسیار ساده است، با شناسایی زودهنگام حملات و اقدام به‌موقع، می‌توان از آسیب‌های زیست‌محیطی و اقتصادی ناشی از جمعیت‌های مستقر گونه‌های مهاجم جلوگیری کرد (Martinez et al., 2020). این رویکرد پیشگیرانه با راهبردهای مدیریت واکنشی کاملاً متفاوت است، راهبردهای مدیریت واکنشی معمولاً شامل تلاش‌های پرهزینه برای کنترل یا نابودی گونه‌هایی است که پیش‌تر به‌طور وسیع گسترش یافته‌اند (Early et al., 2016). اثربخشی راهبردهای EDRR به‌خوبی مستند شده است. به‌عنوان مثال، نابودی موفق سوسک‌های *Anoplophora glabripennis* از مناطق شهری مختلف در ایالات متحده بیشتر به‌دلیل شناسایی زودهنگام این سوسک و بسیج سریع منابع برای حذف درختان آلوده قبل از گسترش آن بود (Haack et al., 2010). بااین‌حال، موفقیت راهبردهای DRR به توانایی ما در شناسایی سریع و دقیق گونه‌ها بستگی دارد (De Groot et al., 2020). در دنیای امروز، شناسایی مشکلات در مراحل اولیه بسیار حیاتی است (Antrop, 2005). عواملی مانند تغییرات اقلیمی، شهرنشینی و فعالیت‌های انسانی، بوم‌نظام‌ها را به‌گونه‌ای تغییر می‌دهند که ممکن است آنها را در برابر حملات گونه‌های مهاجم آسیب‌پذیرتر کنند (Johnston et al., 2017). بنابراین، نیاز فوری به روش‌هایی وجود دارد که داده‌های دقیقی درباره وجود و گسترش گونه‌های مهاجم ارائه دهند (Martinez et al., 2020). پیدایش هوش مصنوعی (AI) به‌عنوان یک ابزار در سال‌های اخیر، بسیاری از زمینه‌ها را از جمله بهداشت و درمان، مالی، حمل‌ونقل و ارتباطات متحول کرده است (Siddiqui, 2023). ظرفیت هوش مصنوعی برای تغییر مدیریت گونه‌های مهاجم نیز به همان اندازه عمیق است (Dauvergne, 2020). فناوری‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه آنهایی که شامل یادگیری ماشین (ML: Machine Learning) هستند، توانایی‌های شگفت‌انگیزی در پردازش حجم بالای داده‌ها، شناسایی الگوها و پیش‌بینی‌ها با دقت و سرعتی فراتر از توانایی‌های انسانی نشان داده‌اند (Górriz et al., 2020). این ویژگی‌ها موجب می‌شود، هوش مصنوعی ابزاری ارزشمند برای شناسایی زودهنگام و مدیریت گونه‌های مهاجم باشد (Lodge et al., 2016). یادگیری ماشین، یکی از زیرمجموعه‌های هوش مصنوعی، شامل توسعه الگوریتم‌هایی است که می‌توانند از داده‌ها یاد بگیرند و براساس آنها پیش‌بینی کنند (Sarker, 2021). در زمینه مدیریت گونه‌های مهاجم، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند برای شناسایی ویژگی‌های خاص گونه‌های مهاجم مانند ظاهر، رفتار یا تأثیرات زیست‌محیطی آنها براساس مجموعه‌های داده کلان آموزش ببینند (da Silva et al., 2023).

این الگوریتم‌ها پس از آموزش می‌توانند در کاربردهای مختلفی مانند شناسایی تصویر، سنجش‌ازدور، مدل‌سازی پیش‌بینی و سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری به کار گرفته شوند (Ali- babaei et al., 2022). ادغام هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم، مزایای کلیدی زیادی را ارائه می‌دهد (Marti- nez et al., 2020). نخست، هوش مصنوعی می‌تواند به‌طور چشمگیری سرعت و دقت شناسایی گونه‌ها را افزایش دهد و این امکان را فراهم کند که گونه‌های مهاجم در مراحل اولیه شکل‌گیری شناسایی شوند (Gonzalez et al., 2016). دوم، مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند گسترش گونه‌های مهاجم را پیش‌بینی کنند و اطلاعات حیاتی را برای اولویت‌بندی نظارت و تلاش‌های مدیریتی فراهم کنند (Chisom et al., 2024). سوم، هوش مصنوعی می‌تواند ضمن بهینه‌سازی تخصیص منابع، اطمینان حاصل کند که تلاش‌های مدیریتی، مؤثر و از نظر هزینه‌ای به‌صرفه باشند (Guan et al., 2021). با ادامه پیشرفت هوش مصنوعی، کاربردهای آن در مدیریت گونه‌های مهاجم در حال گسترش است (Dauvergne, 2020). از سازوکارهای نظارت خودکار و ابزارهای پشتیبانی تصمیم‌گیری گرفته تا شبیه‌سازی‌های آنی و برنامه‌ریزی سناریوها، هوش مصنوعی آماده است که نقش مرکزی را در آینده مدیریت گونه‌های مهاجم ایفا کند (van Rees et al., 2022). بااین‌حال، ترکیب موفقیت‌آمیز هوش مصنوعی در این حوزه نیازمند توجه دقیق به چندین چالش ازجمله دسترسی به داده‌ها، سوگیری الگوریتمی (Aldoseri et al., 2023) و همکاری بین‌رشته‌ای (Whittlestone et al., 2019) است.

نقش هوش مصنوعی در شناسایی زودهنگام

روش‌های شناسایی مبتنی بر هوش مصنوعی در مدیریت مدرن گونه‌های مهاجم پیشرو هستند و قابلیت‌های بی‌سابقه‌ای برای شناسایی و نظارت بر این گونه‌ها در محیط‌های مختلف ارائه می‌دهند (Lahoz-Monfort & Magrath, 2021). یکی از امیدوارکننده‌ترین این روش‌ها، شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN: Convolutional Neural Network) هستند، این روش نوعی مدل یادگیری عمیق است و تحولی در زمینه شناسایی تصویر ایجاد کرده است (Traore et al., 2018). روش CNN برای شناسایی گونه‌های مهاجم از طریق تصاویر یا فیلم‌ها بسیار مناسب است (Brodrick et al., 2019)، زیرا توانایی یادگیری و شناسایی الگوها و ویژگی‌های پیچیده‌ای را دارند که نشان‌دهنده گونه‌های خاص هستند (Cohen & Lewis, 2020). استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) در مدیریت گونه‌های مهاجم نتایج قابل توجهی را به همراه

ماهورهای برای نظارت بر گسترش گیاهان آبی مهاجم در منابع آب‌های وسیع و گسترده استفاده شده است (Nininahazwe *et al.*, 2023)، که این امکان را فراهم می‌کند تا قبل از اینکه این گونه‌ها مستقر شوند و آسیب‌های جدی وارد کنند، مداخله زودهنگام انجام شود (Causevic *et al.*, 2024).

ادغام هوش مصنوعی با سنجش‌ازدور در مناطقی که استفاده از روش‌های سنتی نظرسنجی قابل‌اجرا یا امکان‌پذیر نیست، ارزش زیادی دارد (Chen *et al.*, 2023). در مناطق وسیع، دورافتاده یا غیرقابل‌دسترس، سنجش‌ازدور مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند نظارت مداوم و آبی را فراهم کند و این امکان را دهد که گونه‌های مهاجم به‌محض شروع گسترش، شناسایی شوند (Chisom *et al.*, 2024). این قابلیت برای اجرای به‌موقع راهبردهای EDRR حیاتی است، زیرا این راهبردها در مراحل اولیه یک تهاجم مؤثرتر هستند (Adoyo *et al.*, 2022).

بارکدینگ DNA محیطی (Environmental DNA: eDNA)

بارکدینگ DNA محیطی رویکردی انقلابی برای شناسایی گونه‌هاست که از قدرت هوش مصنوعی برای تحلیل مواد ژنتیکی جمع‌آوری شده از نمونه‌های محیطی استفاده می‌کند (Stefanni *et al.*, 2022). برخلاف روش‌های سنتی شناسایی گونه‌ها که معمولاً به نشانه‌های بصری یا شنیداری وابسته‌اند، eDNA می‌تواند وجود گونه‌ها را براساس مواد ژنتیکی که در محیط باقی می‌گذارند، شناسایی کند (Kyle, 2023). این روش به‌ویژه برای شناسایی گونه‌هایی که مشاهده

داشته است (Rakhmatulin *et al.*, 2021). به‌عنوان مثال، CNN‌ها با موفقیت برای شناسایی گونه‌های گیاهی مهاجم در محیط‌های طبیعی پیچیده، مانند جنگل‌های انبوه یا تالاب‌ها، که شناسایی گونه‌ها با روش‌های سنتی دشوار است، به کار رفته‌اند (Lake *et al.*, 2022). با تحلیل هزاران تصویر برچسب‌گذاری‌شده، CNN‌ها می‌توانند با دقت بالایی گونه‌های مهاجم را از گونه‌های بومی تشخیص دهند، حتی در مواردی که تفاوت‌های بصری جزئی باشد (Kattenborn *et al.*, 2021). این قابلیت نه تنها سرعت و دقت تلاش‌های شناسایی را افزایش می‌دهد، بلکه نیاز به کار میدانی گسترده را کاهش می‌دهد و به استفاده مؤثرتر از منابع کمک می‌کند (Chalmers *et al.*, 2019). علاوه‌بر شناسایی تصویر، روش‌های شناسایی مبتنی بر هوش مصنوعی به‌طور گسترده در داده‌های حاصل از فناوری‌های سنجش‌ازدور، مانند تصاویر ماهواره‌ای و نظرسنجی‌های مبتنی بر پهپادها به کار گرفته می‌شوند (Argyrou & Aga-piou, 2022). این فناوری‌ها نمای کلی از مناطق وسیع و اغلب غیرقابل دسترسی ارائه می‌دهند (Sharma *et al.*, 2022) و داده‌هایی را جمع‌آوری می‌کنند که می‌توانند توسط الگوریتم‌های هوش مصنوعی تحلیل شوند تا تغییرات در پوشش زمین، الگوهای گیاهی یا سایر شاخص‌های زیست‌محیطی، که ممکن است نشان‌دهنده وجود گونه‌های مهاجم باشند، شناسایی شوند (Paliwal *et al.*, 2024). به‌عنوان مثال، تحلیل مبتنی بر هوش مصنوعی از تصاویر



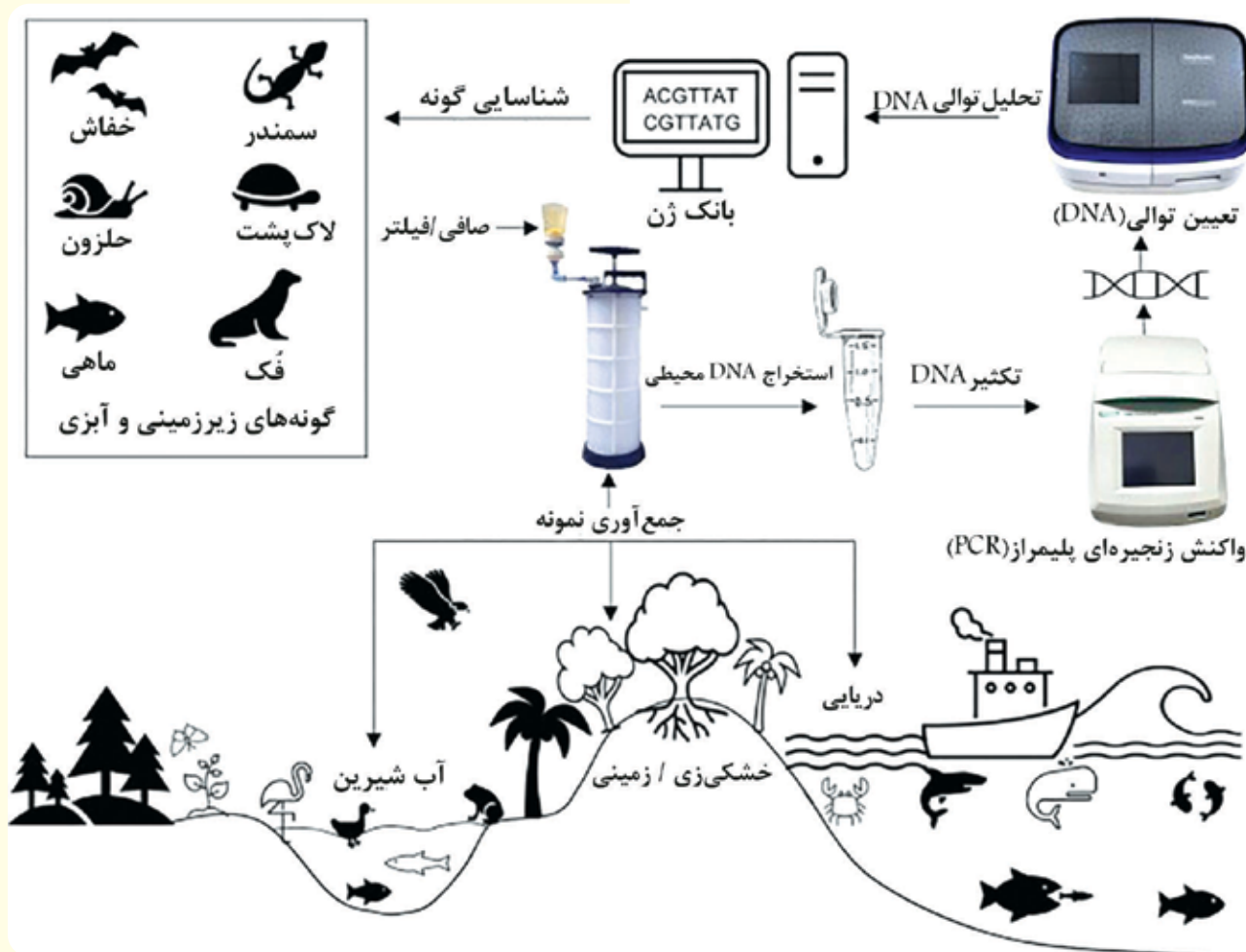
شکل ۱- چهارچوبی برای مدیریت گونه‌های مهاجم با استفاده از سنجش‌ازدور و GIS



جامع از تنوع زیستی در یک بوم‌نظام ارائه شود (Zhang et al., 2023). این قابلیت شناسایی چند گونه به‌ویژه در بوم‌نظام‌های پیچیده، که ممکن است چندین گونه مهاجم وجود داشته باشد، بسیار ارزشمند است. با شناسایی تمام گونه‌ها در یک محیط، از جمله گونه‌های بومی و مهاجم، eDNA می‌تواند به تدوین راهبردهای مدیریتی هدفمند و مؤثر کمک کند (Zhang et al., 2023). علاوه بر کاربردهای آن در شناسایی گونه‌های مهاجم، eDNA می‌تواند برای نظارت بر اثربخشی تلاش‌های مدیریتی استفاده شود (Morissette et al., 2021). با تحلیل نمونه‌های eDNA قبل و بعد از اجرای اقدامات کنترلی، الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند نگرش‌های وسیعی درباره تأثیر این اقدامات روی گونه‌های هدف و بوم‌نظام ارائه دهند (Norros et al., 2022). این چرخه بازخورد برای بهبود راهبردهای مدیریتی و اطمینان از اینکه این راهبردها مؤثر و پایدار هستند، ضروری است (Dauvergne, 2020).

مدل‌سازی پیش‌بینی برای گسترش گونه‌های مهاجم
مدل‌سازی پیش‌بینی یکی از قدرتمندترین کاربردهای هوش

مستقیم آنها دشوار است، مانند گونه‌های نادر، کمیاب یا با تراکم پایین، بسیار مفید است (Beng & Corlett, 2020). استفاده از هوش مصنوعی در eDNA به‌طور قابل توجهی حساسیت و کارایی این روش را افزایش داده است (Zhang et al., 2023). الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند حجم بالای داده‌های ژنتیکی تولیدشده توسط نمونه‌برداری eDNA را پردازش و تحلیل کنند و وجود گونه‌های مهاجم را با دقت و سرعتی شناسایی کنند که برای انسان‌ها غیرممکن است (Demertzis & Iliadis, 2017). به عنوان مثال، eDNA تقویت شده با هوش مصنوعی برای شناسایی قورباغه آمریکایی (*Lithobates catesbeianus*)، یک گونه مهاجم در اروپا، در تراکم‌هایی استفاده شده است که با روش‌های سنتی نظرسنجی قابل شناسایی نیستند (Dejean et al., 2012). این قابلیت برای شناسایی زودهنگام گونه‌های مهاجم حیاتی است، زیرا امکان شناسایی حملات را پیش از گسترش آنها و دشوار شدن مدیریت فراهم می‌کند (Hulme, 2006). علاوه بر شناسایی گونه‌های مهاجم، eDNA که با هوش مصنوعی ترکیب شده است، این امکان را فراهم می‌کند که چندین گونه به‌طور هم‌زمان، شناسایی و تصویری



شکل ۲- نمودار شماتیک پایش بوم‌نظام و تنوع زیستی جهانی با روش eDNA برای شناسایی گونه‌ها

مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم است که امکان پیش‌بینی گسترش این گونه‌ها را براساس طیف وسیعی از عوامل زیست‌محیطی و اکولوژیکی فراهم می‌کند (Stohlgren & Schnase, 2006). مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند داده‌های وسیع‌تری را از جمله داده‌های اقلیمی، مطلوبیت زیستگاه، فعالیت‌های انسانی و رفتار گونه‌ها تجزیه و تحلیل کنند (Levy & Shahar, 2024)، تا پیش‌بینی‌های دقیقی درباره مکان و زمان گسترش یک گونه مهاجم ارائه دهند. این پیش‌بینی‌ها برای اولویت‌بندی تلاش‌های نظارتی، تخصیص منابع و اجرای مداخلات مدیریتی هدفمند بسیار ارزشمند هستند (Ditria et al., 2022). یکی از پیشرفته‌ترین تکنیک‌های هوش مصنوعی که در مدل‌سازی پیش‌بینی استفاده می‌شود، شبکه‌های حافظه بلندمدت و کوتاه‌مدت (LSTM: Long Short-Term Memory) هستند. این نوع شبکه‌های عصبی بازگشتی برای تحلیل داده‌های سری زمانی بسیار مناسب هستند (Sahoo et al., 2019). شبکه‌های LSTM می‌توانند از داده‌های متوالی، مانند پیشرفت یک تهاجم در طول زمان، یاد بگیرند تا پیش‌بینی‌هایی درباره روندهای آینده ارائه دهند (Garcia-Moreno et al., 2024). این قابلیت در مدیریت گونه‌های مهاجم بسیار حیاتی است، زیرا درک دینامیک گسترش گونه‌ها برای مداخله مؤثر ضروری است (Hulme, 2006). به‌عنوان مثال، مدل‌های LSTM برای پیش‌بینی گسترش حشرات مهاجم، مانند سوسک سبز خاکستری (*Agrilus planipennis*)، در جنگل‌های آمریکای شمالی استفاده شده‌اند (Valicharla et al., 2023). این پیش‌بینی‌ها به مدیران جنگل کمک می‌کند تا اقدامات کنترلی را در مناطق پرخطر، قبل از اینکه این حشره خسارت‌های گسترده‌ای وارد کند، اجرا کنند (Nahrung et al., 2023). یکی دیگر از جنبه‌های مهم مدل‌سازی پیش‌بینی، ادغام تحلیل‌های جغرافیایی با هوش مصنوعی است (VoPham et al., 2018). مدل‌های جغرافیایی می‌توانند مسیرهای احتمالی تهاجم و مناطق پرخطر را براساس متغیرهای محیطی مانند دما، بارش، نوع کاربری زمین و نزدیکی به کریدورهای حمل‌ونقل شناسایی کنند (Thomas et al., 2017). هنگامی که این مدل‌ها با هوش مصنوعی ترکیب می‌شوند، می‌توانند داده‌های فضایی پیچیده را تحلیل کنند تا گسترش گونه‌های مهاجم را در سرتاسر سیمای سرزمین پیش‌بینی کنند و ابزاری حیاتی برای تلاش‌های مدیریتی در سطح منطقه‌ای و ملی فراهم آورند (Yang et al., 2022). به‌عنوان مثال، مدل‌های جغرافیایی مبتنی بر هوش مصنوعی برای پیش‌بینی گسترش گیاهان آبی مهاجم در دریاچه‌های بزرگ استفاده شده‌اند (Escobar et al., 2018)، منطقه‌ای که به دلیل شبکه وسیع آبراهه‌های متصل و ترافیک دریایی بالا به شدت در معرض حملات بیولوژیکی

قرار دارد (Keller et al., 2011). این مدل‌ها به مدیران کمک کرده‌اند تا مناطقی را که بیشتر در معرض تهاجم هستند، شناسایی کنند و تلاش‌های نظارتی و مداخله‌ای را براساس آن، اولویت‌بندی کنند که منجر به نتایج مدیریتی مؤثرتری شده است (Cuthbert et al., 2022). استفاده از هوش مصنوعی در مدل‌سازی پیش‌بینی، امکان شبیه‌سازی سناریوهای مختلف مدیریتی را نیز فراهم می‌کند و نگرش‌های ارزشمندی درباره نتایج بالقوه راهبردهای مختلف ارائه می‌دهد (Ortiz-Barrios et al., 2023). مدیران می‌توانند با شبیه‌سازی گسترش یک گونه مهاجم تحت شرایط مختلف مانند سطوح متفاوت مداخله انسانی، تغییرات اقلیمی یا معرفی عوامل کنترل بیولوژیکی، اثربخشی بالقوه رویکردهای مختلف را بررسی کنند و تصمیمات آگاهانه‌تری بگیرند. این قابلیت به‌ویژه در محیط‌های پیچیده و پویا، که تأثیرات اقدامات مدیریتی ممکن است دشوار باشد، اهمیت زیادی دارد (Venette et al., 2021). تحلیل مقایسه‌ای روش‌های شناسایی مبتنی بر هوش مصنوعی و روش‌های سنتی نشان می‌دهد، به‌کارگیری هوش مصنوعی در شناسایی گونه‌های مهاجم مزایای مشخصی نسبت به روش‌های سنتی دارد که معمولاً نیازمند نیروی کار و زمان بیشتری هستند و دامنه محدودی دارند (Rakhmatulin et al., 2021). روش‌های سنتی مانند نظرسنجی‌های دستی و بازرسی‌های بصری، به‌شدت به تخصص انسانی وابسته‌اند و ممکن است در محیط‌های چالش‌برانگیز، که شناسایی گونه‌ها دشوار است، دچار خطا شوند (Beijbom et al., 2015). در مقابل، روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند حجم زیادی از داده‌ها را به‌سرعت و با دقت تحلیل کنند و امکان شناسایی گونه‌های مهاجم را در زمان واقعی و در مناطق وسیع فراهم آورند (Sharma et al., 2023). یکی از نقاط قوت کلیدی شناسایی مبتنی بر هوش مصنوعی، مقیاس‌پذیری آن است. درحالی‌که روش‌های سنتی معمولاً به تعداد کارکنان و منابع محدود هستند (Gudala et al., 2019)، سامانه‌های هوش مصنوعی می‌توانند به‌طور هم‌زمان در چندین مکان مستقر شوند و قابلیت نظارت و شناسایی مداوم را فراهم کنند (Alshamrani, 2022). به‌عنوان مثال، پهپادهای مجهز به الگوریتم‌های شناسایی تصویر می‌توانند مناطق وسیعی از جنگل یا سواحل را بررسی کنند، گونه‌های مهاجم را با دقت بیشتر شناسایی کنند و داده‌ها را به‌صورت آنی به مراکز مدیریتی منتقل کنند (Mohan et al., 2021). این مقیاس‌پذیری به‌ویژه در مناطق دورافتاده یا غیرقابل دسترسی، که روش‌های سنتی نظرسنجی در آنجا قابل اجرا نیستند، اهمیت دارد (Opitz & Herrmann, 2018). یکی دیگر از مزایای شناسایی مبتنی بر هوش مصنوعی، توانایی آن در بهبود مستمر است (Viscaino et al., 2021). مدل‌های یادگیری ماشین، مانند CNNها و LSTMها، به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که از داده‌ها یاد بگیرند، به این معنی که دقت و کارایی آنها با دریافت اطلاعات بیشتر افزایش می‌یابد (Agga et al., 2022). این فرایند یادگیری تکراری به سامانه‌های هوش مصنوعی اجازه می‌دهد تا به



محیط‌ها، گونه‌ها و شرایط جدید سازگار شوند و قابلیت‌های شناسایی خود را به‌طور مداوم بهبود بخشند (Høye et al., 2021). در مقابل، روش‌های سنتی معمولاً برای استفاده در زمینه‌های جدید نیاز به آموزش مجدد یا کالیبراسیون گسترده دارند (Knoll et al., 2020). با این حال، پیاده‌سازی روش‌های شناسایی مبتنی بر هوش مصنوعی چالش‌هایی را نیز، به‌ویژه در ارتباط با کیفیت داده‌ها و سوگیری الگوریتمی به همراه دارد (Aldoseri et al., 2023). مدل‌های هوش مصنوعی برای آموزش به مجموعه‌های داده کلان وابسته هستند و دقت پیش‌بینی‌های آنها به شدت تحت تأثیر کیفیت داده‌هایی است که روی آنها آموزش دیده‌اند (Liang et al., 2022). اگر داده‌های آموزشی دارای سوگیری باشند، مدل هوش مصنوعی ممکن است نتایج نادرستی تولید کند که منجر به تصمیمات نادرست یا نامطلوب مدیریتی شود (Chen et al., 2023). رسیدگی به این چالش‌ها نیازمند توجه دقیق به جمع‌آوری و مدیریت داده‌ها، همچنین اعتبارسنجی و آزمایش مداوم مدل‌های هوش مصنوعی برای اطمینان از قابلیت اعتماد آنهاست (Liang et al., 2022). با وجود این چالش‌ها، مزایای هوش مصنوعی در شناسایی گونه‌های مهاجم چشمگیر است (Darling & Blum, 2007). با افزایش سرعت، دقت و مقیاس‌پذیری تلاش‌های شناسایی، هوش مصنوعی ابزاری قدرتمند برای بهبود اثربخشی راهبردهای شناسایی زودهنگام و پاسخ سریع ارائه می‌دهد (Gudala et al., 2019). این فناوری‌ها با ادامه پیشرفت، ظرفیت تغییر بنیادی را در نحوه مدیریت گونه‌های مهاجم دارند و امکان شناسایی و پاسخ به حملات را قبل از ایجاد آسیب‌های جدی فراهم می‌کنند (Martinez et al., 2020).

راهبردهای مدیریتی مبتنی بر هوش مصنوعی برای گونه‌های مهاجم

سازوکارهای نظارت خودکار

سازوکارهای نظارت خودکار مبتنی بر هوش مصنوعی پیشرفت قابل توجهی در مدیریت گونه‌های مهاجم ایجاد کرده‌اند و قابلیت‌های نظارتی مداوم و آنی را فراهم می‌کنند که پیش از این غیرممکن بود (Chisom et al., 2024). این سازوکارها از ترکیبی از حسگرها، دوربین‌ها و الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای نظارت بر بوم‌نظام‌ها و شناسایی گونه‌های مهاجم استفاده می‌کنند و هرگونه شناسایی را به‌طور خودکار گزارش می‌دهند (Martinez et al., 2020). این رویکرد نیاز به نظارت دستی را کاهش می‌دهد و منابع و کارکنان را برای سایر وظایف حیاتی آزاد می‌کند (Duflou et al., 2012). یکی از مزایای کلیدی سازوکارهای نظارت خودکار، قابلیت عملکرد مداوم آنهاست که امکان نظارت شبانه‌روزی را فراهم می‌کند و تحت تأثیر دسترسی انسانی یا شرایط جوی نیست (Chan et al., 2012). به‌عنوان مثال، دوربین‌های مجهز به هوش مصنوعی می‌توانند در جنگل‌ها، تالاب‌ها یا سایر زیستگاه‌های حساس مستقر شوند و تصاویری را از حیات وحش عبوری، ثبت و آنها را به‌صورت

آنی تحلیل کنند تا وجود گونه‌های مهاجم را شناسایی کنند (Høye et al., 2023). وقتی یک گونه مهاجم شناسایی می‌شود، سامانه می‌تواند به‌طور خودکار با ایجاد یک هشدار، مدیران را مطلع کند تا واکنش سریعی انجام دهند (Martinez et al., 2020). ترکیب هوش مصنوعی با اینترنت اشیا (IOT: Internet of Things) قابلیت‌های سازوکارهای نظارت خودکار را بیشتر تقویت می‌کند (Pramanik et al., 2018). دستگاه‌های IoT، مانند حسگرها و دوربین‌ها، می‌توانند به هم متصل شوند تا یک سامانه نظارتی جامع ایجاد کنند که مناطق وسیع و محیط‌های مختلف را پوشش دهند (Abdul-Qa- et al., 2015). این دستگاه‌ها می‌توانند با یکدیگر و با مراکز مدیریتی ارتباط برقرار کنند و جریان مداومی از داده‌ها را فراهم کنند که می‌توانند به‌صورت آنی توسط الگوریتم‌های هوش مصنوعی تحلیل شوند (Singh et al., 2020). این سطح از اتصال اجازه می‌دهد تا تلاش‌های مدیریتی دقیق‌تر و هماهنگ‌تر انجام شود، زیرا مدیران می‌توانند به‌سرعت به شناسایی‌ها پاسخ دهند و راهبردهای خود را براساس آخرین اطلاعات تنظیم کنند (Moynihan, 2008). همچنین، سازوکارهای نظارت خودکار از نظر مقیاس‌پذیری بهتر عمل می‌کنند و به همین دلیل می‌توانند در محیط‌های مختلف، از مناطق شهری تا مناطق دورافتاده، استفاده شوند (Fascista, 2022). در محیط‌های شهری، سازوکارهای نظارت مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند برای شناسایی گونه‌های مهاجم در پارک‌ها، باغ‌ها و سایر فضاهای سبز استفاده شوند و به جلوگیری از گسترش این گونه‌ها به مناطق طبیعی کمک کنند (Prodanovic et al., 2024). در مناطق دورافتاده یا غیرقابل دسترسی، سازوکارهای خودکار می‌توانند قابلیت‌های نظارتی حیاتی را ارائه دهند، جایی که روش‌های سنتی نظارت، قابل اجرا یا امکان‌پذیر نیستند (Belwafi et al., 2022).

سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری (Decision Support Systems)

سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری (DSS) مبتنی بر هوش مصنوعی در حال تغییر چگونگی تصمیم‌گیری مدیران درباره کنترل و نابودی گونه‌های مهاجم هستند (Filip, 2008). این سامانه‌ها، مجموعه وسیعی از منابع داده را، از جمله شرایط محیطی، رفتار گونه‌ها و نتایج مدیریت گذشته ترکیب می‌کنند تا دیدگاه‌ها و توصیه‌های عملی ارائه دهند (Baldin et al., 2021). با تحلیل مجموعه‌های داده پیچیده، DSS‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند مؤثرترین راهبردها را برای کنترل گونه‌های مهاجم شناسایی کنند و تخصیص منابع و نتایج مدیریتی را بهبود بخشند (Lévy, 2024). سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی بسیار ارزشمند هستند، به‌ویژه در شرایطی که مدیران باید به‌سرعت تصمیم بگیرند و اطلاعات ناقصی دارند (Gupta et al., 2022). به‌عنوان مثال، ممکن است مدیران در مراحل اولیه تهاجم، نیازمند تصمیم‌گیری درباره چگونگی تخصیص منابع برای نظارت و اقدامات کنترلی باشند (Hulme, 2006)، در این شرایط، سامانه‌های پشتیبانی

تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند داده‌های منابع مختلف را مانند سنجش‌ازدور، eDNA (Dogan et al., 2024) و نظرسنجی‌های میدانی تحلیل کند و پس از شناسایی مناطق پرخطر، بهترین راه استفاده از منابع را توصیه کند (Majeed & Hwang, 2021). علاوه بر ارائه توصیه‌های آنی، DSS مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند برای ارزیابی نتایج بالقوه راهبردهای مدیریتی مختلف نیز استفاده شود (Gupta et al., 2022). با شبیه‌سازی سناریوهای مختلف، این سامانه‌ها می‌توانند به مدیران کمک کنند تا ریسک‌ها و مزایای رویکردهای مختلف را ارزیابی کنند و به آنها اجازه دهند راهبردهایی را انتخاب کنند که احتمال موفقیت بیشتری دارند (Haines, 2011). به عنوان مثال، یک DSS مبتنی بر هوش مصنوعی ممکن است تأثیر معرفی یک عامل کنترل بیولوژیکی به یک منطقه خاص را شبیه‌سازی کند و عواملی مانند آب‌وهوا، مطلوبیت زیستگاه و احتمال تأثیرات غیر هدف را در نظر بگیرد (Halubanza, 2024). این سطح از تحلیل به مدیران امکان می‌دهد، تصمیمات آگاهانه‌تری بگیرند، احتمال پیامدهای ناخواسته را کاهش دهند و اثربخشی کلی تلاش‌های مدیریتی را بهبود بخشند (Werner & Asch, 2005). سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی به مدیران اجازه می‌دهند تا راهبردهای خود را در پاسخ به شرایط متغیر تنظیم کنند و اطمینان حاصل کنند که منابع، به طور مؤثری استفاده می‌شوند (Anumand- la, 2018). این رویکرد تطبیقی، به ویژه در زمینه مدیریت گونه‌های مهاجم اهمیت دارد، جایی که موفقیت تلاش‌های کنترلی ممکن است به شرایط زیست‌محیطی متغیر و رفتار گونه‌ها بستگی داشته باشد (Pyšek & Richardson, 2010).

شبیه‌سازی و برنامه‌ریزی سناریو

شبیه‌سازی و برنامه‌ریزی سناریو از اجزای کلیدی راهبردهای مدیریتی مبتنی بر هوش مصنوعی هستند که مدیران از طریق آنها، ابزارهای لازم را به منظور پیش‌بینی و آماده‌سازی برای چالش‌های آینده فراهم می‌کنند (Skulimowski & Bañuls, 2021). مدل‌های شبیه‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند دینامیک گسترش گونه‌های مهاجم را تحت شرایط مختلف شبیه‌سازی کنند و به مدیران این امکان را می‌دهند که نتایج بالقوه راهبردهای مدیریتی مختلف را قبل از اجرای آنها در میدان بررسی کنند (Martinez et al., 2020). این قابلیت به ویژه در محیط‌های پیچیده و پویا، که تأثیرات اقدامات مدیریتی ممکن است دشوار باشد، ارزشمند است (Hasegan et al., 2018). به عنوان مثال، مدل‌های شبیه‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند برای ارزیابی تأثیر بالقوه تغییرات اقلیمی بر گسترش گونه‌های مهاجم استفاده شوند (Ali et al., 2024). مدیران می‌توانند با وارد کردن داده‌های اقلیمی به مدل‌های پیش‌بینی، چگونگی تأثیرگذاری تغییرات دما، بارش و سایر متغیرهای محیطی را بر پراکنش و رفتار گونه‌های مهاجم شبیه‌سازی کنند (Finch et al., 2021). این شبیه‌سازی‌ها می‌توانند به شناسایی

مناطق آسیب‌پذیرتر در برابر حملات در آینده کمک کنند و امکان انجام تلاش‌های مدیریتی پیشگیرانه را برای کاهش خطر فراهم آورند (van Rees et al., 2022). همچنین، برنامه‌ریزی سناریو با استفاده از هوش مصنوعی به مدیران امکان می‌دهد، تعادل بین راهبردهای مدیریتی مختلف را ارزیابی کنند (Miller et al., 2023). به عنوان مثال، یک سناریو ممکن است نتایج بالقوه متمرکز کردن منابع را روی شناسایی زود هنگام در مقابل سرمایه‌گذاری در اقدامات کنترلی بلندمدت بررسی کند (Miller & Waller, 2003). با شبیه‌سازی این سناریوها، مدیران می‌توانند نگرش‌هایی درباره اثربخشی نسبی رویکردهای مختلف کسب کنند و تصمیمات آگاهانه‌تری درباره نحوه تخصیص منابع بگیرند (Groves & Lempert, 2007). توانایی شبیه‌سازی سناریوهای مختلف و بررسی نتایج بالقوه آنها به ویژه در مدیریت گونه‌های مهاجم اهمیت دارد، زیرا جبران عواقب تصمیمات نادرست می‌تواند دشوار باشد (Pyšek & Richardson, 2010). مدیران می‌توانند با استفاده از هوش مصنوعی در مدل‌سازی تأثیرات بالقوه راهبردهای مختلف، مؤثرترین رویکردها را برای پیشگیری و کنترل حملات شناسایی کنند، احتمال اشتباهات پرهزینه را کاهش دهند و اثربخشی کلی تلاش‌های خود را بهبود بخشند (Ish et al., 2021).

چالش‌ها و ملاحظات اخلاقی

استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم مزایای زیادی دارد، همچنین چالش‌ها و ملاحظات اخلاقی مهمی را نیز به همراه دارد که باید به دقت مورد توجه قرار گیرند تا اطمینان حاصل شود، این فناوری‌ها به طور مسئولانه و مؤثر استفاده می‌شوند (Stahl, 2021). یکی از چالش‌های اصلی، احتمال وجود سوگیری الگوریتمی است، در صورتی که مدل‌های هوش مصنوعی بر اساس داده‌های نادرست یا دارای سوگیری آموزش ببینند، ممکن است، سوگیری الگوریتمی ایجاد شود (Ferrara, 2023). به عنوان مثال، یک سامانه هوش مصنوعی، که برای شناسایی گونه‌ها بر اساس داده‌های مربوط به مناطق خاص یا محیط‌های خاص آموزش می‌بیند، ممکن است در سایر زمینه‌ها، عملکرد خوبی نداشته باشد (Wäldchen & Mäder, 2018). این موضوع می‌تواند منجر به شناسایی نادرست گونه‌ها، ارزیابی نادرست خطرات تهاجم یا توصیه‌های مدیریتی نامناسب شود (Clarke et al., 2021). برای کاهش خطر سوگیری الگوریتمی ضروری است، داده‌های آموزشی مورد استفاده برای مدل‌های هوش مصنوعی متنوع و باکیفیت باشند (Ferrara, 2023). این امر نیازمند جمع‌آوری و مدیریت دقیق داده‌ها، همچنین اعتبارسنجی و آزمایش مداوم مدل‌های هوش مصنوعی است تا اطمینان حاصل شود، در محیط‌ها و گونه‌های مختلف به درستی عمل می‌کنند (Alves et al., 2021). علاوه بر این، شفافیت در توسعه و پیاده‌سازی سامانه‌های هوش مصنوعی بسیار مهم است (Felzmann et al., 2020). ذی‌نفعان، از جمله بوم‌شناسان، سیاست‌گذاران و عموم مردم باید به اطلاعات مربوط



به نحوه آموزش مدل‌های هوش مصنوعی، داده‌هایی که استفاده می‌کنند و چگونگی ایجاد پیش‌بینی‌های آنها دسترسی داشته باشند. این شفافیت، کلید ایجاد اعتماد به سامانه‌های هوش مصنوعی و اطمینان از قابل‌اعتماد و قابل‌تفسیر بودن خروجی‌های آنهاست (Shin, 2023).

چالش دیگری که باید به آن توجه کرد، احتمال وابستگی بیش‌ازحد به سامانه‌های هوش مصنوعی است که می‌تواند منجر به کاهش نظارت انسانی و تفکر انتقادی در فرایندهای تصمیم‌گیری شود (Zhai et al., 2024). هرچند هوش مصنوعی می‌تواند داده‌ها را در مقیاس‌ها و سرعت‌هایی فراتر از توانایی انسان پردازش و تحلیل کند، فاقد درک زمینه‌ای و قضاوتی مدیران انسانی باتجربه است (Tambe et al., 2019). دنبال کردن سختگیرانه توصیه‌های ارائه‌شده توسط هوش مصنوعی، بدون در نظر گرفتن پیامدهای زیست‌محیطی، اجتماعی و اخلاقی گسترده‌تر، چالش‌برانگیز است (Dirgová Luptáková et al., 2023). برای مقابله با این چالش، باید هوش مصنوعی را در یک چهارچوب تصمیم‌گیری گسترده‌تر با تخصص و نظر انسانی ترکیب کرد. هوش مصنوعی باید به‌عنوان ابزاری دیده شود که از تصمیم‌گیری انسانی حمایت می‌کند، نه اینکه جایگزین آن شود (Jarrahi, 2018). در عمل، این به معنای استفاده از نگرش‌های ارائه‌شده توسط هوش مصنوعی به‌عنوان یک جز از اجزای یک راهبرد مدیریتی جامع است که دانش محلی، اصول اکولوژیکی و ارزش‌های ذی‌نفعان را در نظر می‌گیرد (Díaz-Rodríguez et al., 2023). با ترویج یک رویکرد همکاری که نقاط قوت هوش مصنوعی و تخصص انسانی را ترکیب می‌کند، می‌توان مطمئن بود که تصمیمات مدیریتی هم از نظر علمی معتبر هستند و هم از نظر زمینه‌ای مناسب‌اند (Ala-Pietilä & Smuha, 2021). ملاحظات اخلاقی نیز در استفاده از هوش مصنوعی برای مدیریت گونه‌های مهاجم نقش حیاتی دارند (Stahl, 2021). یکی از نگرانی‌های اخلاقی، تأثیر احتمالی اقدامات مدیریتی مبتنی بر هوش مصنوعی بر گونه‌ها و بوم‌نظام‌های غیر هدف است (Coghlan & Parker, 2023). به‌عنوان مثال، مدل‌های هوش مصنوعی ممکن است استفاده از روش‌های کنترل شیمیایی یا عوامل کنترل بیولوژیکی را برای مدیریت گونه‌های مهاجم توصیه کنند، اما این مداخلات ممکن است عواقب ناخواسته‌ای برای گونه‌های بومی یا عملکردهای بوم‌نظام داشته باشند (Demirel & Kumral, 2021). بنابراین ضرورت دارد، خطرات و مزایای بالقوه اقدامات مدیریتی به‌دقت ارزیابی شوند و رویکردهای جایگزینی که آسیب به گونه‌ها و بوم‌نظام‌های غیر هدف را به حداقل می‌رسانند، در نظر گرفته شوند (Biondi et al., 2012).

استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم، سؤالاتی را درباره توزیع منابع و مزایا مطرح می‌کند (Hilbeck et al., 2008). به‌عنوان مثال، توسعه و به‌کارگیری فناوری‌های هوش مصنوعی ممکن است در مناطق ثروتمندتر، که به منابع محاسباتی پیشرفته و تخصص

دسترسی دارند، آسان‌تر باشد و این موضوع می‌تواند نابرابری‌های موجود را در تلاش‌های حفاظتی تشدید کند (Dauvergne, 2020). اطمینان از اینکه مزایای هوش مصنوعی برای همه مناطق، از جمله مناطقی با منابع محدود، قابل‌دسترسی باشد، یک ملاحظه اخلاقی مهم است (Morley et al., 2020) که می‌تواند شامل ابتکارات تقویت ظرفیت، اشتراک‌گذاری دانش و توسعه راه‌حل‌های هوش مصنوعی کم‌هزینه و مقیاس‌پذیر باشد که بتوانند در زمینه‌های مختلف به کار گرفته شوند (Sey & Mudongo, 2021). موضوع حریم خصوصی و امنیت داده‌ها به‌ویژه زمانی که سامانه‌های هوش مصنوعی به داده‌های جمع‌آوری‌شده از اراضی عمومی یا خصوصی وابسته هستند، نیز وجود دارد (Gupta et al., 2020). بنابراین، تدوین دستورالعمل‌های روشنی برای جمع‌آوری، ذخیره‌سازی و استفاده از داده‌ها مهم است تا اطمینان حاصل شود که حقوق حریم خصوصی افراد و جوامع در نظر گرفته می‌شوند (Ohmann et al., 2017). این موضوع شامل کسب رضایت آگاهانه برای جمع‌آوری داده‌ها، اجرای شیوه‌های ذخیره‌سازی امن داده‌ها و اطمینان از این موضوع است که داده‌ها به شیوه‌هایی استفاده می‌شوند که با ارزش‌ها و منافع جوامع محلی همخوانی داشته باشد (Wong et al., 2022).

کاربردها و مطالعات موردی

استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم به چندین مطالعه موردی موفق منجر شده است که ظرفیت این فناوری‌ها را برای تغییر نحوه شناسایی و مدیریت حملات بیولوژیکی نشان می‌دهند (Martinez et al., 2020). یکی از این مطالعات موردی مربوط به استفاده از سامانه‌های شناسایی تصویر مبتنی بر هوش مصنوعی برای نظارت بر گونه‌های گیاهی مهاجم در مناطق حفاظت‌شده است (Isabelle & Westerlund, 2022). در یکی از پارک‌های ملی، بهیادهای مجهز به هوش مصنوعی با دوربین‌ها و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای بررسی مناطق وسیع زمین مستقر شدند و توانستند گیاهان مهاجم را با دقت زیادی شناسایی کنند (Buchelt et al., 2024). داده‌های جمع‌آوری‌شده توسط این بهیادها به مدیران پارک اجازه داد تا به‌سرعت گونه‌های مهاجم را شناسایی و حذف و از گسترش آنها جلوگیری کنند و تأثیر کلی آنها را بر بوم‌نظام کاهش دهند (Jiménez López & Mulero-Pázmány, 2019). موفقیت دیگری که باید به آن اشاره شود، استفاده از eDNA تقویت‌شده با هوش مصنوعی برای نظارت بر گونه‌های مهاجم آبی است (Palvi, 2023). در یک مورد، پژوهشگران با ترکیب نمونه‌برداری eDNA و الگوریتم‌های هوش مصنوعی، وجود صدف‌های مهاجم (*Dreissena polymorpha*) را در مجموعه‌ای از دریاچه‌ها شناسایی کردند (Darling & Mahon, 2011). سامانه هوش مصنوعی توانست این صدف‌ها را پیش از اینکه بتوانند جمعیت‌های بزرگی را ایجاد کنند، در تراکم‌های بسیار پایین شناسایی کند (Galloway et al., 2022)، این شناسایی زودهنگام

امکان اجرای اقدامات پاسخ سریع را، ازجمله استفاده از درمان‌های شیمیایی هدفمند و موانع فیزیکی فراهم کرد که موجب حذف موفقیت‌آمیز این صدف‌ها از دریاچه‌های آسیب‌دیده شد (Bae & Park, 2014). علاوه بر این نمونه‌ها، هوش مصنوعی در بهبود اثربخشی برنامه‌های کنترل بیولوژیکی نیز نقش مهمی داشته است (Nega, 2014). به‌عنوان مثال، مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی برای بهینه‌سازی رهاسازی عوامل کنترل بیولوژیکی مانند حشرات شکارچی یا پاتوژن‌ها برای مبارزه با گونه‌های مهاجم استفاده شده‌اند (Lantschner et al., 2019). با شبیه‌سازی راهبردهای رهاسازی مختلف و شرایط محیطی، این مدل‌ها به پژوهشگران کمک کردند تا مؤثرترین رویکردها را شناسایی کنند که منجر به کنترل موفق آفات مهاجم در بوم‌نظام‌های کشاورزی و طبیعی شد (Way & Van Emden, 2000). با افزایش سرعت، دقت و مقیاس‌پذیری تلاش‌های شناسایی و کنترل، هوش مصنوعی به حفاظت از بوم‌نظام‌ها در برابر تأثیرات مخرب گونه‌های مهاجم کمک می‌کند (Martinez et al., 2020). با ادامه پیشرفت این فناوری‌ها، احتمالاً نقش آنها در تلاش‌های حفاظت و حفظ تنوع زیستی در سراسر جهان افزایش خواهد یافت (Shivaprakash et al., 2022).

مطالعات موردی منطقه‌ای و جهانی

استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم محدود به مناطق خاص نیست، بلکه این فناوری می‌تواند چالش‌های مربوط به گونه‌های مهاجم را در سطح جهانی حل کند (Martinez et al., 2020). با این حال، پیاده‌سازی و موفقیت رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند با توجه به عوامل منطقه‌ای ازجمله دسترسی به داده‌ها، زیرساخت‌های فناوری و تخصص محلی (Bachmann et al., 2022) متفاوت باشد. به‌عنوان مثال، در آمریکای شمالی، هوش مصنوعی به‌طور گسترده‌ای برای نظارت و مدیریت گونه‌های مهاجم در محیط‌های زمینی و آبی استفاده شده است (Marti-nez et al., 2020). یکی از موارد قابل توجه، استفاده از مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای پیش‌بینی گسترش سوسک سبز خاکستری (*Agilus planipennis*) در ایالات متحده و کانادا است (Økland et al., 2012). این مدل‌ها با تحلیل داده‌ها درباره آب‌وهوا، پراکنش درختان میزبان و فعالیت‌های انسانی، نگرش‌های ارزشمندی درباره گسترش احتمالی این حشره مخرب ارائه داده‌اند که منجر به تلاش‌های مدیریتی هدفمندتر و مؤثرتر شده است (Dukes et al., 2009). در اروپا، هوش مصنوعی برای نظارت و کنترل گونه‌های مهاجم در بوم‌نظام‌های مختلف ازجمله جنگل‌ها، تالاب‌ها و مناطق ساحلی به کار رفته است (Shivaprakash et al., 2022). به‌عنوان مثال، فناوری‌های سنجش‌ازدور تقویت‌شده با هوش مصنوعی برای شناسایی و نقشه‌برداری از گسترش گونه‌های گیاهی مهاجم در بوم‌نظام‌های مدیترانه‌ای استفاده شده است، جایی که روش‌های سنتی نظرسنجی معمولاً به دلیل زمین

ناهموار و پوشش گیاهی متراکم با مشکل مواجه هستند (Pal et al., 2023). این تلاش‌ها به شناسایی مناطق پرخطر و اولویت‌بندی اقدامات مدیریتی کمک کرده و منجر به استفاده مؤثرتر از منابع و نتایج حفاظتی بهتر شده است (Chisom et al., 2024).

در آسیا و آفریقا، جایی که منابع برای مدیریت گونه‌های مهاجم اغلب محدودتر هستند، رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی بر استفاده نوآورانه از فناوری‌های موجود تمرکز کرده‌اند (Ade-bola & Ibeke, 2023). به‌عنوان مثال، در برخی از نقاط آسیا، پژوهشگران اپلیکیشن‌های هوشمند کم‌هزینه‌ای توسعه داده‌اند که به جوامع محلی اجازه می‌دهد تا مشاهدات خود را از گونه‌های مهاجم گزارش کنند و این امر به شناسایی زودهنگام و اقدامات پاسخ سریع کمک می‌کند (Halubanza, 2024; Dauvergne, 2020). در آفریقا، مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی برای ارزیابی خطر گسترش گونه‌های مهاجم در پاسخ به تغییرات اقلیمی استفاده شده است که به تدوین راهبردهای حفاظتی منطقه‌ای کمک می‌کند (Chisom et al., 2024). در سطح جهانی، هوش مصنوعی به‌طور گسترده برای مقابله با چالش‌هایی که گونه‌های مهاجم دریایی ایجاد می‌کنند، استفاده می‌شود، این گونه‌ها می‌توانند به سرعت از طریق مسیرهای حمل‌ونقل بین‌المللی گسترش یابند (Martinez et al., 2020). سامانه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، که داده‌های حمل‌ونقل و شرایط محیطی را تحلیل می‌کنند، برای پیش‌بینی احتمال ورود و گسترش گونه‌های مهاجم در محیط‌های دریایی توسعه یافته‌اند (Sarantopoulos, 2024). این سامانه‌ها برای اطلاع‌رسانی درباره توسعه سیاست‌ها و مقررات بین‌المللی که هدف آنها جلوگیری از گسترش گونه‌های مهاجم از طریق آب و آلودگی بدنه کشتی‌هاست، استفاده شده‌اند (Firestone & Corbett, 2005). این مطالعات موردی منطقه‌ای و جهانی نشان‌دهنده انعطاف‌پذیری و سازگاری هوش مصنوعی در حل چالش‌های پیچیده ناشی از گونه‌های مهاجم است (Chamara et al., 2020). اگرچه کاربردها و نتایج خاص ممکن است با توجه به زمینه‌های منطقه‌ای متفاوت باشد، اما موضوع کلی واضح است: هوش مصنوعی ظرفیت قابل‌توجهی برای افزایش اثربخشی تلاش‌های مدیریت گونه‌های مهاجم در سراسر جهان دارد (Hagerty & Rubinov, 2019).

چالش‌ها و جهت‌گیری‌های آینده

محدودیت‌های کنونی

باوجود ظرفیت بالای هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم، چندین محدودیت وجود دارد که باید برطرف شود تا از مزایای آن به‌طور کامل بهره‌برداری شود. یکی از مهم‌ترین این محدودیت‌ها، دسترسی و کیفیت داده‌هاست (Stahl, 2021). مدل‌های هوش مصنوعی برای عملکرد مؤثر به حجم زیادی از داده‌های با کیفیت بالا نیاز دارند، اما در بسیاری از مناطق، به‌ویژه در کشورهای درحال‌توسعه، این داده‌ها ممکن است ناکافی یا ناقص باشند (Bachmann et al., 2022). این کمبود داده می‌تواند دقت

و کاربرد مدل‌های هوش مصنوعی را محدود کند، به‌ویژه در مناطقی که گونه‌های مهاجم تهدید بزرگی محسوب می‌شوند، اما منابع لازم برای جمع‌آوری و مدیریت داده‌ها محدود است (Elith, 2017). محدودیت دیگری که وجود دارد، هزینه‌های محاسباتی مرتبط با توسعه و پیاده‌سازی مدل‌های هوش مصنوعی است. برای پردازش مجموعه‌های داده کلان و الگوریتم‌های پیچیده‌ای که سامانه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی را تشکیل می‌دهند، معمولاً به منابع محاسباتی با عملکرد بالا نیاز است (Pyzer-Knapp et al., 2022). برای بسیاری از سازمان‌ها، به‌ویژه آنهایی که بودجه محدودی دارند، این هزینه‌ها می‌تواند غیرقابل تحمل باشد. همچنین، پیاده‌سازی سیستم‌های هوش مصنوعی معمولاً نیازمند تخصص فنی خاصی است که ممکن است در همه مناطق به‌راحتی در دسترس نباشد (Dwivedi et al., 2021). مسئله دیگر قابلیت همکاری است. سامانه‌های مبتنی بر هوش مصنوعی معمولاً به داده‌هایی از منابع مختلف ازجمله تصاویر ماهواره‌ای، حسگرهای از راه دور و نظرسنجی‌های میدانی وابسته‌اند (Yue et al., 2022). اطمینان از اینکه این منابع داده مختلف بتوانند به‌طور یکپارچه ترکیب و تحلیل شوند، برای اثربخشی مدل‌های هوش مصنوعی ضروری است (Janssen et al., 2017). بااین‌حال، تفاوت‌ها در فرمت‌های داده، استانداردها و پروتکل‌ها می‌تواند موانعی برای قابلیت همکاری ایجاد کند و توانایی سامانه‌های هوش مصنوعی را برای عملکرد صحیح محدود کند (Rasheed, 2024).

خطرات بالقوه و کاهش آنها

استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم خطرات بالقوه‌ای را نیز به همراه دارد که باید به‌دقت مدیریت شوند. یکی از این خطرات، امکان بروز عواقب ناخواسته ناشی از توصیه‌های ارائه‌شده توسط هوش مصنوعی است (Rasheed, 2024). به‌عنوان مثال، اگر یک مدل هوش مصنوعی استفاده از یک روش کنترل شیمیایی خاص را برای کنترل یک گونه مهاجم توصیه کند، ممکن است تأثیرات غیرمنتظره‌ای بر گونه‌های غیر هدف یا عملکردهای بوم‌نظامی داشته باشد (Demirel & Kumral, 2021). برای کاهش این خطرات ضروری است، ارزیابی‌های دقیقی از توصیه‌های ارائه‌شده توسط هوش مصنوعی قبل از اجرای آنها در میدان انجام شود. این ارزیابی‌ها باید شامل بررسی پیامدهای اکولوژیکی، اجتماعی، اخلاقی و اقدامات مدیریتی باشد (Gupta et al., 2022). ترکیب دانش اکولوژیکی قوی و نظرات ذی‌نفعان در فرایند تصمیم‌گیری می‌تواند به اطمینان از این موضوع کمک کند که توصیه‌های هوش مصنوعی هم از نظر علمی معتبر و هم از نظر اجتماعی قابل‌قبول باشند (Mazzetti et al., 2022). خطر بالقوه دیگر، وابستگی بیش‌ازحد به هوش مصنوعی به قیمت نادیده‌گرفتن تخصص‌های اکولوژیکی سنتی است. درحالی‌که هوش مصنوعی می‌تواند داده‌ها را با سرعت و مقیاس بی‌سابقه‌ای پردازش

و تحلیل کند، نباید جایگزین درک عمیق‌تری شود که بوم‌شناسان، حفاظت‌کنندگان و جوامع محلی در مدیریت گونه‌های مهاجم دارند (Van Cauwenberghe, 2023). نظارت انسانی برای تفسیر خروجی‌های هوش مصنوعی، تطبیق راهبردها براساس شرایط واقعی و رسیدگی به چالش‌های ناخواسته‌ای که در طول پیاده‌سازی پیش می‌آید، حیاتی است (Leslie, 2019). بنابراین، باید به هوش مصنوعی به‌عنوان ابزاری مکمل نگاه کرد که تخصص و شیوه‌های سنتی را تقویت می‌کند نه اینکه جایگزین آنها شود (Dwivedi et al., 2021). علاوه‌براین، ملاحظات اخلاقی ناشی از استفاده از هوش مصنوعی، به‌ویژه درمورد حریم خصوصی داده‌ها و توزیع عادلانه منابع، باید به‌دقت بررسی شوند (Hagerty & Rubin, 2019). جمع‌آوری و استفاده از داده‌های زیست‌محیطی معمولاً شامل اطلاعات حساسی درباره کاربری زمین، تنوع زیستی و جوامع محلی است (Haines-Young, 2009). اطمینان از اینکه داده‌ها به‌طور اخلاقی جمع‌آوری و استفاده می‌شوند، با رضایت آگاهانه جوامع تحت تأثیر و به شیوه‌هایی که حقوق و خودمختاری آنها در نظر گرفته شود، ضروری است (Harding et al., 2012). همچنین باید تلاش‌هایی صورت گیرد تا اطمینان حاصل شود که مزایای فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به‌طور عادلانه در بین مناطق و جوامع مختلف توزیع شود، به‌ویژه آنهایی که ممکن است تحت تأثیر نامتناسب گونه‌های مهاجم قرار گیرند (Collins, 2024).

جهت‌گیری‌های تحقیقاتی آینده

آینده هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم امیدوارکننده است و مسیرهای زیادی برای تحقیق و توسعه پیرامون آن وجود دارد که می‌تواند به بهبود اثربخشی آن کمک کند (Martinez et al., 2020). یکی از زمینه‌های مهم تحقیق، توسعه مدل‌های هوش مصنوعی است که بتوانند با مجموعه‌های داده کوچک‌تر کار کنند یا داده‌های یک منطقه را آموزش ببینند و به‌طور موفقیت‌آمیز در منطقه‌ای دیگر به کار گرفته شوند (Sun et al., 2022). این امر می‌تواند دامنه کاربرد هوش مصنوعی را به‌طور قابل‌توجهی گسترش دهد، به‌ویژه در مناطقی که در حال حاضر دسترسی به داده‌ها محدود است (Allam & Dhunny, 2019). جهت‌گیری امیدوارکننده دیگر، ترکیب هوش مصنوعی با فناوری‌های نوظهور دیگر، مانند بلاک‌چین برای تأیید داده‌ها، پهپادها برای سنجش‌ازدور و بیوانفورماتیک برای تحلیل ژنتیکی است (Siripurapu et al., 2023). به‌عنوان مثال، ترکیب هوش مصنوعی با فناوری بلاک‌چین می‌تواند شفافیت و قابلیت ردیابی داده‌های مورد‌استفاده را در مدیریت گونه‌های مهاجم بهبود بخشد و اطمینان حاصل کند که مدل‌های هوش مصنوعی براساس منابع داده قابل‌اعتماد و قابل‌تأیید ساخته شده‌اند (Chattu, 2021). همچنین، ترکیب هوش مصنوعی با فناوری پهپاد می‌تواند قابلیت‌های نظارت آنی را به‌ویژه در مناطق دورافتاده یا سخت‌گذر تقویت کند (Rao et al., 2019). علاوه‌براین، نیاز به تحقیق بین‌رشته‌ای وجود دارد که بوم‌شناسان،

دانشمندان داده، سیاست‌گذاران و دانشمندان علوم اجتماعی را گرد هم آورد تا به چالش‌های پیچیده مدیریت گونه‌های مهاجم بپردازند (Vaz et al., 2017). چنین همکاری‌هایی می‌تواند منجر به توسعه مدل‌های هوش مصنوعی جامع‌تری شود که نه تنها عوامل اکولوژیکی بلکه ملاحظات اجتماعی، اقتصادی و فرهنگی را نیز در نظر بگیرند (Di Vaio et al., 2020). این رویکرد بین‌رشته‌ای همچنین می‌تواند به توسعه سامانه‌های هوش مصنوعی کمک کند که بیشتر با نیازها و ارزش‌های جوامع محلی هماهنگ باشند و منجر به راهبردهای مدیریتی مؤثرتر و عادلانه‌تر شود (Holzmeyer, 2021). در بلندمدت، توسعه سامانه‌های هوش مصنوعی که بتوانند در زمان واقعی یاد بگیرند و سازگار شوند و به‌طور پویا به داده‌های جدید و شرایط محیطی متغیر پاسخ دهند، می‌تواند مدیریت گونه‌های مهاجم را متحول کند (Xu et al., 2022). سامانه‌های هوش مصنوعی تطبیقی می‌توانند پیش‌بینی‌ها و توصیه‌های خود را به‌طور مداوم با در دسترس قرار گرفتن اطلاعات جدید بهبود بخشند و اطمینان حاصل کنند که راهبردهای مدیریتی در مواجهه با شرایط اکولوژیکی و اقلیمی به‌سرعت در حال تغییر، مؤثر باقی بمانند (Chen et al., 2023).

نتیجه‌گیری

پیدایش هوش مصنوعی (AI) یک دوره تحول‌آفرین را در مدیریت گونه‌های مهاجم رقم زده و فرصت‌های بی‌سابقه‌ای برای بهبود راهبردهای شناسایی، پیش‌بینی و پاسخ فراهم آورده است. با ترکیب یادگیری ماشین، DNA و مدل‌سازی پیش‌بینی، هوش مصنوعی به تدریج نحوه مواجهه را با چالش‌های پیچیده و پویای ناشی از گونه‌های مهاجم تغییر می‌دهد. این فناوری‌ها امکان شناسایی زودتر و دقیق‌تر گونه‌های مهاجم را فراهم و به اقدامات پاسخ سریع کمک می‌کنند که برای جلوگیری از استقرار و گسترش این گونه‌ها حیاتی است. علاوه بر این، سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی و ابزارهای نظارت خودکار به بهینه‌سازی تخصیص منابع کمک می‌کنند و مداخلات مدیریتی را کارآمدتر و مؤثرتر می‌سازند. با وجود این پیشرفت‌ها، ترکیب هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم بدون چالش نیست. مسائلی مانند دسترسی به داده‌ها، سوگیری الگوریتمی، ملاحظات اخلاقی و احتمال وابستگی بیش‌ازحد به سامانه‌های هوش مصنوعی باید به‌دقت موردتوجه قرار گیرند تا اطمینان حاصل شود که این فناوری‌ها به‌طور مسئولانه و مؤثر استفاده می‌شوند. ضروری است، هوش مصنوعی مکمل تخصص‌های اکولوژیکی سنتی و دانش محلی باشد که برای مدیریت مؤثر لازم است. با ترویج همکاری بین متخصصان هوش مصنوعی، بوم‌شناسان، سیاست‌گذاران و جوامع محلی، می‌توانیم اطمینان حاصل کنیم که راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی هم از نظر علمی معتبر و هم از نظر اجتماعی قابل‌قبول هستند. درکل هوش مصنوعی ظرفیت زیادی برای بهبود مدیریت گونه‌های مهاجم دارد، اما اجرای موفق آن نیازمند توجه دقیق به

عوامل تکنولوژیکی و انسانی است. با پیشرفت در این زمینه، حفظ یک رویکرد متعادل که از نقاط قوت هوش مصنوعی بهره‌برداری کند و درعین حال به دانش و تجربه افرادی که در خط مقدم حفاظت کار می‌کنند، احترام بگذارد، ضروری است.

پیشرفت سریع هوش مصنوعی (AI) فرصت‌های تحول‌آفرینی را برای مدیریت گونه‌های مهاجم، که تهدیدهای جدی برای تنوع زیستی، بوم‌نظام‌ها و اقتصاد به‌شمار می‌آیند، فراهم می‌کند. این مقاله به ترکیب فناوری‌های هوش مصنوعی مانند یادگیری ماشین، eDNA و مدل‌سازی پیش‌بینی در شناسایی، نظارت و مدیریت گونه‌های مهاجم پرداخته است. روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نسبت به روش‌های سنتی، توانایی‌های برتری در شناسایی زودهنگام نشان داده‌اند و شناسایی سریع‌تر و دقیق‌تری را از گونه‌های مهاجم ارائه می‌دهند. این فناوری‌ها امکان مدل‌سازی پیش‌بینی را فراهم می‌کنند که می‌تواند گسترش تهاجمات را پیش‌بینی کند و به این ترتیب اثربخشی راهبردهای شناسایی زودهنگام و پاسخ سریع (EDRR) را افزایش می‌دهند. همچنین، سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر AI و ابزارهای نظارت خودکار تخصیص منابع را بهینه‌سازی می‌کنند و تلاش‌های مدیریتی را کارآمدتر و مؤثرتر می‌سازند. با وجود این پیشرفت‌ها، استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت گونه‌های مهاجم با چالش‌های قابل‌توجهی مواجه است، از جمله دسترسی به داده‌ها، سوگیری الگوریتمی، ملاحظات اخلاقی و خطر وابستگی بیش‌ازحد به سامانه‌های هوش مصنوعی به قیمت نادیده گرفتن تخصص‌های اکولوژیکی سنتی. ترکیب موفق هوش مصنوعی نیازمند رسیدگی به این چالش‌ها از طریق همکاری بین‌رشته‌ای است تا اطمینان حاصل شود که AI به‌عنوان ابزاری مکمل عمل کند که تصمیم‌گیری انسانی را تقویت می‌کند نه اینکه جایگزین آن شود. این مطالعه، بر ظرفیت هوش مصنوعی برای انقلاب در مدیریت گونه‌های مهاجم تأکید می‌کند و اهمیت استفاده مسئولانه و اخلاقی از آن را برای حفاظت از بوم‌نظام‌ها و تنوع زیستی برجسته می‌کند.

منابع

- سهرابی، س.، قرخلو، ج.، زند، ا. و نظام‌آبادی، ن.، ۱۴۰۲. لزوم ارزیابی و پایش گیاهان بیگانه در ایران. نشریه طبیعت ایران، 8(1): 81-90. DOI: 10.22092/im.2023.360646.1487
- سهرابی، س.، جلیلی، ع.، زند، ا. و قرخلو، ج.، ۱۴۰۱. معرفی برخی از گیاهان بیگانه ایران و بررسی خطر تهاجم آنها. نشریه طبیعت ایران، 7(2): 77-85. DOI: 10.22092/im.2022.356770.1421
- AAbdul-Qawy, A.S., Pramod, P., Magesh, E. and Srinivasulu, T., 2015. The internet of things (iot): An overview. *International Journal of Engineering Research and Applications*, 5(12): 71-82.
- Adebola, T. and Ibeke, E., 2023. Agriculture in Africa: the emerging role of artificial intelligence. In. *LexisNexis Butterworths*.
- Adoyo, B., Schaffner, U., Mukhovi, S., Kiteme, B., Mbaabu, P.R., Eckert, S., Choge, S. and Ehrensperger, A.,

- system based on the responses of aquatic organisms to disturbances: a review. *Science of the Total Environment*, 466: 635-649. DOI:10.1016/j.scitotenv.2013.07.075.
- Baldin, M., Breunig, T., Cue, R., De Vries, A., Doornink, M., Drevenak, J., Fourdraine, R., George, R., Goodling, R. and Greenfield, R., 2021. Integrated decision support systems (IDSS) for dairy farming: A discussion on how to improve their sustained adoption. *Animals*, 11(7): 2025. DOI:10.3390/ani11102981.
- Beijbom, O., Edmunds, P.J., Roelfsema, C., Smith, J., Kline, D.I., Neal, B.P., Dunlap, M.J., Moriarty, V., Fan, T.Y. and Tan, C.J., 2015. Towards automated annotation of benthic survey images: Variability of human experts and operational modes of automation. *PloS one*, 10(7) e0130312. DOI:10.1371/journal.pone.0130312.
- Belwafi, K., Alkadi, R., Alameri, S.A., Al Hamadi, H. and Shoufan, A., 2022. Unmanned aerial vehicles' remote identification: A tutorial and survey. *IEEE Access*, 10, 87577-87601. DOI:10.1109/ACCESS.2022.3199909.
- Beng, K.C. and Corlett, R.T., 2020. Applications of environmental DNA (eDNA) in ecology and conservation: opportunities, challenges and prospects. *Biodiversity and Conservation*, 29(7): 2089-2121. DOI:10.1007/s10531-020-01980-0
- Biondi, A., Mommaerts, V., Smagghe, G., Vinuela, E., Zappalà, L. and Desneux, N., 2012. The non target impact of spinosyns on beneficial arthropods. *Pest Management Science*, 68(12): 1523-1536. Brodrick, P.G., Davies, A.B. and Asner, G.P., 2019. Uncovering ecological patterns with convolutional neural networks. *Ecology & Evolution*, 34(8): 734-745. DOI:10.1002/ps.3396.
- Buchelt, A., Adrowitzer, A., Kieseberg, P., Gollob, C., Nothdurft, A., Eresheim, S., Tschischek, S., Stampfer, K. and Holzinger, A., 2024. Exploring artificial intelligence for applications of drones in forest ecology and management. *Forest Ecology and Management*, 551: 121530. DOI:10.1016/j.foreco.2023.121530
- Causevic, A., Causevic, S., Fielding, M. and Barrott, J., 2024. Artificial intelligence for sustainability: opportunities and risks of utilizing Earth observation technologies to protect forests. *Discover Conservation*, 1(1): 2. doi.org/10.1007/s44353-024-00002-2.
- Chalmers, C., Fergus, P., Wich, S. and Montanez, A.C., 2019. Conservation AI: Live stream analysis for the detection of endangered species using convolutional neural networks and drone technology. *arXiv preprint arXiv:1910.07360*. DOI:10.48550/arXiv.1910.07360.
- Chamara, R., Senevirathne, S., Samarasinghe, S., Premasiri, M., Sandaruwani, K., Dissanayake, D., De Silva, S., Ariyaratne, W. and Marambe, B., 2020. Role of artificial intelligence in achieving global food security: a promising technology for future. *Sri Lanka Journal of Food and Agriculture*, 6(2). doi.org/10.4038/sljfa.v6i2.88.
- Chan, M., Estève, D., Fourniols, J.Y., Escriba, C. and Campo, E., 2012. Smart wearable systems: Current status and future challenges. *Artificial Intelligence in Medicine*, 56(3): 137-156. doi.org/10.1016/j.artmed.2012.09.003.
- Chattu, V.K., 2021. A review of artificial intelligence, big data, and blockchain technology applications in medicine and global health. *Big Data and Cognitive Computing*, 5(3): 41. doi.org/10.3390/bdcc5030041.
- Chen, L., Chen, Z., Zhang, Y., Liu, Y., Osman, A.I., Farghali, M., Hua, J., Al-Fatesh, A., Ihara, I. and Rooney, D.W., 2023. Artificial intelligence-based solutions for climate change: a review. *Environmental Chemistry Letters*, 21(5): 2525-2557. doi.org/10.1007/s10311-023-01617-y.
2022. Spatiotemporal trajectories of invasive tree species reveal the importance of collective action for successful invasion management. *Journal of Land Use Science*, 17(1): 487-504. DOI: 10.1080/1747423X.2022.2128914
- Agga, A., Abbou, A., Labbadi, M., El Houm, Y. and Ali, I.H.O., 2022. CNN-LSTM: An efficient hybrid deep learning architecture for predicting short-term photovoltaic power production. *Electric Power Systems Research*, 208, 107908. https://doi.org/10.1080/1747423X.2022.2128914.
- Ala-Pietilä, P. and Smuha, N.A., 2021. A framework for global cooperation on artificial intelligence and its governance. *Reflections on Artificial Intelligence for Humanity*, 237-265. DOI:10.1007/978-3-030-69128-8_15.
- Aldoseri, A., Al-Khalifa, K.N. and Hamouda, A.M., 2023. Rethinking data strategy and integration for artificial intelligence: concepts, opportunities, and challenges. *Applied Sciences*, 13(12): 7082. DOI:10.20944/preprints202305.1565.v1.
- Ali, F., Rehman, A., Hameed, A., Sarfraz, S., Rajput, N.A. and Atiq, M., 2024. Climate Change Impact on Plant Pathogen Emergence: Artificial Intelligence (AI) Approach. In *Plant Quarantine Challenges under Climate Change Anxiety* (pp. 281-303). Springer. DOI:10.1007/978-3-031-56011-8_9.
- Alibabaei, K., Gaspar, P.D., Lima, T.M., Campos, R.M., Girão, I., Monteiro, J. and Lopes, C.M., 2022. A review of the challenges of using deep learning algorithms to support decision-making in agricultural activities. *Remote Sensing*, 14(3): 638. DOI:10.3390/rs14030638.
- Allam, Z. and Dhunny, Z.A., 2019. On big data, artificial intelligence and smart cities. *Cities*, 89: 80-91. DOI:10.1051/e3sconf/202340203013.
- Alshamrani, M., 2022. IoT and artificial intelligence implementations for remote healthcare monitoring systems: A survey. *Journal of King Saud University Computer and Information Sciences*, 34(8): 4687-4701. DOI:10.1016/j.jksuci.2021.06.005.
- Alves, V.M., Auerbach, S.S., Kleinstreuer, N., Rooney, J.P., Muratov, E.N., Rusyn, I., Tropsha, A. and Schmitt, C., 2021. Curated data in—trustworthy in silico models out: the impact of data quality on the reliability of artificial intelligence models as alternatives to animal testing. *Alternatives to Laboratory Animals*, 49(3): 73-82. DOI:10.1177/02611929211029635.
- Anthony, L., 2017. *The Aliens Among Us: How Invasive Species are Transforming the Planet and Ourselves*. Yale University Press. DOI:10.1086/699431.
- Antrop, M., 2005. Why landscapes of the past are important for the future. *Landscape and Urban Planning*, 70(1-2): 21- 34. DOI:10.1016/j.landurbplan.2003.10.002.
- Anumandla, S.K.R., 2018. AI-enabled Decision Support Systems and Reciprocal Symmetry: Empowering Managers for Better Business Outcomes. *International Journal of Reciprocal Symmetry and Theoretical Physics*, 5: 33-41.
- Argyrou, A. and Agapiou, A., 2022. A review of artificial intelligence and remote sensing for archaeological research. *Remote Sensing*, 14(23): 6000. DOI:10.3390/rs14236000.
- Bachmann, N., Tripathi, S., Brunner, M. and Jodlbauer, H., 2022. The contribution of data-driven technologies in achieving the sustainable development goals. *Sustainability*, 14(5): 2497. DOI: 10.3390/su14052497
- Bae, M.J. and Park, Y.S., 2014. Biological early warning

- nication about potential invasive alien species in forests. *Management of Biological Invasions*, 11(4): 637- 660. DOI:10.3391/mbi.2020.11.4.02.
- Dejean, T., Valentini, A., Miquel, C., Taberlet, P., Bellemain, E. and Miaud, C., 2012. Improved detection of an alien invasive species through environmental DNA barcoding: the example of the American bullfrog *Lithobates catesbeianus*. *Journal of Applied Ecology*, 49(4): 953-959. doi. org/10.1111/j.1365-2664.2012.02171.x.
- Demertzis, K. and Iliadis, L., 2017. Detecting invasive species with a bio-inspired semi-supervised neurocomputing approach: The case of *Lagocephalus sceleratus*. *Neural Computing and Applications*, 28, 1225-1234. <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-016-2591-2>.
- Demirel, M. and Kumral, N.A., 2021. Artificial intelligence in integrated pest management. In *Artificial intelligence and IoT-based technologies for sustainable farming and smart agriculture* (pp. 289-313). IGI Global. doi. org/10.4018/978-1-7998-1722-2.ch018.
- Di Vaio, A., Palladino, R., Hassan, R. and Escobar, O., 2020. Artificial intelligence and business models in the sustainable development goals perspective: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 121: 283- 314. doi.org/10.4018/978-1-7998-1722-2.ch018.
- Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Coeckelbergh, M., de Prado, M.L., Herrera-Viedma, E. and Herrera, F., 2023. Connecting the dots in trustworthy Artificial Intelligence: From AI principles, ethics, and key requirements to responsible AI systems and regulation. *Information Fusion*, 99, 101896. doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101896.
- Dirgová Luptáková, I., Pospíchal, J. and Huraj, L., 2023. Beyond Code and Algorithms: Navigating Ethical Complexities in Artificial Intelligence. In *Proceedings of the Computational Methods in Systems and Software* (pp. 316-332). Springer. doi.org/10.1007/978-3-031-54813-0_30.
- Ditria EM, Buelow CA, Gonzalez-Rivero M and Connolly RM. Artificial intelligence and automated monitoring for assisting conservation of marine ecosystems: A perspective. *Front Mar Sci*. 2022;9:1-21. doi:10.3389/fmars.2022.918104.
- Dogan, G., Vaidya, D., Bromhal, M. and Banday, N., 2024. Artificial intelligence in marine biology. In *A Biologist's Guide to Artificial Intelligence* (pp. 241-254). DOI:10.1016/B978-0-443-24001-0.00014-2.
- Duflou, J.R., Sutherland, J.W., Dornfeld, D., Herrmann, C., Jeswiet, J., Kara, S., Hauschild, M. and Kellens, K., 2012. Towards energy and resource efficient manufacturing: A processes and systems approach. *CIRP Annals*, 61(2): 587- 609. doi.org/10.1016/j.cirp.2012.05.002.
- Dukes, J.S., Pontius, J., Orwig, D., Garnas, J.R., Rodgers, V.L., Brazee, N., Cooke, B., Theoharides, K.A., Stange, E. E. and Harrington, R., 2009. Responses of insect pests, pathogens, and invasive plant species to climate change in the forests of northeastern North America: what can we predict? *Canadian Journal of Forest Research*, 39(2): 231-248. doi:10.1139/X08-171
- Dwivedi, Y.K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J. and Eirug, A., 2021. Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57: 101994. doi. org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002.
- Early, R., Bradley, B.A., Dukes, J.S., Lawler, J.J., Olden, J.D., Chen, P., Wu, L. and Wang, L., 2023. AI fairness in data management and analytics: A review on challenges, methodologies and applications. *Applied Sciences*, 13(18): 10258. DOI:10.3390/app131810258.
- Chen, Y.N., Fan, K.C., Chang, Y.L. and Moriyama, T., 2023. Special issue review: artificial intelligence and machine learning applications in remote sensing. In (Vol. 15, pp. 569): MDPI. DOI:10.3390/rs15030569.
- Chisom, O.N., Biu, P.W., Umoh, A.A., Obaedo, B.O., Adegbite, A.O. and Abatan, A., 2024. Reviewing the role of AI in environmental monitoring and conservation: A data-driven revolution for our planet. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 21(1): 161-171. DOI:10.30574/wjarr.2024.21.1.2720.
- Clarke, D.A., Palmer, D.J., McGrannachan, C., Burgess, T.I., Chown, S.L., Clarke, R.H., Kumschick, S., Lach, L., Liebholt, A.M. and Roy, H.E., 2021. Options for reducing uncertainty in impact classification for alien species. *Ecosphere*, 12(4): e03461. doi.org/10.1002/ecs2.3461.
- Coghlan, S. and Parker, C., 2023. Harm to Nonhuman animals from AI: A systematic account and framework. *Philosophy & Technology*, 36(2): 25. doi.org/10.1007/s13347-023-00627-6.
- Cohen, J.G. and Lewis, M.J., 2020. Development of an automated monitoring platform for invasive plants in a rare Great Lakes ecosystem using uncrewed aerial systems and convolutional neural networks. 2020 international conference on unmanned aircraft systems (ICUAS), doi. org/10.13140/RG.2.2.26336.43522.
- Collins, A.C., 2024. Harnessing Innovations in AI and Robotics for Environmental Conservation: A Comprehensive Overview. DOI:10.29121/shodhkosh.v5.i5.2024.1896.
- Comtet, T., Sandionigi, A., Viard, F. and Casiraghi, M., 2015. DNA (meta) barcoding of biological invasions: a powerful tool to elucidate invasion processes and help managing aliens. *Biological Invasions*, 17: 905-922. DOI:10.1007/s10530-015-0854-y.
- Cuthbert, R.N., Diagne, C., Hudgins, E.J., Turbelin, A., Ahmed, D.A., Albert, C., Bodey, T.W., Briski, E., Essl, F. and Haubrock, P.J., 2022. Biological invasion costs reveal insufficient proactive management worldwide. *Science of the Total Environment*, 819, 153404. doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153404.
- da Silva, S.D.P., Eugenio, F.C., Fantinel, R.A., de Paula Amaral, L., dos Santos, A.R., Mallmann, C.L., dos Santos, F. D., Pereira, R.S. and Ruoso, R., 2023. Modeling and detection of invasive trees using UAV image and machine learning in a subtropical forest in Brazil. *Ecological Informatics*, 74, 101989. DOI:10.1016/j.ecoinf.2023.101989.
- Darling, J.A. and Blum, M.J., 2007. DNA-based methods for monitoring invasive species: a review and prospectus. *Biological Invasions*, 9: 751-765. DOI: 10.1007/s10530-006-9079-4.
- Darling, J.A. and Mahon, A.R., 2011. From molecules to management: adopting DNA-based methods for monitoring biological invasions in aquatic environments. *Environmental Research*, 111(7): 978-988. DOI: 10.1016/j.envres.2011.02.001.
- Dauvergne, P., 2020. *AI in the Wild: Sustainability in the Age of Artificial Intelligence*. MIT Press. DOI:10.7551/mitpress/12350.001.0001.
- De Groot, M., O'Hanlon, R., Bullas-Appleton, E., Csóka, G., Csiszár, Á., Faccoli, M., Gervasini, E., Kirichenko, N., Korda, M. and Marinšek, A., 2020. Challenges and solutions in early detection, rapid response and commu-



- Groves, D.G. and Lempert, R.J., 2007. A new analytic method for finding policy-relevant scenarios. *Global Environmental Change*, 17(1): 73-85. DOI:10.1016/j.gloenvcha.2006.11.006.
- Guan, W., Zhang, H. and Leung, V.C., 2021. Customized slicing for 6G: Enforcing artificial intelligence on resource management. *IEEE Network*, 35(5): 264-271. DOI:10.1109/MNET.011.2000644.
- Gudala, L., Shaik, M., Venkataramanan, S. and Sadhu, A.K.R., 2019. Leveraging Artificial Intelligence for Enhanced Threat Detection, Response, and Anomaly Identification in Resource-Constrained IoT Networks. *Distributed Learning and Broad Applications in Scientific Research*, 5: 23-54. DOI: 10.5281/zenodo.3268390
- Gupta, A., Wright, C., Ganapini, M.B., Sweidan, M. and Butalid, R., 2022. State of AI ethics report (volume 6, february 2022).arXiv preprint arXiv:2202.07435.doi.org/10.48550/arXiv.2202.07435.
- Gupta, M., Abdelsalam, M., Khorsandroo, S. and Mittal, S., 2020. Security and privacy in smart farming: Challenges and opportunities. *IEEE Access*, 8: 34564-34584. DOI:10.1109/ACCESS.2020.2975142.
- Gupta, S., Modgil, S., Bhattacharyya, S. and Bose, I., 2022. Artificial intelligence for decision support systems in the field of operations research: review and future scope of research. *Annals of Operations Research*, 308(1): 215-274. DOI:10.1007/s10479-020-03856-6.
- Haack, R.A., Hérard, F., Sun, J. and Turgeon, J.J., 2010. Managing invasive populations of Asian longhorned beetle and citrus longhorned beetle: a worldwide perspective. *Annual Review of Entomology*, 55(1): 521-546. DOI:10.1146/annurev-ento-112408-085427.
- Hagerty, A. and Rubinov, I., 2019. Global AI ethics: a review of the social impacts and ethical implications of artificial intelligence. arXiv preprint arXiv:1907.07892. DOI:10.48550/arXiv.1907.07892.
- Haimes, Y.Y., 2011. Risk modeling, assessment, and management.
- Halubanza, B., 2024. A framework for an early warning system for the management of the spread of locust invasion based on artificial intelligence technologies [The University of Zambia]. DOI:10.33260/zictjournal.v6i1.152
- Harding, A., Harper, B., Stone, D., O'Neill, C., Berger, P., Harris, S. and Donatuto, J., 2012. Conducting research with tribal communities: Sovereignty, ethics, and data-sharing issues. *Environmental Health Perspectives*, 120(1): 6-10. DOI:10.1289/ehp.1103904.
- Hasegan, M.F., Nudurupati, S.S. and Childe, S.J., 2018. Predicting performance—a dynamic capability view. *International Journal of Operations and Production Management*, 38(11): 2192-2213. DOI:10.1108/IJOPM-10-2016-0601.
- Hilbeck, A., Arpaia, S., Birch, A.N.E., Chen, Y., Fontes, E.M., Lang, A., Le Thi Thu Hong, L.T.T.H., Lövei, G.L., Manachini, B. and Nguyen Thi Thu Cuc, N.T.T.C., 2008. Non-target and biological diversity risk assessment. In *Environmental risk assessment of genetically modified organisms: challenges and opportunities with Bt cotton in Vietnam*, Vol. 4 (pp. 115-137). DOI:10.1079/9781845933906.0115.
- Holzmeyer, C., 2021. Beyond 'AI for Social Good'(AI4SG): social transformations—not tech-fixes—for health equity. *Interdisciplinary Science Reviews*, 46(1-2): 94-125. DOI: 10.1080/03080188.2020.1840221
- Høye, T., August, T., Balzan, M.V., Biesmeijer, K., Bonnet, P., Breeze, T., Dominik, C., Gerard, F., Joly, A. and Kalkman, Blumenthal, D.M., Gonzalez, P., Grosholz, E.D., Ibañez, I. and Miller, L.P., 2016. Global threats from invasive alien species in the twenty-first century and national response capacities. *Nature Communications*, 7(1): 12485.1-13. DOI:10.1038/ncomms12485.
- Elith J., 2017. Predicting distributions of invasive species. In: *Invasive species: Risk assessment and management*. Cambridge University Press. p. 93–129. doi:10.1017/9781139019606.006.
- Escobar, L.E., Mallez, S., McCartney, M., Lee, C., Zielinski, D.P., Ghosal, R., Bajer, P.G., Wagner, C., Nash, B. and Tomamichel, M., 2018. Aquatic invasive species in the Great Lakes Region: an overview. *Reviews in Fisheries Science & Aquaculture*, 26(1): 121-138. doi.org/10.1080/23308249.2017.1363715.
- Fascista, A., 2022. Toward integrated large-scale environmental monitoring using WSN/UAV/ Crowdsensing: A review of applications, signal processing, and future perspectives. *Sensors*. 22(5):1824:1-17. doi:10.3390/s22051824.
- Felzmann, H., Fosch-Villaronga, E., Lutz, C. and Tamò-Larrieux, A., 2020. Towards transparency by design for artificial intelligence. *Science and Engineering Ethics*, 26(6): 3333- 3361. DOI:10.1007/s11948-020-00276-4
- Ferrara, E., 2023. Fairness and bias in artificial intelligence: A brief survey of sources, impacts, and mitigation strategies. *Science*, 6(1): 3. DOI:10.3390/sci6010003.
- Filip, F.G., 2008. Decision support and control for large-scale complex systems. *Annual Reviews in Control*, 32(1): 61-70. DOI:10.1016/j.arcontrol.2008.03.002.
- Finch, D.M., Butler, J.L., Runyon, J.B., Fettig, C.J., Kilkenny, F.F., Jose, S., Frankel, S.J., Cushman, S.A., Cobb, R.C. and Dukes, J.S., 2021. Effects of climate change on invasive species. *Invasive species in forests and rangelands of the United States: a comprehensive science synthesis for the United States Forest Sector*, 57-83. DOI:10.3390/insects12110985
- Firestone, J. and Corbett, J.J., 2005. Coastal and port environments: international legal and policy responses to reduce ballast water introductions of potentially invasive species. *Ocean Development and International Law*, 36(3): 291-316. DOI:10.1080/00908320591004469.
- Galloway, A., Brunet, D., Valipour, R., McCusker, M., Biberhofer, J., Sobol, M.K., Moussa, M. and Taylor, G.W., 2022. Predicting dreissenid mussel abundance in nearshore waters using underwater imagery and deep learning. *Limnology and Oceanography: Methods*, 20(4): 233-248. doi:10.1002/lom3.10483.
- Garcia-Moreno F.M., Ruiz-Espigares J., Gutiérrez-Naranjo, M.A. and Marchal J.A., 2024. Using deep learning for predicting the dynamic evolution of breast cancer migration. *Comput Biol Med*. 180:108890. doi:10.1016/j.combiomed.2024.108890.
- Gonzalez, L.F., Montes, G.A., Puig, E., Johnson, S., Mengersen, K. and Gaston, K.J., 2016. Unmanned aerial vehicles (UAVs) and artificial intelligence revolutionizing wildlife monitoring and conservation. *Sensors*, 16(1): 97. DOI:10.3390/s16010097
- Górriz, J.M., Ramírez, J., Ortiz, A., Martínez-Murcia, F.J., Segovia, F., Suckling, J., Leming, M., Zhang, Y.D., Álvarez-Sánchez, J.R. and Bologna, G., 2020. Artificial intelligence within the interplay between natural and artificial computation: Advances in data science and applications. *Neurocomputing*, 410: 237-270. doi.org/10.1016/j.neucom.2020.05.078.

- sity and Conservation. Pages 1–17. DOI: 10.1007/s10531-025-03112-y
- Lahoz-Monfort, J.J. and Magrath, M.J., 2021. A comprehensive overview of technologies for species and habitat monitoring and conservation. *BioScience*, 71(10): 1038-1062. DOI:10.1093/biosci/biab073
- Lake, T.A., Briscoe Runquist, R.D. and Moeller, D.A., 2022. Deep learning detects invasive plant species across complex landscapes using Worldview-2 and PlanetScope satellite imagery. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 8(6): 875-889. DOI:10.1002/rse2.288
- Lantschner, M.V., de la Vega, G. and Corley, J.C., 2019. Predicting the distribution of harmful species and their natural enemies in agricultural, livestock and forestry systems: an overview. *International Journal of Pest Management*, 65(3): 190-206. DOI:10.1080/09670874.2018.1533664
- Leslie, D., 2019. Understanding artificial intelligence ethics and safety. arXiv preprint arXiv:1906.05684. DOI:10.48550/arXiv.1906.05684
- Lévy, L.N., 2024. Advanced clustering and AI-driven decision support systems for smart energy management Université Paris-Saclay]. DOI:10.70023/qnges.251102
- Levy, O. and Shahar, S., 2024. Artificial Intelligence for Climate Change Biology: From Data Collection to Predictions. *Integrative and Comparative Biology*, 64(3): 953–974. DOI: 10.1007/s44163-024-00170-z
- Liang, W., Tadesse, G.A., Ho, D., Fei-Fei, L., Zaharia, M., Zhang, C. and Zou, J., 2022. Advances, challenges and opportunities in creating data for trustworthy AI. *Nature Machine Intelligence*, 4(8): 669-677. DOI:10.1038/s42256-022-00516-1
- Lodge, D.M., Simonin, P.W., Burgiel, S.W., Keller, R.P., Bossen broek, J.M., Jerde, C.L., Kramer, A.M., Rutherford, E.S., Barnes, M.A. and Wittmann, M.E., 2016. Risk analysis and bioeconomics of invasive species to inform policy and management. *Annual Review of Environment and Resources*, 41(1): 453-488. doi.org/10.1146/annurev-environ-110615-085532
- Majeed, A. and Hwang, S.O., 2021. Data-driven analytics leveraging artificial intelligence in the era of COVID-19: an insightful review of recent developments. *Symmetry*, 14(1): 16. DOI:10.1007/s00354-021-00128-0
- Mårtensson, P.Å., Hedström, L., Sundelius, B., Skiby, J.E., Elbers, A. and Knutsson, R., 2013. Actionable knowledge and strategic decision making for bio-and agroterrorism threats: building a collaborative early warning culture. *Biosecurity and Bioterrorism: Biodefense Strategy, Practice, and Science*, 11(S1): S46-S54. DOI: 10.1089/bsp.2013.0039
- Martinez, B., Reaser, J.K., Dehgan, A., Zamft, B., Baisch, D., McCormick, C., Giordano, A.J., Aicher, R. and Selbe, S., 2020. Technology innovation: advancing capacities for the early detection of and rapid response to invasive species. *Biological Invasions*, 22(1): 75-100. doi.org/10.1007/s10530-019-02146-y
- Mazzetti, P., Nativi, S., Santoro, M., Giuliani, G., Rodila, D., Folino, A., Caruso, S., Aracri, G. and Lehmann, A., 2022. Knowledge formalization for Earth Science informed decision-making: The GEOEssential knowledge base. *Environmental Science and Policy*, 131: 93-104. DOI:10.1016/j.envsci.2021.12.023
- Meyerson, L.A., Pauchard, A., Brundu, G., Carlton, J.T., Hierro, J.L., Kueffer, C., Pandit, M.K., Pyšek, P., Richardson, D.M. and Packer, J.G., 2022. Moving toward global strategies for managing invasive alien species. In *Global Plant Invasions* (pp. 331-360). Springer. DOI:10.1007/978-3-030-89684-V., 2023. Modern approaches to the monitoring of Biodiversity (MAMBO). *Research Ideas and Outcomes*, 9, e116951. doi.org/10.3897/rio.9.e116951
- Høyve, T.T., Årje, J., Bjerger, K., Hansen, O.L., Iosifidis, A., Leese, F., Mann, H.M., Meissner, K., Melvad, C. and Raitoharju, J., 2021. Deep learning and computer vision will transform entomology. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(2): e2002545117. DOI:10.1101/2020.07.03.187252
- Hulme, P.E., 2006. Beyond control: wider implications for the management of biological invasions. *Journal of Applied Ecology*, 43(5): 835-847. DOI:10.1111/j.1365-2664.2006.01227.x
- ion of digital technologies to agroforestry systems. Master's thesis, Ghent University, 84 pages. DOI: 10.62324/TAPS/2024.050
- Isabelle, D.A. and Westerlund, M., 2022. A review and categorization of artificial intelligence-based opportunities in wildlife, ocean and land conservation. *Sustainability*, 14(4): 1979. doi.org/10.3390/su14041979
- Ish, D., Ettinger, J. and Ferris, C., 2021. Evaluating the effectiveness of artificial intelligence systems in intelligence analysis. RAND Corporation Santa Monica, CA. DOI: 10.7249/RR4464-1.
- Janssen, S.J., Porter, C.H., Moore, A.D., Athanasiadis, I.N., Foster, I., Jones, J.W. and Antle, J.M., 2017. Towards a new generation of agricultural system data, models and knowledge products: Information and communication technology. *Agricultural Systems*, 155: 200-212. DOI:10.1016/j.agsy.2016.09.017
- Jarrah, M.H., 2018. Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4): 577-586. DOI:10.1016/j.bushor.2018.03.007
- Jiménez López, J. and Mulero-Pázmány, M., 2019. Drones for conservation in protected areas: Present and future. *Drones*, 3(1): 10. DOI:10.3390/drones3010010
- John Wiley and Sons, Haines-Young, R., 2009. Land use and biodiversity relationships. *Land use Policy*, 26: S178-S186. DOI:10.1016/j.landusepol.2009.08.009.
- Johnston, E.L., Dafforn, K.A., Clark, G.F., Rius, M. and Floerl, O., 2017. Anthropogenic activities promoting the establishment and spread of marine non-indigenous species post-arrival. In *How Anthropogenic Activities Affect the Establishment and Spread of Non-Indigenous Species Post-Arrival* (chapter). DOI: 10.1201/b21944-6
- Kattenborn, T., Leitloff, J., Schiefer, F. and Hinz, S., 2021. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173: 24-49. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010
- Keller, R.P., Drake, J.M., Drew, M.B. and Lodge, D.M., 2011. Linking environmental conditions and ship movements to estimate invasive species transport across the global shipping network. *Diversity and Distributions*, 17(1): 93- 102. DOI:10.1111/j.1472-4642.2010.00696.x
- Knoll, F., Hammernik, K., Zhang, C., Moeller, S., Pock, T., Sodickson, D.K. and Akcakaya, M., 2020. Deep-learning methods for parallel magnetic resonance imaging reconstruction: A survey of the current approaches and issues. *IEEE Signal Processing Magazine*, 37(1): 128-140. DOI:10.1109/MSP.2019.2950640
- Kyle, K.E., 2023. Using eDNA to Bridge the Gap Between Species Presence and Detection: Implications for Conservation and Invasive Species Management. *Biodiver-*

- probability of forest pests in current inspection protocols—A case study of the bronze birch borer. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 27(3): 285-297. DOI:10.1080/0282758.1.2011.632782
- Opitz, R. and Herrmann, J., 2018. Recent trends and longstanding problems in archaeological remote sensing. *Journal of Computer Applications in Archaeology*, 1(1): 19-41. DOI:10.5334/jcaa.11
- Ortiz-Barrios, M., Arias-Fonseca, S., Ishizaka, A., Barbat, M., Avendaño-Collante, B. and Navarro-Jiménez, E., 2023. Artificial intelligence and discrete-event simulation for capacity management of intensive care units during Covid-19 pandemic: a case study. *Journal of Business Research*, 160: 113806. DOI:10.1016/j.jbusres.2023.113806
- Pal, O.K., Shovon, M.S. H., Mridha, M.F. and Shin, J., 2023. A Comprehensive Review of AI-enabled Unmanned Aerial Vehicle: Vision, and Challenges. *arXiv preprint arXiv:2310.16360*. 27 pages.. DOI:10.48550/arXiv.2310.16360
- Paliwal, A., Mhelezi, M., Galgalo, D., Banerjee, R., Malicha, W. and Whitbread, A., 2024. Utilizing Artificial Intelligence and Remote Sensing to Detect *Prosopis juliflora* Invasion: Environmental Drivers and Community Insights in Rangelands of Kenya. *Plants*, 13(13): 1868. DOI:10.3390/plants13131868
- Palvi, A., 2023. The Effects of Northern Forage Crop Species on the Soil Carbon Sequestration and Microbial Community Structure. DOI:10.1097/SS.0b013e31802d11eb
- Pimentel, D., Zuniga, R. and Morrison, D., 2005. Update on the environmental and economic costs associated with alieninvasive species in the United States. *Ecological Economics*, 52(3), 273-288. DOI:10.1016/j.ecolecon.2004.10.002
- Pramanik, P.K.D., Pal, S. and Choudhury, P., 2018. Beyond automation: the cognitive IoT. artificial intelligence brings sense to the Internet of Things. *Cognitive Computing for Big Data Systems Over IoT: Frameworks, Tools and Applications*, 1-37. DOI:10.1007/978-3-319-70688-7_1
- Prodanovic, V., Bach, P.M. and Stojkovic, M., 2024. Urban nature-based solutions planning for biodiversity outcomes: human, ecological, and artificial intelligence perspectives. *Urban Ecosystems*, 1-12. DOI:10.1016/j.envsci.2020.04.002
- Pyšek, P. and Richardson, D.M., 2010. Invasive species, environmental change and management, and health. *Annual Review of Environment and Resources*, 35(1): 25-55. DOI:10.1146/annurev-environ-033009-095548
- Pyzer-Knapp, E.O., Pitera, J.W., Staar, P.W., Takeda, S., Laino, T., Sanders, D.P., Sexton, J., Smith, J.R. and Curioni, A., 2022. Accelerating materials discovery using artificial intelligence, high performance computing and robotics. *npj Computational Materials*, 8(1): 84. DOI:10.1038/s41524-022-00765-z
- Rakhmatulin, I., Kamilaris, A. and Andreasen, C., 2021. Deep neural networks to detect weeds from crops in agricultural environments in real-time: A review. *Remote Sensing*, 13(21): 4486. DOI:10.3390/rs13214486
- Rao, B., Mulloth, B. and Harrison, A.J., 2019. Integrating AI Capabilities into Existing Technology Platforms: Drones as a Case in Point. 2019 Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET), pp. 1-6. DOI: 10.4135/9781529752465
- Rasheed, H., 2024. Consideration of Cloud-Web-Concepts for Standardization and Interoperability: A Comprehensive Review for Sustainable Enterprise 3_16
- Miller, B.W., Eaton, M.J., Symstad, A.J., Schuurman, G.W., Rangwala, I. and Travis, W.R., 2023. Scenario-based decision analysis: integrated scenario planning and structured decision making for resource management under climate change. In (pp. 110275): Elsevier. DOI:10.1007/978-3-030-89684-3_16
- Miller, K.D. and Waller, H.G., 2003. Scenarios, real options and integrated risk management. *Long Range Planning*, 36(1): 93-107. DOI:10.1016/S0024-6301(02)00205-4
- Mohan, M., Richardson, G., Gopan, G., Aghai, M.M., Bajaj, S., Galgamuwa, G.P., Vastaranta, M., Arachchige, P.S.P., Amorós, L. and Corte, A.P.D., 2021. UAV-supported forest regeneration: Current, challenges and implications. *Remote Sensing*, 13(13): 2596. DOI:10.1088/1755-1315/1167/1/012030
- Molnar, J.L., Gamboa, R.L., Revenga, C. and Spalding, M.D., 2008. Assessing the global threat of invasive species to marine biodiversity. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 6(9): 485-492. DOI:10.1890/070064
- Morisette, J., Burgiel, S., Brantley, K., Daniel, W.M., Darling, J., Davis, J., Franklin, T., Gaddis, K., Hunter, M. and Lance, R., 2021. Strategic considerations for invasive species managers in the utilization of environmental DNA (eDNA): steps for incorporating this powerful surveillance tool. *Management of Biological Invasions*, 12(3): 747-761. DOI: 10.3391/mbi.2021.12.3.15.
- Morley, J., Machado, C.C., Burr, C., Cows, J., Joshi, I., Taddeo, M. and Floridi, L., 2020. The ethics of AI in health care: a mapping review. *Social Science and Medicine*, 260: 113172. DOI:10.2139/ssrn.4987317
- Morodi, T.J., 2016. The precautionary principle and public environmental decision-making in South Africa: an ethical appraisal Stellenbosch: Stellenbosch University]. DOI:10.1093/lpr/mgl010
- Moynihan, D.P., 2008. Learning under uncertainty: Networks in crisis management. *Public Administration Review*, 68(2): 350-365.
- Nahrung, H.F., Liebhold, A.M., Brockerhoff, E.G. and Rassati, D., 2023. Forest insect biosecurity: processes, patterns, predictions, pitfalls. *Annual Review of Entomology*, 68(1): 211-229. DOI:10.1111/j.1540-6210.2007.00867.x
- Nega, A., 2014. Review on concepts in biological control of plant pathogens. *Journal of Biology, Agriculture and Healthcare*, 4(27): 33-54. DOI:10.3390/microorganisms10030596
- Nininahazwe, F., Théau, J., Marc Antoine, G. and Varin, M., 2023. Mapping invasive alien plant species with very high spatial resolution and multi-date satellite imagery using object-based and machine learning techniques: A comparative study. *GIS cience and Remote Sensing*, 60(1): 2190203. DOI:10.1080/15481603.2023.2190203
- Norros, V., Laamanen, T., Meissner, K., Iso-Touru, T., Kahilainen, A., Lehtinen, S., Lohtander-Buckbee, K., Nygård, H., Pennanen, T. and Ruohonen-Lehto, M., 2022. Roadmap for implementing environmental DNA (eDNA) and other molecular monitoring methods in Finland– Vision and action plan for 2022–2025. DOI:10.3897/arpha-preprints.e132214
- Ohmann, C., Banzi, R., Canham, S., Battaglia, S., Matei, M., Ariyo, C., Becnel, L., Bierer, B., Bowers, S. and Clivio, L., 2017. Sharing and reuse of individual participant data from clinical trials: principles and recommendations. *BMJ Open*, 7(12): e018647. doi.org/10.3390/data9040059
- Økland, B., Haack, R.A. and Wilhelmsen, G., 2012. Detection

- org/10.3390/electronics12030750
- Skulimowski, A.M. and Bañuls, V.A., 2021. AI alignment of disaster resilience management support systems. *Artificial Intelligence and Soft Computing: 20th International Conference, ICAISC 2021, Virtual Event, June 21–23, 2021, Proceedings, Part II* 20, DOI:10.1007/978-3-030-87897-9_32
- Stahl, B.C., 2021. Artificial Intelligence for a Better Future: An Ecosystem Perspective on the Ethics of AI and Emerging Digital Technologies. *Springer Nature*, 128 pages. DOI: 10.1007/978-3-030-69978-9.
- Stefanni, S., Mirimin, L., Stanković, D., Chatzievangelou, D., Bongiorno, L., Marini, S., Modica, M.V., Manea, E., Bonofiglio, F. and del Rio Fernandez, J., 2022. Framing cutting-edge integrative deep-sea biodiversity monitoring via environmental DNA and optoacoustic augmented infrastructures. *Frontiers in Marine Science*, 8: 797140. DOI:10.3389/fmars.2021.797140
- Stohlgren, T.J. and Schnase, J.L., 2006. Risk analysis for biological hazards: what we need to know about invasive species. *Risk Analysis: An International Journal*, 26(1): 163–173. DOI:10.1111/j.1539-6924.2006.00707.x
- Sun, Z., Sandoval, L., Crystal-Ornelas, R., Mousavi, S.M., Wang, J., Lin, C., Cristea, N., Tong, D., Carande, W.H. and Ma, X., 2022. A review of earth artificial intelligence. *Computers and Geosciences*, 159: 105034. DOI:10.1016/j.cageo.2022.105034
- Tambe, P., Cappelli, P. and Yakubovich, V., 2019. Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, 61(4): 15-42. DOI:10.2139/ssrn.3263878
- Thomas, S.M., Simmons, G.S. and Daugherty, M.P., 2017. Spatiotemporal distribution of an invasive insect in an urban landscape: introduction, establishment and impact. *Landscape Ecology*, 32: 2041-2057. DOI:10.1007/s10980-017-0565-0
- Traore, B.B., Kamsu-Foguem, B. and Tangara, F., 2018. Deep convolution neural network for image recognition. *Ecological Informatics*, 48, 257-268. DOI:10.1016/j.ecoinf.2018.10.002
- Valicharla, S.K., Li, X., Greenleaf, J., Turcotte, R., Hayes, C. and Park, Y.L., 2023. Precision detection and assessment of ash death and decline caused by the emerald ash borer using drones and deep learning. *Plants*, 12(4): 798. DOI: 10.3390/plants12040798
- Valiente Banuet, A., Aizen, M.A., Alcántara, J.M., Arroyo, J., Cocucci, A., Galetti, M., García, M.B., García, D., Gómez, J.M. and Jordano, P., 2015. Beyond species loss: the extinction of ecological interactions in a changing world. *Functional Ecology*, 29(3): 299-307. doi.org/10.1111/1365-2435.12356.
- Van Cauwenberghe, A., 2023. Contributvan Rees, C.B., Hand, B.K., Carter, S.C., Barger, C., Cline, T.J., Daniel, W., Ferrante, J.A., Gaddis, K., Hunter, M. E. and Jarnevic, C.S., 2022. A framework to integrate innovations in invasion science for proactive management. *Biological Reviews*, 97(4): 1712-1735. DOI:10.1111/brv.12859.
- Vaz, A.S., Kueffer, C., Kull, C.A., Richardson, D.M., Schindler, S., Muñoz-Pajares, A.J., Vicente, J.R., Martins, J., Hui, C. and Kühn, I., 2017. The progress of interdisciplinarity in invasion science. *Ambio*, 46: 428-442. DOI: 10.1007/s13280-017-0897-7.
- Venette, R.C., Gordon, D.R., Juzwik, J., Koch, F.H., Liebhold, A.M., Peterson, R.K., Sing, S.E. and Yemshanov, D., 2021. Early intervention strategies for invasive Systems, AI, and IoT Integration. *Journal of Information Technology and Informatics*, 3(2).
- Rees, W.E., 2006. Globalization, trade and migration: Undermining sustainability. *Ecological Economics*, 59(2): 220-225. DOI:10.1016/j.ecolecon.2005.12.021
- Reid, A.J., Carlson, A.K., Creed, I.F., Eliason, E.J., Gell, P.A., Johnson, P.T., Kidd, K.A., MacCormack, T.J., Olden, J.D. and Ormerod, S.J., 2019. Emerging threats and persistent conservation challenges for freshwater biodiversity. *Biological Reviews*, 94(3): 849-873. DOI:10.1111/brv.12480
- Sahoo, B.B., Jha, R., Singh, A. and Kumar, D., 2019. Long shortterm memory (LSTM) recurrent neural network for lowflow hydrological time series forecasting. *Acta Geophysica*, 67(5): 1471-1481. DOI:10.1007/s11600-019-00330-1
- Sarantopoulos, F., 2024. Decarbonizing the Shipping Industry through Innovative Technologies, Artificial Intelligence and New Regulations. Master's thesis, MIT Sloan School of Management, Massachusetts Institute of Technology, pp. 1–80. DOI:10.62012/mp.v3i2.35386
- Sarker, I.H., 2021. Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. *SN Computer Science*, 2(3): 160. DOI: 10.1007/s42979-021-00592-x
- Sey, A. and Mudongo, O., 2021. Case studies on AI skills capacity building and AI in workforce development in Africa. *Research ICT Africa*. Available from: <https://researchictafrica.net/publication/case-studies-onai-skills-capacity-buildingand-ai-in-workforce-developmentin-africa>. DOI:10.1007/s42979-021-00592-x
- Sharma, A., Sharma, V., Jaiswal, M., Wang, H.C., Jayakody, D.N.K., Basnayaka, C.M.W. and Muthanna, A., 2022. Recent trends in AI-based intelligent sensing. *Electronics*, 11(10): 1661. doi.org/10.3390/electronics11101661
- Sharma, S., Sato, K. and Gautam, B.P., 2023. A Methodological Literature Review of Acoustic Wildlife Monitoring Using Artificial Intelligence Tools and Techniques. *Sustainability*, 15(9): 7128. doi.org/10.3390/su15097128
- Shin, D.D., 2023. Algorithms, Humans, and Interactions: How Do Algorithms Interact with People? Designing Meaningful AI Experiences. CRC Press, Taylor & Francis Group 217 pages. DOI:10.1201/b23083
- Shivaprakash, K.N., Swami, N., Mysorekar, S., Arora, R., Gangadharan, A., Vohra, K., Jadeyegowda, M. and Kiesecker, J.M., 2022. Potential for artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) applications in biodiversity conservation, managing forests, and related services in India. *Sustainability*, 14(12): 7154. doi.org/10.3390/su14127154
- Siddiqui, M.N., 2023. AI Revolution: Empowering The Future With Artificial Intelligence. *Pakistan Journal of International Affairs*, 6(3).
- Singh, S.K., Rathore, S. and Park, J.H., 2020. Blockiotintelligence: A blockchain-enabled intelligent IoT architecture with artificial intelligence. *Future Generation Computer Systems*, 110: 721-743. DOI:10.52337/pjia.v6i4.961
- Siripurapu, S., Darimireddy, N.K., Chehri, A., Sridhar, B. and Paramkusam, A., 2023. Technological advancements and elucidation gadgets for Healthcare applications: An exhaustive methodological review-part-I (AI, big data, block chain, open-source technologies, and cloud Computing). *Electronics*, 12(3): 750. doi.



- Yue, P., Shangguan, B., Hu, L., Jiang, L., Zhang, C., Cao, Z. and Pan, Y., 2022. Towards a training data model for artificial intelligence in earth observation. *International Journal of Geographical Information Science*, 36(11): 2113-2137. DOI:10.1080/13658816.2022.2087223.
- Zhai, C., Wibowo, S., and Li, L.D., 2024. The effects of overreliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: a systematic review. *Smart Learning Environments*, 11(1): 1–37. DOI:10.1186/s40561-024-00316-7
- Zhang, M., Zou, Y., Xiao, S. and Hou, J., 2023. Environmental DNA metabarcoding serves as a promising method for aquatic species monitoring and management: A review focused on its workflow, applications, challenges and prospects. *Marine Pollution Bulletin*, 194: 115430. DOI:10.1016/j.marpolbul.2023.115430
- sive species management: connections between risk assessment, prevention efforts, eradication, and other rapid responses. *Invasive species in forests and rangelands of the United States: a comprehensive science synthesis for the United States Forest Sector*, 111-131. DOI:10.1007/978-3-030-45367-1_6.
- Viscaino, M., Bustos, J.T., Muñoz, P., Cheein, C.A. and Cheein, F.A., 2021. Artificial intelligence for the early detection of colorectal cancer: A comprehensive review of its advantages and misconceptions. *World Journal of Gastroenterology*, 27(38): 6399. DOI:10.3748/wjg.v27.i38.6399.
- VoPham, T., Hart, J.E., Laden, F. and Chiang, Y.Y., 2018. Emerging trends in geospatial artificial intelligence (geoAI): potential applications for environmental epidemiology. *Environmental Health*, 17(1): Article 40, 1–6. DOI: 10.1186/s12940-018-0386-x
- Wäldchen, J. and Mäder, P., 2018. Machine learning for image based species identification. *Methods in Ecology and Evolution*, 9(11): 2216-2225. DOI:10.1186/s12940-018-0386-x.
- Warziniack, T., Haight, R.G., Yemshanov, D., Apriesnig, J.L., Holmes, T.P., Countryman, A.M., Rothlisberger, J.D. and Haberland, C., 2021. Economics of invasive species. *Invasive species in forests and rangelands of the United States: a comprehensive science synthesis for the United States Forest Sector*, 305-320. DOI:10.1007/978-3-030-45367-1_14.
- Way, M. and Van Emden, H., 2000. Integrated pest management in practice-pathways towards successful application. *Crop Protection*, 19(2): 81-103. DOI: 10.1016/S0261-2194(99)00103-2
- Werner, R.M. and Asch, D.A., 2005. The unintended consequences of publicly reporting quality information. *Jama*, 293(10): 1239-1244. DOI:10.1016/S0261-2194(99)00098-8.
- Westbrooks, R.G., Manning, S.T. and Waugh, J.D., 2022. Early detection and rapid response: a cost-effective strategy for minimizing the establishment and spread of new and emerging invasive plants by global trade, travel and climate change. In *Invasive species and global climate change* (pp. 307-326). CABI GB. DOI:10.1079/9781780641645.0305
- Whittlestone, J., Nyrup, R., Alexandrova, A., Dihal, K. and Cave, S., 2019. Ethical and societal implications of algorithms, data, and artificial intelligence: a roadmap for research. London: Nuffield Foundation.
- Wong, B.B. and Candolin, U., 2015. Behavioral responses to changing environments. *Behavioral Ecology*, 26(3): 665- 673. DOI:10.1093/beheco/aru183.
- Wong, J., Henderson, T. and Ball, K., 2022. Data protection for the common good: Developing a framework for a data protection-focused data commons. *Data & Policy*, 4, e3. DOI:10.1080/1369118X.2025.2504608.
- Xu, Y., Zhang, X., Li, H., Zheng, H., Zhang, J., Olsen, M.S., Varshney, R.K., Prasanna, B.M. and Qian, Q., 2022. Smart breeding driven by big data, artificial intelligence, and integrated genomic-enviromic prediction. *Molecular Plant*, 15(11): 1664-1695. DOI:10.1016/j.molp.2022.09.001.
- Yang, L., Driscoll, J., Sarigai, S., Wu, Q., Chen, H. and Lippitt, C.D., 2022. Google Earth Engine and artificial intelligence (AI): a comprehensive review. *Remote Sensing*, 14(14): 3253. DOI:10.3390/rs14143253