

Ministério da Educação – Brasil
Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri – UFVJM
Minas Gerais – Brasil
Revista Vozes dos Vales: Publicações Acadêmicas
ISSN: 2238-6424
QUALIS/CAPES – LATINDEX
Nº. 26 – Ano XII – 10/2024
<http://www.ufvjm.edu.br/vozes>

Sistema de aeronaves remotamente pilotadas na identificação e monitoramento de espécies invasoras: uma revisão

MSc. Tayna Sousa Duque
Mestre em Produção Vegetal pela Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri - UFVJM/MG - Brasil
Doutoranda em Produção Vegetal - UFVJM
<http://lattes.cnpq.br/0245541371135010>
E-mail: tayna.duque@ufvjm.edu.br

MSc. Vinicius Henrique Moreira
Mestre em Ciência Florestal pela Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri - UFVJM/MG - Brasil
Doutorando em Produção Vegetal - UFVJM
<http://lattes.cnpq.br/0040747627114434>
E-mail: vinicius.moreira@ufvjm.edu.br

Dra. Josiane Costa Maciel
Doutora em Produção Vegetal pela Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri - UFVJM/MG - Brasil
Pós-Doutoranda em Produção Vegetal - UFVJM
<https://lattes.cnpq.br/4194201433899216>
E-mail: josiane.maciell@ufvjm.edu.br

Dr. Huezer Viganô Sperandio
Doutor em Ciência Florestal pela Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri - UFVJM/MG - Brasil
Pesquisador em Ciência Florestal - UFVJM
<http://lattes.cnpq.br/8406552081653782>
E-mail: huezer@gmail.com

Dra. Gabriela Madureira Barroso
Doutora em Ciência Florestal e Produção Vegetal pela Universidade Federal dos
Vales do Jequitinhonha e Mucuri - UFVJM/MG - Brasil
Pós-Doutoranda em Produção Vegetal - UFVJM
<http://lattes.cnpq.br/5586388065977636>
E-mail: gabriela.madureira@ufvjm.edu.br

Dra. Cláudia Eduarda Borges
Doutora em Produção Vegetal pela Universidade Federal dos Vales do
Jequitinhonha e Mucuri - UFVJM/MG - Brasil
Extensionista no Emater - MG
<http://lattes.cnpq.br/9471404808200285>
E-mail: claudia.borges@emater.mg.gov.br

Dr. Fernando Coelho Eugenio
Doutor em Ciências Florestais pela Universidade Federal do Espírito Santo -
UFES/ES - Brasil
Professor do Departamento de Agronomia - UFVJM
<http://lattes.cnpq.br/2825133116316989>
E-mail: fernando.eugenio@ufvjm.edu.br

Resumo: A incidência de espécies invasoras tem aumentado nos últimos anos, causando preocupações significativas devido aos impactos econômicos e à perda de biodiversidade. O monitoramento precoce dessas invasões é essencial para permitir intervenções antes que danos irreversíveis ocorram. Nesse contexto, o uso de tecnologias inovadoras, como aeronaves remotamente pilotadas (RPAs), tem se mostrado promissor por sua relação custo-benefício e eficiência. Este estudo teve como objetivo realizar uma revisão sistemática e bibliométrica para avaliar a aplicação de RPAs na detecção e monitoramento de espécies invasoras. Foram analisados 65 estudos extraídos das bases de dados Scopus e Web of Science, coletando-se informações sobre as espécies invasoras monitoradas, plataformas de RPAs utilizadas, tipos de sensores, e métodos de processamento de dados empregados. Os resultados indicam um aumento significativo no número de publicações sobre o tema entre 2015 e 2021, com a maioria das pesquisas realizadas na Europa (37,5%), América do Norte (26,5%) e Ásia (15,6%). A plataforma mais utilizada foi a de multirrotor, equipada com sensores RGB, enquanto os algoritmos mais frequentes para processamento de dados foram Random Forest (RF), Convolutional Neural Networks (CNN) e Support Vector Machines (SVM). Notou-se uma predominância de estudos focados em espécies herbáceas, e todos os trabalhos analisados relataram alta eficiência na detecção e monitoramento de invasões biológicas.

Palavras-chave: Plataformas. UAS. UAV. Sensores.

Introdução

As invasões biológicas têm recebido crescente atenção devido às ameaças significativas que as espécies invasoras representam para os ecossistemas (GAO et al., 2022). Essas invasões provocam alterações ambientais que podem comprometer a biodiversidade nativa, levando à extinção de espécies, além de afetarem os serviços ecossistêmicos, como a regulação do clima, a ciclagem de água e nutrientes (CASTRO-DÍEZ et al., 2019). Além dos impactos ecológicos, elas também influenciam negativamente a saúde humana e as economias globais (MATHESON & MCGAUGHRAN, 2022). A intensificação das atividades humanas, o comércio global e o transporte nas últimas décadas têm aumentado consideravelmente o movimento de espécies para além de suas fronteiras naturais. Com a crescente introdução de espécies invasoras e falhas nos sistemas de detecção, algumas delas conseguem se adaptar, estabelecer e proliferar em novos ambientes (CARNEGIE & NAHRUNG, 2019). Assim, o monitoramento e a identificação em tempo real dessas espécies são essenciais para a detecção precoce, evitando o crescimento populacional descontrolado e os consequentes danos ecológicos e econômicos.

Capturar a distribuição de espécies invasoras e, principalmente seu controle, é um desafio significativo que os cientistas, gestores e os formuladores de políticas enfrentam (NOVOA et al., 2020). Um passo importante para conter infestações de espécies invasoras é identificar e mapear sua localização. Esses dados assumem um papel importante na tomada de decisão por parte de gestores ambientais, contribuindo nas ações de mitigação, estratégias de controle e recuperação de áreas afetadas. Assim, as imagens obtidas por meio de RPAs (sistemas de aeronaves remotamente pilotadas) são uma solução econômica para o monitoramento regular de maneira frequente (MARZIALETTI et al., 2021).

Veículos aéreos não tripulados (UAVs) são frequentemente referidos como UAS (sistemas aéreos não tripulados) e RPAs (sistemas de aeronaves remotamente pilotadas). Embora existam pequenas distinções entre esses termos, eles são frequentemente usados de forma intercambiável. Outras terminologias comuns incluem: Equipamento de Navegação Operado Remotamente Dinâmico (DRONE), Veículos Pilotados Remotamente (RPV), Aeronaves Operadas Remotamente (ROA)

e Sistemas de Aeronaves Não Tripuladas (UAS) (DOS SANTOS et al., 2019). Os RPAs, que operam de forma segura e previsível em relação a outras aeronaves, são tecnicamente parte dos UAS. No entanto, o termo "RPA" foi adotado internacionalmente, conforme a Organização Internacional de Aviação Civil (ICAO) (GRANSHAW, 2018). Apesar de "UAS" e "UAV" ainda serem amplamente utilizados em pesquisas científicas, optamos por utilizar o termo "RPAs" para designar veículos aéreos remotamente pilotados ao longo deste texto.

As vantagens proporcionadas pelo uso de RPAs têm impulsionado sua crescente demanda em diversas áreas. A acessibilidade, flexibilidade e eficiência destacam-se como características promissoras dessa tecnologia. Além disso, os RPAs oferecem benefícios como baixo custo, agilidade, capacidade de manobra, economia de tempo, coleta de dados em tempo real, maior produtividade e eficiência no gerenciamento de recursos. Outros diferenciais incluem a captura de imagens de alta resolução e a possibilidade de acoplar sensores multiespectrais, entre outros (PURI et al., 2017). Atualmente, os RPAs estão se tornando uma ferramenta amplamente utilizada e altamente eficaz por pesquisadores, fornecendo plataformas aéreas controladas remotamente, com a capacidade de serem equipadas com uma ampla gama de sensores (JIMÉNEZ LÓPEZ & MULERO-PÁZMÁNY, 2019).

Entre as diversas aplicações, os RPAs têm sido utilizados para estudar o uso espacial e temporal de espécies e habitats específicos (STRANDBURG-PESHKIN et al., 2017), monitorar desastres naturais (KUCHARCZYK & HUGENHOLTZ, 2021), além de aplicações ambientais, agronômicas e florestais (HOFFMANN et al., 2016; SMIGAJ et al., 2017). Essas plataformas também permitem a estimativa de parâmetros morfológicos e fisiológicos de indivíduos (HORTON et al., 2019) e o monitoramento de espécies invasoras (ABEYSINGHE et al., 2019; MAFANYA et al., 2017). Os RPAs estão ganhando cada vez mais relevância no monitoramento espaço-temporal de espécies invasoras, oferecendo um potencial para aprimorar o monitoramento ecológico e a vigilância em ambientes naturais e agrícolas (LINCHANT et al., 2015). Essas ferramentas permitem a coleta e análise de grandes volumes de dados, complementados por observações de campo.

Para obter o máximo benefício dos levantamentos RPAs, é necessário escolher estratégias espaciais apropriadas para sua implantação. Levantamentos de aeronaves remotamente pilotadas de espécies invasoras envolvem várias etapas,

desde decisões de planejamento sobre trajetórias de voo e altura, até processamento e análise de imagens para identificação das espécies (BAXTER E HAMILTON, 2018). Decisões como o posicionamento da câmera, velocidade e escolha do algoritmo de processamento de imagem são algumas etapas que, se não bem planejadas, afetarão o nível o erro de detecção.

A análise bibliométrica é uma ferramenta poderosa para a pesquisa científica e contribuição do conhecimento científico derivado das publicações (MAZOR et al., 2018). As pesquisas direcionadas usando termos de busca extraídos de frequências de palavras-chave resultam em informações precisas nas áreas de interesse. Assim, com o rápido crescimento do interesse por esta tecnologia, esta pesquisa teve como objetivo realizar uma revisão sistemática e bibliométrica para verificar o uso de aeronaves remotamente pilotadas na identificação e monitoramento de espécies invasoras.

Material e Métodos

Adotou-se a revisão sistemática e bibliométrica de publicações, relacionadas a RPAs como metodologia de pesquisa. Sendo assim, foram realizadas buscas nas bases de dados científicos Scopus e Web of Science, amplamente aplicadas no âmbito institucional de pesquisa. A busca configurou os descritores dos artigos científicos de acordo com as combinações de termos: “UAV OR Drone OR RPA OR UAS OR VANT’ AND ‘Invasive Species OR Biological Invasion OR Alien Plant’”. O período considerado para a pesquisa compreendeu o ano de 2003 a 2022 e considerou os descritores em títulos e palavras-chaves.

Primeiramente, foi realizada uma busca de identificação que retornou 281 artigos, 114 na Scopus e 167 na Web of Science. Após a leitura dos títulos, resumos e palavras-chave, 144 artigos foram excluídos na fase de seleção por não atenderem ao objetivo da pesquisa. Na fase de elegibilidade 137 artigos se encontravam dentro da temática em estudo, no entanto, destes, 51 foram excluídos por se repetirem entre as plataformas, já que as publicações foram agrupadas de maneira independente durante a busca. Ainda na etapa de elegibilidade, foram excluídos 10 artigos, por não possuir livre acesso, e posteriormente 11, que após a leitura completa do texto não atenderam o objetivo da pesquisa.

Assim, na fase de inclusão, foram mantidos e considerados para a revisão sistemática, 65 artigos. (Figura 1).



Figura 1 – Fluxograma, descrevendo as quatro fases aplicadas para a seleção dos artigos.

A análise descritiva dos dados obtidos nos artigos incluídos foi realizada utilizando uma planilha do Microsoft Excel®. Os dados foram organizados para análise e quantificação, com as seguintes variáveis de estudo: adequação ao tema, descritores, idiomas, status de acesso, periódico, plataforma de busca (Scopus ou Web of Science), título, tema, objetivo, tipo da espécie invasora (arbórea, arbustiva, cactácea, herbácea ou macrófita), nome da espécie invasora, ano da publicação, país, drone, plataforma (multirrotor ou asa fixa), nome do sensor, tipo de sensor (RGB, multiespectral, hiperespectral ou lidar), softwares (utilizados para ortofotomosaico, processamento de imagens ou estatística), algoritmo, altura do voo, tamanho do pixel, eficiência na identificação da espécie e referência. Foram utilizados para a análise de dados e confecção de figuras os softwares ArcGis®, Microsoft Excel®, SigmaPlot® e Adobe Illustrator®.

Resultados e Discussão

Uso de RPAS para identificação e monitoramento de espécies invasoras

O número de publicações relacionadas ao uso de RPAs para identificação e monitoramento de espécies invasoras aumentou entre 2015 e 2021, seguido por um decréscimo em 2022 (Figura 2). Esse crescimento no número de artigos publicados ao longo dos anos está associado tanto ao aumento das ocorrências de espécies invasoras quanto ao avanço das tecnologias voltadas para o uso de RPAs. As aeronaves remotamente pilotadas têm sido amplamente empregadas em levantamentos, mapeamentos e na agricultura de precisão, o que resultou em um aumento significativo dos investimentos para o desenvolvimento e aprimoramento dessas tecnologias a partir de 2014 (DEL CERRO et al., 2021).

Estratégias de prevenção e detecção precoce de invasões biológicas geralmente demandam menos recursos financeiros do que o manejo após o estabelecimento das espécies (REASER et al., 2020). Nesse contexto, tecnologias como RPAs, equipadas com sensores e algoritmos avançados, têm sido utilizadas para identificar espécies invasoras antes que causem danos econômicos ou impactos significativos à biodiversidade (WANG et al., 2022).

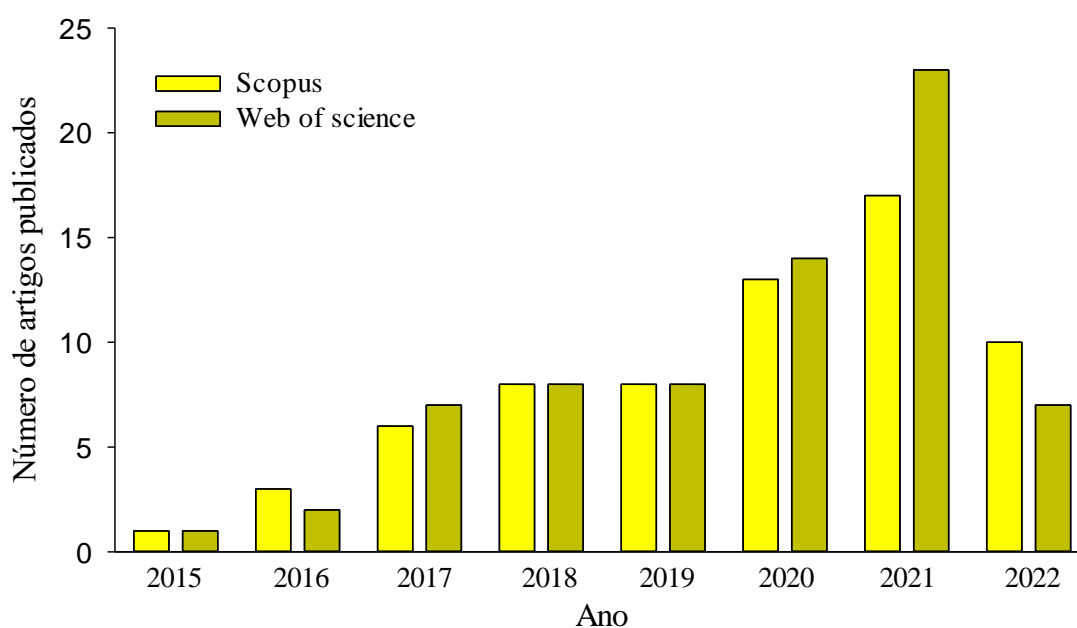


Figura 2 – Número de publicações relacionadas ao uso de RPAs para identificação de espécies invasoras ao longo dos anos, nas bases de dados Scopus e Web of Science.

Os 65 artigos incluídos na análise foram redigidos em inglês e considerados de livre acesso. Destes, 9 foram obtidos da base de dados Scopus, 14 da Web of Science, e 42 estavam disponíveis em ambas as plataformas. Os periódicos com maior número de publicações sobre o tema foram “Remote Sensing” (34%) e “International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation” (6%).

As pesquisas sobre o uso de RPAs para a identificação e mapeamento de espécies invasoras foram realizadas em 26 países. A maior parte dos estudos foi conduzida na Europa (37,5%), América do Norte (26,5%) e Ásia (15,6%), com destaque para os Estados Unidos e China (Figura 3).

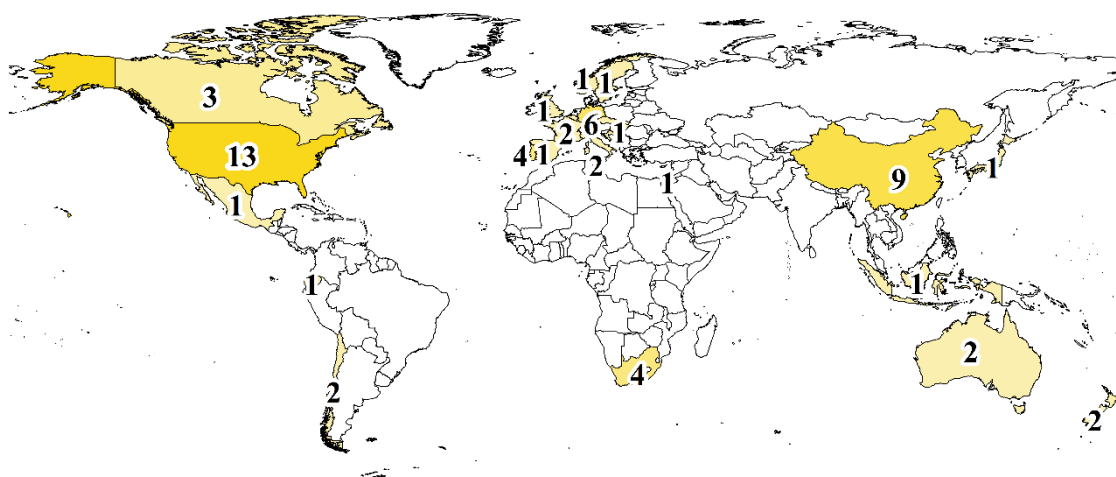


Figura 3 – Número de artigos relacionados ao uso de RPAs para identificação de espécies invasoras e países onde foram desenvolvidos.

Espécies invasoras encontram-se em todo mundo devido à alta capacidade de dispersão, vigor e plasticidade fenotípica (NI et al., 2021; VAN KLEUNEN et al., 2010). Além disso o transporte em veículos internacionais de comércio (WESTPHAL et al., 2008; Mackenzie, 2000); aumento na indústria do turismo (SUTHERST, 2001); desenvolvimento socioeconômico e produto interno bruto de um país (SHARMA et al., 2010), são fatores que influenciam na invasão biológica das espécies. Assim, países desenvolvidos como os Estados Unidos da América e a China, possuem um

grande número de invasoras (GBIF, 2022; WESTPHAL et al., 2008), e consequentemente, maior investimento em pesquisas para identificação, monitoramento e manejo.

A carência de pesquisas no Brasil e no continente africano é preocupante (Figura 3). As invasões biológicas no continente africano crescem ao longo dos anos e o controle em áreas prioritárias de conservação ainda é ineficiente (VAN WILGEN et al., 2022). Além disso, os impactos negativos em recursos hídricos, pastagens e na biodiversidade local, geram um custo de US\$ 875 milhões/ano (DE LANGE E VAN WILGEN, 2010). No Brasil, já foram relatadas 1214 espécies exóticas, ameaçando tanto o setor agrícola, quanto a biodiversidade nacional; e o gasto anual para contenção de danos é em média US\$ 3,02 bilhões (ADELINO et al., 2021). Portanto, pesquisas sobre o uso de RPAs para monitoramento das espécies invasoras, aliadas às políticas públicas poderiam auxiliar na redução desse problema e nos custos para intervenção.

Plataforma e sensores

A plataforma de RPAs mais utilizada foi a multirrotor (73,8 %), seguida pela asa fixa (13,8%), e 12,4% dos artigos não continham essa informação disponível (Figura 4). Os voos de aeronaves remotamente pilotadas multirrotores são realizados pela velocidade dos rotores, enquanto na plataforma asa fixa, há a dependência do fluxo de ar (DEL CERRO et al., 2021). Assim, RPAs multirrotores são mais utilizadas devido à capacidade de realizar voos plainados, o que aumenta o tempo de captação pelos sensores, além de possibilitar voos em baixa velocidade e altitude (DEL CERRO et al., 2021). Essas vantagens são ideais para identificação de espécies invasoras, permitindo a avaliação de pequenas áreas (EUGÊNIO et al., 2020) e decolagem e pouso em locais arborizados (LIZZIO; CAPELLO E GUGLIERI, 2022).

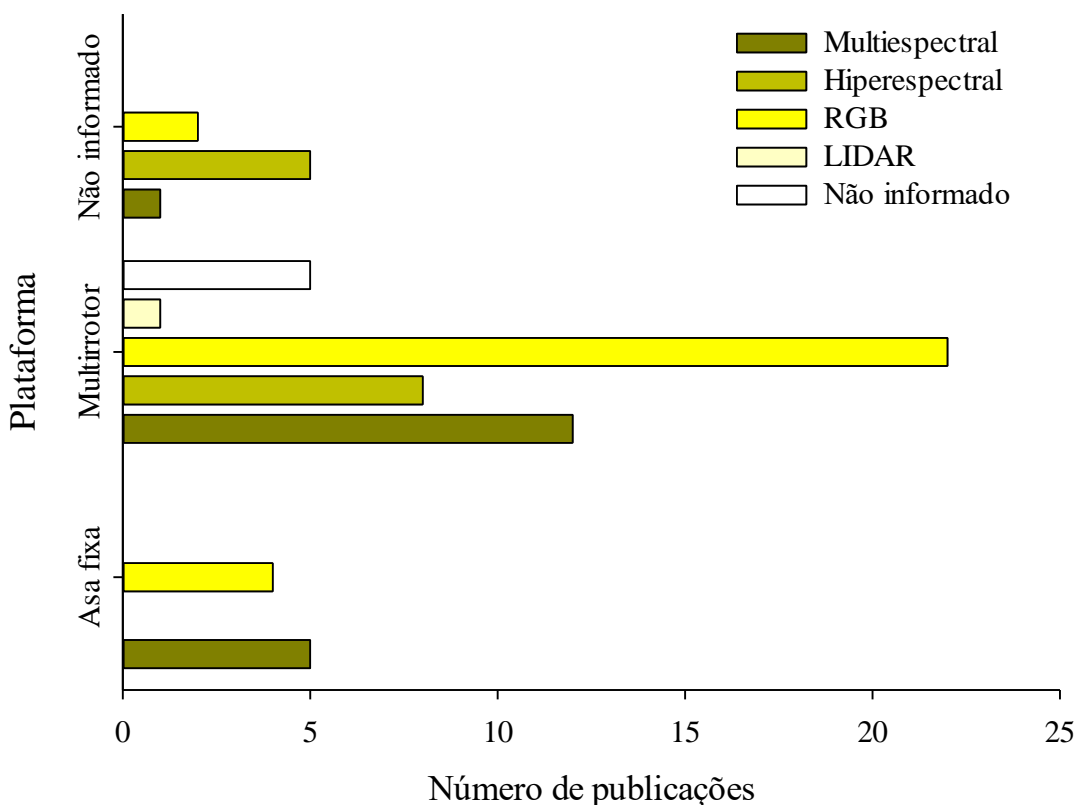


Figura 4 – Relação entre plataformas e sensores utilizados nos artigos selecionados

Os multirrotos mais empregados foram o Phantom 4® e Phantom 3®; e o asa fixa SenseFly eBee®. Dà-Jiang Innovations Science and Technology fabricou aproximadamente 55% dos RPAs utilizados nos artigos selecionados (Tabela 1).

Os sensores utilizados foram: RGB, multiespectral, hiperespectral, e lidar, com 43, 28, 20 e 2% dos relatos, respectivamente. Em relação à captação de imagens RGB, destaca-se o uso de sensores Canon, DJI e Sony; e multiespectrais: Parrot Sequoia e Canon (Tabela 1). Aproximadamente 7% dos artigos analisados não informaram o tipo de sensor (Figura 4).

O sensor RGB é amplamente utilizado devido ao seu menor custo, leveza e facilidade na coleta e processamento dos dados (XIE & YANG, 2020). No entanto, sensores RGB capturam informações apenas no espectro visível, enquanto os sensores multiespectrais fornecem dados em outras bandas, como o infravermelho próximo, essencial para a geração de índices de vegetação (XIE & YANG, 2020). Recentemente, tem-se observado um aumento no uso de sensores hiperespectrais, que oferecem informações detalhadas por meio de milhares de bandas espectrais. Apesar de seu grande potencial, esses sensores ainda enfrentam desafios, como o

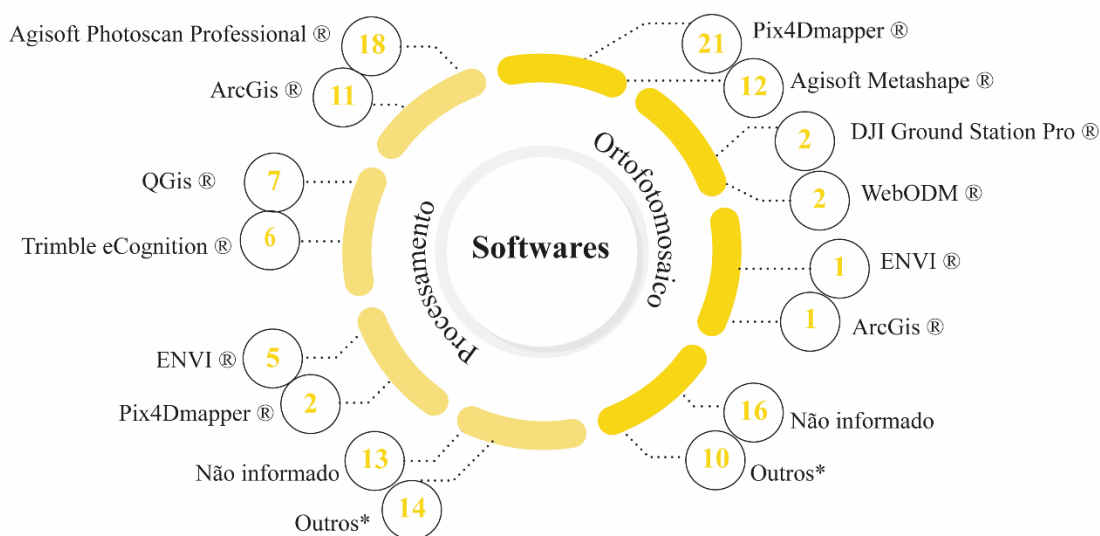
elevado custo e a maior complexidade operacional, quando comparados aos sensores RGB e multiespectrais, que permanecem mais populares devido à sua simplicidade e acessibilidade (WU & SUN, 2013).

A plataforma multirrotor combinada com sensor RGB foi a mais utilizada (Figura 4), o que pode ser atribuído à popularidade da tecnologia "ready-to-fly", que oferece aeronaves remotamente pilotadas prontas para o uso, sem a necessidade de acessórios adicionais (TORRESAN et al., 2017). Além das vantagens já mencionadas, como o menor custo e a facilidade de operação, essa conveniência provavelmente influencia a decisão de muitos pesquisadores em optar por multirrotores equipados com sensores RGB.

Processamento de dados

Os sensores RGB, multiespectrais e hiperespectrais empregados nos estudos avaliados resultaram em imagens que foram processadas para atingir os objetivos finais de cada pesquisa. O processamento inicial envolve a criação de um ortofotomosaico, que é gerado a partir do alinhamento das imagens nos locais corretos, a formação de uma nuvem de pontos e a criação de um modelo digital de elevação (EUGÊNIO et al., 2020). O ortofotomosaico georreferenciado é uma imagem única resultante da combinação das imagens aéreas (LELÉGARD et al., 2022), sendo uma representação abrangente da área de estudo. Entre os estudos avaliados, o software mais comumente utilizado para a geração do ortofotomosaico foi o Pix4Dmapper® (21 relatos), seguido pelo Agisoft Metashape® (12 relatos) (Figura 5).

Após a criação do ortofotomosaico, a imagem resultante passa por um processo de classificação, que pode ser supervisionado ou não supervisionado. A classificação supervisionada, geralmente mais empregada, utiliza um classificador que identifica padrões com base em amostras conhecidas e conhecimentos prévios (Lv & Wang, 2020). Os softwares mais utilizados para o processamento de dados foram o Agisoft Photoscan Professional® (18 relatos) e o ArcGIS® (11 relatos) (Figura 5).



* Softwares utilizados em apenas um artigo

Figura 5 – Softwares utilizados para geração de ortofotomosaico e processamento de imagens nos artigos selecionados.

A inclusão de algoritmos é essencial para a classificação supervisionada (Sheykhmousa et al., 2020). Nos trabalhos avaliados, os algoritmos mais utilizados foram, respectivamente, "Random Forest" (RF), "Convolutional Neural Network" (CNN) e "Support Vector Machines" (SVM) (Tabela 1).

O RF foi desenvolvido para abordar problemas de regressão e é um método não paramétrico que utiliza uma combinação de árvores de decisão para fazer previsões (EUGÊNIO et al., 2020). O RF avalia e classifica as variáveis preditoras com base em sua importância e pode lidar com grandes volumes de dados (SHEYKHOUSA et al., 2020), razão pela qual tem sido amplamente utilizado no monitoramento de espécies invasoras (JOCHEMS et al., 2021; GUILLERME et al., 2020; DASH et al., 2019).

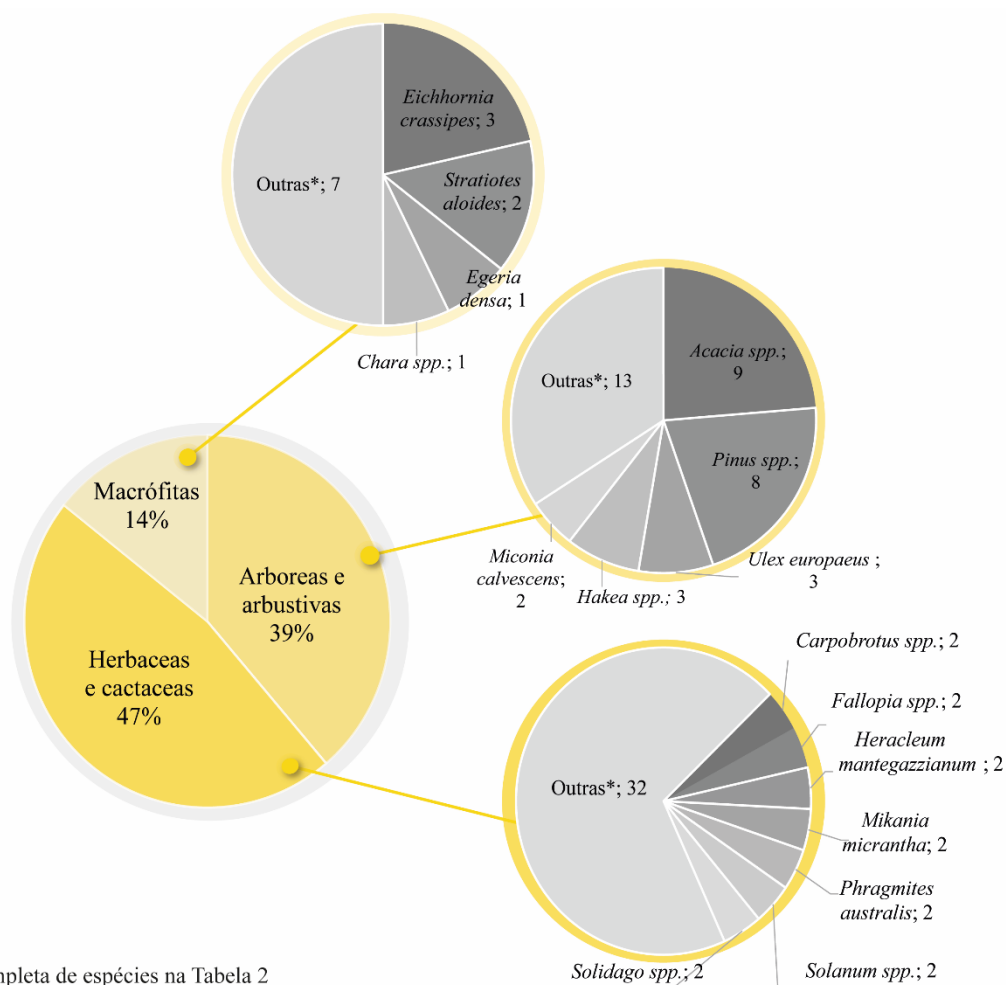
As redes neurais, inspiradas no funcionamento do cérebro humano, consistem em elementos conectados dispostos com pesos ajustáveis (PAPP et al., 2021). São um dos métodos de classificação artificial mais populares (PAPP et al., 2021) e o segundo mais utilizado nos trabalhos avaliados (WANG et al., 2021; OLDELAND et al., 2021). O SVM é um algoritmo de aprendizado de máquina desenvolvido antes do RF, baseado na teoria de aprendizagem estatística (PAPP et al., 2021; LV & WANG, 2020).

Espécies Invasoras

As invasoras identificadas e monitoradas por RPAs foram classificadas em Herbáceas e cactáceas (47%), Arbóreas e arbustivas (39%) e Macrófitas (14%) (Figura 6). Aspectos relacionados à fisiologia, crescimento (NI et al., 2021; Van KLEUNEN et al., 2010) e características fenológicas, como floração precoce e longa, ciclo de vida curto e altas taxas de reprodução influenciam na capacidade de invasão biológica das espécies (PYŠEK E RICHARDSON, 2008). Por isso, há um maior número de espécies herbáceas invasoras, o que explica a predominância de artigos relacionados à essa classe.

Cerca de 39 espécies herbáceas foram identificadas, dentre elas *Heracleum mantegazzianum*, *Mikania micrantha* e *Phragmites australis* (Figura 6). *Mikania micrantha* é problemática na China, invadindo reservas naturais e florestas, o monitoramento visual e amostragens de campo são inviáveis, por isso, o uso de RPAs é indispensável para identificação da espécie (WU et al., 2019). Metodologias foram desenvolvidas para identificação de *M. micrantha*.

Wu et al., (2019), utilizaram uma plataforma multirrotor equipada com sensor RGB e as imagens foram obtidas na altitude de 200m, resultando em um GSD (Ground Sample Distance) de 18cm. Para contornar limitações das imagens RGB, características espectrais da vegetação foram combinadas gerando uma malha tridimensional. O uso da malha 3D facilitou a identificação de *M. micrantha*, entretanto, os autores sugerem que voos em altitudes inferiores podem ser mais eficientes. Li et al., (2019), utilizaram um sensor hiperespectral com 250 bandas para identificação da mesma espécie, os resultados demonstraram 85,5% de confiabilidade na identificação de *M. micrantha*, sendo a metodologia mais eficaz que a de Wu et al., (2019).



* Lista completa de espécies na Tabela 2

Figura 6 – Espécies invasoras identificadas ou monitoradas nos artigos selecionados.

A identificação de *Phragmites australis*, espécie invasora nos Estados Unidos da América, utilizando RPAS foi avaliada por Anderson et al., (2021); Brooks et al., (2021) e Abeysinghe et al., (2019). As pesquisas foram realizadas com plataforma multirrotor e sensor multiespectral, plataforma asa fixa e sensor multiespectral, e plataforma asa fixa e sensor RGB (ANDERSON et al., 2021; BROOKS et al., 2021 e ABEYSINGHE et al., 2019). As alturas de voo variaram entre 100 e 121m e, o GSD entre 2,4 e 13,9cm. Todas as combinações de plataformas, sensores e altura de voo resultaram em uma precisão de identificação de *P. australis* acima de 90%.

Considerando espécies classificadas como arbóreas ou arbustivas, houve um predomínio de trabalhos realizados com *Acacia spp.* e *Pinus spp.* (Figura 6).

Pesquisas acerca da invasão biológica de *Acacia* spp. foram realizadas na Europa e na África do Sul. De la Cueva et al., (2022), classificaram a cobertura de *Acacia dealbata* em três regiões da Espanha, utilizando RPA multirrotor, sensores RGB e multiespectral, e altura de voo de 120m. As imagens obtidas foram processadas no software MaxEnt gerando um GSD de 3,29 cm. Apesar da alta resolução, houve dificuldade na identificação devido à variabilidade das copas das árvores, dessa forma, foi proposta uma classificação considerando os estádios de floração. Essa metodologia foi eficiente e permite monitorar a expansão da árvore invasora.

Trichilogaster acaciaelongifoliae Froggatt (Hymenoptera: Pteromalidae) é um inimigo natural que ataca as flores de *A. longifolia*, impedindo a formação de novos frutos e sementes (MARCHANTE et al., 2010). Dessa forma, identificar a floração de *A. longifolia* para introdução e observação da eficiência do controle biológico é importante (DENNILL et al., 1999). Visando essa aplicação, De Sa et al., (2018), propuseram uma metodologia para monitoramento da espécie utilizando RPA asa fixa, sensor RGB, altura de voo entre 100 e 160m e o algoritmo RF. O software utilizado para gerar ortomosaico e processamento das imagens foi o Agisoft Photoscan®, os resultados obtidos foram um GSD de 4 e 6 cm (considerando a altura do voo). Os autores consideram os resultados eficientes para monitoramento da espécie e identificação dos danos causados pela *T. acaciaelongifoliae*.

Em relação às macrófitas, *Eichhornia crassipes* foi a espécie mais citada. A invasão biológica de espécies aquáticas é preocupante porque além de interferir na biodiversidade de plantas, podem causar sombreamento, reduzir o oxigênio na água, e interferir no fitoplâncton e forrageamento de peixes (MADSEN, 2005; THEEL E DIBBLE, 2008). Ademais, a distribuição dessas espécies nos reservatórios de hidrelétricas pode diminuir a eficiência na geração de energia e o controle é limitado porque o uso de herbicidas também causa impacto negativo na comunidade aquática (FLEMING et al., 2015).

Estudos com macrófitas como *E. crassipes*, nativa da América do Sul e considerada invasora em ao menos 110 países (GBIF, 2022), têm sido realizados. Pádua et al., 2022 identificaram invasões de *E. crassipes* em regiões de Portugal utilizando imagens do Satélite Sentinel 2MSI combinadas com levantamentos realizados por RPAs. As imagens foram obtidas com o sensor multiespectral MicaSense RedEdge-MX, altura de voo 100m. O GSD obtido das imagens foi de 7

cm, e os classificadores utilizados foram RF, SVM, CNN e NN, sendo a classificação com redes neurais mais eficiente. As imagens do satélite permitiram observar a cobertura de *E. crassipes* na superfície da água, e imagens obtidas a partir do levantamento com RPA, permitem observar progressos na invasão da espécie.

A tabela 1 engloba dados de drone, sensor, altura de voo, tamanho do pixel ou GSD e algoritmo utilizados para identificação eficiente de espécies invasoras arbóreas, arbustivas, cactáceas, herbáceas e macrófitas com base nas metodologias e resultados de publicações das plataformas Scopus e Web of Science.

Tabela 1 – Drone, sensor, altura de voo, tamanho do pixel ou GSD e algoritmo utilizados para identificação eficiente de espécies invasoras de acordo com artigos selecionados na Scopus e Web of Science.

Tipo de espécie	Espécie invasora	Drone	Nome do sensor	Altura (s) do voo (m)	Tamanho do pixel ou GSD (cm)	Algoritmo (s)	Referência
	<i>Acacia dealbata</i>	DJI Matrice 200	MicaSense RedEdge-MX	120	3,29	ND	VAZQUEZ DE LA CUEVA et al., 2022
	<i>Acacia dealbata, Pinus radiata e Ulex europeus</i>	ND	ND	ND	ND	ND	KATTENBORN et al., 2019
	<i>Acacia dealbata, Pinus radiata e Ulex europaeus</i>	MK Okto XL 6S12	Canon 100D e OXI-II	150	10	One-class classifiers (OCC)	LOPATIN; DOLOS; KATTENBORN, 2019
	<i>Acacia longifolia</i>	DJI Phantom 3 Pro	Sony EXMOR	25	ND	Convolutional neural network (CNN)	GONÇALVES et al., 2022
	<i>Acacia mearnsii, Acacia saligna, Eucalyptus spp., Hakea spp. e Pinus spp.</i>	DJI Mavic 2 Pro	DJI FC2204	ND	ND	Support Vector Machines (SVM)	HOLDEN et al., 2021
	<i>Acacia saligna</i>	DJI Phantom 4 Pro	Parrot Sequoia	ND	5	ND	MARZIALETTI et al., 2022
	<i>Acacia saligna</i>	DJI Phantom 4 Pro	CMOS	50	ND	Large Scale Mean Shift (LSMS)	MARZIALETTI et al., 2021
Arbórea	<i>Acer platanoides, Betula pendula, Ficus sycomorus, Quercus spp., Pinus nigra, Pinus sylvestris</i>	DJI Phantom 4	ND	ND	5,3	ND	AHMED et al., 2021
	<i>Bellucia pentamera</i>	DJI Phantom 4	CMOS	70	ND	ND	SOLFIYENE et al., 2022
	<i>Hakea spp.</i>	DJI Mavic Pro	ND	ND	ND	Convolutional neural network (CNN)	JAMES E BRADSHAW, 2020
	<i>Juniperus virginiana</i>	DJI Matrice 600 Pro	ND	30,5	0,694	Convolutional neural network (CNN)	WANG. et al., 2021
	<i>Miconia calvescens</i>	DJI Inspire 2	Zenmuse X5S	50	1,1	Deep convolutional neural network (DNN)	RODRIGUEZ et al., 2021
	<i>Miconia calvescens</i>	DJI Inspire 1	DJI FC350	30 - 120	1,37 - 5,31	ND	PERROY et al., 2017
	<i>Phyllostachys edulis</i>	ND	ND	700-800	ND	Decision tree (DT), Random Forest (RF), AlexNet e ResNet	LIU et al., 2021
	<i>Pinus sylvestris e Pinus ponderosa</i>	DJI Matrice 600 Pro	Senterra Multispectral Double 4K	80	2,5	Random Forest (RF) e Logistic Regression (LR)	DASH et al., 2019

		DJI Mavic 2 Pro	ND	90	ND	ND	MEDAKET et al., 2021
	<i>Sonneratia apetala</i>	iFlight Bumblebee	AS-900HL	70	ND	Support vector regression (SVR) e Random forest regression (RFR)	TIAN et al., 2022
	<i>Vaccinium cosybosum x angustifolium</i>	DJI Phantom 4	ND	ND	ND	ND	CABEZAS et al., 2020
	<i>Pinus radiata e Ulex europaeus</i>	DJI Phantom 4 Pro	ND	100	5	Convolutional neural network (CNN)	KATTENBORN et al., 2020
Árborea e Herbácea	<i>Psidium guajava, Pennisetum purpureum Rubus niveus e Zygosium jambo</i>	DJI Mavic Pro Platinum	ND	ND	ND	Random Forest (RF)	LASO et al., 2020
	<i>Acacia longifolia</i>	SenseFly eBee	ND	100 e 160	4,0 - 6,0	Random Forest (RF)	DE SA et al., 2018
Arbustiva	<i>Hakea sericea</i>	SenseFly eBee	Canon IXUS 220 HS e Canon PowerShot ELPH 300HS	ND	7	Nearest Neighbor (NN)	ALVAREZ-TABOADA et al., 2017
	<i>Ulex europaeus</i>	MK Okto XL 6S12	Canon EOS 100D	90 e 160	2,0 - 3,0	Random Forest (RF)	GRANZIG et al., 2021
Cactacea	<i>Harrisia pomanensis</i>	ND	Sony NEX-7	160	ND	ND	MAFANYA et al., 2018
	<i>Achillea millefolium , Alchemilla subcrenata , Barbarea vulgaris e Ranunculus repens</i>	ND	Alpha 6000 MicaSense	3 - 5 e 30 - 40	0,03 - 0,05	ND	BARTLETt et al., 2021
	<i>Ambrosia artemisiifolia</i>	ND	Sony NEX 7	75	ND	ND	USTYUZHANIN et al., 2015
	<i>Ammophila arenaria, Baccharis pilularis, Cakile maritima, Carpobrotus edulis, Fagopyrum esculentum, Solidago spathulata</i>	DJI Mavic Pro	DJI FC220	42	ND	ND	MADURAPPERUMA et al., 2020
Herbácea	<i>Amorpha fruticosa</i>	ND	MicaSense RedEdge-MX	250m	15	Minimum distance (MD), maximum likelihood (ML) and spectral angle mapping (SAM)	GRABIĆ et al., 2022
	<i>Asclepias syriaca</i>	Carbon Core Cortex X8	Cubert UHD-185	80 - 100	2,0 - 3,0	Support Vector Machine (SVM) e Artificial Neural Network (ANN)	PAPP et al., 2021
	<i>Bothriochloa ischaemum, Prosopis glandulosa</i>	DJI Phantom 3 Pro	Parrot Sequoia	30, 60 e 100	3,7 - 12,4	Maximum Likelihood (ML), Random Forest (RF) e Support Vector Machine (SVM)	JACKSON et al., 2020
	<i>Carpobrotus spp.</i>	DJI Phantom 4 Pro	ND	ND	ND	ND	BOGDAN et al., 2021

	DJI Spreading Wings S800	ND	ND	ND	ND	SANDINO et al., 2018
<i>Centaurea maculosa</i>	DJI Phantom 4	Parrot Sequoia	30	2,9	Structure-from-Motion (SfM)	BARON E HILL, 2020
<i>Cuscuta</i> spp	DJI Mavic Pro	CMOS	30	25	ND	GUTIÉRREZ-LAZCANO et al., 2022
<i>Elymus athericus</i>	WingtraOne GEN II	Sony RX1RII RGB e MicaSense RedEdge-MX	100	1,4 - 6,8	Random Forest (RF), Elastic Net e Artificial Neural Network (ANN)	OLDELAND . et al., 2021
<i>Fallopia</i> spp., <i>Heracleum mantegazzianum</i> , <i>Impatiens glandulifer</i>	Trimble Gatewing X100	Ricoh GR3	200 - 300	5,0 - 10,0	Random Forest (RF)	MICHEZ et al., 2016
<i>Harrisia pomanensis</i>	ND	Canon S110 RGB	100	3,65	Maximum Likelihood (ML) e K-means	MAFANYA et al., 2017
<i>Helianthus tuberosus</i> e <i>Solidago canadensis</i>	DJI Mavic 2 Enterprise	M2ED	50	ND	ND	SLADONJA et al., 2022
<i>Heracleum mantegazzianum</i> e <i>Fallopia japonica</i>	ND	APS-C	ND	5	ND	MÜLLEROVÁ et al., 2017
<i>Jacobaea vulgaris</i>	Intel Falcon 8	Sony Alpha 6000 e XNiteSonyNEX7	50	1	ND	TAY et al., 2018
<i>Lupinus polyphyllus</i>	DJI Phantom 4	FC330	20	ND	Random Forest (RF)	WIJESINGHA et al., 2020
<i>Mikania micrantha</i>	ND	PSR-3500	ND	ND	ND	LI et al., 2019
<i>Mikania micrantha</i>	ND	FC350	200	18	Support Vector Machines (SVM), Classification and Regression Tree (CART) e k-Nearest Neighbor (KNN)	WU et al., 2019
<i>Oxytropis ochrocephala</i>	DJI Mavic 2 Pro	ND	2	0,9	ND	ZHANG et al., 2021
<i>Phragmites australis</i>	DJI Matrice 100	ND	114	5,04	ND	MOHLER E MORSE, 2022
<i>Phragmites australis</i>	DJI Phantom 3 Advanced e DJI Mavic Pro	MAPIR Survey	100	ND	ND	BROOKS et al., 2021
<i>Phragmites australis</i>	SenseFly eBee	Canon PowerShot S110 e Sony A6300	117 e 121	2,4 - 4,2	Object-based image analysis (OBIA) e the grey-level co-occurrence matrix homogeneity algorithm (GLCM)	ANDERSON et al., 2021

		SenseFly eBee	Parrot Sequoia e Sony DSC WX 220	120	3,43 - 13,9	Neural network (NN), Support vector machine (SVM), e k-nearest neighbor (kNN)	ABEYSINGHE et al., 2019
	<i>Polygonaceae</i>	DS6 hexacopter	Exmor CMOS Full Frame	ND	8	Random Forest (RF)	MARTIN et al., 2018
	<i>Rumex obtusifolius</i>	DJI Phantom e DJI Phantom 4 Pro	ND	10 e 20	0,06	Convolutional neural network (CNN)	LAM et al., 2021
	<i>Solanum rostratum</i>	DJI Mavic Air	FC2103	2,5; 5; 10 e 15	ND	Convolutional neural network (CNN)	WANG et al., 2021
	<i>Solidago canadensis e Solidago gigantea</i>	DJI Matrice 200	Parrot Sequoia	30	ND	ND	KOCO et al., 2021
	<i>Spartina alterniflora</i>	Microdornes MD4-1000	PENTAX Optio A40	120	10	Support Vector Machines (SVM)	ZHOU et al., 2018
	<i>Spartina alterniflora</i>	DJI Phantom 4 e DJI Matrice 600 Pro	LIDAR	200	ND	ND	ZHU et al., 2019
	<i>Spiraea japonica</i>	ND	ND	ND	ND	Random Forest (RF)	GUILLERME et al., 2020
	<i>Taeniatherum caput-medusae e Ventenata dubia</i>	Tarot 650	MicaSense RedEdge-MX	30	2	Random Forest (RF)	WEISBERG et al., 2021
	<i>Chara spp., Elodea canadensis, Hydrocharis morsus-ranae, Typha x glauca</i>	Parrot Bluegrass Quadcopter	Parrot Sequoia	30 e 105	3,0 - 11,0	Random Forest (RF)	JOCHEMS et al., 2021
	<i>Egeria densa</i>	DJI Phantom 3 Pro	ND	100	ND	ND	DOI et al., 2021
	<i>Eichhornia crassipes</i>	DJI Matrice 300 - RTK	MicaSense RedEdge-MX	100	7	Random Forest (RF), Convolutional neural network (CNN), Support Vector Machines (SVM) e Nearest Neighbor (NN)	PÁDUA et al., 2022
Macrófita	<i>Eichhornia crassipes e Ludwigia spp.</i>	DJI Matrice 600 Pro	Headwall Nano-Hyperspec	115	5,1 - 5,4	Random Forest (RF)	BOLCH et al., 2021
	<i>Nymphoides cristata</i>	DJI Phantom 3 Pro	Sony EXMOR 1/2.3 e MicaSense RedEdge-MX	40, 60 e 80	1,7 - 5,5	Random Forest (RF)	BENJAMIM et al., 2021
	<i>Stratiotes aloides</i>	SenseFly eBee	Parrot sequoia	122	4	Random Forest (RF)	CHABOT et al., 2018
	<i>Stratiotes aloides</i>	SenseFly eBee	Sony Cyber-shot DSC-WX220 e Canon PowerShot S110	137	3,9 - 5,4	Random Forest (RF)	CHABOT et al., 2017
Macrófita e Herbácea	<i>Eichhornia crassipes, Nassella trichotoma, Solanum viarum</i>	ND	Sony NEX-7	5 e 30	ND	ND	HUNG et al., 2016

*ND: Informação não disponível

Conclusões

Apesar da redução no número de artigos sobre o tema em 2022, possivelmente devido à pandemia de COVID-19 e às restrições na realização de trabalhos de campo, a revisão revela uma tendência crescente na pesquisa sobre o uso de RPAs para a identificação de espécies invasoras. Esse crescimento pode ser atribuído à evolução da tecnologia e à expansão global das invasões biológicas. Observa-se que as pesquisas são predominantemente conduzidas em países desenvolvidos, com uma carência de estudos em outras regiões.

A combinação da plataforma multirrotor com o sensor RGB é amplamente utilizada devido à sua facilidade de aquisição e à tecnologia “ready-to-fly”. No entanto, há um aumento no uso de sensores multiespectrais e hiperespectrais, que demonstraram maior eficiência na identificação de plantas invasoras nos estudos avaliados. O algoritmo Random Forest (RF) continua sendo o mais utilizado no processamento de imagens, embora estudos recentes indiquem avanços no uso de Convolutional Neural Networks (CNN), com maior precisão na identificação de espécies específicas.

Em geral, as pesquisas envolvendo RPAs para identificação e monitoramento de espécies invasoras têm mostrado eficácia nas metodologias empregadas. No entanto, ainda existem lacunas significativas, como a falta de estudos focados em gramíneas tropicais, uma classe invasora altamente agressiva devido à expansão de pastagens, e a escassez de pesquisas sobre macrófitas. Assim, apesar dos avanços tecnológicos, há uma necessidade contínua de mais investigações para abordar essas lacunas e melhorar as estratégias de manejo de espécies invasoras.

Referências

ABEYSINGHE, T.; SIMIC MILAS, A.; AREND, K.; HOHMAN, B.; REIL, P.; GREGORY, A.; VÁZQUEZ-ORTEGA, A. Mapping invasive *Phragmites australis* in the Old Woman Creek estuary using UAV remote sensing and machine learning classifiers. *Remote Sensing*, v. 11, n. 11, p. 1380, 2019.

ADELINO, J. R. P.; HERINGER, G.; DIAGNE, C.; COURCHAMP, F.; DEL BIANCO FARIA, L.; ZENNI, R. D. The economic costs of biological invasions in Brazil: a first assessment. *NeoBiota*, v. 67, p. 349-374, 2021.

AHMED, S.; NICHOLSON, C. E.; MUTO, P.; PERRY, J. J.; DEAN, J. R. The use of an unmanned aerial vehicle for tree phenotyping studies. *Separations*, v. 8, n. 9, p. 160, 2021.

AKAMATSU, Y.; GOTO, M.; INUI, R.; KOMURO, T.; NAGANO, M.; MINAMOTO, T. Broad-scale detection of environmental DNA for an invasive macrophyte and the relationship between DNA concentration and coverage in rivers. *Biological Invasions*, v. 23, n. 2, p. 507-520, 2021.

ALVAREZ-TABOADA, F.; PAREDES, C.; JULIÁN-PELAZ, J. Mapping of the invasive species *Hakea sericea* using unmanned aerial vehicle (UAV) and WorldView-2 imagery and an object-oriented approach. *Remote Sensing*, v. 9, n. 9, p. 913, 2017.

ANDERSON, C. J.; HEINS, D.; PELLETIER, K. C.; BOHNEN, J. L.; KNIGHT, J. F. Mapping invasive *Phragmites australis* using unoccupied aircraft system imagery, canopy height models, and synthetic aperture radar. *Remote Sensing*, v. 13, n. 16, p. 3303, 2021.

BARON, J.; HILL, D. J. Monitoring grassland invasion by spotted knapweed (*Centaurea maculosa*) with RPAS-acquired multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 249, p. 112008, 2020.

BARTLETT, J. C.; WESTERGAARD, K. B.; PAULSEN, I. M.; WEDEGÄRTNER, R. E.; WILKEN, F.; RAVOLAINEN, V. Moving out of town? The status of alien plants in high-Arctic Svalbard, and a method for monitoring of alien flora in high-risk, polar environments. *Ecological Solutions and Evidence*, v. 2, n. 1, e12056, 2021.

BAXTER, P. W.; HAMILTON, G. Learning to fly: integrating spatial ecology with unmanned aerial vehicle surveys. *Ecosphere*, v. 9, n. 4, e02194, 2018.

BENJAMIN, A. R.; ABD-ELRAHMAN, A.; GETTYS, L. A.; HOCHMAIR, H. H.; THAYER, K. Monitoring the efficacy of Crested Floatingheart (*Nymphoides cristata*) management with object-based image analysis of UAS imagery. *Remote Sensing*, v. 13, n. 4, p. 830, 2021.

BOGDAN, A.; LEVIN, S. C.; SALGUERO-GÓMEZ, R.; KNIGHT, T. M. Demographic analysis of an Israeli *Carpobrotus* population. *PLoS One*, v. 16, n. 4, e0250879, 2021.

BOLCH, E. A.; HESTIR, E. L.; KHANNA, S. Performance and feasibility of drone-mounted imaging spectroscopy for invasive aquatic vegetation detection. *Remote Sensing*, v. 13, n. 4, p. 582, 2021.

BROOKS, C.; WEINSTEIN, C.; POLEY, A.; GRIMM, A.; MARION, N.; BOURGEOU-CHAVEZ, L.; KOWALSKI, K. Using uncrewed aerial vehicles for identifying the extent of invasive *Phragmites australis* in treatment areas enrolled in an adaptive management program. *Remote Sensing*, v. 13, n. 10, p. 1895, 2021.

BURGUÉS, J.; MARCO, S. Environmental chemical sensing using small drones: a review. *Science of The Total Environment*, v. 748, p. 141172, 2020.

CABEZAS, M.; KENTSCH, S.; TOMHAVE, L.; GROSS, J.; CACERES, M. L. L.; DIEZ, Y. Detection of invasive species in wetlands: practical DL with heavily imbalanced data. *Remote Sensing*, v. 12, n. 20, p. 3431, 2020.

CASTRO-DÍEZ, P.; VAZ, A. S.; SILVA, J. S.; VAN LOO, M.; ALONSO, Á.; APONTE, C.; GODOY, O. Global effects of non-native tree species on multiple ecosystem services. *Biological Reviews*, v. 94, n. 4, p. 1477-1501, 2019.

CHABOT, D.; DILLON, C.; AHMED, O.; SHEMROCK, A. Object-based analysis of UAS imagery to map emergent and submerged invasive aquatic vegetation: a case study. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, v. 5, n. 1, p. 27-33, 2016.

CHABOT, D.; DILLON, C.; SHEMROCK, A.; WEISSFLOG, N.; SAGER, E. P. An object-based image analysis workflow for monitoring shallow-water aquatic vegetation in multispectral drone imagery. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, v. 7, n. 8, p. 294, 2018.

DASH, J. P.; WATT, M. S.; PAUL, T. S.; MORGENROTH, J.; PEARSE, G. D. Early detection of invasive exotic trees using UAV and manned aircraft multispectral and LiDAR data. *Remote Sensing*, v. 11, n. 15, p. 1812, 2019.

DE LA CUEVA, A. V.; MONTES, F.; AULLÓ, I. The effect of flowering stage on distribution modelling performance: A case study of *Acacia dealbata* using maximum entropy modelling and RPA images. *Forest Systems*, v. 31, n. 2, p. 3, 2022.

DE LANGE, W. J.; VAN WILGEN, B. W. An economic assessment of the contribution of biological control to the management of invasive alien plants and to the protection of ecosystem services in South Africa. *Biological Invasions*, v. 12, n. 12, p. 4113-4124, 2010.

DE SA, N. C.; CASTRO, P.; CARVALHO, S.; MARCHANTE, E.; LÓPEZ-NÚÑEZ, F. A.; MARCHANTE, H. Mapping the flowering of an invasive plant using unmanned aerial vehicles: is there potential for biocontrol monitoring? *Frontiers in Plant Science*, v. 9, p. 293, 2018.

DEL CERRO, J.; CRUZ ULLOA, C.; BARRIENTOS, A.; DE LEÓN RIVAS, J. Unmanned aerial vehicles in agriculture: A survey. *Agronomy*, v. 11, n. 2, p. 203, 2021.

DENNILL, G. B.; DONNELLY, D.; STEWART, K.; IMPSON, F. A. C. Insect agents used for the biological control of Australian *Acacia* species and *Paraserianthes lophantha* (Willd.) Nielsen (Fabaceae) in South Africa. *Insect Agents Used for the Biological Control of Australian Acacia Species and Paraserianthes lophantha* (Willd.) Nielsen (Fabaceae) in South Africa, p. 45-54, 1999.

DOS SANTOS, L. M.; ARAÚJO, G.; FERRAZ, S.; BARBOSA, B. D. S.; ANDRADE, A. D. Use of remotely piloted aircraft in precision agriculture: A review. *Dyna*, v. 86, n. 210, p. 284-291, 2019.

EUGENIO, F. C.; SCHONS, C. T.; MALLMANN, C. L.; SCHUH, M. S.; FERNANDES, P.; BADIN, T. L. Remotely piloted aircraft systems and forests: A global state of the art and future challenges. *Canadian Journal of Forest Research*, v. 50, n. 8, p. 705–716, 2020.

FLEMING, J. P.; DIBBLE, E. D.; MADSEN, J. D.; WERSAL, R. M. Investigation of Darwin's naturalization hypothesis in invaded macrophyte communities. *Biological Invasions*, v. 17, n. 5, p. 1519-1531, 2015.

GAO, Z.; LIU, S.; LI, W. Biological control for predation invasion based on pair approximation. *Mathematical Biosciences and Engineering*, v. 19, n. 10, p. 10252-10274, 2022.

GBIF. Global Biodiversity Information Facility. Disponível em: <https://www.gbif.org/es/>. Acesso em dezembro de 2022.

GONÇALVES, C.; SANTANA, P.; BRANDÃO, T.; GUEDES, M. Automatic detection of *Acacia longifolia* invasive species based on UAV-acquired aerial imagery. *Information Processing in Agriculture*, v. 9, n. 2, p. 276-287, 2022.

GRABIĆ, J.; BENKA, P.; LJEVNAIĆ-MAŠIĆ, B.; VASIĆ, I.; BEZDAN, A. Spatial distribution assessment of invasive alien species *Amorpha fruticosa* L. by UAV-based remote sensing in the Special Nature Reserve Obedska Bara, Serbia. *Environmental Monitoring and Assessment*, v. 194, n. 9, p. 1-11, 2022.

GRANSHAW, S. I. RPV, UAV, UAS, RPAS... or just drone? *Photogramm*, v. 33, p. 160–170, 2018.

GRÄNZIG, T.; FASSNACHT, F. E.; KLEINSCHMIT, B.; FÖRSTER, M. Mapping the fractional coverage of the invasive shrub *Ulex europaeus* with multi-temporal Sentinel-2 imagery utilizing UAV orthoimages and a new spatial optimization approach. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 96, p. 102281, 2021.

GUILLERME, S.; BARCAT, H.; DE MUNNIK, N.; MAIRE, E.; MARAIS-SICRE, C. Evolution of traditional agroforestry landscapes and development of invasive species: lessons from the Pyrenees (France). *Sustainability Science*, v. 15, n. 5, p. 1285-1299, 2020.

GUTIÉRREZ-LAZCANO, L.; CAMACHO-BELLO, C. J.; CORNEJO-VELAZQUEZ, E.; ARROYO-NÚÑEZ, J. H.; CLAVEL-MAQUEDA, M. *Cuscuta* spp. segmentation based on unmanned aerial vehicles (UAVs) and orthomosaics using a U-Net Xception-style model. *Remote Sensing*, v. 14, n. 17, p. 4315, 2022.

HOFFMANN, H.; JENSEN, R.; THOMSEN, A.; NIETO, H.; RASMUSSEN, J.; FRIBORG, T. Crop water stress maps for an entire growing season from visible and thermal UAV imagery. *Biogeosciences*, v. 13, n. 24, p. 6545-6563, 2016.

HOLDEN, P. B.; REBELO, A. J.; NEW, M. G. Mapping invasive alien trees in water towers: A combined approach using satellite data fusion, drone technology and expert engagement. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, v. 21, p. 100448, 2021.

HORTON, T. W.; HAUSER, N.; CASSEL, S.; KLAUS, K. F.; FETTERMANN, T.; KEY, N. Doctor Drone: non-invasive measurement of humpback whale vital signs using unoccupied aerial system infrared thermography. *Frontiers in Marine Science*, v. 6, p. 466, 2019.

HUNG, C.; XU, Z.; SUKKARIEH, S. Feature learning based approach for weed classification using high resolution aerial images from a digital camera mounted on a UAV. *Remote Sensing*, v. 6, n. 12, p. 12037-12054, 2014.

JACKSON, M.; PORTILLO-QUINTERO, C.; COX, R.; RITCHIE, G.; JOHNSON, M.; HUMAGAIN, K.; SUBEDI, M. R. Season, classifier, and spatial resolution impact honey mesquite and yellow bluestem detection using an unmanned aerial system. *Rangeland Ecology & Management*, v. 73, n. 5, p. 658-672, 2020.

JAMES, K.; BRADSHAW, K. Detecting plant species in the field with deep learning and drone technology. *Methods in Ecology and Evolution*, v. 11, n. 11, p. 1509-1519, 2020.

JIMÉNEZ LÓPEZ, J.; MULERO-PÁZMANY, M. Drones for conservation in protected areas: present and future. *Drones*, v. 3, n. 1, p. 10, 2019.

JOCHEMS, L. W.; BRANDT, J.; MONKS, A.; CATTau, M.; KOLARIK, N.; TALLANT, J.; LISHAWA, S. Comparison of different analytical strategies for classifying invasive wetland vegetation in imagery from unpiloted aerial systems (UAS). *Remote Sensing*, v. 13, n. 23, p. 4733, 2021.

KATTENBORN, T.; EICHEL, J.; WISER, S.; BURROWS, L.; FASSNACHT, F. E.; SCHMIDTLEIN, S. Convolutional Neural Networks accurately predict cover fractions of plant species and communities in Unmanned Aerial Vehicle imagery. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, v. 6, n. 4, p. 472-486, 2020.

KATTENBORN, T.; LOPATIN, J.; FÖRSTER, M.; BRAUN, A. C.; FASSNACHT, F. E. UAV data as alternative to field sampling to map woody invasive species based on combined Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *Remote Sensing of Environment*, v. 227, p. 61-73, 2019.

KUCHARCZYK, M.; HUGENHOLTZ, C. H. Remote sensing of natural hazard-related disasters with small drones: Global trends, biases, and research opportunities. *Remote Sensing of Environment*, v. 264, p. 112577, 2021.

LAKSHMAN, S. A.; EBENEZER, D. Integration of internet of things and drones and its future applications. *Materials Today: Proceedings*, v. 47, p. 944-949, 2021.

LAM, O. H. Y.; DOGOTARI, M.; PRÜM, M.; VITHLANI, H. N.; ROERS, C.; MELVILLE, B.; BECKER, R. An open source workflow for weed mapping in native grassland using unmanned aerial vehicle: Using *Rumex obtusifolius* as a case study. *European Journal of Remote Sensing*, v. 54, n. sup1, p. 71-88, 2021.

LASO, F. J.; BENÍTEZ, F. L.; RIVAS-TORRES, G.; SAMPEDRO, C.; ARCE-NAZARIO, J. Land cover classification of complex agroecosystems in the non-protected highlands of the Galapagos Islands. *Remote Sensing*, v. 12, n. 1, p. 65, 2019.

LELÉGARD, L.; LE BRIS, A.; GIORDANO, S. Improving local adaptive filtering method employed in radiometric correction of analogue airborne campaigns. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, v. 43, p. 1217-1222, 2022.

LI, J.; LI, D.; ZHANG, G.; XU, H.; ZENG, R.; LUO, W.; YU, Y. Study on extraction of foreign invasive species *Mikania micrantha* based on unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral remote sensing. *In Fifth Symposium on Novel Optoelectronic Detection Technology and Application*, v. 11023, p. 597-605, 2019.

LINCHANT, J.; LISEIN, J.; SEMEKI, J.; LEJEUNE, P.; VERMEULEN, C. Are unmanned aircraft systems (UASs) the future of wildlife monitoring? A review of accomplishments and challenges. *Mammal Review*, v. 45, n. 4, p. 239-252, 2015.

LIU, K.; WANG, A.; ZHANG, S.; ZHU, Z.; BI, Y.; WANG, Y.; DU, X. Tree species diversity mapping using UAS-based digital aerial photogrammetry point clouds and multispectral imageries in a subtropical forest invaded by moso bamboo (*Phyllostachys edulis*). *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 104, p. 102587, 2021.

LIZZIO, F. F.; CAPELLO, E.; GUGLIERI, G. Uma revisão das implementações de UAV multiagentes baseadas em consenso. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, v. 106, n. 2, p. 1-10, 2022.

LOPATIN, J.; DOLOS, K.; KATTENBORN, T.; FASSNACHT, F. E. How canopy shadow affects invasive plant species classification in high spatial resolution remote sensing. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, v. 5, n. 4, p. 302-317, 2019.

LV, W.; WANG, X. Overview of hyperspectral image classification. *Journal of Sensors*, v. 2020, p. 1-14, 2020.

MACKENZIE, D. Sick to death. *New Scientist*, v. 167, n. 2250, p. 32-35, 2000.

MADSEN, D. J. D. Eurasian watermilfoil invasions and management across the United States. *The Journal of Marine Education*, v. 21, n. 2, p. 15-23, 2005.

MADURAPPERUMA, B.; LAMPING, J.; MCDERMOTT, M.; MURPHY, B.; MCFARLAND, J.; DEYOUNG, K.; MITCHELL, S. Factors Influencing Movement of the Manila Dunes and Its Impact on Establishing Non-Native Species. *Remote Sensing*, v. 12, n. 10, p. 1536, 2020.

MAFAÑA, M.; TSELE, P.; BOTAI, J. O.; MANYAMA, P.; CHIRIMA, G. J.; MONATE, T. Radiometric calibration framework for ultra-high-resolution UAV-derived orthomosaics for large-scale mapping of invasive alien plants in semi-arid woodlands: *Harrisia pomaniensis* as a case study. *International Journal of Remote Sensing*, v. 39, n. 15-16, p. 5119-5140, 2018.

MAFAÑA, M.; TSELE, P.; BOTAI, J.; MANYAMA, P.; SWART, B.; MONATE, T. Evaluating pixel and object based image classification techniques for mapping plant invasions from UAV derived aerial imagery: *Harrisia pomaniensis* as a case study. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 129, p. 1-11, 2017.

MARCHANTE, H.; FREITAS, H.; HOFFMANN, J. H. Seed ecology of an invasive alien species, *Acacia longifolia* (Fabaceae), in Portuguese dune ecosystems. *American Journal of Botany*, v. 97, n. 11, p. 1780-1790, 2010.

MARTIN, F. M.; MÜLLEROVÁ, J.; BORGNIE, L.; DOMMANGET, F.; BRETON, V.; EVETTE, A. Using single-and multi-date UAV and satellite imagery to accurately monitor invasive knotweed species. *Remote Sensing*, v. 10, n. 10, p. 1662, 2018.

MARZIALETTI, F.; DI FEBBRARO, M.; FRATE, L.; DE SIMONE, W.; ACOSTA, A. T. R.; CARRANZA, M. L. Synergetic use of unmanned aerial vehicle and satellite images for detecting non-native tree species: An insight into *Acacia saligna* invasion in the Mediterranean coast. *Frontiers in Environmental Science*, v. 1224, p. 1-14, 2022.

MARZIALETTI, F.; FRATE, L.; DE SIMONE, W.; FRATTAROLI, A. R.; ACOSTA, A. T. R.; CARRANZA, M. L. Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based mapping of *Acacia saligna* invasion in the Mediterranean coast. *Remote Sensing*, v. 13, n. 17, p. 3361, 2021.

MATHESON, P.; MCGAUGHAN, A. Genomic data is missing for many highly invasive species, restricting our preparedness for escalating incursion rates. *Scientific Reports*, v. 12, n. 1, p. 1-8, 2022.

MAZOR, T.; DOROPOULOS, C.; SCHWARZMUELLER, F.; GLADISH, D. W.; KUMARAN, N.; MERKEL, K.; GAGIC, V. Global mismatch of policy and research on drivers of biodiversity loss. *Nature Ecology & Evolution*, v. 2, n. 7, p. 1071-1074, 2018.

MEDAK, J.; PERIĆ, S.; ZORIĆ, N.; SIROVICA, I. First Results of Monitoring the New Invasive Species *Prunus serotina* Ehrh. Population inside the Regeneration Area of

Common Oak-Hornbeam Forest in Western Croatia. *South-East European Forestry: SEEFOR*, v. 12, n. 2, p. 135-142, 2021.

MICHEZ, A.; PIÉGAY, H.; JONATHAN, L.; CLAESSENS, H.; LEJEUNE, P. Mapping of riparian invasive species with supervised classification of Unmanned Aerial System (UAS) imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 44, p. 88-94, 2016.

MOHLER, R. L.; MORSE, J. M. Using UAV imagery to map invasive *Phragmites australis* on the Crow Island State Game Area, Michigan, USA. *Wetlands Ecology and Management*, v. 30, n. 6, p. 1213-1229, 2022.

MÜLLEROVÁ, J.; BRŮNA, J.; BARTALOŠ, T.; DVOŘÁK, P.; VÍTKOVÁ, M.; PYŠEK, P. Timing is important: Unmanned aircraft vs. satellite imagery in plant invasion monitoring. *Frontiers in Plant Science*, v. 8, p. 887, 2017.

NI, M.; DEANE, D. C.; LI, S.; WU, Y.; SUI, X.; XU, H.; FANG, S. Invasion success and impacts depend on different characteristics in non-native plants. *Diversity and Distributions*, v. 27, n. 7, p. 1194-1207, 2021.

NOVOA, A.; RICHARDSON, D. M.; PYŠEK, P.; MEYERSON, L. A.; BACHER, S.; CANAVAN, S.; WILSON, J. R. Invasion syndromes: a systematic approach for predicting biological invasions and facilitating effective management. *Biological Invasions*, v. 22, n. 5, p. 1801-1820, 2020.

OLDELAND, J.; REVERMANN, R.; LUTHER-MOSEBACH, J.; BUTTSCHARDT, T.; LEHMANN, J. R. New tools for old problems—comparing drone-and field-based assessments of a problematic plant species. *Environmental Monitoring and Assessment*, v. 193, n. 2, p. 1-14, 2021.

PÁDUA, L.; ANTÃO-GERALDES, A. M.; SOUSA, J. J.; RODRIGUES, M. Â.; OLIVEIRA, V.; SANTOS, D.; CASTRO, J. P. Water Hyacinth (*Eichhornia crassipes*) Detection Using Coarse and High Resolution Multispectral Data. *Drones*, v. 6, n. 2, p. 47, 2022.

PAPP, L.; VAN LEEUWEN, B.; SZILASSI, P.; TOBAK, Z.; SZATMÁRI, J.; ÁRVAI, M.; PÁSZTOR, L. Monitoring invasive plant species using hyperspectral remote sensing data. *Land*, v. 10, n. 1, p. 29, 2021.

PERROY, R. L.; SULLIVAN, T.; STEPHENSON, N. Assessing the impacts of canopy openness and flight parameters on detecting a sub-canopy tropical invasive plant using a small unmanned aerial system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 125, p. 174-183, 2017.

PURI, V.; NAYYAR, A.; RAJA, L. Agriculture drones: A modern breakthrough in precision agriculture. *Journal of Statistics and Management Systems*, v. 20, n. 4, p. 507-518, 2017.

QIAN, W.; HUANG, Y.; LIU, Q.; FAN, W.; SUN, Z.; DONG, H.; QIAO, X. UAV and a deep convolutional neural network for monitoring invasive alien plants in the wild. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 174, p. 105519, 2020.

RODRIGUEZ III, R.; PERROY, R. L.; LEARY, J.; JENKINS, D.; PANOFF, M.; MANDEL, T.; PEREZ, P. Comparing interpretation of high-resolution aerial imagery by humans and artificial intelligence to detect an invasive tree species. *Remote Sensing*, v. 13, n. 17, p. 3503, 2021.

SANDINO, J.; GONZALEZ, F.; MENGERSEN, K.; GASTON, K. J. UAVs and machine learning revolutionising invasive grass and vegetation surveys in remote arid lands. *Sensors*, v. 18, n. 2, p. 605, 2018.

SHARMA, G. P.; ESLER, K. J.; BLIGNAUT, J. N. Determining the relationship between invasive alien species density and a country's socio-economic status. *South African Journal of Science*, v. 106, n. 3, p. 1-6, 2010.

SHEYKHMROUSA, M.; MAHDIANPARI, M.; GHANBARI, H.; MOHAMMADIMANESH, F.; GHAMISI, P.; HOMAYOUNI, S. Support vector machine versus random forest for remote sensing image classification: A meta-analysis and systematic review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 13, p. 6308-6325, 2020.

SLADONJA, B.; DAMIJANIĆ, D.; KRAPAC, M.; UZELAC, M.; LINIĆ, I.; POLJUHA, D. Development of drone-based methodology for inventory and monitoring invasive plants along river banks in Croatia. *Management of Biological Invasions*, v. 13, n. 4, p. 679-689, 2022.

SMIGAJ, M.; GAULTON, R.; SUAREZ, J. C.; BARR, S. L. Use of miniature thermal cameras for detection of physiological stress in conifers. *Remote Sensing*, v. 9, n. 9, p. 957, 2017.

SOLFIYENI, S.; MUKHTAR, E.; SYAMSUARDI, S.; CHAIRUL, C. Distribution of invasive alien plant species, *Bellucia pentamera*, in forest conservation of oil palm plantation, West Sumatra, Indonesia. *Biodiversitas Journal of Biological Diversity*, v. 23, n. 7, p. 1-7, 2022.

STRANDBURG-PESHKIN, A.; FARINE, D. R.; CROFOOT, M. C.; COUZIN, I. D. Habitat and social factors shape individual decisions and emergent group structure during baboon collective movement. *Elife*, v. 6, p. e19505, 2017.

SUTHERST, R. W. The vulnerability of animal and human health to parasites under global change. *International Journal for Parasitology*, v. 31, n. 9, p. 933-948, 2001.

TAY, J. Y.; ERFMEIER, A.; KALWIJ, J. M. Reaching new heights: can drones replace current methods to study plant population dynamics?. *Plant Ecology*, v. 219, n. 10, p. 1139-1150, 2018.

THEEL, H. J.; DIBBLE, E. D. An experimental simulation of an exotic aquatic macrophyte invasion and its influence on foraging behavior of bluegill. *Journal of Freshwater Ecology*, v. 23, n. 1, p. 79-89, 2008.

TIAN, Y.; ZHANG, Q.; HUANG, H.; HUANG, Y.; TAO, J.; ZHOU, G.; LIN, J. Aboveground biomass of typical invasive mangroves and its distribution patterns using UAV-LiDAR data in a subtropical estuary: Maoling River estuary, Guangxi, China. *Ecological Indicators*, v. 136, p. 108694, 2022.

TORRESAN, C.; BERTON, A.; CAROTENUTO, F.; DI GENNARO, S. F.; GIOLI, B.; MATESE, A.; WALLACE, L. Forestry applications of UAVs in Europe: A review. *International Journal of Remote Sensing*, v. 38, n. 8-10, p. 2427-2447, 2017.

USTYUZHANIN, A.; INTREŠ, J.; SCHIRRMANN, M.; CHOCHLOV, N.; DAMMER, K. H. Identifizierung von Beifußblättriger Ambrosie (*Ambrosia artemisiifolia*) mittels Bildverarbeitung in einem Winterroggenfeld. *Gesunde Pflanzen*, v. 67, n. 4, p. 165-173, 2015.

VAN KLEUNEN, M.; WEBER, E.; FISCHER, M. A meta-analysis of trait differences between invasive and non-invasive plant species. *Ecology Letters*, v. 13, n. 2, p. 235-245, 2010.

VAN WILGEN, B. W.; WANNEBURGH, A.; WILSON, J. R. Uma revisão de duas décadas de apoio do governo para o gerenciamento de invasões de plantas alienígenas na África do Sul. *Conservation Biology*, v. 274, p. 109741, 2022.

VILÀ, M.; PYŠEK, P.; HULME, P. E.; SIMBERLOFF, D.; BACHER, S.; BLACKBURN, T. M.; CARLTON, J. T. Scientists' warning on invasive alien species. *Biological Reviews*, v. 95, n. 6, p. 1511-1534, 2020.

WANG, Q.; CHENG, M.; XIAO, X.; YUAN, H.; ZHU, J.; FAN, C.; ZHANG, J. An image segmentation method based on deep learning for damage assessment of the invasive weed *Solanum rostratum* Dunal. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 188, p. 106320, 2021.

WEISBERG, P. J.; DILTS, T. E.; GREENBERG, J. A.; JOHNSON, K. N.; PAI, H.; SLADek, C.; READY, A. Phenology-based classification of invasive annual grasses to the species level. *Remote Sensing of Environment*, v. 263, p. 112568, 2021.

WESTPHAL, M. I.; BROWNE, M.; MACKINNON, K.; NOBLE, I. The link between international trade and the global distribution of invasive alien species. *Biological Invasions*, v. 10, n. 4, p. 391-398, 2008.

WIJESINGHA, J.; ASTOR, T.; SCHULZE-BRÜNINGHOFF, D.; WACHENDORF, M. Mapping invasive *Lupinus polyphyllus* Lindl. in semi-natural grasslands using object-based image analysis of UAV-borne images. *PFG—Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, v. 88, n. 5, p. 391-406, 2020.

WU, D.; SUN, D. W. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: A review—Part I: Fundamentals. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, v. 19, p. 1-14, 2013.

WU, Z.; NI, M.; HU, Z.; WANG, J.; LI, Q.; WU, G. Mapping invasive plant with UAV-derived 3D mesh model in mountain area—A case study in Shenzhen Coast, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 77, p. 129-139, 2019.

XIE, C.; YANG, C. A review on plant high-throughput phenotyping traits using UAV-based sensors. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 178, p. 105731, 2020.

ZHANG, X.; YUAN, Y.; ZHU, Z.; MA, Q.; YU, H.; LI, M.; SUN, Y. Predicting the Distribution of *Oxytropis ochrocephala* Bunge in the Source Region of the Yellow River (China) Based on UAV Sampling Data and Species Distribution Model. *Remote Sensing*, v. 13, n. 24, p. 5129, 2021.

ZHOU, Z.; YANG, Y.; CHEN, B. Estimating *Spartina alterniflora* fractional vegetation cover and aboveground biomass in a coastal wetland using SPOT6 satellite and UAV data. *Aquatic Botany*, v. 144, p. 38-45, 2018.

ZHU, X.; MENG, L.; ZHANG, Y.; WENG, Q.; MORRIS, J. Tidal and meteorological influences on the growth of invasive *Spartina alterniflora*: evidence from UAV remote sensing. *Remote Sensing*, v. 11, n. 10, p. 1208, 2019.

Processo de Avaliação por Pares: (*Blind Review* - Análise do Texto Anônimo)

Revista Científica Vozes dos Vales - UFVJM - Minas Gerais - Brasil

www.ufvjm.edu.br/vozes

QUALIS/CAPES - LATINDEX: 22524

ISSN: 2238-6424