

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS BIOLÓGICAS E DA SAÚDE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECOLOGIA E RECURSOS NATURAIS

JANAINA GORETH ARANTES

Avaliação da invasão de *Hedychium coronarium* J. KÖNIG (ZINGIBERACEAE) em
florestas ripárias usando algoritmos de aprendizagem de máquina e imagens de veículo aéreo
não tripulado (VANT)

São Carlos - SP
2020

JANAINA GORETH ARANTES

Avaliação da invasão de *Hedychium coronarium* J. KÖNIG (ZINGIBERACEAE) em florestas ripárias usando algoritmos de aprendizagem de máquina e imagens de veículo aéreo não tripulado (VANT)

Dissertação apresentada ao Programa de PósGraduação em Ecologia e Recursos Naturais da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para obtenção do título de mestra em Ecologia e Recursos Naturais

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Dalva Maria da Silva Matos

São Carlos – SP
2020



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

Centro de Ciências Biológicas e da Saúde
Programa de Pós-Graduação em Ecologia e Recursos Naturais

Folha de Aprovação

Defesa de Dissertação de Mestrado da candidata Janaina Goreth Arantes, realizada em 28/08/2020.

Comissão Julgadora:

Profa. Dra. Dalva Maria da Silva Matos (UFSCar)

Profa. Dra. Vânia Regina Pivello (USP)

Prof. Dr. Luiz Eduardo Vicente (CNPMA)

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

O Relatório de Defesa assinado pelos membros da Comissão Julgadora encontra-se arquivado junto ao Programa de Pós-Graduação em Ecologia e Recursos Naturais.

Dedico este trabalho à minha família.

Agradecimentos

Ao longo deste caminho, recebi o apoio e suporte de muitas pessoas e instituições para que fosse possível a realização deste grande sonho... Agradeço imensamente:

Ao Conselho Nacional de Pesquisa (Cnpq) pela concessão da bolsa de estudos e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo apoio financeiro.

Ao Programa de Pós-Graduação em Ecologia e Recursos Naturais (PPGERN) da Universidade de São Carlos (Ufscar) e seus funcionários pelo acolhimento.

Aos professores e colegas de disciplinas por compartilhar conhecimentos, pelo companheirismo e valores de pertencimento.

À Prof. Dalva M. da Silva Matos pela orientação, amizade e principalmente por acreditar no meu trabalho.

Aos colegas do Laboratório de Ecologia e Conservação pela amizade.

À Lilian Arantes, minha irmã, companheira de trabalho e de todo caminho trilhado até aqui, pelo incentivo e pelo grande exemplo de coragem.

Ao Prof. Sérgio H. V. L. de Mattos, pelo suporte ao longo de todo o trabalho, pela paciência, dedicação e generosidade.

Ao Departamento de Computação pela parceria na realização da pesquisa. Ao Igor A. D. Santos, pela captação das imagens do UAV e ao Charles P. Camargo pela cessão dos ortomosaicos.

À Prof. Kelen C. T. Vivaldini, pela oportunidade da parceria e pela contribuição para o enriquecimento do trabalho.

Aos Profs. Luiz Eduardo Vicente, Vandoir Bourscheid e Prof. Alberto C. Peret pelas valiosas contribuições no Exame de Qualificação.

Aos meus pais por me proporcionarem a possibilidade de chegar até aqui. E à toda minha família por ser meu porto seguro.

Ao Maurício, meu companheiro, pelo suporte e pelo exemplo de perseverança.

Aos meus filhos, Thales e Pedro... pelo carinho e pelo ombro amigo nos momentos de grandes desafios. Por me ensinarem que o amor e a dedicação sim, pode romper grandes barreiras.

Resumo geral

As zonas ripárias têm sofrido grandes alterações por atividades antrópicas, dentre elas, a introdução de espécies invasoras. O monitoramento das invasões nestas áreas pode ser complexo por serem ambientes alagados e muitas vezes pouco acessíveis, como o caso do monitoramento das invasões da espécie *Hedychium coronarium*. Neste estudo foi proposta uma metodologia integrada de baixo custo e de fácil aplicação para a detecção precoce e mapeamento desta espécie, por meio de uma tecnologia com a capacidade de prover dados de alta resolução temporal e espacial. Foram escolhidas duas áreas distintas onde imagens foram capturadas (espectro de luz visível RGB) em duas épocas do ano por um veículo aéreo não tripulado (VANT). As imagens geradas foram classificadas utilizando-se algoritmos de aprendizagem de máquina presentes no *plugin* Dzetsaka ML: o *Gaussian Mixture Model*, *K-Nearest Neighbors* and *Random Forest*. Para comparar a eficiência dos classificadores em função da forma de amostragem, foram empregados diferentes tipos de amostras, variando o tamanho dos polígonos (6-8m² e 12-16m²) e o número de classes (5 e 8 classes). A avaliação da acurácia da classificação demonstrou que a melhor performance foi para o algoritmo *K-Nearest Neighbors* nas amostras classificadas em 5 classes, com um índice Kappa de 78,8% e 80% em junho e novembro, respectivamente, na primeira área e um índice Kappa de 72,6% na segunda área. A melhor época para a classificação das imagens foi o mês de Novembro, possivelmente devido à melhor distinção entre a espécie e a vegetação. Demonstramos resultados promissores na criação de mapas de áreas invadidas utilizando a metodologia adotada, podendo subsidiar modelos dinâmicos geoespaciais para a identificação de padrões de distribuição da espécie estudada e dos danos causados. É possível também subsidiar estudos semelhantes sobre outras espécies invasoras.

Palavras-chave: Plantas invasoras. UAV. mapeamento.

Abstract

The riparian zones have undergone great changes due to anthropic activities, among them, the introduction of invasive species. The invasions monitoring in these areas can be complex due to flooded environments and often not reachable, such as the case of monitoring invasions of the species *Hedychium coronarium*. In this study, a low-cost and easy-to-use integrated methodology for early detection and mapping of this species was proposed, using a technology with the capacity to provide high temporal and spatial resolution data. Two distinct areas were chosen where the images were captured (visible RGB light spectrum) at two times of the year by an unmanned aerial vehicle (UAV). The generated images were classified using machine learning algorithms present in the DZetsaka ML plugin: the *Gaussian Mixture Model*, *K-Nearest Neighbors* and *Random Forest*. To compare the efficiency of the classifiers according to the form of sampling, different types were used, varying the size of the polygons (6-8 m² and 12-16 m²) and the number of classes (5 and 8 classes). Classified in 5 classes, with a Kappa index of 78.8% and 80% in June and November, respectively, in the first area and a Kappa index of 72.6% in the second area. The best time for the classification of images was the month of November, possibly due to the better distinction between species and vegetation. We demonstrate promising results in the creation of maps of invaded areas using an adopted methodology, which can subsidize dynamic geospatial models to identify distribution patterns of the studied species and the damage caused. It is also possible to subsidize studies on other invasive species.

Keywords: Invasive plants. UAV. mapping.

Sumário

Introdução Geral	10
1 Invasão Biológica	11
1.1 Florestas Ripárias e Plantas invasoras.....	12
1.2 Geotecnologias e Análises Espaciais aplicadas ao monitoramento de invasões biológicas.....	14
2 Caracterização de espécie estudada	16
3 Caracterização das áreas de estudo	18
4 Aquisição, Processamento e Análise de Dados.....	20
5 Objetivos e hipóteses	23
5.1 Objetivos	23
5.2 Hipóteses	23
Referências bibliográficas	24
Capítulo 1	29
Abstract	30
Introduction	31
Material and Methods	35
Results	39
Discussion	41
References	46
Table	53
Figures	64
Considerações Finais	69

Introdução Geral

1 Invasão Biológica

As invasões biológicas ocorrem quando espécies nativas são transferidas de seus limites geográficos para locais onde não ocorrem naturalmente, porém encontram condições favoráveis para que suas populações apresentem altas taxas de crescimento, resultando em impactos neste novo ambiente (BLACKBURN et al., 2014). Darwin (1809-1882; apud KOWARICK; PYŠEK, 2012) alertou sobre a necessidade de um enfoque maior em estudos sobre estas invasões, mas a preocupação apenas concretizou-se quando Elton (1958) publicou o livro “A ecologia da invasão de animais e plantas”. As invasões biológicas começaram a ter uma maior significância historicamente, com as migrações e atividades humanas, como por exemplo o paisagismo, cultivo de plantas medicinais, atividades agrícolas e pastoril, que são as principais disseminadoras de espécies exóticas e de invasoras pelo mundo. Por esse motivo, Elton (1958), em seu livro, chamou a atenção para a necessidade de se conhecer melhor essas espécies e estabelecer estratégias de controle.

Atualmente, a introdução de espécies exóticas, causadas por atividades antrópicas, continuam modificando diversos ecossistemas naturais. Estes impactos podem ter grande magnitude nos diferentes níveis de organização ecológica (indivíduos, populações, comunidades e ecossistemas) e em distintas escalas espaciais e temporais. Entre os impactos causados por espécies invasoras destacam-se: a extinção de espécies nativas; alterações na composição genética das populações nativas; mudanças nos padrões de comportamento, riqueza e abundância de espécies e na diversidade filogenética e taxonômica; modificações nas redes tróficas, na produtividade de ecossistemas, na ciclagem de nutrientes; e impactos na hidrologia, estrutura do habitat e nos regimes de perturbação (SIMBERLOFF; REJMÁNEK, 2011). Essas mudanças são muitas vezes indiretas e podem envolver interações sutis ou pouco estudadas, mas que podem produzir efeitos consideráveis ao longo do tempo (BLACKBURN et al, 2014). Na escala da paisagem, plantas invasoras podem modificar a fisionomia, resultando em uma “homogeneização biótica massiva da superfície da Terra” (MOONEY; HOBBS, 2000) em consequência da exclusão de espécies nativas e, até mesmo, extinções locais, resultando em perda direta de biodiversidade (SILVA et al., 2014; EHRENFELD, 2010; PYŠEK et al 2012).

O manejo das espécies invasoras é necessário não apenas para sustentar a biodiversidade, mas também para salvaguardar os setores produtivos, pois pode afetar a produtividade econômica nos setores agrícola, florestal e pesqueiro, além de muitas das espécies serem vetores de doenças humanas representando uma ameaça à saúde pública (VILÀ;

HULME, 2017). É necessário adotar medidas de controle, pois as espécies invasoras se dispersam e alteram os ecossistemas de forma irreversível, de modo que o custo de controle e de restauração dos ecossistemas invadidos aumenta exponencialmente com o tempo transcorrido entre o início da invasão e a implementação das ações (SAMPAIO; SCHMIDT, 2013).

Assentamentos humanos e expansão de áreas agropastoris muitas vezes se formam ao longo de rios, e podem ser fontes de introdução de propágulos de espécies invasoras na zona ripária. Os rios, por sua vez, podem ser um meio de dispersão destes propágulos, podendo desencadear o estabelecimento e disseminação de plantas invasoras (WISSMAR; BESCHTA, 1998; TICKNER et al. 2001).

1.1. Zonas ripárias e plantas invasoras

Neste estudo, “zona ripária” está sendo considerada como sendo o espaço tridimensional que contém vegetação (floresta ripária), solo e rio; floresta ripária é a vegetação com particularidade florística, em função das cheias periódicas e, ecossistema ripário refere-se aos processos (funções da comunidade) nesse espaço (KOBAYAMA, 2003). Estas definições são importantes pois a espécie estudada, *Hedychium coronarium*, popularmente conhecida como lírio-do-brejo, trata-se de uma macrófita anfíbia (DUARTE et al., 2015), podendo ocorrer nas margens de lagos, córregos e canais de drenagem, área de interface entre o ambiente terrestre e o aquático, onde se estabelece rapidamente em ambientes ripários.

Considerando a relevância ecológica dos corpos hídricos na paisagem, é importante ressaltar o papel da floresta ripária para as zonas ripárias e os riscos que a introdução de uma espécie invasora pode acarretar. Florestas ripárias preservadas apresentam alta diversidade ambiental devido a sua variabilidade florística, estrutural, funcional e também de interação com os processos geomorfológicos fluviais, que propiciam o suporte ecológico para o desenvolvimento do ecossistema ripário (OLVEIRA FILHO, 1994). Sendo assim, apesar das florestas ripárias ocuparem apenas uma pequena porcentagem da área de uma bacia hidrográfica, trata-se de um componente de extrema importância na compreensão do funcionamento do ecossistema (EDE; AINSWORTH; HUNT, 2010), e da paisagem onde estão inseridas.

As florestas ripárias exercem diversas funções de grande importância ecológica, como na qualidade da água, pois a vegetação confere maior proteção contra o aquecimento da água,

devido à menor exposição dos canais à luz solar direta; contribui na regularização do fluxo de água; e também funciona como um filtro de materiais, pois impede que nutrientes e sedimentos fluam demasiadamente para os cursos d'água por escoamento, o que pode comprometer a qualidade dos recursos hídricos (SOPPER, 1975). Além disso, as funções de retenção de sedimentos e nutrientes das florestas ripárias podem estar associadas às condições do solo em função do estágio de preservação da vegetação. Assim, a presença de solos bem desenvolvidos e estruturados, típico de matas mais preservadas, evita o processo erosivo e, conseqüentemente, o transporte de nutrientes e sedimentos no canal de drenagem (KOBAYAMA, 2003; EDE; AINSWORTH; HUNT, 2010).

As zonas ripárias são mais propensas à invasão por plantas exóticas do que as comunidades de terras altas adjacentes, provavelmente devido aos intensos regimes de perturbação que são expostas (STOHLGREN et al., 1998; HOOD; NAIMAN, 2000; BROWN; PEET 2003). Além disso, tem-se evidenciado que a diversidade e abundância de plantas exóticas aumentaram nas zonas ripárias em todo o mundo (RICHARDSON et al. 2007).

As macrófitas aquáticas invasoras, por exemplo, capazes de se reproduzir clonalmente (SIMBERLOFF, 2009), e cujo principal vetor de dispersão é o fluxo de água (BARRAT-SEGRETAIN, 1996), têm uma distribuição espacial que se correlaciona com a conectividade hidrológica de habitats ao nível de paisagem (THOMAS; MIDDLETON; GIBSON, 2006). O crescimento excessivo de macrófitas aquáticas ocasiona no aumento de biomassa e conseqüentemente no aumento nas taxas de decomposição de detritos (BIANCHINI Jr et al., 2010) ocasionando alterações na ciclagem de nutrientes, como alteração nos ciclos biogeoquímicos. redução na diversidade vegetal (MEYERSON et al., 2000) e alteração as relações tróficas destes ecossistemas (BATZER, 1998).

Tendo em vista os impactos ocasionados pelas invasões de plantas exóticas, são necessários esforços para a recuperação das zonas ripárias. Para isto, cada vez mais pesquisadores, gestores e tomadores de decisões têm utilizado vários métodos e técnicas para avaliar, comparar e prever a vulnerabilidade e amplitude da alteração dos ecossistemas invadidos (LODGE et al. 2006; HULME, 2009; EHRENFELD, 2003, 2010). Componentes das zonas ripárias, como a composição florística e a ecologia das comunidades arbóreas se mostraram fundamentais para alicerçar iniciativas que visem proteger, enriquecer, recuperar ou reconstituir a vegetação (OLIVEIRA FILHO, 1994).

1.2. Geotecnologias e análises espaciais aplicadas ao monitoramento de invasões biológicas

Mesmo com o crescimento dos esforços de realizar o manejo de plantas invasoras, os consequentes impactos na biodiversidade em todo mundo têm sofrido um expressivo aumento. Isto porque, a invasão biológica é um processo dinâmico que pode ser rápido, podendo uma espécie invasora espalhar-se por toda a paisagem, tornando difícil ou quase impossível o seu controle (REJMÁNEK; PITCAIRN, 2002; PLUESS et al., 2012). Por isso, a detecção precoce das populações possibilita um melhor custo-benefício e maior probabilidade de sucesso no manejo da espécie invasora (REJMÁNEK 2000, NIELSEN et al. 2005; PYŠEK; HULME 2005; Vila; IBÁÑEZ 2011).

Do mesmo modo, informações sobre o próprio processo de invasão e sua relação com as condições ambientais e estruturas da paisagem são importantes para um manejo eficiente e para a adequação de medidas a serem implementadas (ANDREW; USTIN, 2010; MINOR; GARDNER, 2011). O monitoramento de forma rápida, precisa e regular contribui para a eficiência do gerenciamento das invasões (HULME et al., 2009). Tais requisitos podem ser alcançados pela utilização do sensoriamento remoto para acompanhar o processo de invasão biológica, além de ser uma alternativa mais econômica (KOKALY et al., 2003; UNDERWOOD; USTIN; DIPETRO, 2003; REJMÁNEK, 2000). Este monitoramento estruturado tem importância estratégica no acompanhamento das interações das espécies com o meio ambiente, além de poder auxiliar na tomada de decisões em ações de políticas públicas e de manejo. (RANGEL, 2019).

A aplicação de análises espaciais de plantas invasoras têm sido uma área da pesquisa em grande expansão. Alguns estudos de distribuição de plantas invasoras têm sido desenvolvidos para modelar correlações ambientais à invasão nas escalas de paisagem (VILÀ; IBÁÑEZ, 2011). Sendo assim, as técnicas de sensoriamento remoto demonstram grande potencial para detectar, mapear e prever a disseminação de plantas invasoras (BRADLEY 2014). Ferramentas de sensoriamento remoto no mapeamento de plantas invasoras podem oferecer muitas outras vantagens, como por exemplo o mapeamento de uma região inteira, que ao contrário dos mapeamentos de campo, pode permitir o estudo de populações de espécies em áreas inacessíveis ou longe de estradas. Podem, também, permitir a entrada instantânea de distribuição de espécies em um Sistema de Informação Geográfica (SIG), para auxiliar no planejamento de atividades de controle, por exemplo (OLMSTEAD; USTIN; ERNST, 2005).

Neste contexto, é importante ressaltar que o controle ou erradicação de plantas invasoras bem-sucedido tem uma dependência da disponibilidade de dados precisos de mapas de campo de distribuição espécie nas áreas de manejo (REJMÁNEK, 2000).

A tecnologia dos veículos aéreos não tripulados ('Unmanned Aerial Vehicle' - UAVs) é uma inovação utilizada em diversos cenários e tem sido utilizada em várias áreas de pesquisa atualmente. Uma de suas aplicações é realizar o monitoramento da biodiversidade, permitindo o conhecimento de seu estado presente e proporcionando informações precisas para tomada de decisões (RANGEL, 2019).

Podemos considerar que houve um grande avanço no uso de imagens provenientes de sensores remotos para detecção de alvos específicos e classificação de uso e ocupação da terra presentes em uma paisagem. No passado as fotografias aéreas eram processadas de forma exclusivamente visual e manual devido à baixa resolução espacial e abordagens baseadas em pixel de classificação por computação eram ausentes (MAHEU-GIROUX; De BLOIS, 2005; MULLEROVA et al. 2005; MORGAN; GERGEL; COOPS, 2010). Tal processamento era trabalhoso e sujeito a muitos erros, com a necessidade de muito tempo para ser realizado e sendo pouco factível para grandes áreas. O desenvolvimento de técnicas automáticas ou semi-automáticas para classificar imagens caracterizou-se como um grande avanço para estudar padrões em escalas maiores, como é o caso da distribuição espacial de espécies.

Os modelos de distribuição de espécies na Biologia da Conservação podem ser utilizados a fim de orientar pesquisas de campo para detectar populações de espécies conhecidas (BOURG; MCSHEA; GILL, 2005; GUIBAN et al., 2006); delimitar a ocorrência das espécies (RAXWORTHY et al., 2007); e prever a invasão de espécies (HIGGINS; RICHARDSON, 1999; PETERSON, 2003; THUILLER et al., 2005). Na construção de tais modelos, são usados dados georreferenciados de ocorrência de espécie associados a dados ambientais e outras variáveis que influenciam a distribuição de espécies.

Os modelos de distribuição de espécies exemplificam como o tratamento de um conjunto de dados, a partir de técnicas estatísticas, permite uma descrição compacta dos padrões existentes e possibilita realizar previsões a partir deles. Uma ferramenta promissora quando se trata de modelagem e previsão de distribuição de espécies são os algoritmos de Machine Learning (ELITH; KEARNEY; PHILLIPS, 2006).

O uso de UAVs aliado à classificação baseada em pixels tem sido explorado em estudos sobre invasões (WAN et al. 2014; ZAMAN; JENSEN; MCKEE, 2011). As invasões em

ecossistemas aquáticos são pouco monitoradas, uma vez que uma grande extensão das zonas ripárias é inacessível, em alguns casos, tais estudos apresentam riscos de segurança, especialmente em ambientes inundados (MICHEZ et al., 2016). Assim, as informações fornecidas por este trabalho são cruciais para a geração de cenários atuais e futuros de invasão, principalmente por se tratar de áreas menos acessíveis. Esses estudos demonstraram que um trabalho integrado de sensoriamento remoto e modelagem geoespacial melhoram o entendimento da dinâmica espacial de espécies de plantas invasoras e pode levar a um manejo eficaz, reduzindo futuras invasões.

2 Caracterização da espécie estudada

De acordo com Lorenzi (2008), *Hedychium coronarium* J. König, Zingiberaceae, conhecida pelo nome popular de lírio-do-brejo, gengibre-branco, jasmim-borboleta, é uma planta herbácea rizomatosa, entouceirada e originária da Ásia tropical. Ainda segundo o autor, sua altura é de 1,5 a 2,0m e vegeta em lugares brejosos, a pleno sol apresentando crescimento agressivo. As inflorescências são terminais com flores brancas, (KISSMANN; GROTH, 1995) e, segundo Souza e Correa (2007) há maior predominância entre os meses de janeiro a abril.

A espécie ocorre em forma de manchas (STONE; SMITH; TUNISON, 1992). É relativamente tolerante à sombra e se desenvolve bem em locais expostos (TUNISON, 1991), geralmente em águas pouco profundas (INSTITUTO HÓRUS, 2020).

No Brasil, a espécie tem ampla distribuição, é encontrada no Cerrado, em florestas costeiras da Serra do Mar, florestas úmidas de Araucárias, florestas do interior da Bahia, Caatinga, Floresta Atlântica do Alto Paraná e florestas costeiras da Bahia (ZENNI; ZILLER, 2011), estando presente inclusive em unidades de conservação federais (SAMPAIO; SCHMIDT, 2013).

Pode ser utilizada para vários fins comerciais, como ornamentais, alimentícios, medicinais e despoluição de esgoto sanitário (KISSMANN; GROTH, 1995; MARTINS, 1949; GUIMARÃES et al., 2000; JOY; RAJAN; ABRAHAM, 2007; LU et al., 2009), o que caracteriza a grande popularidade da espécie.



Fonte: Lilian Arantes



Fonte: autora

Figure 1 –Detalhes das estruturas de *Hedychium coronarium*: rameta com flor.

A auto-propagação, o comércio de mudas e o uso ornamental são algumas das vias de dispersão (INSTITUTO HÓRUS, 2020). É considerada uma planta invasora, formando densas populações em áreas pantanosas e baixadas úmidas, margens de lagos, riachos e canais de drenagem sendo mais frequente em planícies litorâneas do sul e sudeste (LORENZI, 2000; CASTRO et al., 2016). Seu manejo ou controle é dificultado devido à sua reprodução clonal extremamente eficiente através de fragmentos dispersos pela água (STONE; SMITH; TUNISON, 1992). Os rizomas apresentam alta plasticidade em relação a umidade do solo, o que pode contribuir para a invasividade dessa planta em zonas ripárias (ALMEIDA, 2015). A espécie apresenta uma alta tolerância ambiental e a habilidade de ajustar o padrão de crescimento clonal às condições ambientais locais, possivelmente relacionado à dominância dessa espécie em ambientes ripários (PINHEIRO, 2018).



Figure 2 – Área invadida por *Hedychium coronarium* no município de São Carlos. Fonte:autora.

A produção de folhagem densa e alta pode sombrear as camadas inferiores de vegetação, diminuindo assim o desenvolvimento de espécies nativas. Também produz uma grande quantidade de serrapilheira, de lenta decomposição podendo afetar os processos de decomposição (CASTRO et al. 2016). Seus compostos secundários influenciam negativamente o crescimento de plântulas de espécies nativas e organismos aquáticos, como algas, macrófitas, cladóceros, insetos e peixes, podendo causar alterações na dinâmica de cadeias tróficas em ecossistemas aquáticos em áreas invadidas (COSTA, 2018, COSTA et al., 2019a; COSTA et al., 2019b).

3 Caracterização das áreas de estudo

O estudo foi realizado no município de São Carlos - SP (47°30' a 48°30' Longitude Oeste e 21°30' a 22°30' Latitude Sul). A área do município é de 1.137 km² e a população de 221.950 habitantes no censo de 2010 (IBGE, 2020).

O clima, de acordo com o sistema de Köppen, é classificado como tipo Cwa, isto é, mesotérmico úmido subtropical de inverno seco, com uma estação seca (maio a setembro), com consequente deficiência hídrica e uma chuvosa (outubro a abril) (LORANDI, 2001). A vegetação da região encontra-se fragmentada, porém o tipo predominante é de Cerrado com suas diferentes fisionomias, floresta estacional semidecídua, mata ripária e capoeira (SOARES; SILVA; LIMA, 2003).

As áreas do estudo situam-se na bacia hidrográfica do Córrego do Monjolinho, um dos principais mananciais do município de São Carlos para a captação de água para consumo domiciliar. Atualmente, parte da bacia está ocupada predominantemente por pastagens e de maneira secundária por cerrado, mata ciliar e reflorestamento. (LORANDI, 2001).

A primeira área de estudo (Área 1) está localizada em um trecho próximo ao Jardim Municipal de São Carlos ($47^{\circ} 52'21,3''\text{O}$ e $21^{\circ} 59'13,2''\text{S}$), enquanto a segunda área de estudo (Área 2) está localizada na Represa Fazzari, no Campus da Universidade Federal de São Carlos ($47^{\circ} 53'17,7''\text{O}$ e $21^{\circ} 58'17,4''\text{S}$), (Figura 3).

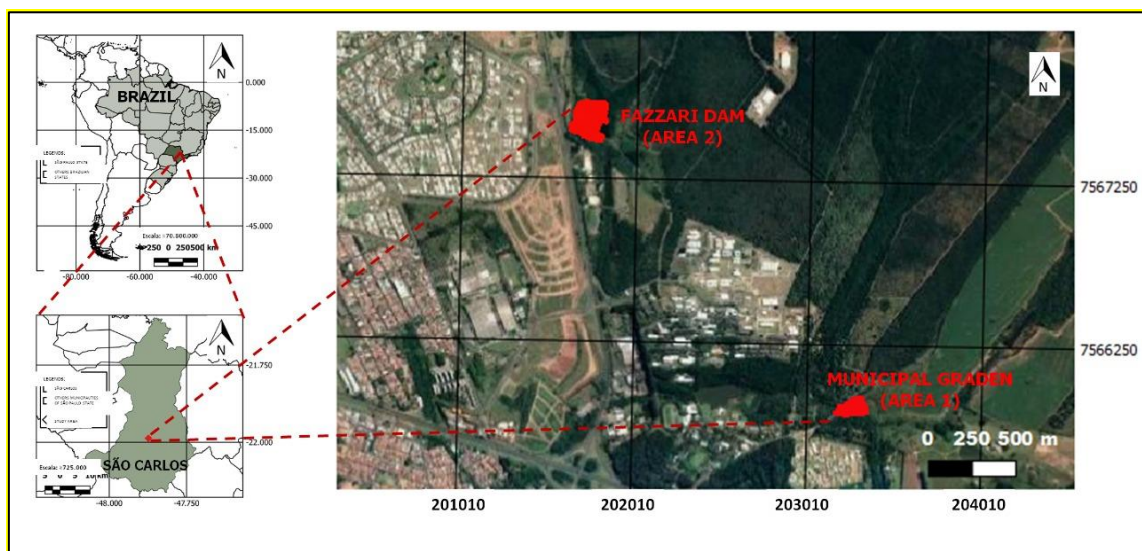


Figure 3 – Localização das áreas de estudo no município de São Carlos, São Paulo, Brasil (Datum: SIRGAS 2000). Fontes: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE):

ftp://geofp.ibge.gov.br/organizacao_do_territorio/malhas_territoriais/malhas_municipais/municipio_2015/ - Google™ Earth Pro (data da imagem: 11 de abril de 2020)



Figure 4 – Invasão por *Hedychium coronarium* às margens do Horto Municipal de São Carlos. Fonte: Lilian Arantes



Figure 5 – Invasão por *Hedychium coronarium* na Represa do Fazzari, no *campus* São Carlos da Universidade Federal de São Carlos. Fonte: Lilian Arantes

4 Aquisição, processamento e análise dos dados

Aquisição de imagens aéreas

As imagens aéreas foram obtidas usando um UAV Phantom® 4. Conforme descrito no manual técnico do equipamento (FULLCOMPASS, 2020), sua plataforma de voo é composta por quatro hélices (Quadricóptero), pesando 1380g (incluindo bateria e hélices), um tempo máximo de voo de aproximadamente 28 minutos e uma velocidade máxima de 20 m / s. O UAV foi equipado com uma câmera digital de luz visível (RGB) compacta de 12,4 MP para capturar dados de alta resolução espacial. A câmera possui GPS integrado e tamanho máximo da imagem de 4000×3000 px. Estes UAVs com câmeras RGB acopladas possuem um custo de investimento relativamente baixo. Seu valor bastante acessível aliado ao fácil manuseio e à captação de imagens de alta resolução espacial pode contribuir para sua adoção à vários tipos de aplicações.



Figura 6 - UAV Phantom® 4 com câmera digital (RGB) acoplada, utilizado para a captação das imagens.



Figura 7 – Imagens capturadas pelo UAV Phantom® 4 com câmera digital (RGB). a) Área 1 e b) Área 2, voo em junho; c) Área 1, voo em novembro.

Processamento de imagem

Ortomosaicos das áreas de estudo foram criados a partir das imagens capturadas usando o AgiSoft PhotoScan®. Obteve-se a Distância Amostral do Solo (GSD) com 1,9 cm / px, ou seja, um pixel da imagem representa 1,9 cm linearmente no solo, 3,61 cm². O georreferenciamento do ortomosaico foi realizado de acordo com o sistema de referência de coordenadas EPSG: 4326 - WGS 84 / SIRGAS 2000.

Análise de dados dos ortomosaicos

No passado, as fotografias aéreas eram processadas manualmente e produzidas com baixa resolução espacial, eram procedimentos trabalhosos e necessitavam alto investimento de tempo. Atualmente, existem técnicas de processamento de imagens automáticas e semi-automáticas.

Um plugin de código aberto de classificação automática, bastante recente, pode ser utilizado para a classificação da vegetação nos ortomosaicos gerados, o Dzetsaka ML está disponível no software QGIS versão 3.10. Este plugin foi desenvolvido por Nicolas Karasiak com a finalidade de classificar a vegetação no Parque Amazônico da Guiana, na Guiana Francesa.

Neste plugin estão disponíveis algoritmos de Aprendizagem de Máquina, que são métodos de inteligência artificial. Estes algoritmos possibilitam que as máquinas aprendam e reconheçam padrões de forma supervisionada, onde o especialista fornece ao algoritmo exemplos rotulados para todas as classes.

A partir deste software foram selecionados 3 algoritmos de classificação para analisar a invasora *Hedychium coronarium*: Modelos de Mistura Gaussiana (GMM), Classificador K-Nearest Neighbors e Random-Forest

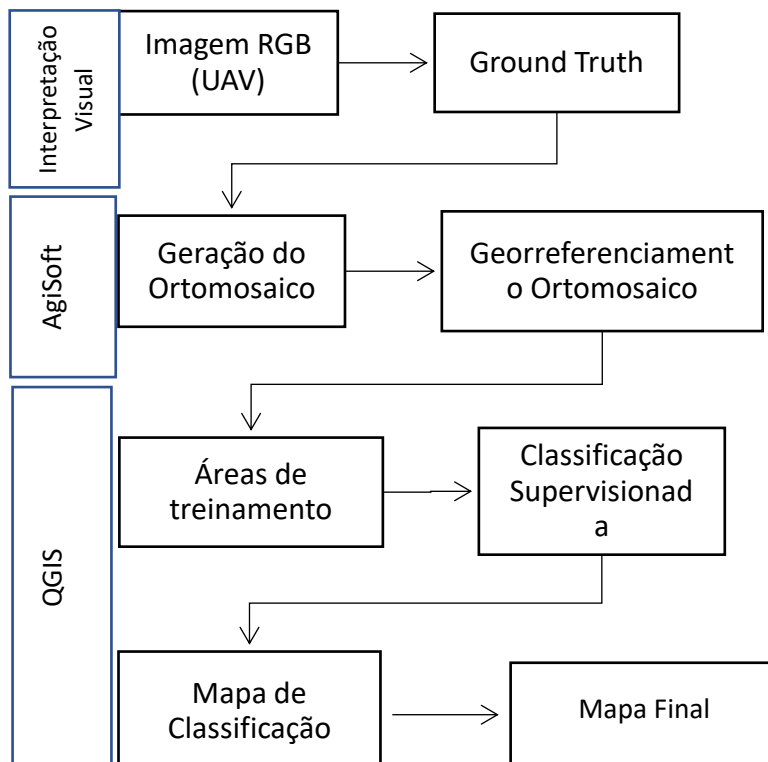


Figura 8 - Fluxograma de trabalho para processamento e análise das imagens do UAV.

5 Objetivo e hipóteses

5.1. Objetivo

Considerando a necessidade de prevenção do estabelecimento e manejo de populações da invasora *Hedychium Coronarium* em zonas ripárias, o objetivo deste estudo foi desenvolver uma metodologia eficiente e de baixo custo para o mapeamento de áreas invadidas a fim de subsidiar ações para estes propósitos.

Objetivos Específicos

Os objetivos específicos são:

- a) Classificar a vegetação utilizando imagens capturadas por UAV;
- b) Mapear a invasão de *H. Coronarium*, identificando as áreas de ocorrência desta espécie nas áreas ripárias;
- c) Avaliar o custo-benefício do uso de UAV e sensor imageador associado no mapeamento das áreas invadidas por *H. coronarium*.

5.2. Hipóteses

- a) É possível detectar as invasões de *Hedychium coronarium* em áreas abertas de zonas ripárias por meio de imagens obtidas por UAV usando câmeras de baixo custo do tipo pancromática RGB, as quais operam apenas no espectro visível e desprovida de bandas espectrais;
- b) Considerando aspectos técnicos como: tamanho do alvo, efeitos de sombra e ângulo de visada, disposição do alvo, efeito de fundo da vegetação (background) é possível classificar as imagens adquiridas por UAV para a identificação dos alvos sobre investigação por meio de um *plugin* em software *open source* com classificadores baseados em algoritmos de Aprendizagem de Máquina.

Referências bibliográficas

- ALMEIDA, R. V. **Invasividade de *Hedychium coronarium* J. Koenig (Zingiberaceae) em diferentes umidades do solo**. PhD diss., Universidade Federal de São Carlos, 2015.
- ANDREW, M. A.; USTIN, S. L. The effects of temporally variable dispersal and landscape structure on invasive species spread. **Ecological Applications**, v. 20, n. 3, p. 593-608, 2010.
- BARRAT-SEGRETAIN, M. H. Strategies of Reproduction, Dispersion, and Competition in River Plants. **Vegetation**, v. 123, n. 1, p. 13-37, 1996.
- BATZER, D. P. Trophic interactions among detritus, benthic midges, and predatory fish in a freshwater marsh. **Ecology**, v. 79, n. 5, p. 1688-1698, 1998.
- BIANCHINI Jr, I., et al. Growth of *Hydrilla verticillata* (L.f.) Royle under controlled conditions. **Hydrobiologia**, v. 644, p. 301-312, 2010.
- BLACKBURN, T.M et al. A Unified Classification of Alien Species Based on the Magnitude of their Environmental Impacts. **Plos Biology**, v.12 (5): e1001850, 2014.
- BOURG, N. A.; MCSHEA W.J.; GILL, D.E. Putting a cart before the search: successful habitat prediction for a rare forest herb. **Ecology**, v. 86, n. 10, p. 2793-2804, 2005.
- BRADLEY, B. A. Remote detection of invasive plants: a review of spectral, textural and phenological approaches. **Biological Invasions**, v. 16, p. 1411-1425, 2014.
- BROWN, R. L; PEET, R. K. Diversity and invasibility of southern appalachian plant communities ecology. **Ecology**, v. 84, n. 1, p. 32-39, 2003.
- CASTRO, W. A. C. et al. Invasion strategies of white ginger lily (*Hedychium coronarium*) J. König (Zingiberaceae) under different competitive and environmental conditions. **Environmental and Experimental Botany**, v. 127, p 55-62, 2016.
- COSTA, R. O. **Estratégias de invasão de *Hedychium coronarium* J. König (Zingiberaceae)**. PhD diss., Universidade Federal de São Carlos, 2018.
- COSTA R.O. et al. Chemical characterization and phytotoxicity of the essential oil from the invasive *Hedychium coronarium* on seeds of Brazilian riparian trees. **Flora**, 2019a.
- COSTA, R. O. et al. Invasive *Hedychium coronarium* inhibits native seedling growth through belowground competition. **Flora**. 2019b.
- DUARTE, G.S.V. et al. Efeito das características ambientais sobre a riqueza e composição de macrófitas aquáticas em córregos urbanos. **Ciência e Natura**, v. 37, n. 4, p. 74-94, 2015.
- EDE, F. J.; AINSWORTH, N.; HUNT, T. D. Managing weeds in riparian zones. **Seventeenth Australasian Weeds Conference**. 311-314. 2010.
- EHRENFELD, J. G. Ecosystem Consequences of Biological Invasions. **Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics**, v. 41, p.59-80, 2010.
- ELITH J.; KEARNEY, M.; PHILLIPS, S. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. **Ecography**, v. 29, p. 129-151, 2006.
- ELTON C.S. **The ecology of invasions by animals and plants**. Methuen: London, 1958.

FULLCOMPASS. Phantom 4 Spec Sheet: Accessed May 5, 2020. <https://www.fullcompass.com/common/files/27734-DJIPhantom4SpecSheet.pdf>

GUIMARÃES, A.B.; CONTE, M.L.; LEOPOLDO P.R. Uso de plantas aquáticas para despoluição de esgoto sanitário no meio rural. **Arquivo do Instituto Biológico**, v.67, supl., p.72. 2000.

GUISAN, A. et al. 2006. Making better biogeographical predictions of species' Distributions. **Journal of Applied Ecology**, v. 43, p 386-392.

HIGGINS, S.I.; RICHARDSON, D.M. Predicting plant migration rates in a changing world: the role of long-distance dispersal. **American Naturalist**, v. 153, p 464-75, 1999:

HOOD, W. G.; NAIMAN, R. J. Vulnerability of riparian zones to invasion by exotic vascular plants. **Plant Ecology**, v. 148, p. 105-114, 2000.

HULME, P. E. Trade, transport and trouble: managing invasive species pathways in an era of globalization. **Journal of applied ecology**, v. 46, n. 1, p. 10-18, 2009.

HULME, P. E. et al. A pan-European inventory of alien species: rationale, implementation and implications for managing biological invasions. In: **DAISIE (Ed) Handbook of Alien Species in Europe**. Springer, Dordrecht, 1–14, 2009.

INSTITUTO HÓRUS. Disponível em:< <http://bd.institutohorus.org.br/>>. Acesso em: 10 jan 2020.

JOY, B.; RAJAN, A.; ABRAHAM, E. Antimicrobial activity and chemical composition of essential oil from *Hedychium coronarium*. **Phytotherapy Research**, v. 21, Issue 5, pages 439–443, 2007.

KISSMANN, K. G.; GROTH, D. **Plantas infestantes e nocivas**. Basf Brasileira São Paulo, 1995. v. 3

KOWARIK, I.; PYŠEK, P. The first steps towards unifying concepts in invasion ecology were made one hundred years ago: revisiting the work of the Swiss botanist Albert Thellung. **Diversity and Distributions**, v.18, p.1243-1252, 2012.

KOBIYAMA, M. Conceitos de zona ripária e seus aspectos geobiohidrológicos. I Seminário de Hidrologia Florestal: Zonas Ripárias, SC, setembro 1-13, 2003.

KOKALY, R.F. et al. Mapping vegetation in Yellowstone N.P. using spectral feature analysis of AVIRIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 84, p. 437-456, 2003.

LU, Y. et al. Anti-inflammation activity and chemical composition of flower essential oil from *Hedychium coronarium*. **African Journal of Biotechnology**, v. 8, n.20, p. 5373-5377, 2009.

LODGE, D. M. et al. Biological invasions: recommendations for U. S. policy and management. **Ecological Applications**, v. 16, n. 6, p. 2035-2054, 2006.

LORANDI, R. **Caracterização dos solos das áreas urbana e suburbana de São Carlos (SP) e suas aplicações**. Tese (Doutorado) – ESALQ, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1985.

LORENZI, H. **Manual de identificação e cultivo de plantas arbóreas nativas do 1206 Brasil: árvores brasileiras**. Plantarum, São Paulo, 2000.

- MAHEU-GIROUX, M.; De BLOIS, S. Mapping the invasive species *Phragmites australis* in linear wetland corridors. **Aquatic Botany**, v. 83, p. 310-320, 2005.
- MEYERSON, L.A., et al. A comparison of *Phragmites australis* in freshwater and brackish marsh environments in North America. **Wetlands Ecology and Management**, v. 9, p. 89-103, 2000.
- MICHEZ, A. et al. Mapping of riparian invasive species with supervised classification of Unmanned Aerial System (UAS) imagery. **International Journal. Applied. Earth Observation and Geoinformation**, v. 44, p. 88-94. 2016.
- MINOR, E. S.; GARDNER, R. H. Landscape connectivity and seed dispersal characteristics inform the best management strategy for exotic plants. **Ecological Applications**, v. 21, n. 3, p. 739-749, 2011.
- MOONEY, H.A; HOBBS, R.J. **Invasive Species in a Changing World**. Washington, DC: Island, 2000.
- MORGAN, J.L.; GERGEL, S.E.; COOPS, N.C. Aerial photography: a rapidly evolving tool for ecological management. **BioScience**, v. 60, p. 47-59, 2010.
- MÜLLEROVÁ, J. Aerial photographs as a tool for assessing the regional dynamics of the invasive plant species *Heracleum mantegazzianum*. **Journal of Applied Ecology**, v. 42, p. 1042-1053, 2005.
- NIELSEN, C. et al. The giant hogweed best practice manual: guidelines for management and control of an invasive weed in **Europe. Forest & Landscape Denmark**, Hoersholm, 2005.
- OLIVEIRA FILHO, A. T. et al. Estrutura fitissociológica e variáveis ambientais em um trecho da mata ciliar do córrego dos Vilas Boas, Reserva Biológica do Poço Bonito, Lavras (MG). **Revista Brasileira de Botânica**, v. 17, n. 1, p. 67 – 85, 1994.
- OLMSTEAD, K.; USTIN, S.; ERNST, T. Using Cart Modeling and Aviris Imagery for Assessing Risk of Weed Invasion at Vandenberg Air Force Base. In **Proceedings of the 2004 AVIRIS Workshop**, 31 march-2 april, Pasadena, California. 2004.
- PETERSON, A. T. Predicting the geography of species' invasions via ecological niche modeling. **The Quarterly Review of Biology**, v. 78, n. 4, p. 419-433, 2003.
- PINHEIRO, A. M. **Atributos ecológicos que contribuem para invasibilidade da macrófita *Hedychium coronarium* J. König (Zingiberaceae)**. MSc diss., Universidade Federal de São Carlos, 2018.
- PLUESS, T. et al. When are eradication campaigns successful? A test of common assumptions. **Biological Invasions**, v. 14, p. 1365-1378, 2012.
- PYŠEK, P.; HULME, P.E. Spatio-temporal dynamics of plant invasions: linking patterns to processes. **Eco science**, v. 12, p. 289-302, 2005.
- PYŠEK, P. et al. A global assessment of alien invasive plant impacts on resident species, communities and ecosystems: the interaction of impact measures, invading species traits and environment. **Global Change Biology**, v.18, p. 1725-1737, 2012.
- RANGEL, S. C. **Drones: A tecnologia disruptiva das aeronaves remotamente pilotadas**. São Paulo: Chiado, 2019.

RAXWORTHY, C. J. et al. Applications of Ecological Niche Modeling for Species Delimitation: A Review and Empirical Evaluation Using Day Geckos (*Phelsuma*) from Madagascar. **Systematic Biology**, v. 56, n. 6, p. 907-923, 2007.

REJMÁNEK, M. Invasive plants: approaches and predictions. **Austral Ecology**, v. 25, p. 497-506, 2000.

REJMÁNEK, M.; PITCAIRN, M.J. When is eradication of exotic pest plants a realistic goal? **Turning the Tide: The Eradication of Invasive Species**, p. 249-253, 2002.

RICHARDSON, D.M. et al. Riparian vegetation: degradation, alien plant invasions, and restoration prospects. **Diversity and Distributions**, v. 13, n. 1, p. 126-139, 2007.

SAMPAIO, A. B.; SCHMIDT, I. B. Espécies Exóticas Invasoras em Unidades de Conservação Federais do Brasil. **Biodiversidade Brasileira**, v. 3, n. 2, p. 32-49. 2013.

SIMBERLOFF, D.; REJMÁNEK, M. **Encyclopedia of Biological Invasions**. Berkeley, CA: University of California, 2011. 765p.

SIMBERLOFF, D. The Role of Propagule Pressure in Biological Invasions. *Annual Review of Ecology, Evolution and Systematics*, v. 40, p. 81-102, 2009.

SOARES, J.J.; SILVA, D. W.; LIMA, M. I. S. Current state and projection of the probable original vegetation of the São Carlos region of São Paulo State, Brazil. **Brazilian Journal of Biology**, v. 63, p. 527-536, 2003.

SOPPER, W. E. Effects of timber harvesting and related management practices on water quality in forested watersheds. **Journal of Environmental Quality**, v. 4, n. 1, p. 24-29, 1975.

SOUZA, J.A.; CORREIA, M. C. R. Floral biology of *Hedychium coronarium* Koen. (Zingiberaceae). **Revista Brasileira de Horticultura Ornamental**, v. 13, p. 21-30, 2007.

STOHLGREN, T. J. et al. Riparian zones as havens for exotic plant species in the central grasslands. **Plant Ecology**, v. 138, p. 113-125, 1998.

STONE, C. P.; SMITH, C. W.; TUNISON, J. T. **Alien plant invasions in native ecosystems of Hawai'i: management and research**. University of Hawai'i, 1992.

TICKNER, D.P et al. Riparian plant invasions: hydrogeomorphological control and ecological impacts. **Progress in Physical Geography**, v. 25, p. 22-52, 2001.

TUNISON, T. **Element Stewardship Abstract for *Hedychium coronarium*: the Nature Conservancy**. Arlington, Virginia, 1991.

THOMAS, J. R., MIDDLETON, B.; GIBSON, D.J. A landscape perspective of the stream corridor invasion and habitat characteristics of an exotic (*Dioscorea oppositifolia*) in a pristine watershed in Illinois. **Biological Invasions**, v. 8, p. 1003-1113, 2006.

THUILLER W. et al. Niche-based modelling as a tool for predicting the risk of alien plant invasions at a global scale. **Global Change Biology**, v. 11, p. 2234-2250, 2005.

UNDERWOOD, E.; USTIN, S.; DiPetro, D. Mapping nonnative plants using hyperspectral imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 86, p. 150-161, 2003.

VILÀ, M.; IBÁÑEZ, I. Plant invasions in the landscape. **Landscape Ecology**, v. 26, p. 461-472, 2011.

VILÀ, M.; HULME, P. E. Non-native Species, Ecosystem Services, and Human Well-Being. In: **Impact of Biological Invasions on Ecosystem Services**, Invading Nature - Springer Series in Invasion Ecology, v.12, 2017.

WAN, H. et al. Monitoring the invasion of *Spartina alterniflora* using very high resolution unmanned aerial vehicle imagery in Beihai, Guangxi (China). **The Scientific World Journal**, v. 2014. e638296. 2014.

WISSMAR, R. C.; BESCHTA, R. L. Restoration and management of riparian ecosystems: a catchment perspective. **Freshwater Biology**, v. 40, p. 571 -585, 1998.

ZAMAN, B.; JENSEN, A.M.; MCKEE, M. Use of high-resolution multispectral imagery acquired with an autonomous unmanned aerial vehicle to quantify the spread of an invasive wetlands species. In **International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)**, Utah Water Research Laboratory, Utah State University, 8200 Old Main Hill, Logan, UT 84322-8200, United States, p 803-806. 2011.

ZENNI R. D.; ZILLER, S. R. An overview of invasive plants in Brazil. **Revista Brasileira de Botânica**, V.34, n.3, p.431-446, 2011.

ZILLER, S.R.; Dechoum, M.S. Plantas e vertebrados exóticos invasores em unidades de conservação no Brasil. **Biodiversidade Brasileira**, v. 3, p. 4-31, 2013.

Capítulo 1

Assessment of the *Hedychium coronarium* invasion in riparian forests using machine learning algorithms and low cost UAV images

Janaina Goreth Arantes^{1,2}, Sérgio Henrique Vanucchi Leme de Mattos³, Igor Araujo Dias Santos⁴, Kelen Cristiane Teixeira Vivaldini⁴, Dalva Maria da Silva Matos¹

¹Ecology and Conservation Laboratory, Department of Hydrobiology - Federal University of São Carlos, São Paulo, Brasil; ² Ecology and Natural Resources Post-Graduation Program, Department of Hydrobiology - Federal University of São Carlos, São Paulo, Brasil; ³Department of Hydrobiology - Federal University of São Carlos, São Paulo, Brasil; ⁴Department of Computer, - Federal University of São Carlos, São Paulo, Brasil.

Abstract:

The spread of invasive exotic plant *Hedychium coronarium* J. König, (Zingiberaceae) has significantly increased in Brazilian riparian forests. Damage to ecosystems can be irreversible without control or eradication of this species. However, detection of invasive species and quantification of invaded area is the first step for any management action. Aiming to evaluate invasion of *H. coronarium* in areas with difficult to access, this paper presents a methodology that integrates images captured by visible spectrum camera (RGB) of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) and their classifications based on Machine Learning algorithms. Gaussian Mixture Model, K-Nearest Neighbors and Random Forest algorithms were used to evaluated invasion of *H. coronarium* in two areas in the municipality of Sao Carlos where UAV images were captured two times. The training phase was performed with different types of samples, varying the size of polygons (6-8m² and 12-16m²) and the number of classes (5 and 8 classes). In the test phase, evaluation of accuracy concerning different configurations shown that the best performance was achieved by K-Nearest Neighbors algorithm in sampling classified in 5 classes, with a Kappa's index of 78,8% and 80% in June and November, respectively, in the first area and a Kappa's index of 72,6% in second area. The best time of image capture and the classification of this images was November when it makes possible a better distinction between species and vegetation. The excellent results in one of the areas show that the integrated method of remote sensing by UAVs and the classification based on Machine Learning algorithms revealed as an accessible low-cost technique that produces high resolution images allowing the detection of *H. coronarium*. Nevertheless, additional studies in other areas with different forest covers and at different times are needed to validate the proposed methodology.

Keywords: *Hedychium coronarium*, invasive alien species, UAV, Machine Learning.

Introduction

Introduction of exotic species by anthropogenic activities is modifying natural ecosystems causing large environmental impacts (Blackburn et al. 2014). This occurs when native species are transferred from their geographical limits to places where they would not occur naturally. The impacts can be of great magnitude at different levels of ecological organization, individuals, populations, communities and ecosystems, and at different spatial and temporal scales (Simberloff and Rejmánek 2011). At the landscape scale, invasive plants can modify their physiognomy, causing local extinctions and resulting in a direct loss of biodiversity (Silva et al. 2014; Ehrenfeld 2010; Pysek et al 2012; McNeely et al. 2001).

Riparian forests have a high environmental diversity and their interaction with the fluvial geomorphological processes provides ecological support for development of riparian ecosystem (Oliveira Filho 1994; Sgrott 2003). These ecosystems are considered more vulnerable to invasion by exotic plants than adjacent terrestrial communities, probably due to the intense disturbance regimes that riparian communities are exposed to (Stohlgren et al. 1998; Hood and Naiman 2000). Human settlements are often formed along rivers and can be the source of introduction of propagules of invasive species in the riverside area, where rivers act as the way of dispersing these propagules and can trigger the establishment and dissemination of invasive plants (Décamps et al. 1995; Wissmar and Beschta 1998; Hood and Naiman 2000; Tickner et al. 2001). Therefore, diversity and abundance of exotic plants have increased in riparian zones worldwide (Richardson et al. 2007). Aquatic macrophytes pose a great risk of invasion as their dispersion vector is the water flow (Barrat-Segretain 1996), associated with the characteristic of their clonal reproduction (Simberloff 2009), exhibiting a spatial distribution that correlates with hydrological connectivity of habitats at the landscape level (Thomas et al. 2006).

Researchers, managers and decision makers have used various methods and techniques to assess, compare and predict the vulnerability and extent of alteration in invaded ecosystems (Blackburn 2014; Lodge et al. 2006; Hulme et al. 2009, Ehrenfeld 2010). Early detection of populations allows a better cost-benefit and successful in the management of invasive species (Rejmánek 2000; Nielsen et al. 2005; Hulme et al. 2009; Vilà and Ibañez 2011). Such requirements can be achieved by using remote sensing to monitor the biological invasion process, which is a cheaper alternative (Kokaly et al. 2003; Underwood et al. 2003; Rejmánek 2000).

Remote sensing tools for mapping invasive plants allow expanded tracking coverage into the region, which, unlike field mapping, allow the study of species populations in areas that are difficult to access. Data from remote sensing make possible instant input of species distribution data in a Geographic Information System (GIS), allowing assistance to planning control activities (Olmsteade 2005). Among several possibilities for using remote sensors, the most economically accessible satellite images often do not have high enough spatial and spectral resolutions to detect isolated individuals, or even small populations, and the images captured by manned aircraft are often an expensive method, especially when many repetitions are required (Lehmann et al. 2017).

According to Vivaldini et. al (2019), remote sensing technology using Unmanned Aerial Vehicle (UAVs) provides better resolutions, fast scanning of large areas, and lower data acquisition costs in comparison to a manned aircraft and satellites and achieves similar goals. The UAVs are an innovation used in different scenarios and it has been applied in several research areas allowing the knowledge of its present state and providing accurate information for decision making (Bendig et al. 2012; Zhang and Kovacs 2012; Nevalainen et al. 2017; Torres-Sánchez, 2015; Vivaldini et al. 2019). Based on this context, the UAVs can be used as a tool in studies of conservation or forest management. Unlike homogeneous crop fields, it is

a challenge to map populations of plants heterogeneously distributed, as is the case of invasive plants in forests.

Several studies involving remote sensing techniques applied on detection, mapping and prediction of spatial propagation of plant invaders have been identified using high-resolution multispectral or hyperspectral sensors (Huang and Asner 2009; Bradley 2014). However, one of the frequently used sensors is the conventional visible spectrum - RGB (single sensor red, green, blue) due to its low cost and easy handling. Nevalainen et al. (2017) used the UAV (hexacopter model - Tarot 960) to acquire RGB images in order to identify tree species in boreal forests. Zortea et al. (2018) with the using of UAVs to capture images of visible RGB spectral for identification and counting of citrus trees. Jin et al. (2017), also through this integration, to develop a method to estimate the density of wheat in the harvest and Bah, Hafiane and Canals (2018) for classification of weeds. In these studies, the main challenge was to achieve reliably classifications and acquired spatial resolution to distinguish individual plants. In spite of the good results obtained by multiband sensors, they require sophisticated calibrations and corrections requiring more work and skilled labor, the classification methods also dispense with spectral knowledge of the targets, demanding even more specialization.

Models of species distribution can be used to guide field research to detect populations of known species (Guisan et al. 2006) and predict species invasion (Peterson et al. 2003; Thuiller et al. 2005). In the construction of such models are used geo-referenced data of species occurrence associated with environmental variables data that influence species distribution. Species distribution models exemplify how the treatment of a data set using statistical techniques allows a compact description of the existing patterns and makes it possible to make predictions from them. As pointed by Elith et al. (2006), Machine Learning algorithms are promising tools for modeling and predicting species distribution.

The uses of UAVs combined with pixel-based classification have been explored in studies on invasions (Wan et al. 2014; Zaman, Jensen, and McKee 2011). Due to invasions in aquatic ecosystems are probably not reported and are poorly monitored, since a large expanse of riverside areas is inaccessible, in some cases, such studies present security risks, especially in flooded environments (Michez et al. 2016), informations about these less accessible areas are crucial for generating current and future invasion scenarios. These studies demonstrated that an integrated work between remote sensing and geospatial modeling improves the understanding of spatial dynamics of invasive plant species and may lead to an effective management, reducing future invasion, as *H. coronarium* stands located in inaccessible riparian areas, are a great challenge for ecological studies and management.

Due to invasive macrophyte species *Hedychium coronarium* is dominating large areas of riparian ecosystems affecting diversity and ecosystem functioning (Castro et al. 2016). In this paper, the main objective is to classify vegetation using images captured by an UAV to obtain a distribution map of this species. Therefore, we integrate images captured by visible spectrum camera (RGB) of UAVs and their classifications based on Machine Learning algorithms in an open-source plugin available for Quantum Geographic Information System (QGIS) in a heterogeneous area to test its efficiency and provide a low cost-benefit methodology to be applied in studies about plant invasion.

Material and methods

Study area

The study was carried out in São Carlos municipality, São Paulo state, Brazil (47 ° 30 'to 48 ° 30' W and 21 ° 30 'to 22 ° 30' S), The municipality of São Carlos occupies an area of 1,137 km² and has about 221,950 inhabitants (IBGE 2020). São Carlos climate, according to Köppen's system, is classified as type Cwa, which is humid subtropical mesothermal with a dry winter. Two climate seasons are clearly distinct: a dry season (May to September), with water deficiency, and a rainy season (October to April) (Lorandi 2001).

The chosen areas are located on Monjolinho River basin. This landscape was formerly covered by Cerrado (the Brazilian Savanna), Seasonal Semideciduous Forest and Riparian Forest (Soares 2003). This basin is one of the main water sources for human consumption in the city of São Carlos. Currently, part of the basin is occupied predominantly by pastures and fragments of Cerrado, riparian forest and secondary vegetation (Lorandi 2001), in addition to the extensive urban occupation.

The first study area (Area 1) is located more specifically on the banks of the Monjolinho River in a stretch close to the Municipal Garden of São Carlos, at 47°52'21.3" W and 21°59'13.2" S, while the second study area (Area 2) is located in Fazzari Dam on the Campus of the Federal University of São Carlos – at 47°53'17.7" W and 21°58'17.4" S (Figure 1).

Studied species

According to Lorenzi (2008), *Hedychium coronarium* J. König, (Zingiberaceae) is a perennial macrophyte native from tropical Asia. Its height is 1.5 to 2.0m and vegetates in swampy places and full sun conditions, showing aggressive growth. Inflorescences are terminal with white flowers, formed practically all year round, and, according to Souza and Correia

(2007), with greater predominance between January and April, corresponding to a hot and humid season. *H. coronarium* is considered an invasive plant in Brazil, forming dense populations in swampy areas and humid lowlands, lakesides, streams and drainage channels (Lorenzi 2000). Its control is hampered due to its extremely efficient vegetative reproduction through fragments dispersed by water (Stone et al. 1992).

Processing and analysis of UAV images

Figure 2 gives an overview of the steps of images processing and analysis used in this study. This workflow diagram shows the software modules used in each fase.

Acquisition of aerial images

Aerial images had been obtained using a Phantom[®] 4 UAV. As described in the equipment's technical manual (Fullcompass 2020), their flight platform consists of four propellers (Quadricopter), weighing 1380g (including battery and propellers), a maximum flight time of approximately 28 minutes and a maximum speed of 20 m/s. The UAV also has an image stabilizer (Gimbal) with a three-axis Cardan and their geolocation at the time of image acquisition is provided by a global receiver satellite navigation system that could receive signals from the GPS and GLONASS satellite constellations. The remote control for the UAV operates at a frequency of 2.400 GHz to 2.483 GHz. The UAV was equipped with a 12.4 MP compact built-in visible light digital camera (RGB) to capture high spatial resolution data. The camera has built-in GPS and 94° Field of View (FOV) lenses with a focal length of 20mm (35mm format is equivalent), ISO 100, f/2.8 lens aperture and 8s -1/8000s shutter speed and maximum image size of 4000×3000 px. The flight plan was designed on the DroneDeploy app loaded on an iPhone XR[®]. The study areas for capturing images through UAV was delimited from the occurrence of *Hedychium coronarium* in open spaces and with forest occurrence.

The capture of images was carried out in both areas on June 12th, 2019, in the morning, the sky with a moderate amount of clouds. On November 6th, 2019, images were captured only next to the Municipal Garden, with a cloudless sky and good light conditions in the morning too. The flight height was 40 m, other than the altitude, latitude and longitude information collected for each generated image. For the first area were captured 78 and 65 images, on the respective dates, and for the Fazzari Dam were captured 166 images.

Image processing

Three orthomosaics of study areas (Figure 3) were created from the captured images using AgiSoft PhotoScan[®]. A Ground Sample Distance (GSD) was obtained with 1.9 cm/px, that is, a pixel in the image represents 1.9 cm linearly on the ground, 3.61 cm². Orthomosaics georeferencing was performed according to the coordinate reference system EPSG:4326 - WGS 84/SIRGAS 2000.

The flight coverage for each area was 17,849m² (Area 1 – first flight), 17,093m² (Area 1 – second flight), and 41,747m² (Area 2).

Orthomosaics data analysis

In order to perform the classification of the three orthomosaics, the open-source plugin DZetsaka ML was used in the QGIS software version 3.10. From this software, developed by Nicolas Karasiak, 3 supervised classification algorithms were selected to analyze invasive macrophyte *Hedychium coronarium*:

- 1) *Gaussian Mixture Models* (GMM): generic methods that solve problems of probabilistic classification and regression (Scikit-learn 2014). It is the fastest algorithm available in DZetsaka that accounts for the sum of several Gaussian processes. The closer the pixel is, the greater weight it will have (Karasiak 2017).

2) *K-Nearest Neighbors classifier*: based on the k nearest neighbors, where k is a specified integer value (Scikit-learn 2014). The classification is fast and needs only one parameter: the number of neighbors (Karasiak 2017); and

3) *Random-Forest*: algorithm based on randomized decision trees, where it repeatedly divides the data set into separate branches and maximizes the information gain allowing the algorithm to learn non-linear relationships (Potic 2017). It can be applied in several works, mainly for the classification of tree species (Karasiak 2017).

Sampling

A prior knowledge of the studied sites and vegetation types, as the use of UAV, and previous analysis the sensor images are necessary and fundamental for the achievement of an adequate classification, as well as the subsequent validation of the model in the field, we performed a training sampling. So, field recognition was carried out in the study localities, identifying areas invaded by *H. coronarium*. In addition, these areas also were visually identified in the RGB images captured by the UAV. The samples of the features were chosen by sampling directly in the orthomosaic generated from images of each area.

For the training phase, the training areas were delimited by sampling polygons to represent the chosen class. For the test phase, classification was performed covering a set of polygons for each class and two class types were defined (called 't' and 'T' types), as shown in Table 1. To evaluate the classification methods, in addition to the two class types, two different sizes of polygons were also tested, and samples were defined according to Table 2.

After the training phase, a map of the distribution of *H. coronarium* was generated according to the application of each of the 3 algorithms for each sample. Classification accuracy was evaluated based on the determined classes and through the confusion matrix and the Kappa's agreement index, which measures the agreement between the classification performed

in the image and its real values. A Kappa value of 1 represents perfect agreement (Perroca and Gaidzinski 2003), as shown in Table 3. In addition, the Global Accuracy Index was calculated, which indicates the probability that classified categories correspond to reality.

Metrics

To evaluate the results the metrics Confusion matrix, Kappa's agreement index and the Global Accuracy Index are adopted.

The Kappa coefficient cited by Cogalton (1991), widely used in remote sensing, measures the performance in a pattern recognition system, where the expected agreement is applied, a posteriori (Ponti-Junior, 2004). For this, a confusion matrix is generated by each classifier with labels of the sampling is provided in the classification. The values that fall on the diagonal of the matrix are the correctly predicted labels and with the values outside the main diagonal are possible to analyze a confusion between the classes.

Results

Figures 4 to 6 show the classifications performed in orthomosaics using 3 algorithms adopted (*Gaussian Mixture Model*, *K-Nearest Neighbors classifier* and *Random Forest classifier*) and the 4 types of samples resulted in 12 coverage maps of *Hedychium coronarium* for each orthomosaic. Confusion matrix, Kappa's agreement index and the Global Accuracy Index results are described in Tables 4 to 9.

The accuracy assessment shows that the K-Nearest Neighbors classifier obtained a better performance for all samples (Table 4 to 9 and Figure 4 to 6). In Area 1, Municipal Garden represented by orthomosaics 1 and 2, the best result was for a smaller number of classes and smaller polygons (Sample A), as it demonstrates in the Table 5 and Figures 4 and 5.

Respectively to orthomosaics 1 and 2 was obtained a Kappa's index of 78,8% and 80%, a f1 score of 85,9% and 88.5%, Global Accuracy of 84,1% and 84.8% (Table 5). In Area 2, Fazzari Dam represented by orthomosaics 3, the best result was obtained for a smaller number of classes in bigger polygons (Sample C) with a Kappa's index of 72,6% and f1 score of 79,3%, with Global Accuracy of 78,5% (Table 5). The 3 algorithms performed better for the samples which have the lowest number of types (type t) than the samples which have a greater number of types (type T), as shown in Tables 4 to 6 and in Samples A and C of Figures 4 to 6.

For the samples B and D, with a greater number of classes (type T), the classifiers had lower performance, but still at “good” or “very good” level (Table 3), as shown in Samples B and D (Figures 4 to 6), where the Kappa's index was between 57,5% and 67,0%.

In general, the algorithms performed better in Area 1 than in Area 2. In Area 1, the image captured in November was the best performing. In Area 1, to the orthomosaics 1 and 2, the worst results were for the Sample D (with larger polygons and a greater number of classes), with the Kappa's index of 57,9% and 61,8% respectively, as indicated in Table 7 and 9, using the *Gaussian Mixture Model* and *Random Forest* algorithm (Figures 4 and 5).

According to Tables 4 to 9, the image classifications of Area 1 showed that samples (C and D) with larger polygons (between 12 and 16m²) were less effective than smaller polygons, probably due to the increase in the diversity of features in each polygon. As can be observed, the greater number of classes (type T, samples B and D) also decreased the effectiveness of the classification in relation to the samples A and C due to greater confusion of pixels between *H. coronarium* and the forest classes created (Table 7 to 9). However, in Area 2, the performance of the algorithms was worse in Sample B, contrasting the results obtained for Area 1, with the Kappa's index of 57,5% for the *Random Forest* algorithm, as indicated in Table 9 and showed in Figure 6.

In area 1, the images classified from orthomosaic1, the area occupied by *H. coronarium* varied from 16 to 19% of the total area and the area occupied by all classes of forest varied from 34 to 45% (Table 10). In area 1, from orthomosaic 2, the area occupied by *H. coronarium* varied from 15 to 24% of the total area and the area occupied by forest varied from 31 to 43% (Table 11). Finally, in Area 2 the area occupied by *H. coronarium* varied from 4 to 12% of the total area, the area occupied by forest varied from 43 to 61% (Table 12).

These results show a great variation in the Gaussian Mixture Model algorithm in the prediction of the invaded area, as is the case of Area 1, orthomosaic1, however other classifiers remained similar in the prediction of occupation in this Area. The results show that the relative areas invaded in Area 2 are smaller than Area 1.

Analyzing the best performance algorithm, the *K-Nearest Neighbors classifier*, in Area 1, for orthomosaic 1 and 2 (sample A) and in Area 2 (Sample C), the area invaded by *H. coronarium* was 3,251m², 2,405m² and 3,544m² , respectively.

Discussion

In the present study, the integrated technologies using spatial high-resolution images captured by UAVs and the generated orthomosaic enabled the visual detection of *H. coronarium*. In addition, the use of ML open source classifiers was effective in producing distribution maps for different vegetation types. DZetsaka plugin algorithms available in QGIS are effective in classifying species and vegetation types after images were captured at different times of the year. The K-Nearest Neighbors classifier algorithm was the best one to classify the invasive *H. coronarium* in open areas, using the images captured by UAVs. Therefore, the sample whose training used lowest class details was the most appropriate method to classify *H. coronarium*.

The low performance of the classification in Area 2 showed that the level of heterogeneity of the vegetation can influence the results. The size of the populations of *H. coronarium* and/or time of the images capture can also influence the classification of the species using this method. For a better analysis of this result, it would be interesting to perform image capture in November in this area, due to the better distinction between species and vegetation observed in the analysis of the images obtained.

The methodology used is a low-cost remote sensing tool UAVs together with the open source techniques of geographic information systems. Thus, our study demonstrates that UAVs can avoid the large expenditure of time as in field-based surveys of invasive species, especially in areas of low accessibility (Wan et al. 2014; Hill et al. 2016; Müllerová et al. 2017). In our case, the mapping of *H. coronarium* is restricted to open areas, while its detection under the forest canopy is not possible. However, the probability of occurrence of the species is higher in open areas due to its adaptation to open habitats. Light is considered a key limiting factor for aquatic macrophytes in general (Dhir 2015). *H. coronarium* normally forms dense stands under full light in riverside forests adjacent to watercourses or forest edges (Joly and Brandle 1995, Castro et al. 2016). The growth and survivorship of its rhizomes decrease under constant darkness (Pinheiro, 2018), which indicate that this species is less likely to be dominant in the understory of riparian forests with high canopy closure.

The major difficulty in the classification strategies used was found in the distinction between standing *Hedychium coronarium* and the adjacent forest. Pixels contained in training areas must be sufficient to allow reasonable estimates obtained by the elements of the conditional average of the class and the vector covariance matrix (Richards and Jia 2006). The number of potential samples (pixels, clusters of pixels, polygons and clusters of polygons) in a remote sensing image, commonly apply 2% or even 5% of a sample (Congalton and Green 2009).

Few training areas can mask certain features due to a lack of precision. However, a greater number of training areas tend to minimize errors and increase the accuracy of modeling. So, according to our results, in Area 1, where the classification was more efficient, the larger polygons sampling tends to cluster different features in the same class generating poor distinction between *H. coronarium* stand and forest. Thus, these results show that adopting the smaller polygons as sampling is more efficient in the classification.

In a previous study developed by Potic (2017) applied to monitor the changes in the land cover, the comparison between algorithms available on Dzetsaka plugin, obtained the best performance for Random Forest with 96.35 and 100% accuracy in two different time periods. In our study, the best accuracy obtained for K-Nearest Neighbors classifier (80,0%, according to Table 5) was higher than for the Random Forest algorithm. Through the classification of segmented satellite images with the objective of detecting and identifying populations of *Hovenia dulcis*, an arboreal invader, Lima (2019) used the K-Nearest Neighbors algorithm of eCognition® and obtained 91% accuracy for segmentation scale of 100.

According to the results obtained in this study, we may consider that UAV flight altitude was adequate for the species' high visibility in the landscape. The time when the UAV images captured in November (rainy season), in addition to greater species visibility, showed a better performance of the algorithms suggesting that this is the best time for capturing images. The rainy season is a time of great vegetative growth of *H. coronarium*, providing a better distinction of the species in relation to other types of vegetation. As the phenological stages can be relevant in the acquisition of data (Huang and Asner 2009) and influence the structure of the canopy (Jones et al. 2011; Dorigo et al. 2012; Somodi et al. 2012), the images capture in June was more difficult to distinguish *H. coronarium* from the other types of vegetation. As June is almost in the middle of the dry season, the species presents itself with shade and texture close to the rest of vegetation. During the flowering phase of *H. coronarium*, from January to April,

we could obtain different results considering that in Area 1, in June, we still observed a small number of flowers, which may have favored the species classification on this date.

The use of the sensors embedded in the camera was efficient, with no need for the use of infrared sensors for the detection of the invader. Similar results were observed in the studies on the detection of *Acacia mangium* (Lehmann et al. 2017) and *Jacobaea vulgaris* (Tay 2018). In Area 1, the population of *H. coronarium* is larger and more homogeneous, being more easily detected. Further tests will be necessary in more heterogeneous areas such as Area 2 at a more favorable time (flowering period), in order to achieve a better detection of *H. coronarium*. The visual interpretation in our study, on the other hand, performed well and was used to analyze the classification based on pixels in the comparison with the distribution map.

Despite the good results achieved by studies using UAV, the number of strategies that applying this technology by ecosystem managers is still relatively low, possibly due to high acquisition costs, technical complexities, or lack of operational skills (Lehmann et al. 2017). In addition, the lack of specialized knowledge in image processing and analysis are also factors that hinder the adoption of these practices. Considering the cost-benefit of this study we recommend its use in the detection of invasive stands.

It has been observed that the invasion of *H. coronarium* in native forests trigger many impacts on riparian forests and on their ecosystem services (Almeida 2015; Castro 2019; Costa 2018; Pinheiro 2018; Zanatta 2019). Due to this scenario, the detection and constant mapping allow monitoring the evolution of invasion, besides helping in the decision of the best time for its management. Therefore, the early detection of the spread of invasive plants is essential and the use of UAVs combined with the high accuracy of the classification can be a very efficient mechanism to outline control and/or eradication actions. The early detection of the invasion

process, especially in inaccessible habitats, can also contribute to the control of the invader in the early stages, reducing time and investments in their management.

The mapping generated using images captured by UAVs and adopting open source classification tools can support researchers, decision makers to adopt regulations and management actions related to the invasive plants, collaborating with the recovery of invaded riparian forests. Considering the crucial role played by riparian forests, such methodology provides an important contribution to the maintenance of biodiversity and all other ecosystem services provided by them. We believe that this methodology can be promising for this purpose.

Acknowledgments

We thank the precious partnership with the Department of Computer (Federal University of São Carlos), we are grateful for their valuable contribution.

Funding

This research was only made possible with the financial support granted by Brazilian National Council for Scientific and Technological Development- Cnpq (Grant 159303/2018-4) and São Paulo Research Foundation for funding the research - FAPESP (Grant 2016/19522-5 and Grant 307839/2014-1).

References

- Almeida, R. V. 2015. “Invasividade de *Hedychium coronarium* J. Köenig (Zingiberaceae) em diferentes umidades do solo” PhD diss., *Universidade Federal de São Carlos*.
- Arruda, R. O. M., F. B. Dalmas, F. A. Militão, J. C. Santos, and A. P. Garcia. 2016. “Análise geoambiental aplicada ao estudo da relação entre qualidade da água e ocupação das margens da represa Guarapiranga (São Paulo/SP), entre 2004 e 2014” *X Revista UNG – Geociências* 15 (1).
- Bah, M. D., A. Hafiane and R. Canals. 2018. Deep learning with unsupervised data labeling for weeds detection on uav images. *arXiv preprint arXiv:1805.12395*.
- Barrat-Segretain, M. H. 1996. “Strategies of Reproduction, Dispersion, and Competition in River Plants”. *Vegetation* 123 (1): 13-37.
- Bendig, J. A., A. Bolten, and G. Bareth. 2012. “Introducing a low-cost mini-UAV for thermal- and multispectral-imaging”. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XXXIX-B1, *XXII ISPRS Congress*, Australia.
- Blackburn T. M., F. Essl, T. Evans, P. E. Hulme, and J. M. Jeschke. 2014. “A Unified Classification of Alien Species Based on the Magnitude of their Environmental Impacts”. *PLoS Biol* 12 (5): e1001850. doi:10.1371/ journal.pbio.1001850
- Bradley, B.A. 2014. Remote detection of invasive plants: a review of spectral, textural and phenological approaches. *Biol. Invasions*, 16, 1411-1425. <https://doi.org/10.1007/s10530-013-0578-9>
- Calganton, R. G., A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sensing Enviroment*, v. 37, p. 35-46, 1991.
- Castro, S. S., M. Cooper, M. C. Santos, and P V. Torrado. “Micromorfologia do solo: bases e aplicações”. *Tópicos em Ciência do Solo*, Viçosa, MG, v. 3, p. 107-164. 2003.
- Castro, W. A. C., R. V. Almeida, M. B. Leite, R. H. Marrs, and D. M. S Matos. 2016. “Invasion strategies of white ginger lily (*Hedychium coronarium*) J. König (Zingiberaceae) under different competitive and environmental conditions”. *Environmental and Experimental Botany* 127: 55-62. <https://doi.org/10.1016/j.envexpbot.2016.03.010>
- Congalton, R., and K. Green. 2019. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data - Principles and Practices*. Boca Raton: CRC Press.
- Costa, R. O. 2018. “Estratégias de invasão de *Hedychium coronarium* J. König (Zingiberaceae)” PhD diss., *Universidade Federal de São Carlos*.
- Decamps, H. A. M. Planty-Tabacchi, and E. Tabacchi. 1995. “Changes in the hydrological regime and invasions by plant species along riparian systems of the adour river, France”. *Research & Management* 1 (i) 23-33.
- Dhir, B. 2015. “Status of aquatic macrophytes in changing climate: A perspective”. *J. Environ. Sci. Technol.* 8: 139–148. DOI: 10.3923/jest.2015.139.148

- Dorigo, W., A. Lucieer, T. Podobnikar, and A. Carni. 2012. "Mapping invasive *Fallopia japonica* by combined spectral, spatial, and temporal analysis of digital orthophotos". *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 19: 185–195. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.05.004>
- Ehrenfeld, J. G. 2010. "Ecosystem Consequences of Biological Invasions". *Annual Review of Ecology, Evolution and Systematics* 41:59-80. doi:10.1146/annurev-ecolsys-102209-144650
- Elith J., M. Kearney, and S. Phillips. 2006. "Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data". *Ecography* 29: 129–151. doi: 10.1111/j.2041-210X.2010.00036.x
- Fitz, P. R., J. C. Vieira, and M. C. Soares. 2019. "O uso de polígonos de amostragem em classificações supervisionadas de imagens de satélite". *Entrelugar* 10 (19).
- FullCompass. 2020. "Phantom 4 Spec Sheet:". Accessed May 5, 2020. <https://www.fullcompass.com/common/files/27734-DJIPhantom4SpecSheet.pdf>
- Guisan, Antoine, A. Lehmann, S. Ferrier, M. Austin, J. M. C. C. Overton, R. Aspinall, and Hastie, T. 2006. "Making better biogeographical predictions of species' Distributions". *Journal of Applied Ecology* 43: 386–392. doi: 10.1111/j.1365-2664.2006.01164.x
- Hill, D. J., C. Tarasoff, G. E. Whitworth, J. Baron, J. L. Bradshaw, and J. S. Church. 2016. "Utility of unmanned aerial vehicles for mapping invasive plant species: a case study on yellow flag iris (*Iris pseudacorus* L.)". *Int. J. Remote Sens* 38: 8–10. doi:10.1080/01431161.2016.1264030
- Hood, W. G. and R. J. Naiman. 2000. "Vulnerability of riparian zones to invasion by exotic vascular plants". *Plant Ecology* 148: 105–114.
- Huang, C., and G. P. Asner. 2009. "Applications of remote sensing to alien invasive plant studies". *Sensors* 9: 4869–4889. doi:10.1093/nar/gkn923
- Hulme, P. E. 2009. "Trade, transport and trouble: managing invasive species pathways in an era of globalization". *Journal of applied ecology* 46 (1): 10-18. doi: 10.1111/j.1365-2664.2008.01600.x
- IBGE. 2020. "São Carlos". Accessed May 5, 2020. <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sp/sao-carlos>
- Jin, X., S. Liu, F. Baret, M. Hemerlé and A. Comar. 2017. Estimates of plant density of wheat crops at emergence from very low altitude uav imagery. *Remote Sensing of Environment*, 198, 105–114.
- Joly, C. A., and R. Brandle. 1995. "Fermentation and adenylate metabolism of *Hedychium coronarium* J. G. Koenig (Zingiberaceae) and *Acorus calamus* L. (Araceae) under hypoxia and anoxia". *Functional Ecology* 9: 505-510.

- Jones, D., S. Pike, M. Thomas, and D. Murphy. 2011. "Object-based image analysis for detection of Japanese Knotweed s.l. taxa (Polygonaceae) in Wales (UK)". *Remote Sensing* 3: 319–342. doi:10.1016/j.rse.2010.12.015
- Karasiak, N., and P. Perbet. 2018. *QGIS and Applications in Agriculture and Forest*, Volume 2. New York: Wiley.
- Kokaly, R. F., D. G. Despain, R. N. Clark, and K. E. Livo. 2003. "Mapping vegetation in Yellowstone N.P. using spectral feature analysis of AVIRIS data". *Remote Sensing of Environment* 84: 437–456.
- Lehmann, J. R. K., T. Prinz, S. R. Ziller, J. Thiele, G. Heringer, and J. A. A. Meira-Neto. 2017. "Open-source processing and analysis of aerial imagery acquired with a low-cost unmanned aerial system to support invasive plant management". *Front. Environ. Sci.* 5: 44. doi: 10.3389/fenvs.2017.00044
- Lima, D. R. M., V. A. Pesck, I. Konkol, F. L. Dlugosz, A. F. Filho, C. H. B. Nauiack, and T. Cuchi. 2019. "Detecção de espécie invasora na floresta ombrófila mista por meio de classificação orientada ao objeto". Paper presented at the XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Santos, April 14-17.
- Lodge, D. M., S. Williams, H. J. MacIsaac, K. R. Hayes, B. Leung, Sarah Reichard, R.N. Mack, P. B. Moyle, M. Smith, D. A. Andow, and J. T. Carlton. 2006. "Biological invasions: recommendations for u.s. policy and management". *Ecological Applications*, 16(6):2035–2054.
- Lorandi, R., F. Takemoto, N. N. B. Salvador, and F. E. Torresan. 2001. "Carta de potencial à erosão laminar da parte superior da bacia do córrego do Monjolinho (São Carlos, SP)". *Revista Brasileira de Cartografia* 53: 111-117.
- Lorenzi, H. 2000. *Plantas Daninhas do Brasil: terrestres, aquáticas, parasitas, tóxicas e medicinais*. São Paulo: Nova Odessa: Instituto Plantarum.
- Lorenzi, H., and H. M. Souza. 2008. *Plantas Ornamentais no Brasil*. São Paulo: Plantarum.
- Michez, A., H. Piégay, L. Jonathan, H. Claessens and P. Lejeune. 2016. Mapping of riparian invasive species with supervised classification of Unmanned Aerial System (UAS) imagery. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinform.* 44, 88–94. doi: 10.1016/j.jag.2015.06.014
- McNeely, J. A., H. A. Mooney, L. E. Neville, P. Schei, and J. K. Waage. 2001. *Estratégia Mundial sobre Espécies Exóticas Invasoras*. UICN, Gland
- Müllerová, J.T. Bartaloš, J. Brůna, P. Dvořák, and M. Vítková. 2017. "Unmanned aircraft in nature conservation: an example from plant invasions". *Int. J. Remote Sens* 38: 8–10. doi: 10.1080/01431161.2016.1264030
- Nevalainen, O. et al. 2017. "Individual tree detection and classification with UAV-based photogrammetric point clouds and hyperspectral imaging". *Remote Sensing* 9 (3): 185.

Nielsen, C., H. P. Ravn, W. Nentwig, and M. Wade. 2005. *The giant hogweed best practice manual: guidelines for management and control of an invasive weed in Europe*. Forest & Landscape Denmark, Hoersholm.

Oliveira A. T. F., R. J. Almeida, J. M. Mello, and M. L. Gavilanes. 1994. “Estrutura fitissociológica e variáveis ambientais em um trecho da mata ciliar do córrego dos Vilas Boas, Reserva Biológica do Poço Bonito, Lavras (MG)”. *Revista Brasil Bot* 17 (1): 67 – 85.

Oliveira, U. C., L. F. C. Teixeira, F. F. Soares, P. S. Mendonça, and C. A. M. Junior. 2019. “Avaliação do uso do solo e cobertura vegetal na zona de amortecimento do Parque Nacional de Ubajara, em Ubajara, Ceará.” Paper presented at the X Congresso Brasileiro de Gestão Ambiental, Fortaleza, November 04-07.

Olmstead K., S. L. Ustin, and T. Ernst. 2005. “Using CART modeling and AVIRIS imagery for assessing risk of weed invasion at Vandenberg Air Force Base”. In Proceedings of the Eleventh Annual JPL Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) Workshop, Pasadena, March 31–2 April.

Peixoto, C. S. 2018. “Mudança no uso das terras na cabeceira do rio Miranda (MS): estudo de caso da subbacia do rio São Francisco (1986, 2000, 2018).” Paper presented at the 7º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, Jardim, October 20-24.

Perroca, M. G., and R. R. Gaidzinski. 2003. “Avaliando a confiabilidade interavaliadores de um instrumento para classificação de pacientes: coeficiente Kappa”. *Rev Esc Enferm USP* 2003 37(1): 72-80. <https://doi.org/10.1590/S0080-62342003000100009>

Peterson, A. T., and C. R. Robins. 2003. “Using Ecological-Niche Modeling to Predict Barred Owl Invasions with Implications for Spotted Owl Conservation”. *Conservation Biology* 17 (4): 1161-1165. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.2003.02206.x>

Pinheiro, A. M. 2018. “Atributos ecológicos que contribuem para invasibilidade da macrófita *Hedychium coronarium* J. König (Zingiberaceae)” MSc diss., *Universidade Federal de São Carlos*.

Ponti-Junior, M. P. 2004 Combinação de múltiplos classificadores para a identificação de materiais em imagens ruidosas. MSc diss., *Universidade Federal de São Carlos*.

Potić, I., and M. Potić. 2017. “Remote sensing machine learning algorithms in environmental stress detection - case study of Pan-European south section of corridor 10 in Serbia.” *Publication in Natural Sciences* 7 (2): 41-46. doi:10.5937/univtho7-14957

Pyšek, P., C. J. I. Vojte, P. E. Hulme, J., Pergl, M. Hejda, U. Schaffner, and M. Vilá. 2012. “A global assessment of alien invasive plant impacts on resident species, communities and ecosystems: the interaction of impact measures, invading species traits and environment”. *Global Change Biol.* 18: 1725–1737. doi: 10.1111/j.1365-2486.2011.02636.x

Pyšek, P., and P. E. Hulme. 2005. “Spatio-temporal dynamics of plant invasions: linking patterns to processes”. *Eco science* 12: 289–302. DOI: 10.2980/ i1195-6860-12-3-302.1

- Rejmánek, M. 2000. "Invasive plants: approaches and predictions". *Austral Ecology* 25: 497–506. <https://doi.org/10.1046/j.1442-9993.2000.01080.x>
- Richards, J. A., and X. Jia. 2006. "Interpretation of hyperspectral image data". In: *Remote Sensing Digital Image Analysis*. New York: Springer.
- Richardson, D. M., P. M. Holmes, K. J. Esler, S. M. Galatowitsch, and J. C. Stromberg. 2007. "Riparian vegetation: degradation, alien plant invasions, and restoration prospects". *Diversity and Distributions* 13 (1): 126-139. DOI: 10.1111/j.1472-4642.2006.00314.x
- Rodrigues, L. T. 2019. "Mapeamento Aplicado a Estudo de Processos Erosivos às Margens da TO-010, Localizados no Trecho Entre Wanderlândia e Babaçulândia." Paper presented at the 5º Simpósio de Prática de Engenharia Geotécnica na Região Centro Oeste, Brasília, October 24-25.
- SciKit Learn. 2020. "Scikit-Learn: Machine Learning in Python." Accessed May 5, 2020. <https://scikit-learn.org/>
- Sejatia, A. W., I. Buchoria, and I. Rudiartoa. 2019. "The spatio-temporal trends of urban growth and surface urban heat islands over two decades in the Semarang Metropolitan Region". *Sustainable Cities and Society*. 46. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101432>
- Sgrott, E. 2003. Fitossociologia da zona ripária no estado de santa Catarina. In: I Seminário de Hidrologia Florestal: Zonas Ripárias 2003. Comitê organizador, Masato Kobiyama, Roberto Valmir da Silva, Tatiane Checchia, Alexandre Alves. 14-39.
- Silva, E. R., G. B. Overbeckand, and G. L. G Soares. 2014. "Phytotoxicity of volatiles from fresh and dry leaves of two Asteraceae shrubs: Evaluation of seasonal effects". *South African Journal of Botany* 93:14-18. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sajb.2014.03.006>
- Simberloff, D. 2009. "The Role of Propagule Pressure in Biological Invasions". *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics* 40:81–102. doi:10.1146/annurev.ecolsys.110308.120304
- Simberloff, D., and M. Rejmánek. 2011. *Encyclopedia of biological invasions*. Berkeley: University of California Press
- Somodi, I., Z. Molnár, and J. Ewald. 2012 "Towards a more transparent use of the potential natural vegetation concept – an answer to Chiarucci et al". *Journal of Vegetation Science* 23: 590–595. Doi: 10.1111/j.1654-1103.2011.01378.x
- Souza, J. A., and Correia, M. C. R. 2007. "Floral biology of *Hedychium coronarium* Koen. (Zingiberaceae)". *Revista Brasileira de Horticultura Ornamental* 13: 21–30.
- Stohlgren, T. J., K. A. Bull, Y. Otsuki, C. A. Villa, and M. Lee. 1998. "Riparian zones as havens for exotic plant species in the central grasslands". *Plant Ecology* 138: 113–125.
- Stone, C. P., C. W. Smith, and J. T. Tunison. 1992. "Alien Plant Invasions in Native Ecosystems

of Hawaii: Management and Re-search”. *Honolulu: University of Hawaii* 887.

Tay, J. Y. L., A. Erfmeier, and J. M. Kalwij. 2018. “Reaching new heights: Can drones replace current methods to study plant population dynamics?”. *Plant Ecol.* 219: 1139–1150. <https://doi.org/10.1007/s11258-018-0865-8>

Thomas, J. R., B. Middleton, and D. J. Gibson. 2006. “A landscape perspective of the stream corridor invasion and habitat characteristics of an exotic (*Dioscorea oppositifolia*) in a pristine watershed in Illinois”. *Biological Invasions* 8: 1003–1113. DOI 10.1007/s10530-005-8155-5

Thuiller, W., D. M. Richardson, P. Pyšek, G. F. Midgley, G.O. Hughes, and M. Rouget. 2005 “Niche-based modelling as a tool for predicting the risk of alien plant invasions at a global scale”. *Glob. Change Biol.* 11: 2234–2250. doi: 10.1111/j.1365-2486.2005.01018.x

Tickner, D. P., P. G. Angold, A. M. Gurnell, and J. O. Mountford. 2001. “Riparian plant invasions: hydrogeomorphological control and ecological impacts”. *Progress in Physical Geography* 25: 22–52.

Torres-Sánchez, J., F. López-Granados, A. I. Castro, and J. M. Peña-Barragán. 2015. “An automatic object-based method for optimal thresholding in uav images: Application for vegetation detection in herbaceous crops. Computers and Electronics in Agriculture”. *Elsevier* 114: 43–52.

Underwood, E., S. Ustin and D. DiPetro. 2003. “Mapping nonnative plants using hyperspectral imagery”. *Remote Sensing of Environment* 86: 150–161. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00096-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00096-8)

Vilá, M., and I. Ibáñez. 2011. “Plant invasions in the landscape”. *Landscape Ecology* 26: 461–472. DOI 10.1007/s10980-011-9585-3

Vivaldini, K.C.T., T.H. Martinelli, V.C. Guizilini, J. R. Souza, M. D. Oliveira, F. T. Ramos and D. F. Wolf. 2019. “UAV route planning for active disease classification”. *Auton Robot* 43, 1137–1153. DOI 10.1007/s10514-018-9790-x

Wan, H., Q. Wang, D. Jiang, J. Fu, Y. Yang, and X. Liu. 2014. “Monitoring the invasion of *Spartina alterniflora* using very high resolution unmanned aerial vehicle imagery in Beihai, Guangxi (China)”. *Sci. World J.* 2014:e638296. doi: 10.1155/2014/638296

Wissmar, R. C., and R. L. Beschta. 1998. “Restoration and management of riparian ecosystems: a catchment perspective”. *Freshwater Biology* 40: 571–585.

Zaman B., A.M. Jensen and M. McKee. 2011. Use of high-resolution multispectral imagery acquired with an autonomous unmanned aerial vehicle to quantify the spread of an invasive wetlands species International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Utah Water Research Laboratory, Utah State University, 8200 Old Main Hill, Logan, UT 84322-8200, United States, 803–806. DOI: 10.1109/IGARSS.2011.6049252

Zanatta, M. P. 2019. “O impacto da invasão por *Hedychium coronarium* J. König (Zingiberaceae) em áreas ripárias” PhD diss., *Universidade Federal de São Carlos*.

Zhang, C., and J. M. Kovacs. 2012. “The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review”. *Precision Agric* 13: 693–712. DOI: 10.1007/s11119-012-9274-5

Zortea, M., M. M. Macedo, A. B. Mattos, B. C. Ruga and B. H. Gemignani. 2018. Automatic citrus tree detection from uav images based on convolutional neural networks. 11.

Table 1: Class types used on the training process of Machine Learning algorithms.

't' type classes description		'T' type classes description		
Class	Area 1/Area2	Class	Area 1	Area 2
1	<i>H. coronarium</i>	1	<i>H. coronarium</i>	<i>H. coronarium</i>
2	River	2	River	River
3	Road	3	Road	Road
4	Grass	4	Grass 1	Grass
5	Forest	5	Grass 2	Forest 1
		6	Forest 1	Forest 2
		7	Forest 2	Bush 1
		8	Palm Tree	Bush 2

Table 2: Configuration of the 4 samples tested, considering the size of polygons used and the class types described in Table 1.

	Polygon Size	Class type
Sample A	6-8m ²	t
Sample B	6-8m ²	T
Sample C	12-16m ²	t
Sample D	12-16m ²	T

Table 3: Qualitative grouping of Kappa's coefficient. Source: Fonseca (2000).

KAPPA INDEX Performance
<0 Terrible
$0 < K \leq 0,2$ Bad
$0,2 < K \leq 0,4$ Moderate
$0,4 < K \leq 0,6$ Good
$0,6 < K \leq 0,8$ Very Good
$0,8 < K \leq 1,0$ Excellent

	Classes	<i>H. coronarium</i>		River		Road		Grass		Forest		Kappa (%)		f1 (%)		O. A. (%)	
		A	C	A	C	A	C	A	C	A	C	A	C	A	C	A	C
1	<i>H. coron.</i>	41315	74080	7	0	0	0	244	491	7958	18476	76,6	72,5	84,3	82,7	82,5	79,6
	River	10	7	7414	10290	0	1	799	1307	584	221						
	Road	0	21	0	7	19997	38913	24	592	287	467						
	Grass	621	2603	724	1163	51	238	23587	46155	3933	8362						
	Forest	7576	18330	1325	704	61	2059	3030	6086	36246	68900						
2	<i>H. coron.</i>	81313	143821	0	7	0	0	1323	372	19781	43215	79,6	75,5	86,9	83,2	84,5	81,3
	River	0	0	24943	45787	703	11744	2	117	1	3						
	Road	1	20	458	2198	35636	62051	0	256	0	13						
	Grass	1626	4060	268	334	1	763	54269	109747	5851	8968						
	Forest	6640	24013	17	167	0	0	6351	14833	38556	122264						
3	<i>H. coron.</i>	10421	15228	0	0	0	0	2345	1231	4348	5098	70,6	71,8	78,2	77,1	77,7	78,1
	River	0	8	37970	70270	0	0	0	0	47	120						
	Road	10	34	0	0	19973	38594	334	341	41	114						
	Grass	7041	11936	0	0	165	637	46792	69147	11514	14361						
	Forest	11711	29643	83	36	17	15	9348	10017	48165	68832						

Table 6: Results of Confusion Matrix for Random Forest Classifier

	Classes	<i>H. coronarium</i>		River		Road		Grass		Forest		Kappa (%)		F1 (%)		O. A. (%)	
		A	C	A	C	A	C	A	C	A	C	A	C	A	C	A	C
1	<i>H. coron.</i>	41520	74218	17	8	0	3	428	1366	8416	19861	76,5	72,5	84,5	83,0	82,4	79,6
	River	15	8	7797	10365	0	3	671	1168	784	430						
	Road	0	11	0	2	19973	40724	14	373	249	412						
	Grass	616	2209	646	938	6	261	23097	44603	3582	7283						
	Forest	7371	18595	1010	851	130	220	3474	7121	35977	68440						
2	<i>H. coron.</i>	69531	133380	1	17	0	1	868	1834	18810	35246	76,5	76,2	86,7	85,2	82,1	81,8
	River	2	14	25175	44520	469	3250	50	94	27	45						
	Road	1	4	349	3488	35870	70714	0	342	2	32						
	Grass	1749	3946	119	265	0	573	54585	110877	6726	11840						
	Forest	18297	34570	42	203	1	20	6442	12178	63121	127300						
3	<i>H. coron.</i>	13033	25452	0	0	2	25	4627	6156	8218	17463	67,9	69,2	77,3	77,2	75,4	75,9
	River	0	4	38039	70289	0	0	0	0	62	109						
	Road	8	51	0	0	19977	38776	325	454	32	93						
	Grass	6236	9705	0	0	155	398	43131	62983	11405	13748						
	Forest	9906	21637	14	17	21	47	10736	11143	44398	57112						

Table 7: Results of Confusion Matrix for Gaussian Mixture Model Classifier.

	Classes	H. coronarium		River		Road		Grass 1		Grass 2		Forest 1		Forest 2		Palm Tree		Kappa (%)		f1 (%)		O. A (%)	
		B	D	B	D	B	D	B	D	B	D	B	D	B	D	B	D	B	D	B	D	B	D
1	H. coron.	39180	78472	17	0	0	0	386	2031	0	1	1602	2578	11861	19247	10116	17026	58,4	57,9	64,5	64,4	65,3	64,9
	River	20	14	7033	14840	0	0	633	1354	12	119	3	361	25	27	9	57						
	Road	3	2	1	8	21308	27833	121	23	132	163	72	330	62	12	48	29						
	Grass 1	1841	3423	522	753	62	148	16661	46235	325	827	1057	1960	3025	10319	1189	4238						
	Grass 2	24	76	10	390	52	1	247	125	12302	24726	3077	6298	54	295	72	338						
	Forest 1	3563	6446	151	922	27	97	609	1837	361	950	12483	26835	4437	10404	2666	6350						
	Forest 2	2626	5277	6	2	0	0	1572	4659	0	1	1876	2423	6831	12984	4714	8545						
	PalmTree	948	2143	3	5	38	19	91	232	3	3	577	1649	1196	2417	1405	3140						
2	H. coron.	78920	153933	0	0	0	0	301	577	0	0	11074	27127	14146	34487	9273	20481	65,2	62,0	70,6	66,5	70,8	68,1
	River	0	0	24160	46463	1247	13218	0	1	336	348	0	0	0	0	0	0						
	Road	0	0	527	4165	37611	63624	0	0	62	822	0	0	1	3	0	0						
	Grass 1	633	3946	0	41	0	1	31015	90565	952	2571	638	1212	3300	5995	2625	4653						
	Grass 2	4	75	46	175	5	79	837	2376	22413	44724	1	2	8	14	1	15						
	Forest 1	2877	5354	0	0	0	0	24	136	0	0	13166	22246	6539	11857	8903	19690						
	Forest 2	2735	6000	0	0	1	1	2831	5453	5	0	8034	14020	20001	38419	5743	9508						
	PalmTree	2031	4034	0	0	0	0	1728	3090	0	2	4603	12131	5747	9995	10023	17497						
3	H. coron.	11687	18100	0	0	0	0	2931	1989	4512	6611	1450	1523	76	53	61	23	61,4	63,4	63,3	64,7	67,5	69,1
	River	0	8	37980	70269	0	0	0	0	48	117	2	5	2	63	0	7						
	Road	10	21	0	0	19945	38438	329	322	23	45	3	10	71	823	17	25						
	Grass 1	7456	12155	0	0	158	461	47601	69368	8642	10748	8308	9400	146	691	2608	3004						
	Grass 2	9382	24392	73	37	0	0	5120	6111	27175	50210	9038	22541	2758	3349	4493	4896						
	Forest 1	1	455	0	0	0	0	2	884	3	1123	5	2036	0	4	0	886						
	Forest 2	171	484	0	0	49	315	128	188	4040	2301	172	284	16797	22647	447	880						
	PalmTree	476	1234	0	0	3	32	2708	1874	5015	3456	3067	3326	784	1226	14960	15494						

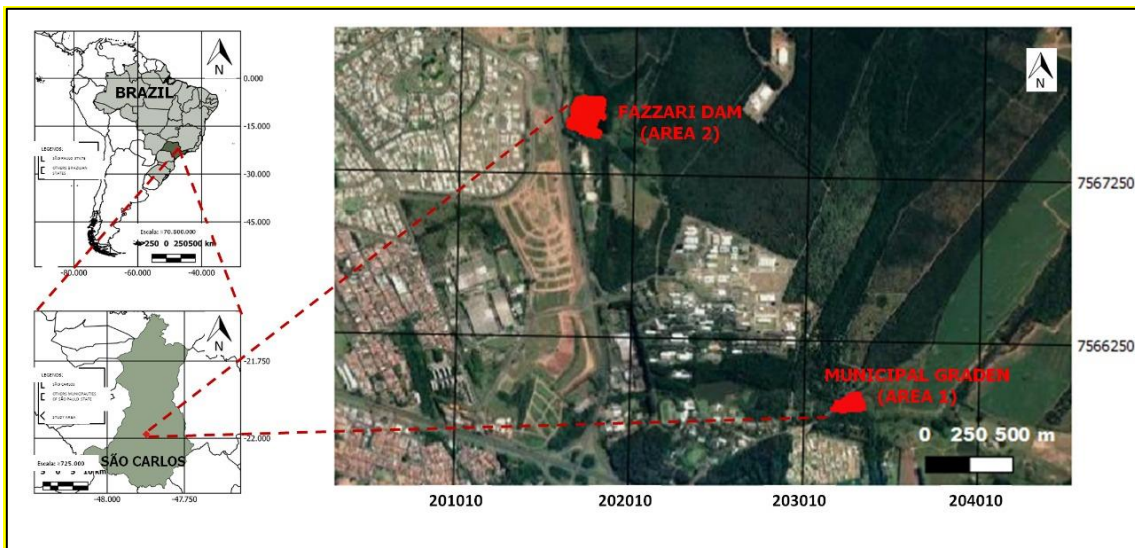


Figure 1 - Localization of studies areas in São Carlos municipality, state of São Paulo, Brazil (Datum: SIRGAS 2000). Prepared by the authors.

Source: Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE):

ftp://geoftp.ibge.gov.br/organizacao_do_territorio/malhas_territoriais/malhas_municipais/municipio_2015/ - Google™ Earth Pro (April 11th, 2020)

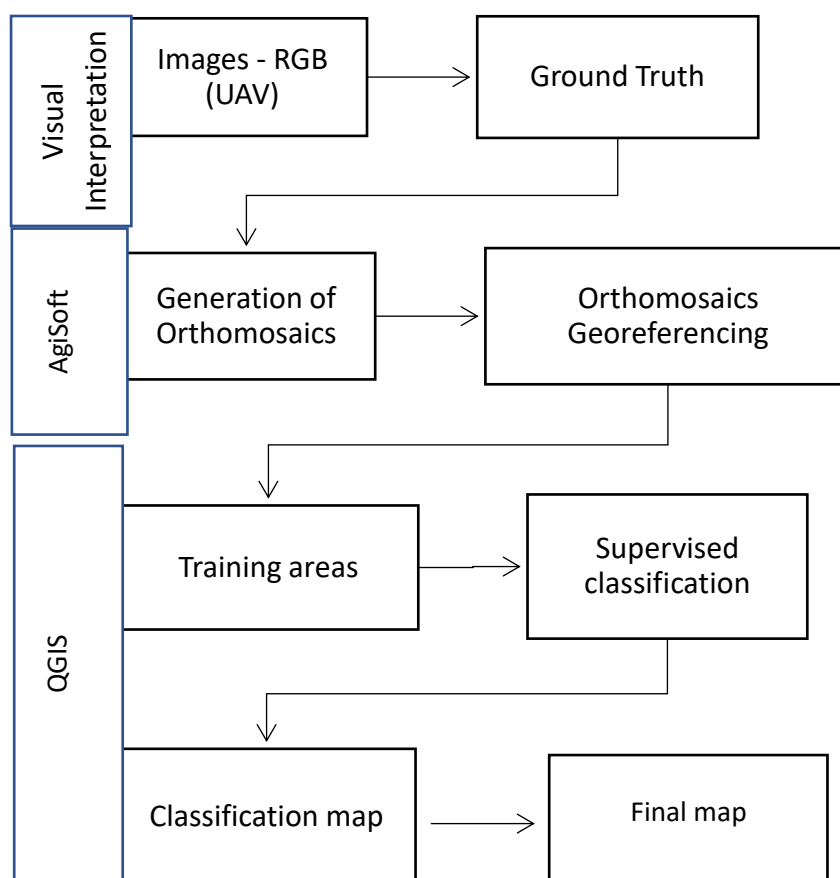


Figure 2 – Workflow diagram for UAV imagery processing and analysis.

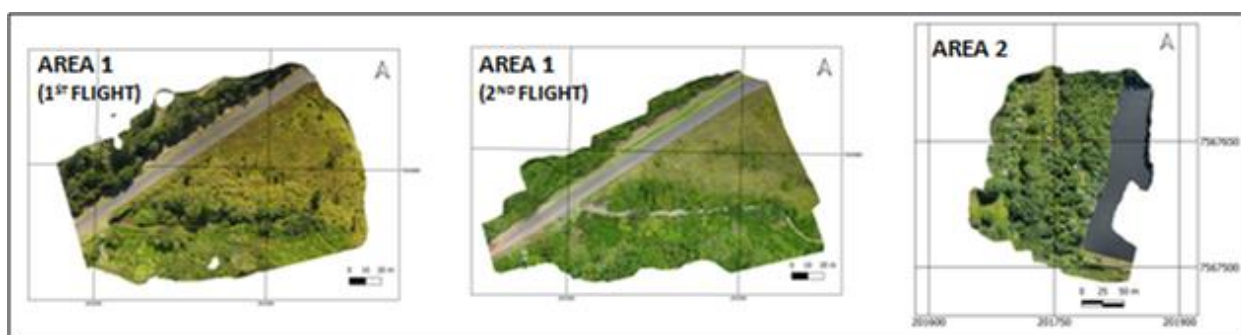


Figure 3 - Georeferenced orthomosaics of studies areas, processed with AgiSoft PhotoScan software (Datum: SIRGAS 2000. Prepared by the authors).

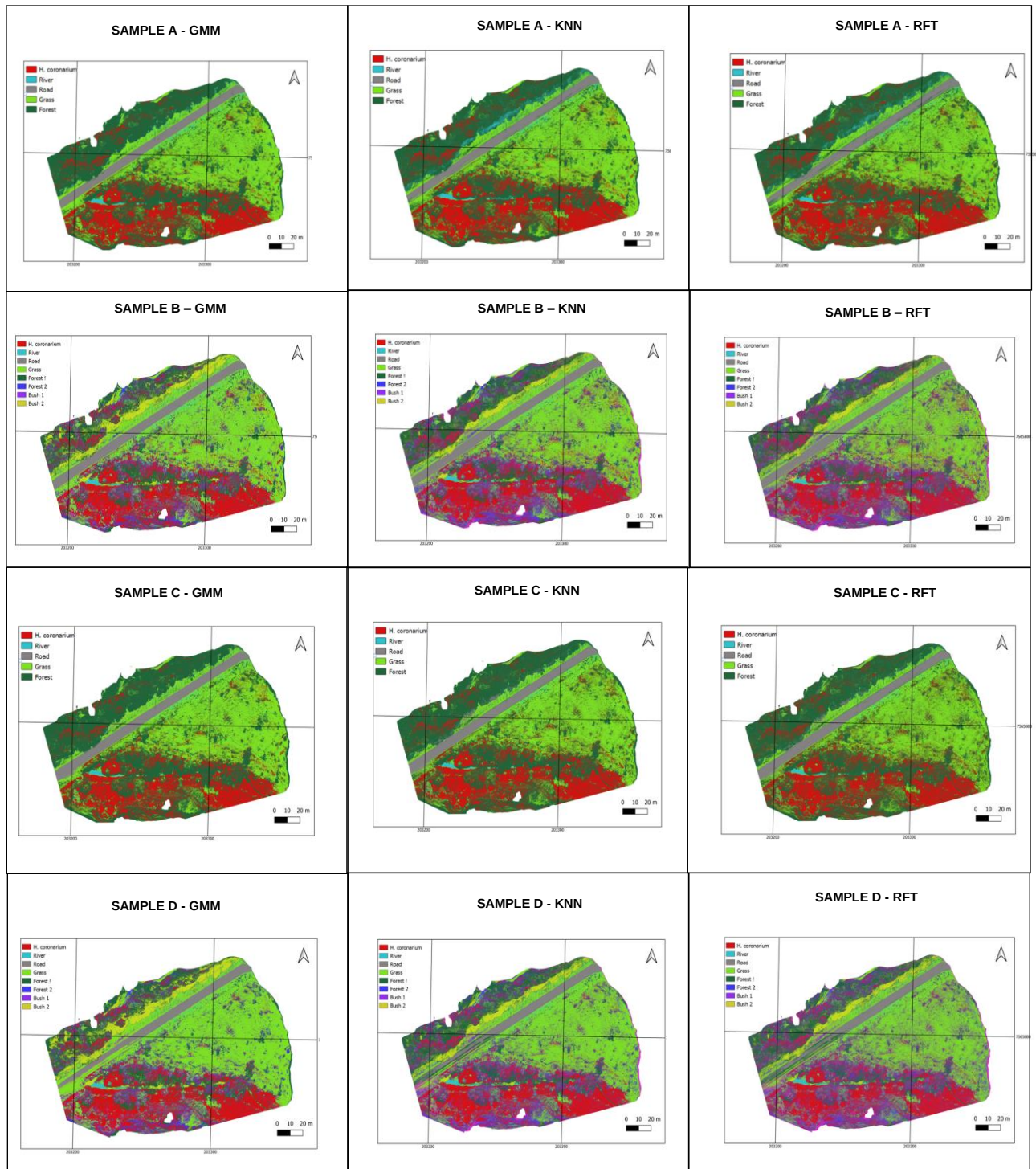
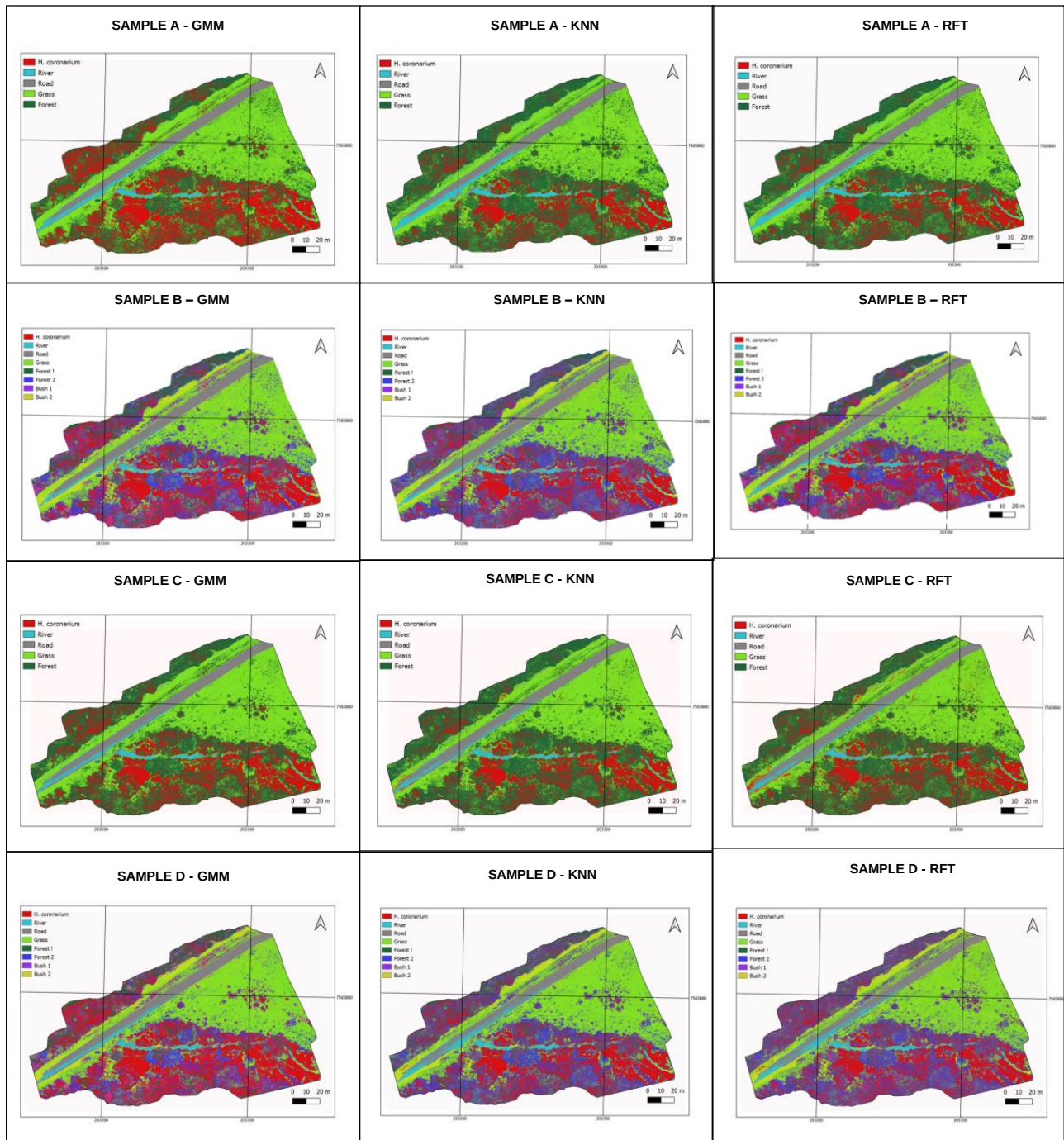


Figure 4 - Distribution maps for the Area 1 on June 12th, 2019, created using different ML algorithms (GMM-Gaussian Mixture Model, KNN-K-Nearest Neighbors and RFT-Random Forest) in Sample A, B, C and D. Prepared by the authors.



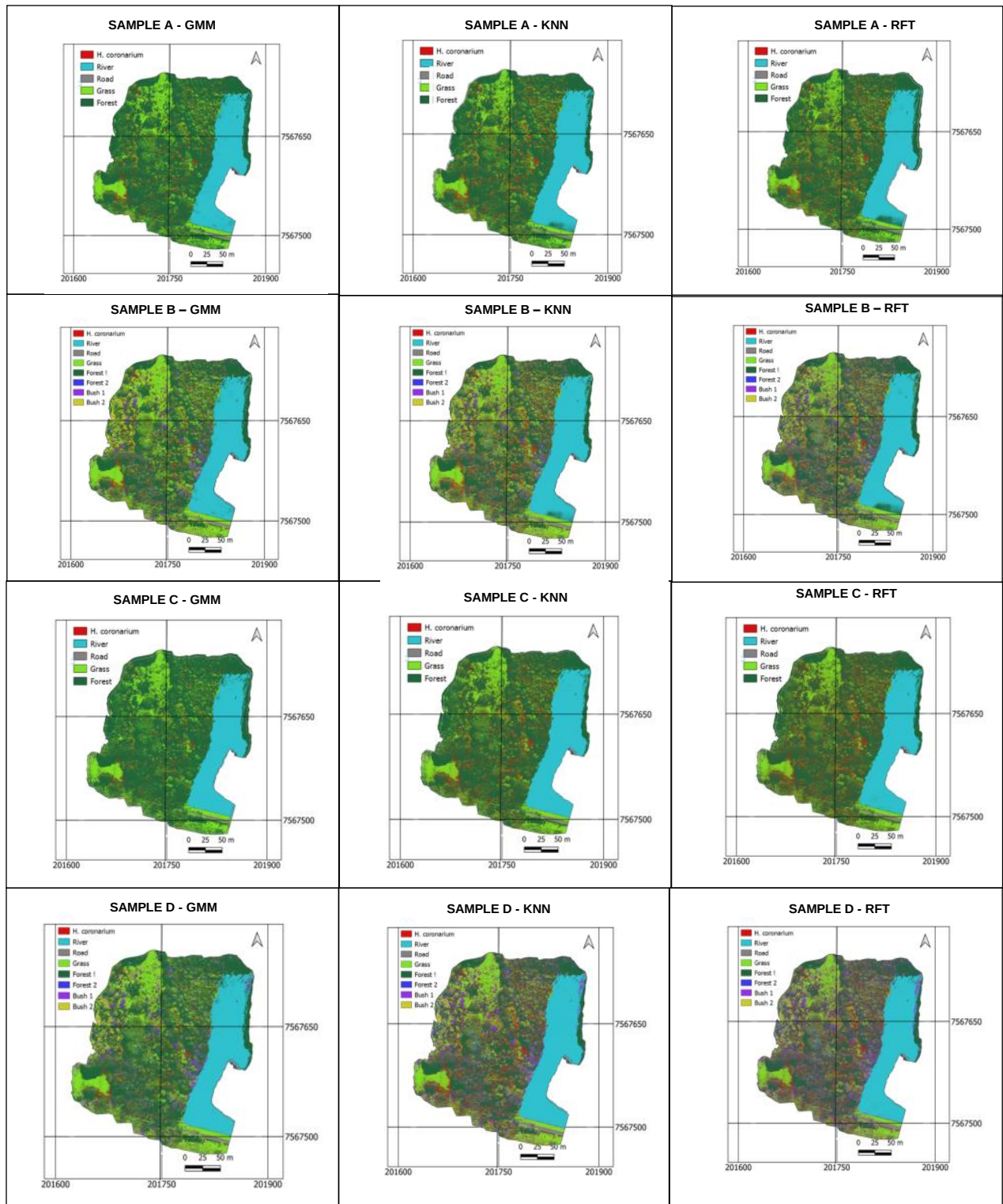


Figure 6 - Distribution maps for the Area 2 created using different ML algorithms (GMM-*Gaussian Mixture Model*, KNN-*K-Nearest Neighbors* and RFT-*Random Forest*) in Sample A, B, C and D. Prepared by the authors.

Considerações finais

Hedychium coronarium é uma espécie com um grande potencial de invasão, seja pelo seu mecanismo de reprodução, de dispersão ou de competição com as espécies nativas, além dos impactos relatados na ciclagem de nutrientes e no provisionamento de água. Estes fatores demonstram a necessidade e urgência de diagnosticar as áreas invadidas, incluindo aquelas de difícil acesso.

A classificação pôde ser realizada por software *open source*, através de classificadores de Aprendizagem de Máquina e trouxe resultados satisfatórios. No entanto, é necessário validar a efetividade da metodologia com novos testes em outras áreas em época mais favorável, em novembro, ou na época de floração, para uma melhor distinção da planta na paisagem. Identificamos que a definição de menores números de classes nas áreas de treinamento dos algoritmos podem ter melhores resultados e que o algoritmo *K-Nearest Neighbors classifier* mostrou-se mais eficiente para a classificação da vegetação. Esta técnica, de classificação digital através do plugin Dzetsaka, é consideravelmente simples, está disponível em um Sistema de Informação Geográfica de acesso livre e tem potencial para viabilizar o processamento das imagens obtidas por UAVs neste contexto.

Como citado em pesquisas anteriores, *Hedychium coronarium* tem se mostrado um grande risco para áreas de florestas nativas, principalmente quando se trata de áreas protegidas. No Brasil, a falta de manejo de espécies exóticas invasoras em áreas protegidas é o fator de maior preocupação em relação ao avanço das invasões biológicas (ZILLER; DECHOUM, 2013), por isso é de suma importância o diagnóstico contendo uma análise da distribuição espacial da espécie e sobre os

decorrentes impactos na estrutura da paisagem, rotas de dispersão e estimativa da suscetibilidade dos ambientes.

O manejo das espécies invasoras é necessário para a conservação da biodiversidade. Desta forma, este é um método que poderá auxiliar na detecção precoce das invasões, pois as espécies invasoras se dispersam e alteram os ecossistemas de forma irreversível, além dos custos aumentarem de forma exponencial com a expansão da invasão. Muitas vezes as plantas invasoras ocupam áreas de difícil acesso, seja em lugares alagados como os ecossistemas ripários ou em outras áreas desfavoráveis ao deslocamento e à obtenção de dados. Desta forma, esta metodologia, baseada no sensoriamento remoto, pode suplantar estas dificuldades e viabilizar o mapeamento destas áreas que estão sendo impactadas sem um monitoramento adequado.

Finalmente, neste estudo, foi possível detectar populações de *Hedychium coronarium* em áreas abertas de florestas ripárias através de imagens no espectro visível (RGB) capturadas a partir de UAVs, possibilitando a classificação das imagens por meios digitais de uma forma acessível. A versatilidade e baixo custo de obtenção destas imagens de alta resolução espacial podem facilitar processos de monitoramento de áreas invadidas em florestas.

Este estudo poderá, ainda, subsidiar outras pesquisas que venham a ser realizadas futuramente, as quais podem estabelecer referências de apoio a políticas públicas que coloquem a espécie invasora *Hedychium coronarium* como um risco para as áreas naturais ou possibilitando ações para o manejo adequado de florestas ripárias. De forma mais geral, esta metodologia tem um grande potencial para o mapeamento de outras espécies invasoras, como as gramíneas africanas por exemplo, contribuindo assim para o mapeamento, manejo e prevenção das invasões biológicas de forma mais ampla.