



Avaliação do Uso Integrado de Imagens de Nanossatélites e Classificadores baseados em Aprendizado de Máquina para Estudos da Dinâmica Hidrológica na Região da Nhecolândia (Pantanal)

Evaluation of the Integrated Use of Nanosatellite Images and Classifiers based on Machine Learning for Studies of Hydrological Dynamics in the Nhecolândia Region (Pantanal)

Mariana Dias Ramos ¹, Eder Renato Merino ², Célia Regina Montes ³ e Adolpho José Melfi ⁴

¹ Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, Brasil. mariana.d.amos@unesp.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8205-4624>

² Universidade de Brasília, Brasília, Brasil. eder.merino@unb.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2155-8620>

³ Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil. crmlauar@usp.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5173-1909>

⁴ Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil. ajmelfi@usp.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5960-937X>

Recebido: 11.2022 | Aceito: 03.2023

Resumo: A região da Baixa Nhecolândia é uma das paisagens mais icônicas da Bacia do Pantanal. Sua morfologia única é composta por mais de 10.000 lagoas com águas salino-alcálinas e água doce que coexistem em uma área aproximada de 12.000 km². Essa região está sujeita a alagamentos sazonais que atuam no escoamento superficial, porém, pouco se conhece sobre sua dinâmica de inundação. Avanços recentes na área do geoprocessamento têm ajudado a ampliar nosso conhecimento sobre ambientes lacustres. Este trabalho teve como objetivo avaliar o desempenho de dois classificadores supervisionados baseados em aprendizado de máquina (*Support Vector Machine* e *Random Forest*), para a caracterização da dinâmica hidrológica da região da Nhecolândia. Os classificadores foram aplicados em imagens de nanossatélites (PlanetScope) por meio da plataforma de computação em nuvem Google Earth Engine. Os resultados evidenciaram o desempenho satisfatório e semelhante dos dois classificadores.

Palavras-chave: Nanossatélites. Google Earth Engine. Classificadores Supervisionados. Lagoas.

Abstract: The Lower Nhecolândia region is one of the most iconic landscapes in the Pantanal Basin. Its unique morphology comprises more than 10,000 lakes with saline-alkaline water and fresh water that coexist in an area of approximately 12,000 km². This region is subject to seasonal flooding that acts on runoff; however, little is known about its flooding dynamics. Recent advances in the area of geoprocessing have helped expand our knowledge about lacustrine environments. This work evaluates the performance of two supervised classifiers based on machine learning (*Support Vector Machine* and *Random Forest*), for characterizing the hydrological dynamics of the Nhecolândia region. The classifiers were applied to nanosatellite images (PlanetScope) using the Google Earth Engine cloud computing platform. The results showed satisfactory and similar performance of these two classifiers.

Keywords: Nanosatellites. Google Earth Engine. Supervised Classifiers. Lakes.

1 INTRODUÇÃO

O sensoriamento remoto tem se destacado devido à sua relevância em estudos de recursos aquáticos continentais, sobretudo para a identificação e monitoramento das grandes áreas alagadas, as *wetlands* (OZESMI; BAUER, 2002). O uso de imagens orbitais, obtidas por sensores de radar e multiespectrais, é grande responsável pelo mapeamento sistemático dessas áreas, bem como pelo estudo de suas características e usos (FINLAYSON; MILTON; PRENTICE, 2018). A Bacia do Pantanal é considerada uma das maiores regiões contínuas de áreas alagadas do mundo, possui área aproximada de 150.000 km², ocupando parte dos estados brasileiros Mato Grosso e Mato Grosso do Sul e abrangendo também parte da Bolívia e Paraguai (ASSINE et al., 2015; KEDDY et al., 2009).

A dinâmica hídrica que envolve o pulso de inundação e diferentes padrões hidrossedimentológicos ao longo da Bacia do Pantanal resultam em distintos e complexos ecossistemas, dos quais podem orientar a divisão dessa *wetland* em sub-regiões de paisagens únicas que configuram a valiosa biodiversidade do Pantanal (JUNK; BAYLEY; SPARKS, 1989; JUNK et al., 2006). A região conhecida como Nhecolândia se destaca pois apresenta, em sua porção sul, mais de 10.000 lagoas distribuídas em uma área aproximada de 12.000 km².

As lagoas da Nhecolândia se diferem em suas características hidrobiogeoquímicas, variando desde a ocorrência de água salino-alcálica a água doce, e também apresentam diferentes tipos de vegetação aquática (ALMEIDA et al., 2003). Além da concentração única de lagoas, esse ambiente lacustre conta com uma densa rede de canais rasos esporadicamente alagados e de larguras variáveis, localmente conhecidos como vazantes (MERINO; ASSINE, 2020). Os processos que envolvem a dinâmica hidrológica da região da Nhecolândia são de alta sazonalidade, como a inundação das lagoas e a atuação das vazantes no escoamento superficial. Apesar da Nhecolândia apresentar características únicas e ser alvo de muitas pesquisas, não há estudos envolvendo análises de grande detalhamento temporal e espacial sobre o escoamento e inundações da região (COSTA; TELMER, 2006).

Para trabalhar com fluxo de inundação ou monitoramento de ambientes lacustres como a Nhecolândia, os principais desafios do sensoriamento remoto são referentes às limitações dos sistemas orbitais, como a baixa resolução temporal, e o fato de que algumas dinâmicas de inundação possuem um ciclo ou uma alta sazonalidade que não são compatíveis com o tempo de revisita de um satélite (CARVALHO JÚNIOR, 2018; PEREIRA; ABREU; MAILLARD, 2017; POURSANIDIS et al., 2019). A resolução espacial também é uma limitação a ser considerada: muitos rios possuem o seu leito com menor extensão do que a resolução espacial do sistema sensor (CARVALHO JÚNIOR, 2018; POURSANIDIS et al., 2019). Pode-se citar a série de satélites Landsat 8, que possui uma resolução de 30 m, sendo inviável a aplicação de coleções de imagens Landsat para monitoramento ou estudo de corpos hídricos que apresentem menor extensão assim como eventos efêmeros com menos de 16 dias de duração.

Atualmente, a incorporação e uso de nanossatélites em estudos hídricos ganha espaço no debate das inovações tecnológicas e seu aporte para o desenvolvimento científico (COOLEY et al., 2019). Os nanossatélites são caracterizados por possuírem dimensões e peso reduzidos em relação aos satélites convencionais tradicionais devido a redução dos seus sensores e componentes eletrônicos. São projetados para orbitarem em constelações compostas por dezenas de satélites na intenção de superar as lacunas da resolução temporal, conseguindo um imageamento de todo o globo com revisita diária, e também da resolução espacial, com sensores capazes de capturar informações de dimensões sub métricas (CARVALHO JÚNIOR, 2018). A maior constelação de nanossatélites da atualidade é da empresa Planet Labs, com mais de 200 sistemas sensores PlanetScope em órbita (STRICK et al., 2019; PEREIRA et al., 2019). Essa constelação consegue capturar imagens diárias de todo o globo com resolução espacial média de três metros (PLANET LABS, 2016).

Os sensores PlanetScope geram produtos multiespectrais nas faixas do vermelho (R), verde (G), azul (B) e infravermelho próximo (NIR), e o uso desses nanossatélites tem sido explorado pela comunidade acadêmica considerando o ganho de informação obtido pelas altas resoluções espaciais e temporais. Em relação ao estudo e monitoramento dos recursos hídricos, as imagens Planet já foram utilizadas em pesquisas de quantificação de carga e fluxo de sedimentos (STRICK et al., 2019), monitoramento de nível de água (EHRET et al., 2021), qualidade de água após eventos extremos (NIROUMAND-JADIDI et al., 2020), concentração de sedimentos em suspensão em rios intermitentes (PEREIRA et al., 2019), estudos batimétricos em águas rasas

(POURSANIDIS et al., 2019) e monitoramento da dinâmica de inundação de lagoas (COOLEY et al., 2019).

Apesar de ressaltadas algumas dificuldades geradas pelas baixas resoluções espectrais e diferentes calibrações radiométricas entre a constelação de sensores, o uso das imagens PlanetScope para o desenvolvimento das pesquisas citadas mostrou resultados positivos e relevantes para o entendimento das dinâmicas dos recursos hídricos, principalmente dos eventos de alta sazonalidade. Como alternativas para o aproveitamento máximo dos dados espaço-temporais provenientes de nanossatélites, estão o processamento de imagens utilizando inteligência artificial e computação em nuvem (BARBOSA; NOVO; MARTINS, 2019; CARVALHO JÚNIOR, 2018).

O uso de inteligência artificial, como o processo de classificação supervisionada baseada em aprendizado de máquina, tem sido explorado em diversas aplicações do sensoriamento remoto, dentre exemplos pode-se citar a melhoria em capacidade e qualidade de mapeamento (ADUGNA; XU; FAN, 2022; SOUZA et al., 2020) orientação de estratégias para prevenção de distúrbios (LUZ et al., 2022) e modelos de monitoramento de qualidade para preservação da fauna e flora (ANANIAS et al., 2022). Também a computação em nuvem representa uma grande novidade para o geoprocessamento devido a possibilidade de manipular dados em larga escala, a plataforma do Google Earth Engine (GEE) é uma das principais da atualidade no que diz respeito a computação em nuvem de dados espaciais e imagens orbitais (WANG et al., 2022; SOUZA et al., 2020; TASSI; VIZZARI, 2020; GORELICK et al., 2017).

Considerando o ganho de informação espacial e temporal gerados pelos nanossatélites, assim como a capacidade de processamento desses dados em larga escala com computação em nuvem, o presente trabalho teve como objetivo avaliar o desempenho de diferentes classificadores supervisionados, *Support Vector Machine* (SVM) e *Random Forest* (RF), disponibilizados na plataforma do GEE, com a finalidade de estabelecer um fluxo de trabalho no qual possa ser replicado na série temporal de imagens dos nanossatélites para o estudo da dinâmica hidrológica na região da Nhecolândia em escalas de grande detalhe espacial e temporal.

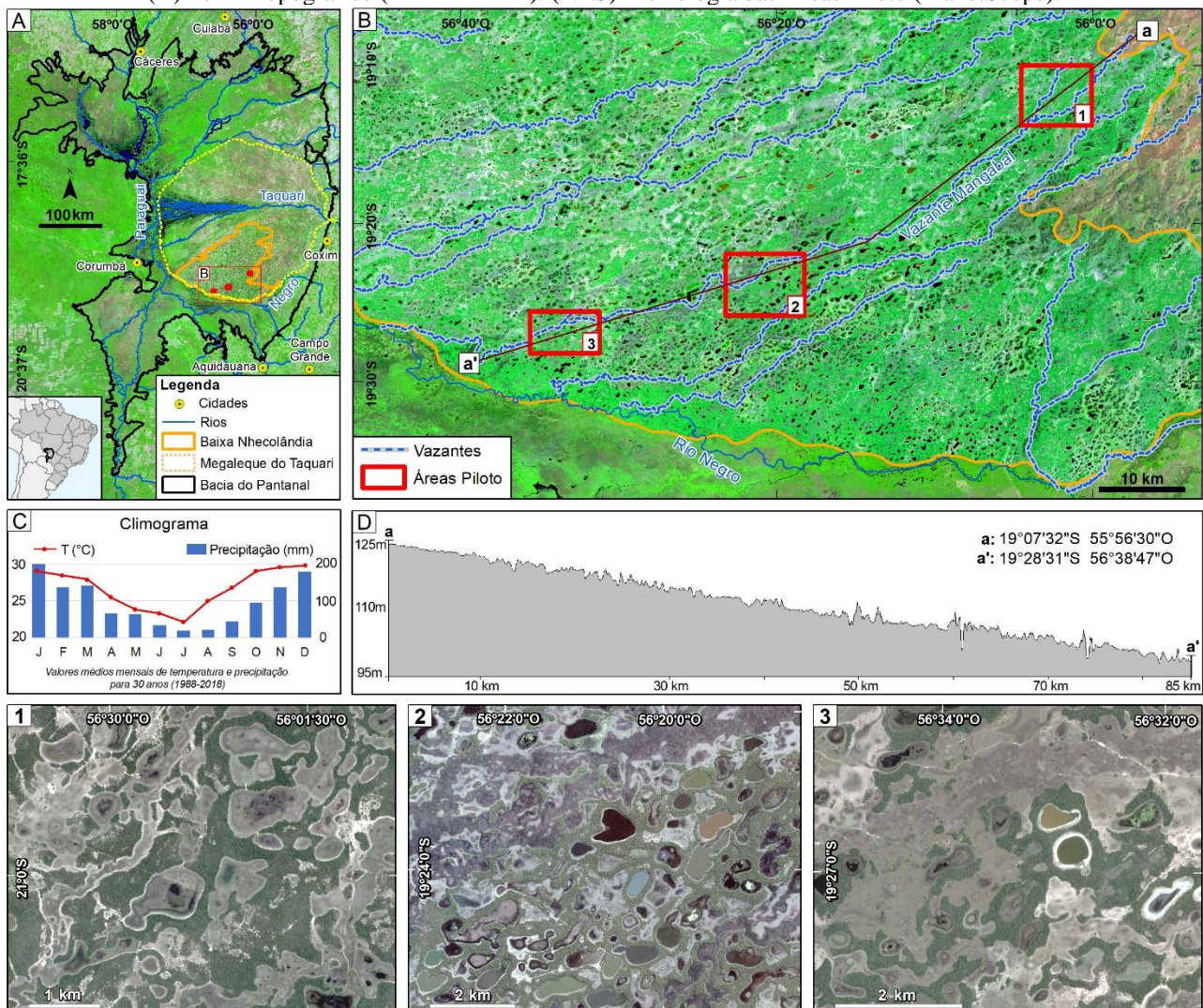
2 MATERIAIS E MÉTODOS

O presente trabalho foi baseado no uso integrado de dados provenientes de sensoriamento remoto e processamento em plataforma de computação em nuvem. Foram utilizadas imagens de nanossatélites PlanetScope referentes a um período de seca e outro de cheia na região da Nhecolândia considerando o ano hidrológico de outubro de 2017 a setembro de 2018. O processamento das imagens foi realizado no Google Earth Engine onde foram aplicados os classificadores baseados em aprendizado de máquina *Support Vector Machine* e *Random Forest*.

2.1 Área de Estudo e Período de Observação

Foram delimitadas três áreas pilotos denominadas como Áreas 1, 2 e 3, elas representam diferentes pontos da Nhecolândia. Cada área possui, aproximadamente, 50 km² e estão distribuídas ao longo da Vazante do Mangabal. Essa vazante atravessa a região da Nhecolândia na direção nordeste-sudoeste, formada no processo de transbordamento do rio Taquari (ao norte) e responsável pelo escoamento superficial no sentido do rio Negro (ao sul). Área 1 (mais ao norte) e a Área 3 (mais ao sul) estão a uma distância de 85 km, nessa extensão há um baixo gradiente topográfico, com diferença de altitude de apenas 25 m.

Figura 1 – Localização da Área de Estudo: (A) Bacia do Pantanal com o Megaleque do Taquari e a Baixa Nhecolândia (Mosaico Landsat 8). (B) Localização das Áreas 1, 2 e 3 (Mosaico Landsat 8). (C) Climograma (CHIRPS e MODIS). (D) Perfil Topográfico (MERIT-DEM). (1.2.3) Morfologia das Áreas Piloto (PlanetScope).



Elaboração: Os autores (2022).

2.2 Imagens Planet

Através do programa de incentivo a pesquisa da empresa Planet Labs foi estabelecido uma parceria para o desenvolvimento do trabalho na qual foi possível ter acesso gratuito à plataforma Planet e às imagens do sensor PlanetScope. A constelação desses nanossatélites é hoje composta por mais 200 sistemas sensores de dimensões de 10 x 10 x 30 cm que vem sendo lançados em órbita desde 2016. A redução dos componentes e do custo de produção permite a manutenção da numerosa constelação que captura imagens com tempo de revisita médio de 30 horas (PLANET LABS, 2016; ROY et al., 2021). O sensor PlanetScope absorve a reflectância no espectro de luz visível, a banda azul (B) opera em uma faixa de 455 a 515 nm, a verde (G) de 500 a 590 nm e a vermelha (R) de 590 a 670 nm. O sensor também captura informações no comprimento de onda do infravermelho próximo (NIR) de 780 a 860 nm, resultando em imagens de 16 bits de informações radiométricas (PLANET LABS, 2016). As imagens adquiridas na plataforma da empresa correspondem ao nível 3B de pré-processamento. São cenas de 7 x 25 km, com o horário de passada entre 9h30 e 11h30 UTC, já ortoretificadas, com correção atmosférica e resolução espacial de três metros (PLANET LABS, 2016).

Com o acesso à plataforma, foram selecionadas manualmente os ID's de 130 imagens PlanetScope que cobriam as áreas pilotos, seguindo os critérios de análise visual de ausência de nuvens e de frequência quinzenal, para formar a série temporal de dados referentes ao período de estudo de outubro de 2017 a setembro de 2018.

Após selecionados os ID's de todas as imagens a serem utilizadas, foi realizado um processamento de mosaicagem e recorte por meio de uma API de integração das plataformas da Planet com o Google Cloud e o GEE. Nesta etapa, o número de imagens foi reduzido para 76 imagens (Área 1: 24 imagens, Área 2: 25 imagens, Área 3: 27 imagens) de frequência média quinzenal e recortadas de acordo com a dimensão da sua respectiva área piloto, as imagens ainda foram inseridas via API dentro do GEE, formando coleções de imagens multitemporais das Áreas 1, 2 e 3.

Todos os processamentos na plataforma de computação em nuvem do GEE são salvos como scripts compostos de dados de entrada, linhas de comando e organização dos dados de saída. Os dados de entrada podem ser inseridos a partir de uma biblioteca externa como realizado com as imagens Planet, mas também podem ser provenientes da biblioteca online disponibilizada na plataforma, tal como os utilizados para a elaboração do climograma da região estudada (Figura 1C), obtidos por meio do modelo CHIRPS (*Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station*) (FUNK; PETERSON; LANDSFELD, 2015), que utiliza séries históricas de estações pluviométricas e imagens MODIS (*Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer*) com dados de temperatura.

A partir de uma avaliação dos dados (pluviométricos e de temperatura) do modelo CHIRPS para o período de análise, e de inspeção visual das coleções de imagens Planet dentro da plataforma de computação em nuvem, foram selecionadas imagens que representassem cenas de períodos de seca e de cheia da região da Nhecolândia para o teste de classificadores supervisionados. Isto é, imagens correspondentes a períodos de baixos e de altos índices pluviométricos assim como imagens representativas da paisagem típica desses períodos como a ausência ou presença de água ao longo das vazantes. As imagens do dia 05 de outubro de 2017 representam o ápice do período de seca da área após uma sequência de meses com baixos valores de precipitação, os dados do Instituto Nacional de Meteorologia-INMET (2022) mostram que para o segundo semestre de 2017 chuvas de acima de 5 mm foram observadas somente a partir do dia 21 de outubro. Já as imagens do dia 24 de abril de 2018 representam um período de cheia característico na região.

2.3 Classificadores SVM e RF

Classificadores supervisionados baseados em aprendizado de máquina utilizam métodos computacionais para organizar o conhecimento existente sobre um objeto, usando a inteligência artificial para rotular grandes quantidades de dados de acordo com parâmetros pré-definidos (MITCHELL, 1997). Na classificação de imagens orbitais um rótulo é atribuído a cada pixel em função das suas características espaciais e espectrais (NOVO, 2008), esse rótulo é definido pelo 'aprendizado indutivo por exemplos', esse processo pode ser resumido em quatro etapas: amostragem, treinamento de amostras, classificação e validação (BATISTA, 2003).

Alguns classificadores supervisionados estão dentre as ferramentas de processamento de imagens oferecidas pelo GEE, dois dos mais usados são o *Support Vector Machine* (SVM) e o *Random Forest* (RF). Support Vector Machines são métodos de aprendizado de máquina para fins de classificação, regressão e outras missões de aprendizado, o objetivo de um SVM é encontrar o ponto, vetor ou hiperplano de separação ideal dos dados de entrada inseridos como amostras (BURGES, 1998; ANANIAS et al., 2022). Na plataforma, a partir de amostras das imagens, o SVM conhecido como Support Vector Classification procura, dentro dos hiperplanos construídos (Eq 1), maximizar a margem de diferenciação das amostras correspondentes às classes pré-estabelecidas (y) (CHANG; LIN, 2011). Esse comportamento é registrado como o treinamento do classificador para ser aplicado em todos os pixels da imagem de referência (x). Para que hiperplanos sejam construídos e as margens entre as diferentes classes sejam maximizadas, os SVM utilizam de funções de kernel para reprojarem o dado de entrada (CORTES; VAPNIK, 1995; THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2008). De acordo como indicado por Hsu, Chang e Lin (2003) a função linear kernel apresenta melhor desempenho para o tratamento de grandes conjuntos de dados. Dentro do GEE, os parâmetros considerados pelo SVM foi o comportamento espectral das amostras para cada uma das 4 bandas das imagens Planet, as bandas também representam dimensões a partir das quais foram construídos hiperplanos de separação ideal dos dados de entrada (Eq 2).

Forma de representação de um hiperplano de separação linear:

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0 \quad (1)$$

Função de classificação do SVM para n-hiperplanos:

$$y = \text{sgn}(\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) - b) \quad (2)$$

onde \mathbf{w} é um vetor de pesos n-dimensional que define a orientação do hiperplano, φ é uma função de transformação que mapeia os dados em um espaço característico (*feature space*) de dimensão mais alta com um kernel linear ($K(x_i, x_j)$) e b é o termo independente (*bias*).

O classificador supervisionado RF, por sua vez, também utiliza aprendizado de máquina para retornar dados classificados. A partir dos dados de entrada o classificador gera árvores de decisão com ramos que representam as diferentes características das amostras, esse processo é conhecido como treinamento. Essas características são vistas como variáveis a serem consideradas para associar o dado de entrada (x) a uma classe (y) (LOH, 2011; ANANIAS et al., 2022). Na plataforma do GEE, o classificador RF analisa cada pixel da imagem Planet e, a partir do comportamento da amostra ao longo da combinação de todas as árvores geradas ($h(x) \rightarrow y$), define a melhor classe a ser atribuída ao pixel com uma decisão chamada de voto máximo (Eq 3) (ANANIAS et al., 2022; BREIMAN, 2001; SHETTY, 2019).

A saída do classificador pode ser definida como a classe de maior valor da função:

$$f(x) = 1 - \sum_{j=1}^m (p_j)^2 \quad (3)$$

onde m é o número de classes e p_j é a frequência relativa da classe j para x .

Para a classificação das imagens referentes aos períodos de seca e de cheia de cada área piloto foram utilizadas todas as bandas disponíveis (NIR-R-G-B) conforme as orientações de Olofsson et al. (2014). Em seguida foram definidas quatro classes para rotular as imagens PlanetScope na região da Nhecolândia: água (classe 1), vazante (classe 2), solo exposto (classe 3, representam porções de solos expostos e bancos de areia bastante comuns na região da Nhecolândia), e cordilheira (classe 4, representam barreiras arenosas levemente elevadas que são recobertas por densa vegetação arbórea).

Para cada classe, foram inseridas 20 regiões de amostras em formato de polígonos, os quais foram salvos como FeatureCollection e, em seus metadados, carregavam o respectivo valor de classe. Após delimitar as regiões de amostras de treinamento, também foram delimitados manualmente 40 pontos de validação de cada classe para posterior análise independente da acurácia de mapa. As amostras de treinamento consistiram em 500 pontos distribuídos aleatoriamente dentro das regiões de amostras. Do total de amostras, 70% foram destinadas para de fato treinar o classificador, enquanto as 30% restantes foram reservadas para o processo automático de validação da acurácia da classificação.

Com as regiões de amostras inseridas, foi escrito um script padrão para treinar e aplicar o RF e o SVM. As variáveis do script foram apenas o tipo de classificador (SVM ou RF) e variáveis espaciais a depender da imagem referente a área 1, 2 ou 3. Vale ressaltar que o classificador RF se utilizou da construção de 100 árvores de decisão para definir o voto máximo e o SVM utilizou um kernel linear. O processamento foi o mesmo para cada uma das seis imagens Planet: depois do treinamento de amostras, a imagem inteira foi classificada de acordo com o produto do classificador supervisionado SVM ou RF, gerando 12 classificações diferentes, 6 para o classificador SVM e 6 para o classificador RF (o produto da classificação de uma imagem do período de seca e de cheia para cada uma das três áreas piloto).

2.4 Validação

A acurácia da classificação foi verificada com os 30% de pontos de amostras não usadas para treinar o classificador, uma ordem de 150 pontos de validação para cada classe e cada imagem. No processo de

construção da matriz de confusão esses pontos podem ser chamados de dados de referência e são comparados com o produto dos classificadores do qual podem ser chamados de dados classificados. O cruzamento do rótulo atribuído ao dado referência x dado classificado para cada classe permite conferir a acurácia global, a acurácia do produtor e acurácia do consumidor de cada metodologia (PONTIUS JUNIOR; MILLONES, 2011). A matriz de confusão de cada imagem classificada foi gerada de forma automática ainda dentro do GEE.

A acurácia de mapa, por sua vez, é a validação do produto dos classificadores a partir da comparação com dados independentes, isto é, com os 40 pontos de cada classe inseridos manualmente em cada imagem de forma independente da classificação. Para verificar a acurácia de mapa, também dentro do GEE, foi gerada uma segunda matriz de confusão na qual o dado de referência é equivalente aos 40 pontos.

Dessa forma, foi possível verificar o desempenho de cada classificador com as métricas correspondentes ao desempenho do classificador a partir das próprias amostras (acurácia da classificação) e o desempenho da classificação em relação a sua representação do real (acurácia de mapa).

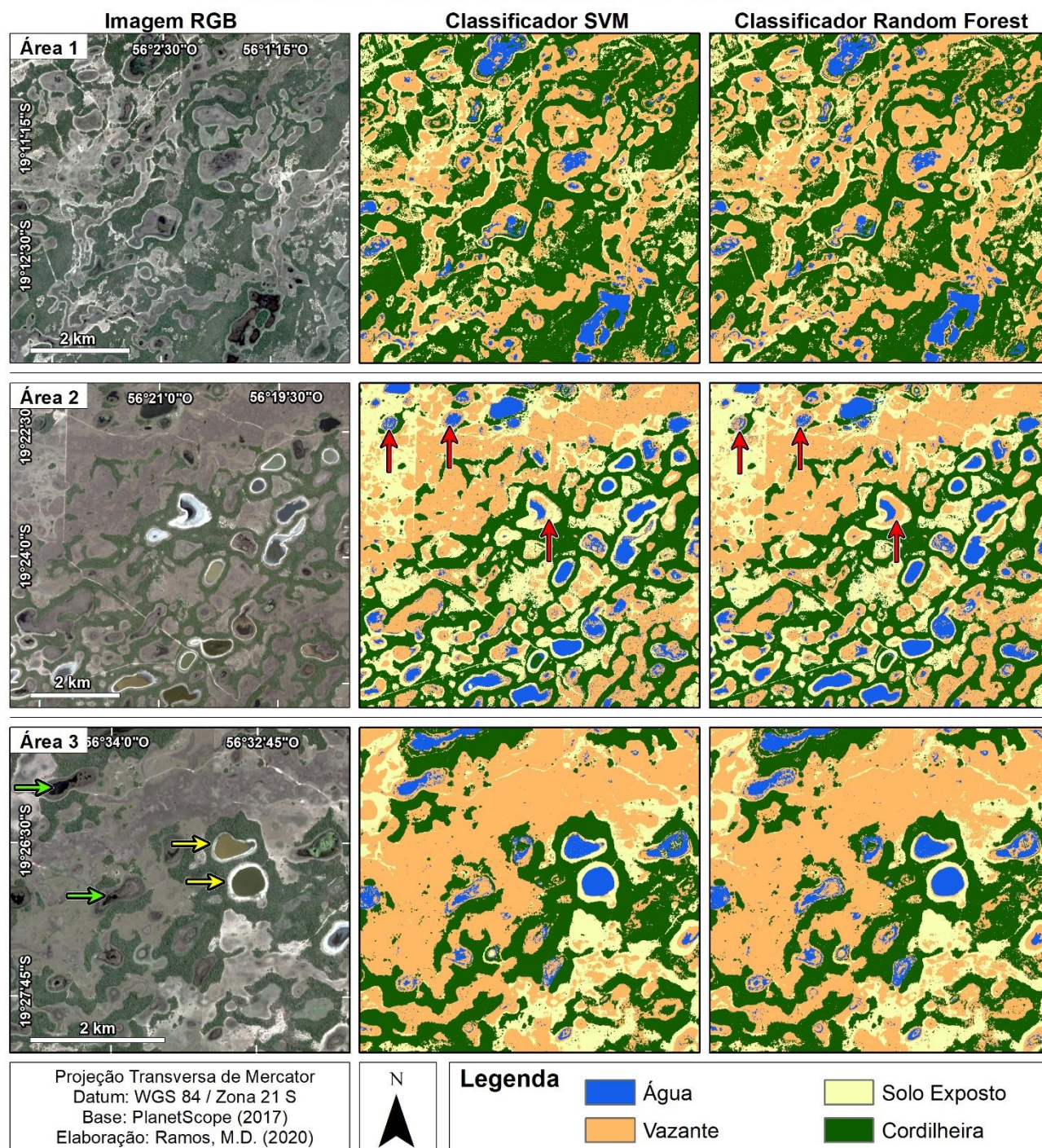
3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1 Desempenho dos Classificadores

Os produtos dos classificadores de cada imagem Planet podem ser conferidos nas Figuras 2 e 3, eles foram divididos de acordo com as imagens correspondentes às datas de seca e de cheia, respectivamente. As duas metodologias tiveram resultados muito parecidos, podendo-se observar pequenas nuances que diferenciam as duas classificações de uma mesma imagem, como por exemplo, as três lagoas indicadas em vermelho na Figura 2.

Figura 2 – Produto dos Classificadores SVM (*Support Vector Machine*) e RF (*Random Forest*) para Imagens do dia 05 de Outubro de 2017. Setas verdes indicam exemplos de duas baías; setas amarelas indicam duas lagoas salino-alcálicas; setas vermelhas exemplificam pequenas diferenças observadas nas duas classificações.

Cena de Um Período de Seca: 05 de Outubro de 2017



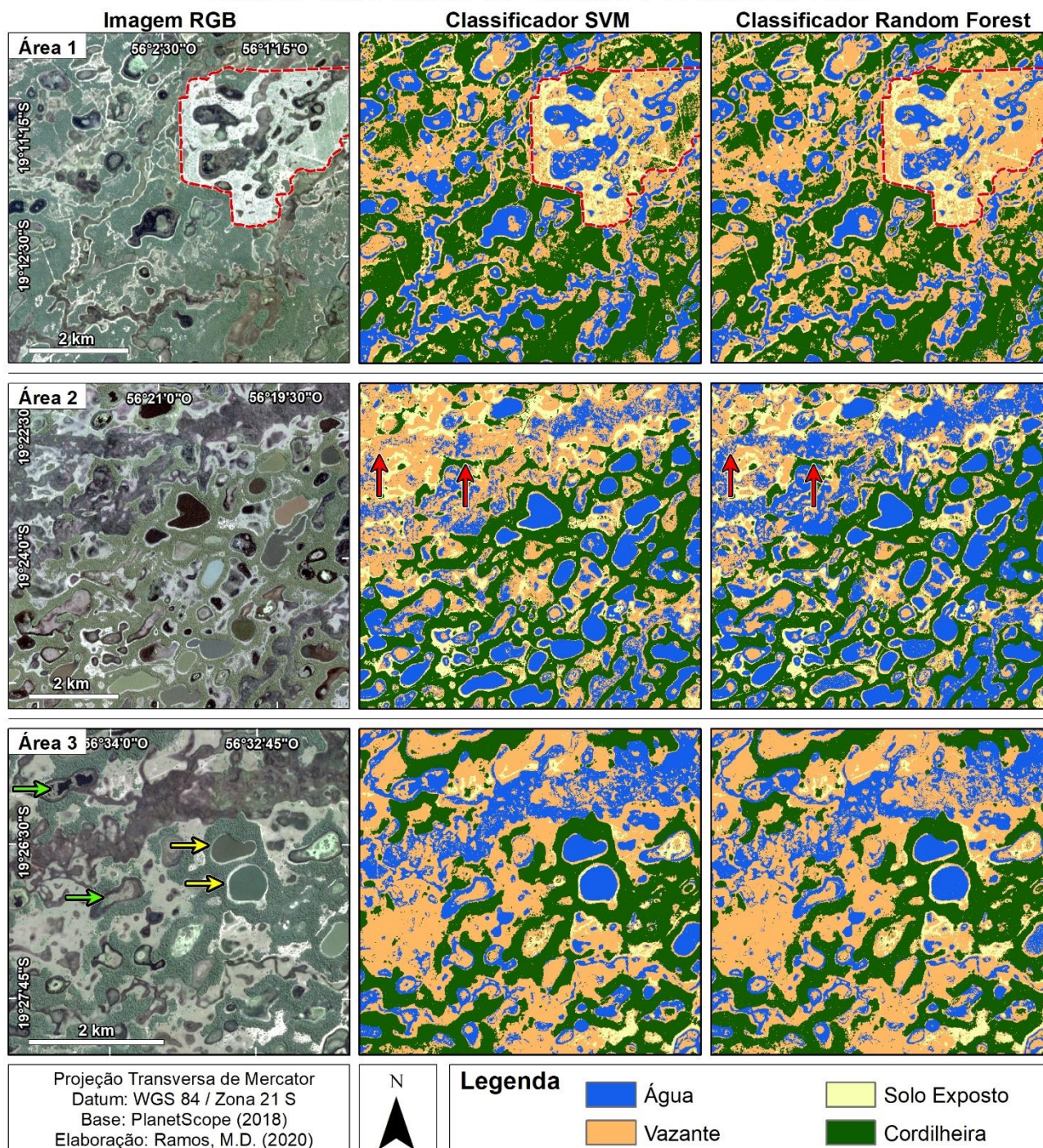
Elaboração: Os autores (2022).

O desempenho dos classificadores excedeu expectativas pela fidelidade da classificação baseada em apenas 4 classes, uma vez que as imagens Planet contam com limitações de resolução espectral e operam em uma quantidade reduzida de bandas (POURSANIDIS et al., 2019; COOLEY et al., 2019). Os classificadores tiveram que avaliar limiares muito próximos de comprimento de onda para definirem o rótulo adequado de cada pixel, principalmente devido a diversidade de características das lagoas encontradas na Nhecolândia. Além da divisão entre lagoas salino-alcálicas e baías, os constituintes opticamente ativos são aspectos muito relevantes para o sensoriamento remoto de imagens multiespectrais como a água cristalina, a matéria orgânica dissolvida colorida (CDOM) e o material particulado total (BARBOSA; NOVO; MARTINS, 2019). Como exemplo pode-se citar as concentrações elevadas de cianobactérias que, quando presentes, conferem às lagoas salino-alcálicas a cor esverdeada e comportamento espectral parecido com o da vegetação, dificultando sua

classificação. O classificador SVM reconheceu e classificou mais homoganeamente as lagoas, ou salinas, que apresentam água mais esverdeada, são as mesmas regiões que o RF apresenta maior confusão de classificação a partir das informações espectrais dos sensores PlanetScope especialmente no período mais seco.

Figura 3 – Produto dos Classificadores SVM (*Support Vector Machine*) e RF (*Random Forest*) para Imagens do dia 24 de Abril de 2018. Polígono pontilhado em vermelho indica área de 8km² desmatada. Setas verdes indicam exemplos de duas baías; setas amarelas indicam duas lagoas salino-alcálinas; setas vermelhas exemplificam diferenças observadas nas duas classificações.

Cena de Um Período de Cheia: 24 de Abril de 2018



A principal diferença entre o produto dos classificadores é referente ao mapeamento das áreas alagadas e de escoamento durante o período de cheia. No caso do classificador SVM, a classificação a partir dos hiperplanos responde menos sensivelmente ao comportamento de pixels referentes a superfície de água em áreas de escoamento, tendendo a classificá-los como 'vazante', enquanto o classificador RF, após definir o voto máximo de todas as suas árvores de decisões, é propenso a classificar essas áreas de escoamento como

‘água’.

O alto desempenho e a qualidade dos resultados das classificações SVM e RF são confirmados pelos valores resultantes das matrizes de confusão. A acurácia global das seis classificações baseadas na metodologia SVM variaram de 98,11% a 99,83% enquanto os valores correspondentes às classificações RF variaram de 97,77% a 99,82%. A matriz de confusão gerada a partir dos pontos de validação independentes também resultou em valores altos ($\geq 75\%$) para os produtos dos classificadores. A acurácia global, ou aqui chamada de acurácia de mapa, desses pontos variaram de 93,12% a 99,37% para o classificador SVM e de 93,75% a 100% com a metodologia RF. A título de exemplo, pode-se conferir a construção das matrizes de confusão da acurácia global e de mapa referentes ao produto dos classificadores SVM e RF para a Área 1 no dia 05 de outubro de 2017, período de seca, nas Figuras 4, 5, 6 e 7.

Figura 4 – Matriz de confusão do classificador SVM referente a área 1 no dia 05 de outubro de 2017 a partir de regiões de amostras.

Área 1 Data: 05/10/2017		Dado de Referência					Acurácia do Usuário (%)
		Água	Vazante	Solo Exposto	Cordilheira	Total	
Dado Classificado	Água	153	0	0	0	153	100
	Vazante	0	130	1	0	131	99.24
	Solo Exposto	0	2	141	0	143	98.60
	Cordilheira	0	0	0	150	150	100
	Total	153	132	142	150	577	Acurácia Global
Acurácia do Produtor (%)		100	98.48	99.30	100	Acurácia Global	99.48

Elaboração: Os autores (2022).

Figura 5 – Matriz de confusão do classificador RF referente a área 1 no dia 05 de outubro de 2017 a partir de regiões de amostras.

Área 1 Data: 05/10/2017		Dado de Referência					Acurácia do Usuário (%)
		Água	Vazante	Solo Exposto	Cordilheira	Total	
Dado Classificado	Água	153	0	0	0	153	100
	Vazante	0	131	1	0	131	100
	Solo Exposto	0	3	140	0	143	97.90
	Cordilheira	0	0	0	150	150	100
	Total	153	134	141	150	577	Acurácia Global
Acurácia do Produtor (%)		100	97.76	99.29	100	Acurácia Global	99.48

Elaboração: Os autores (2022).

Figura 6 – Matriz de confusão do classificador SVM referente a área 1 no dia 05 de outubro de 2017 a partir de amostras independentes.

Área 1 Data: 05/10/2017		Dado de Referência					Acurácia do Usuário (%)
		Água	Vazante	Solo Exposto	Cordilheira	Total	
Dado Classificado	Água	40	0	0	0	40	100
	Vazante	0	30	10	0	40	75.00
	Solo Exposto	0	0	40	0	40	100
	Cordilheira	0	0	0	40	40	100
	Total	40	30	50	40	160	Acurácia de Mapa
Acurácia do Produtor (%)		100	100	80.00	100	Acurácia de Mapa	93.75

Elaboração: Os autores (2022).

Figura 7 – Matriz de confusão do classificador RF referente a área 1 no dia 05 de outubro de 2017 a partir de amostras independentes.

Área 1 Data: 05/10/2017		Dado de Referência					Acurácia do Usuário (%)
		Água	Vazante	Solo Exposto	Cordilheira	Total	
Dado Classificado	Água	40	0	0	0	40	100
	Vazante	0	32	8	0	40	80
	Solo Exposto	0	0	40	0	40	100
	Cordilheira	0	0	0	40	40	100
	Total	40	32	48	40	160	Acurácia de Mapa
Acurácia do Produtor (%)		100	100	83.33	100	Acurácia de Mapa	95.00

Elaboração: Os autores (2022).

Os dois classificadores apresentam uma maior confusão para diferenciar as áreas de escoamento e de solo úmido aqui entendidos como ‘vazante’ das áreas de solos não úmidos entendidos como ‘solo exposto’. Essa dificuldade pode ser entendida como uma consequência da resolução espectral do sensor PlanetScope visto que o intervalo do maior comprimento de onda registrado é referente a banda NIR que, nesse sensor, representa ondas na faixa de 780 a 860nm. O monitoramento da umidade de solos, por sua vez, é recomendado para comprimentos de onda maiores que 900nm visto que são nas faixas do infravermelho próximo (800 a 1500nm) e de ondas curtas (1500 a 3000nm) que a interação do solo com a energia eletromagnética apresenta maiores índices de refletância (NOVO, 2008).

3.2 Quantificação da Superfície de Água

Ao analisar as imagens RGB e os produtos dos classificadores é possível quantificar espacialmente as alterações de cada classe entre os dois períodos. Na imagem de seca da Área 1, por exemplo, a contagem de número de pixels classificados como ‘água’ totalizou 222.556 pixels de acordo com o RF e 228.557 de acordo com o SVM, enquanto no ápice da inundação esse valor foi de 1.100.686 e 1.289.669 pixels respectivamente. Como cada pixel das imagens PlanetScope representa 9 m² da área da superfície terrestre, pode-se afirmar que, de acordo com o produto do classificador RF, a Área 1 teve um aumento de 7,89 km² da superfície de água devido à cheia das lagoas e inundação das vazantes. O produto do classificador SVM, por sua vez, indica que o aumento foi de 9,55 km² (Tabela 1). O aumento da superfície de água das Áreas 2 e 3 para cada um dos classificadores também pode ser conferido na Tabela 1.

A diferença na presença da superfície de água entre o período mais seco e o mais inundado representa uma significativa alteração na paisagem de cada área piloto. Considerando que cada uma das áreas possui, aproximadamente, 50 km², pode-se afirmar que há uma alteração média de 20% da cobertura do solo apenas em função da dinâmica de inundação da região.

Tabela 1 – Cálculo do aumento da superfície de água entre as imagens mais secas (05 de outubro de 2017) e mais inundadas (24 de abril de 2018) das áreas piloto.

Área	Classificador	Período	Nº pixels 'água'	Área em km ²	Aumento em km ²
1	RF	Seca	223.556	2,01	7,89
		Cheia	1.100.686	9,91	
	SVM	Seca	228.557	2,06	9,55
		Cheia	1.289.669	11,61	
2	RF	Seca	493.462	4,44	17,54
		Cheia	2.442.906	21,99	
	SVM	Seca	504.365	4,54	11,22
		Cheia	1.751.254	15,76	
3	RF	Seca	219.337	1,97	6,45
		Cheia	936.377	8,43	
	SVM	Seca	180.895	1,63	7,77
		Cheia	1.044.770	9,40	

Elaboração: Os autores (2022).

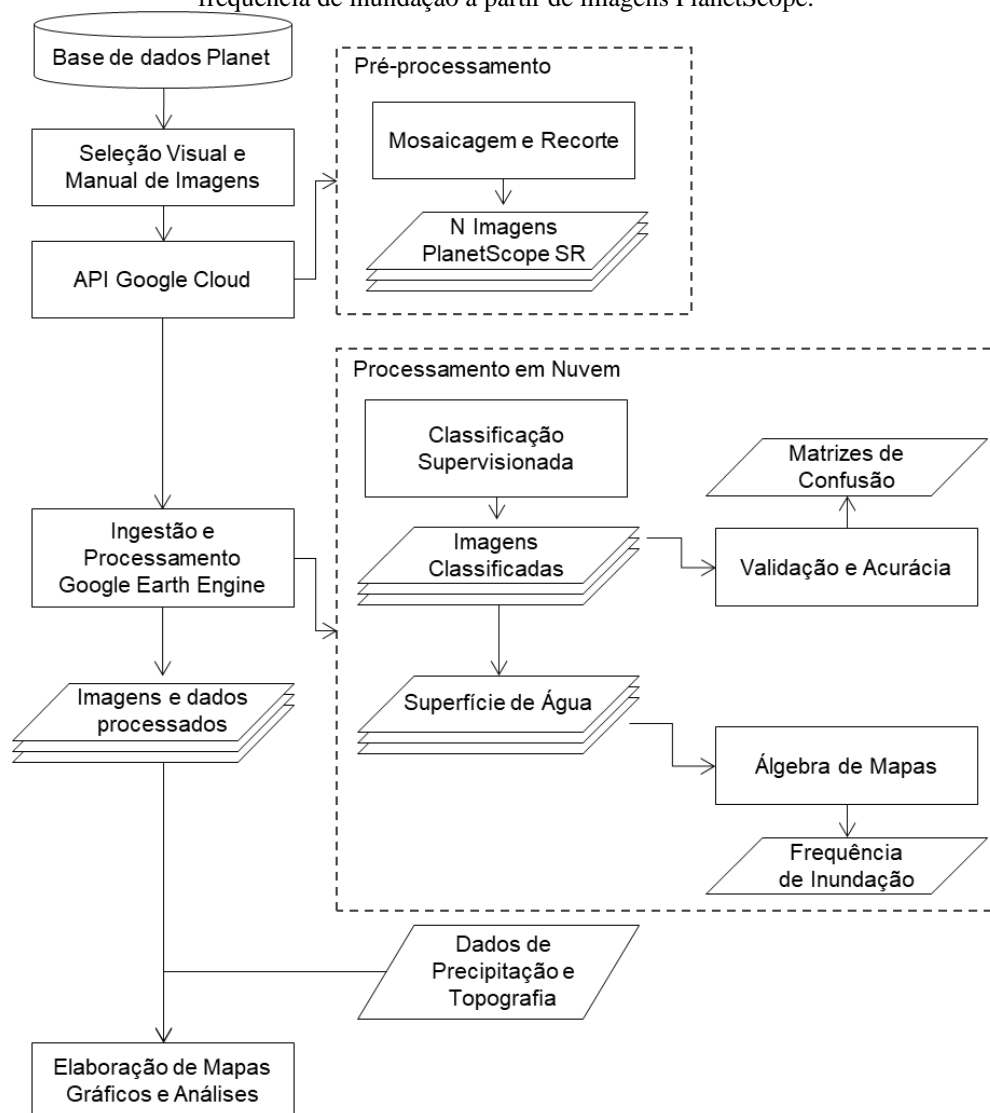
3.3 Escolha do Classificador e Escalabilidade do Processamento

Apesar dos valores parecidos das matrizes de confusão e de acurácia para os dois classificadores, a análise visual dos produtos e a análise quantitativa de pixels de 'água' integradas permite identificar diferenças relevantes para orientar a escolha de um classificador no processo de estudo da dinâmica hidrológica de áreas altamente sazonais como a Nhecolândia. Conforme observado, as principais diferenças entre as classificações são em relação a confusão do mapeamento das classes de água e de vazante durante o período de cheia. O RF é menos conservador na classificação da superfície de água nas áreas de escoamento, com destaque para a cheia da Área 2, enquanto o SVM tende a ser conservador com o mapeamento de água nas áreas de escoamento, divergindo alguns pixels com o RF e classificando-os como vazante. Ao mesmo tempo, o SVM classifica de forma menos omissa a superfície de água das lagoas de água salino-alcálicas (que apresentam cores variadas).

Considerando as divergências entre os dois produtos pode-se afirmar que a escolha do classificador para orientar um estudo sobre a dinâmica hidrológica deve partir dos objetivos a serem atendidos. Na região da Nhecolândia, para estudos de corpos hídricos isolados como as lagoas salino-alcálicas o SVM tende a mapear o alvo de forma mais homogênea, enquanto para estudos de escoamento superficial o RF pode ser o mais indicado. Ainda vale ressaltar que etapas de processamento pós classificação para melhoria do mapeamento, como por exemplo a utilização de filtros espaciais, deve ser consideradas.

A análise e escolha do classificador é recomendada como uma etapa anterior a escalabilidade do processamento. Depois de feita essa decisão a plataforma do GEE permite, por meios de funções e paralelização, a rápida reprodução do processamento para uma coleção de imagens inteira. A classificação supervisionada de imagens para valores qualitativos abre possibilidades diversas de explorar os dados com reclassificação, conversão para dados quantitativos, realização de processos de álgebra de mapas e a análise integrada com diferentes fontes de dados. Para estudo da dinâmica hidrológica da Nhecolândia, por exemplo, é essencial mapear e entender a inundação ao longo do tempo, os dados de frequência de inundação, por sua vez, podem ser obtidos a partir do resultado da classificação supervisionada feita em larga escala para uma série temporal. Ainda considerando esse estudo, o fluxo de processamento pode ser o mesmo tanto para o RF quanto para o SVM, a depender dos objetivos de mapeamento conforme exemplificado na Figura 8.

Figura 8 – Fluxograma de processamento de imagens classificadas em larga escala para obter dados de frequência de inundação a partir de imagens PlanetScope.



Elaboração: Os autores (2022).

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O uso integrado de ferramentas de computação em nuvem e dados provenientes de nanossatélites configuram novas possibilidades de trabalho para o geoprocessamento e estudos da superfície terrestre. As metodologias SVM e RF, disponibilizadas na plataforma do Google Earth Engine, tiveram um desempenho satisfatório no processamento e classificação de imagens do sensor PlanetScope para o mapeamento da região da Nhecolândia. As alterações na paisagem entre os períodos mais secos e mais cheios são muito intensas, sendo da ordem de 20% da área total que são convertidas em superfície de água. As expressivas e altamente sazonais alterações na paisagem observadas na Nhecolândia, em função da sua dinâmica hídrica, destacam a necessidade de se obter informações de grande detalhe sobre essa região única. Apesar de limitações espectrais e de calibração radiométrica deste sensor que é, por ora, utilizado principalmente para fins comerciais, as imagens Planet processadas no GEE representam uma importante fonte de dados para estudo de ambientes lacustres altamente sazonais. Com essa facilidade de processamento de grande quantidade de dados orbitais, será possível obter significativas informações sobre a paisagem e o escoamento superficial da área, permitindo, inclusive, a elaboração de mapa de frequência de inundação da região da Nhecolândia, o que seria a primeira sistematização de alta resolução dos alagamentos sazonais da área.

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo financiamento da iniciação científica desse trabalho (processo 2019/1440-0), assim como pela pesquisa de pós-doutorado (2017/26318-8) e o projeto temático (2016/14227-5) do qual esse trabalho está vinculado. Os autores também estendem os agradecimentos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq; processo 307024/2018-0) pela bolsa de pesquisa de CRM. Jim Hesson da Academic English Solutions pela edição da versão em inglês.

Contribuição dos Autores

M.D.R.: Conceptualização, Curadoria dos dados, Análise formal, Investigação, Metodologia, Administração do projeto, Validação, Visualização, Redação - minuta inicial e Redação - revisão e edição; E.R.M.: Conceptualização, Metodologia, Supervisão, Validação e Redação - revisão e edição; C.R.M.: Aquisição de financiamento, Recursos, Supervisão, Validação e Redação - revisão e edição.; A.J.M.: Aquisição de financiamento, Recursos, Supervisão, Validação e Redação - revisão e edição.

Conflitos de Interesse

Os autores declaram que não há conflitos de interesse.

5 REFERÊNCIAS

- ADUGNA, T.; XU, W.; FAN, J. Comparison of Random Forest and Support Vector Machine Classifiers for Regional Land Cover Mapping Using Coarse Resolution FY-3C Images. **Remote Sensing**. v. 14, n. 3, p. 574, 2022. DOI: 10.3390/rs14030574.
- ALMEIDA, T. I. R. de; SÍGOLO, J. B.; FERNANDES, E.; QUEIROZ NETO, J.P.; BARBIERO, L.; SAKAMOTO, A. Y. Proposta de classificação e gênese das lagoas da Baixa Nhecolândia-MS com base em sensoriamento remoto e dados de campo. **Revista Brasileira de Geociências**. v. 33, n. 2-Suplemento, p. 83-90, 2003. DOI: 10.25249/0375-7536.200333s28390.
- ANANIAS, P. H. M.; NEGRI, R. G.; DIAS, M. A.; SILVA, E. A.; CASACA, W. A Fully Unsupervised Machine Learning Framework for Algal Bloom Forecasting in Inland Waters Using MODIS Time Series and Climatic Products. **Remote Sensing**. v. 14, n. 17, p. 1-22, 2022. DOI: 10.3390/rs14174283
- ASSINE, M. L.; MERINO, E.; PUPIM, F.; WARREN, L.; GUERREIRO, R.; MCGLUE, M. Geology and Geomorphology of the Pantanal Basin. In: BERGIER, I.; ASSINE, M. L. (ed.) **Dynamics of the Pantanal Wetland in South America**. Springer International Publishing, (The Handbook of Environmental Chemistry), v. 37, p. 23- 50, 2015. DOI: 10.1007/698_2015_349.
- BARBOSA, C.C.F.; NOVO, E.M.L.M.; MARTINS, V.S., **Introdução ao Sensoriamento Remoto de Sistemas Aquáticos: princípios e aplicações**. 1a edição. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos. 161p. 2019.
- BATISTA, G.E.A.P.A. **Pré-processamento de dados em aprendizado de máquina supervisionado**. 2003. Tese (Doutorado em Ciências de Computação e Matemática Computacional) - Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2003. DOI: 10.11606/T.55.2003.tde-06102003-160219.
- BREIMAN, L. Random Forests. *Machine Learning*, [s.l.], **Springer Science and Business Media LLC**. v. 45, n. 1, p. 5-32, 2001. DOI: 10.1023/a:1010933404324.
- BURGES, C. J. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. **Data Mining and Knowledge Discovery** 2, p. 121–167, 1998. DOI: 10.1023/A:1009715923555.
- CARVALHO JÚNIOR, O. A., 2018. Aplicações E Perspectivas Do Sensoriamento Remoto Para O Mapeamento De Áreas Inundáveis. **Revista de Geografia (Recife)** v. 35, n. 4 (especial XII SINAGEO),

412–431p., 2018.

- CHANG, C. C., C., LIN, C.J., LIBSVM: a library for support vector machines. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology**, v. 2 n. 27, p. 1-27, 2011. DOI: 10.1145/1961189.1961199.
- COOLEY, S. W., SMITH, L. C., RYAN, J. C., PITCHER, L. H., PAVELSKY, T. M. Arctic-Boreal Lake dynamics revealed using CubeSat imagery. **Geophysical Research Letters**, v. 46, p. 2111–2120, 2019. DOI: 10.1029/2018GL081584.
- CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. **Machine Learning**, v. 20, p. 273–297, 1995. DOI: 10.1007/bf00994018.
- COSTA, M., TELMER, K., Utilizing SAR imagery and aquatic vegetation to map fresh and brackish lakes in the Brazilian Pantanal wetland. **Remote Sensing of the Environment**, v. 105, p. 204–213, 2006. DOI: 10.1016/j.rse.2006.06.014.
- FINLAYSON C. M., MILTON G. R., PRENTICE R.C., Wetland Types and Distribution. In: FINLAYSON C., MILTON G., PRENTICE R., DAVIDSON N. (eds) **The Wetland Book**. Springer, Dordrecht, 2018. DOI: 10.1007/978-94-007-4001-3_186.
- FUNK, C., PETERSON, P., LANDSFELD, M., The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. **Scientific Data** 2, n. 150066, p.1-21, 2015. DOI: 10.1038/sdata.2015.66.
- GORELICK, N., HANCHER, M., DIXON, M., ILYUSHCHENKO, S., THAU, D., MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone **Remote Sensing of the Environment**, v. 202, p. 18–27, 2017. DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031.
- HSU, C. W., CHANG, C. C., LIN, C. J., **A Practical Guide to Support Vector Classification**, Technical report, Department of Computer Science, National Taiwan University. 2003.
- Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). **Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa - BDMEP**. Brasília, DF, Brasil. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>. Acesso em: 09 de junho de 2020.
- JUNK, W.; BAYLEY, P.; SPARKS, R. The Flood Pulse Concept in River-Floodplain Systems. **Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences** 106, p. 110 – 127, 1989.
- JUNK, W.; CUNHA, C. N.; WANTZEN, K. M.; PETERMANN, P.; STRÜSSMANN, C.; MARQUES, M. I.; ADIS, J. Biodiversity and its conservation in the Pantanal of Mato Grosso, Brazil. **Aquatic Sciences**, v. 68, p. 278–309, 2006. DOI: 10.1007/s00027-006-0851-4.
- KEDDY, P. A., FRASER, L.H., SOLOMESHCH, A. I., JUNK, W. J., CAMPBELL, D.R., ARROYO, M.T.K., ALHO, C.J.R. Wet and Wonderful: The World’s Largest Wetlands Are Conservation Priorities. **Bioscience**, v..59, p. 39-51. 2009. DOI: 10.1525/bio.2009.59.1.8.
- LOH, W., Classification and Regression Trees. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, v.1, p 14 – 23, 2011. DOI:10.1002/widm.8.
- LUZ, A. E. O.; NEGRI, R.G.; MASSI, K. G.; COLNAGO, M.; SILVA, E.A.; CASACA, W. Mapping Fire Susceptibility in the Brazilian Amazon Forests Using Multitemporal Remote Sensing and Time-Varying Unsupervised Anomaly Detection. **Remote Sensing**, v. 14, n. 2429, p. 1-17, 2022. DOI: 10.3390/rs14102429.
- MERINO, E. R.; ASSINE, M. L., Hidden in plain sight: How finding a lake in the Brazilian Pantanal improves understanding of wetland hydrogeomorphology. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 45, p. 440–458, 2020. DOI: 10.1002/esp.4745.
- MITCHELL, T. M. **Machine Learning**, 1ª ed, McGraw-Hill, Inc., USA, 1997.
- NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 3ª ed, São Paulo:Edgard Blucher, 2008.
- OLOFSSON, P.; FOODY, G.M.; HEROLD M.; STEHMAN, S.V.; WOODCOCK, C.E.; WULDER, M.A. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change, **Remote Sensing of Environment**, v. 148, p. 42-57, 2014. DOI: 10.1016/j.rse.2014.02.015.

- OZESMI, S. L.; BAUER, M. E. Satellite remote sensing of wetlands. **Wetlands Ecology and Management**, v.10, p. 381–402. 2002. DOI: 10.1023/A:1020908432489.
- PEREIRA, E.; ABREU, L., MAILLARD, P., Altimetria Por Satélite Radar Aplicada A Hidrologia No Brasil. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, p. 347-360, 2017. DOI: 10.14393/rbcv69n2-44022.
- PEREIRA, F. J. S., COSTA, C. A. G., FOERSTER, S., BROSINSKY, A., DE ARAÚJO, J. C., Estimation of suspended sediment concentration in an intermittent river using multi-temporal high-resolution satellite imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 79, p. 153–161, 2019. DOI: 10.1016/j.jag.2019.02.009.
- PLANET LABS, **Planet Imagery Product Specification 56**, 2016.
- POURSANIDIS, D.; TRAGANOS, D.; CHRYSOULAKIS, N.; REINARTZ, P., Cubesats allow high spatiotemporal estimates of satellite-derived bathymetry. **Remote Sensing**, v. 11, p. 1-12, 2019. DOI: 10.3390/rs11111299.
- PONTIUS JUNIOR, R.G.; MILLONES, M., Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment, **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 15, p. 4407-4429, 2011. DOI: 10.1080/01431161.2011.552923.
- SHETTY, S. **Analysis of Machine Learning Classifiers for LULC Classification on Google Earth Engine**. 2019. Tese de mestrado na Universidade de Twente. 2019.
- SOUZA, C. M., JR.; Z. SHIMBO, J.; ROSA, M. R.; PARENTE, L. L.; A. ALENCAR, A.; RUDORFF, B. F. T.; HASENACK, H.; MATSUMOTO, M.; G. FERREIRA, L.; SOUZA-FILHO, P. W. M.; DE OLIVEIRA, S. W.; ROCHA, W. F.; FONSECA, A. V.; MARQUES, C. B.; DINIZ, C. G.; COSTA, D.; MONTEIRO, D.; ROSA, E. R.; VÉLEZ-MARTIN, E.; WEBER, E. J.; LENTI, F. E. B.; PATERNOST, F. F.; PAREYN, F. G. C.; SIQUEIRA, J. V.; VIERA, J. L.; NETO, L. C. F.; SARAIVA, M. M.; SALES, M. H.; SALGADO, M. P. G.; VASCONCELOS, R.; GALANO, S.; MESQUITA, V. V.; AZEVEDO, T. Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 2735, 2020. DOI: 10.3390/rs12172735.
- STRICK, R. J. P., ASHWORTH, P. J., SAMBROOK SMITH, G. H., NICHOLAS, A. P., BEST, J. L., LANE, S. N., PARSONS, D. R., SIMPSON, C. J., UNSWORTH, C. A., DALE, J., Quantification of bedform dynamics and bedload sediment flux in sandy braided rivers from airborne and satellite imagery. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 44, p. 953–972, 2019. DOI: 10.1002/esp.4558.
- TASSI, A.; VIZZARI, M. Object-Oriented LULC Classification in Google Earth Engine Combining SNIC, GLCM, and Machine Learning Algorithms. **Remote Sensing**, v. 12, n. 3776, 2020. DOI: 10.3390/rs12223776.
- THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. **Pattern Recognition**, 4th ed.; Academic Press: San Diego, CA, USA; p. 984, 2008.
- WANG, R.; FENG, Q.; JIN, Z.; MA, K.; ZHANG, Z.; LIANG, T. Identification and Area Information Extraction of Oat Pasture Based on GEE—A Case Study in the Shandan Racecourse (China). **Remote Sensing**, v. 14, n. 4358, 2022. DOI: 10.3390/rs14174358.

Biografia do autor principal



Mariana Dias Ramos nasceu em Americana (SP) no ano de 1998. Licenciada e bacharela em Geografia pela Unesp (Universidade Estadual Paulista ‘Júlio de Mesquita Filho’) campus de Rio Claro, com ênfase em geoprocessamento e análise ambiental. Desenvolveu o projeto de iniciação científica ‘Avaliação de imagens de alta resolução (espacial e temporal) da coleção Planet de satélites para análise das características da frequência de inundação na região da Nhecolândia’ financiado pela FAPESP. Atualmente participa do projeto MapBiomias compondo a equipe responsável pelos dados de uso e cobertura e desmatamento dos biomas Pantanal e Mata Atlântica.



Esta obra está licenciada com uma Licença [Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) – CC BY. Esta licença permite que outros distribuam, remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original.