



Análise Multitemporal do Uso e Cobertura da Terra na Amazônia: A Expansão da Agricultura de Larga Escala na Bacia do Rio Curuá-Una

Multitemporal Analysis of Land Use and Land Cover in the Amazon: The Expansion of Large-scale Agriculture in the Curuá-Una River Basin

Danielle Silva de Paula ¹, Maria Isabel Sobral Escada ² e Jussara de Oliveira Ortiz ³

1 Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Coordenação-Geral de Ciências da Terra, S. J. Campos, Brasil. Danielle.paula@inpe.br
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3668-0506>

2 Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Coordenação-Geral de Ciências da Terra, S. J. Campos, Brasil. Isabel.escada@inpe.br
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5822-8265>

3 Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Coordenação-Geral de Ciências da Terra, S. J. Campos, Brasil. Jussara.ortiz@inpe.br
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9134-640X>

Recebido: 10.2021 | Aceito: 03.2022

Resumo: A expansão da soja tem gerado importantes mudanças na Amazônia brasileira devido a processos de concentração de terras, homogeneização da paisagem e ao avanço sobre outras formas de produção. No Pará, esse processo ocorre mais intensamente nos municípios de Santarém, Belterra e Mojuí dos Campos, que integram a bacia do rio Curuá-Una. Esse estudo se propõe a analisar dinâmicas de uso e cobertura da terra para o período de 2000 a 2019 na bacia do Rio Curuá-Una, observando sobre quais classes a Agricultura de Larga Escala (LSA) se expandiu. As atuais bases de dados de uso e cobertura da terra da Amazônia não contemplam a Agricultura de Pequena Escala (SSA). Para incluir essa classe, fez-se uso de imagens TM/OLI/Landsat, técnicas de segmentação multirresolução e classificação orientada à objeto. Para a análise das dinâmicas da LSA utilizou-se matrizes de transição para os períodos de 2000-2010, 2010-2019 e 2000-2019. Como resultado, observou-se um ganho de área da LSA no período de 2000-2019, de 23 km² para 1.093 km². O período de 2000-2010 foi o que apresentou maior ganho (25%). A expansão da LSA se deu primordialmente sobre áreas de Pastagens (38%), Vegetação Secundária (31%), Floresta (27%) e SSA (2%). Cerca de 25% da área de SSA de 2000 foi convertida para LSA em 2019. Essa proporção pode ser ainda maior, pois parte da Vegetação Secundária convertida para LSA, compõe o sistema de pousio da SSA. Esses resultados reforçam a importância de se estabelecer políticas públicas que valorizem e fortaleçam a economia local.

Palavras-chave: Agricultura de Larga Escala. Agricultura de Pequena Escala. Classificação Orientada a Objeto. Amazônia.

Abstract: The soy expansion has generated important changes in the Brazilian Amazon due to land concentration processes, landscape homogenization and expansion over other forms of production. In Pará, this process has occurred more intensely in the municipalities of Santarém, Belterra and Mojuí dos Campos, which are part of the Curuá-Una river basin. This study aims to analyze the dynamics of land use and land cover for the period 2000 to 2019, in the Curuá-Una River basin, observing which classes Large-Scale Agriculture (AGLE) has expanded. The current land use and land cover databases in the Amazon do not include Small-Scale Agriculture (AGPE) class. To include this class in the mapping we used TM/OLI/Landsat images with multi-resolution segmentation techniques and object-oriented classification. For the analysis of the AGLE dynamics, transition matrices for the periods of 2000-2010, 2010-2019 and 2000-2019 were built. As a result, we observed an area gain for AGLE in the period 2000-2019, from 23 km² to 1,093 km². The period of 2000-2010 was the one with the greatest gain (25%). AGLE's expansion took place primarily over pasture (38%), secondary vegetation (31%), forest (27%) and AGPE (2%). About 25% of the AGPE area in 2000 were converted to AGPE in 2019. That proportion may be even higher, as part of the secondary vegetation converted to AGLE, is part of the AGPE fallow system. The results reinforce the importance of establishing public policies valuing and strengthening the local economy.

Keywords: Large Scale Agriculture. Small Scale Agriculture. Object Oriented Classification. Amazonia.

1 INTRODUÇÃO

O bioma Amazônico é caracterizado por sua riqueza de biodiversidade e vasta extensão territorial, estendendo-se do oceano Atlântico até as encostas da Cordilheira dos Andes, com uma média de 600 m de altitude e ocupando 40% do território sul-americano. De todo esse território, que corresponde à aproximadamente 7.000.000 km², 69% pertence ao Brasil, ou seja, cerca 4.871.000 km² (AB'SABER, 1977; BRASIL, 2020). A importância deste bioma inclui a sua capacidade de transporte de umidade para outras regiões do continente, retenção de carbono da atmosfera, regulação hídrica, manutenção da biodiversidade, além da provisão de alimentos, fibras, madeira, produtos medicinais, entre outros (CORREIA et al. 2007; NOBRE, C.A, 2002).

A ocupação deste bioma ocorreu de forma mais intensa na Amazônia brasileira, após a década de 1970, resultando em grandes mudanças ambientais, econômicas e sociais. Essas mudanças aconteceram em decorrência de estratégias de ocupação a partir da década de 1960 pelo governo militar brasileiro, que visava integrar a Amazônia a outras regiões do Brasil dando, porém, pouca atenção aos possíveis impactos socioambientais provocados por esta ocupação. Uma das estratégias de ocupação baseou-se na indução da imigração de pequenos e grandes produtores rurais e na expansão da infraestrutura, como as redes de estradas, hidrelétricas e telecomunicações, além da ampliação e aumento da conexão das redes de cidades (BECKER, 2005; MACHADO, 1998). A rápida transformação da região, somada aos incentivos fiscais oferecidos pelo governo, viabilizou o estabelecimento de diferentes formas de economia possibilitando a instalação de empresas agropecuárias, madeireiras e mineradoras, de grandes fazendas e dos projetos de colonização (AB'SABER, 1989; BECKER, 2004). Todos estes acontecimentos provocaram diversos impactos ambientais, sendo o desmatamento um dos mais evidentes.

No final da década de 90 foi lançado o programa Avança Brasil, plano plurianual do governo (CARDOSO, 2008), elaborado para o período de 2000 a 2003, que previa a aplicação de grande montante de recursos para investimentos na expansão de infraestrutura por todo o Brasil, como a construção de gasodutos, ampliação e pavimentação de estradas, hidrovias e usinas hidrelétricas. Neste período, observa-se que o cultivo da soja avança do cerrado para o bioma Amazônia, se concentrando, principalmente, nos Estados do Mato Grosso e do Pará (IBGE, 2020). Parte da infraestrutura de transporte prevista por esse plano destinou-se ao escoamento da soja, visando o mercado internacional (FEARNSIDE, 2001), sendo complementado pela iniciativa privada, como o porto da Cargill em Santarém, e, mais recentemente, os portos de Miritituba, distrito do município de Itaituba, localizado na região do baixo Tapajós (DAL'ASTA et al., 2017). Com a intensificação do uso da terra, uma nova estruturação do espaço se impôs na Amazônia, levando a processos de concentração de terra que, com frequência, excluíram pequenos produtores locais (BRONDÍZIO; SIQUEIRA, 1997; MONT-MÓR, 2008). Essa forma de produção levou a transformações na força produtiva, incorporando atividades relacionadas à agricultura capitalista (agronegócio) na região. Com a perspectiva do aumento de investimentos na infraestrutura para o escoamento da produção de grãos, aliada à falta de uma política eficaz de combate ao desmatamento, em 2004 foi registrada a segunda maior taxa de desmatamento na Amazônia, de 27.772 km² (PRODES, 2021).

Em resposta ao aumento das taxas de desmatamento o governo brasileiro criou o Plano de Ação para a Prevenção e Controle do Desmatamento da Amazônia (PPCDAm¹), que incluiu como parte de suas ações a criação de um sistema de alertas para a Detecção de Desmatamento em Tempo Real (DETER), criado em 2004 (DINIZ et al., 2015). Baseado nos dados do PRODES² e do DETER foi feito um acordo em 2006, denominado Moratória da Soja, entre organizações não governamentais, agroindústria e governo, para evitar o desmatamento decorrente do cultivo de soja. Neste acordo, que passou valer a partir de julho de 2008, foi firmado o compromisso das indústrias não comprarem soja proveniente de áreas desmatadas. Com essas e outras políticas e ações, além do fortalecimento

¹ PPCDAm - O Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal (PPCDAm), criado em 2004, teve como objetivo reduzir o desmatamento e criar condições para que ocorresse a transição para um modelo de desenvolvimento sustentável na Amazônia Legal. Com criação do PPCDAM, o combate às causas do desmatamento deixou de ser conduzido somente pelos órgãos ambientais, e passou a ser coordenado por diversos setores do Governo Federal (MMA, 2021).

² PRODES - Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite (PRODES) é uma iniciativa governamental do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) que monitora as taxas anuais de desmatamento nos nove estados da Amazônia Legal (INPE, 2021).

da fiscalização, a partir de 2005 as taxas de desmatamento declinaram até chegar em 2012 a 4.571 km², a menor taxa de desmatamento registrada desde o início do monitoramento realizado pelo PRODES. Após 2012, observa-se que a taxa vem apresentando tendência de aumento, tendo atingido 10.851 km² em 2020 (INPE, 2021).

No estado do Pará, a região oeste é a que concentra a maior parte do cultivo de soja, principalmente nos municípios de Santarém, Mojuí dos Campos e Belterra (Figura1) (BECKER, 1995; D'ANTONA et al., 2011; DAL'ASTA et. al, 2013), área de estudo do corrente trabalho. Nessa região, a entrada da soja no final da década de 1990, que se caracteriza por uma forma de cultivo intensiva, utilizando insumos químicos e mecânicos, levou os pequenos produtores rurais a conviverem com uma nova lógica de produção. Essa nova lógica, de base tecnológica diferenciada da tradicional, com emprego intensivo de capital e com requisitos de mão de obra qualificada passa a incorporar extensas áreas de terra aos seus processos produtivos, modificando a paisagem e deixando marcas que se configuram em diferentes padrões de paisagem (DAL'ASTA, A. P. et al, 2017; SANTOS, 2020).

Na região de Santarém, observam-se no final dos anos 1990 deslocamentos da população rural para a cidade e/ou para núcleos urbanizados, principalmente nos municípios de Santarém e Mojuí dos Campos (SANTOS, 2020). Esse processo foi observado por D'Antona et al. (2011); Dal'Asta et al. (2013) e Souza (2017) na região de Santarém. No trabalho de Souza et al. (2017), uma análise integrada da intensificação do uso da terra e da diversidade da paisagem mostrou que em 2012 a paisagem ainda não estava inteiramente transformada pelo agronegócio, restando diversas áreas em seus interstícios de produção agrícola de pequena escala, com remanescentes florestais e vegetação secundária. Entretanto, esse processo ainda está em curso na região, devendo ser investigado, tanto em sua dimensão espacial, quanto temporal, observando seus efeitos na estrutura da paisagem, nos modos de produção, e nas taxas de conversão da cobertura florestal.

Para entender de forma mais completa a dinâmica da expansão da Agricultura de Larga Escala (AGLE) sobre o bioma Amazônia, é preciso conhecer e mapear os diversos modos de produção existentes, possibilitando avaliar sobre quais deles esse tipo de agricultura avança. As áreas de Agricultura de Pequena Escala (AGPE) não são normalmente identificadas e/ou mapeadas de forma adequada nos sistemas de monitoramento do uso e cobertura da terra na Amazônia (TerraClass³, Mapbiomas⁴), devido a escala de mapeamento desses sistemas. A identificação dessas classes exige o desenvolvimento de procedimentos que envolvem o uso de algoritmos capazes de discriminar pequenas áreas e diferenciá-las de seu contexto. Souza et al. (2019) utilizaram uma abordagem orientada a objeto, por meio do algoritmo KNN adaptado (TRIMBLE, 2021), que considera atributos de tamanho e forma, além dos atributos espectrais das imagens, para a discriminação das áreas de agricultura de pequena escala, obtendo uma acurácia de 62%.

No corrente estudo, esses algoritmos são utilizados para o mapeamento das classes de uso e cobertura da terra e refinamento da AGPE em mapeamentos pré-existentes realizados pelo TerraClass, em que essa categoria não é contemplada. Esse procedimento é necessário para que se possa compreender de forma mais completa a dinâmica de expansão da AGLE na região Oeste do Pará e sobre quais classes de uso e cobertura da terra essa agricultura avançou. Assim, esse estudo se propõe a mapear e analisar as dinâmicas de uso e cobertura da terra para o período de 2000 a 2019, na bacia do Rio Curuá-Una, localizada na porção oeste do Pará, observando sobre quais classes de uso e cobertura da terra a AGLE se expandiu, já que a AGPE estava presente na região antes da entrada da soja. A análise proposta baseia-se no uso de dados de sensoriamento remoto e de técnicas de processamento digital de imagens, incluindo segmentação multirresolução e classificação orientada a objeto, para a identificação e diferenciação das classes de uso e cobertura presentes na região.

Os resultados obtidos são importantes para apoiar a elaboração de políticas públicas que visam fortalecer a economia local, incentivando e preservando os modos de produção tradicionais e de pequena escala. Essas formas de produção, são em grande parte, responsáveis pela produção de alimentos que abastecem as cidades (SANTO JUNIOR et al., 2010) e que, além de utilizarem tecnologia baseada no saber local e no conhecimento do bioma, se

³ TerraClass é desenvolvido e executado pelo Centro Regional da Amazônia (CRA/INPE) em parceria com a Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa), que qualifica os desmatamentos observados na região da Amazônia Legal Brasileira e com isso fornece subsídios importantes para o melhor entendimento das formas de uso e cobertura da terra na região. (ALMEIDA et al., 2016).

⁴ MapBiomas é uma iniciativa do Observatório do Clima criada e desenvolvida por uma rede multi-institucional envolvendo universidades, ONGs e empresas de tecnologia com o propósito de mapear anualmente a cobertura e uso do solo do Brasil e monitorar as mudanças do território (SOUZA et al. 2020).

caracterizam por representarem economias de baixa emissão de CO₂ (COSTA, 2009).

1.1 Cartografia da agricultura de pequena escala

Para uma avaliação completa das dinâmicas da AGLE, todas as classes de uso e cobertura da terra devem ser contempladas nos mapeamentos, incluindo as que apresentam pequenas áreas, como a AGPE, geralmente invisibilizadas nos trabalhos já existentes na área de estudo. Muitas vezes esses estudos acabam utilizando dados secundários para obter uma aproximação de sua localização. A representação cartográfica de áreas extensas, em geral é realizada com dados de sensoriamento remoto, que permitem uma visão sinóptica, cobrindo grandes extensões de área e garantindo certa frequência/periodicidade de imagens, o que possibilita realizar avaliações temporais. Mapeamentos extensivos de uso e cobertura da terra áreas têm sido realizados com imagens Landsat, com resolução espacial de 30m (WALKER; MORAN, 2000; MARGULIS, 2003; SOUZA, et al., 2017; CRESPIM-BOUNCADA et al., 2020), que possibilitam compreender a dinâmica dos processos que ocorrem na Amazônia, como por exemplo o TerraClass (EMBRAPA e INPE, 2019). Entretanto, a identificação e mapeamento de feições pequenas e heterogêneas, como as áreas AGPE, requer o emprego de algoritmos diferenciados e, algumas vezes, quando disponível, o uso de imagens que proporcionem melhor definição das feições, com resolução espacial de 5 a 10 metros, por exemplo.

Coelho et al. (2021) avaliaram a dinâmica da expansão da soja na região de Santarém para os períodos de 1999–2007 e 2007–2015. Para isso, os autores combinaram de dados de uso e cobertura da terra derivados de sensoriamento remoto com informações sobre os imóveis que ocupavam áreas públicas (assentamentos oficiais de uso tradicional e sustentável) e áreas privadas, tais como: limites de áreas protegidas, projetos de assentamento, cadastro ambiental rural, estradas, sede municipal e localidades entre outros. Como resultado observaram uma diferença significativa de perda de vegetação entre áreas privadas e área públicas. Também constataram que a 82% da agricultura mecanizada, encontrava-se localizada em áreas antes ocupadas pela agricultura familiar (42%), vegetação secundária (20%) e por pastagem (20%). Neste trabalho a classe de AGPE é representada por uma classe denominada *family farming*, que é uma classe mista composta por vegetação secundária e pastagem.

O corrente trabalho, visando obter os limites de AGPE de forma mais precisa, propõe uma abordagem de mapeamento, seguindo as metodologias desenvolvidas por Souza (2016), Souza et al. (2019) e Pacheco et al. (2021). Esses autores utilizaram dados do RapidEye (5 m), Landsat (30m) e Cbers (5 e 10 m) para mapeamento da AGPE em algumas regiões do estado do Pará. Santos (2018) utilizou técnicas de classificação, segmentação e Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) em imagens TM/Landsat (30m) para classificar uso e cobertura da terra e, identificar, através de refinamento desses dados, com imagens CBERS (5/10m), as áreas de AGPE e agroflorestais na região do município de Mocajuba e Cametá, PA.

Em um outro contexto, para classificação de agricultura de pequena escala e para monitorar os processos dinâmicos de uso da terra em áreas montanhosas de Madagascar, Crespin-Boucaud et al. (2020) utilizaram uma abordagem que combina imagens de alta resolução espacial (Spot 6/7), séries temporais com alta taxa de revisita e, portanto, com grande disponibilidade de dados temporais (Sentinel 2, Landsat 8) e modelos espaço-temporais baseado em regras. No mapeamento, os autores utilizam de forma combinada um classificador orientado a objeto e o algoritmo Random Forest. Como resultado, obtiveram um mapa da distribuição espacial de erros de mapeamento de tipo de cultura (omissão ou comissão) que foram posteriormente corrigidos por meio do uso conjunto de regras espaço-temporais e probabilidades de associação de classe de referência. Os autores enfatizam que a combinação de dados de sensoriamento remoto e modelagem espacial, fornece uma forma melhor de caracterizar e monitorar sistemas agrícolas complexos, como o caso da AGPE.

Dentre os tipos de técnicas de classificação que possibilitam mapear a AGPE, destaca-se a classificação orientada a objeto, também conhecida como GEOBIA, que considera um conjunto de pixels (regiões), não apenas os pixels isoladamente e, possibilita explorar atributos da imagem como forma e textura, melhorando a acurácia da classificação (BRANCO et al., 2018). Em relação aos modelos tradicionais de classificação de imagem, a abordagem orientada a objeto, tem se mostrado eficaz (FRIEDRICH et al., 2009; TAUBENBÖCK et al., 2010; ULISSES & KUX, 2014; PACHECO et al., 2021), aproximando as técnicas de processamento digital de imagens

à extração de informações baseada do raciocínio humano e fotointerpretação.

Alguns trabalhos de mapeamento que utilizam algoritmos de classificação orientados a objetos e interpretação visual têm sido utilizados na Amazônia. Souza (2016) desenvolveu uma metodologia baseada em interpretação visual para identificar e caracterizar áreas de agricultura de pequena escala próximas de comunidades ribeirinhas e de terra firme, não região oeste do Pará. Em seu trabalho foram utilizados dados do RapidEye e mapas de uso e cobertura da terra do projeto TerraClass do ano de 2012. Neste mapeamento, a autora fez a classificação visual da AGPE em um raio de 8 km de distância das comunidades analisadas. As demais classes foram extraídas do TerraClass.

Souza et al. (2019) testaram o uso de um algoritmo de classificação orientada a objeto em imagens RapidEye (resolução espacial de 5m), para as áreas dos municípios de Cametá, Mocajuba e Baião, localizados na região Nordeste do Pará. Para avaliar a capacidade de refinamento da classe Mosaico de Ocupações, proveniente do dado produzido pelo TerraClass, as autoras testaram os algoritmos *MAXVER*, *Bhattacharya* e *K-Vizinho Mais Próximo*. Dentre os algoritmos testados, o K- Vizinho Mais Próximo (KNN) foi o que obteve melhor resultado para identificação da classe de agricultura de pequena escala. Esta técnica possibilita que duas regiões vizinhas sejam agrupadas em uma única região, de acordo com um critério de similaridade (BAATZ; SCHAPE, 2000). Para separar ou agrupar regiões, o algoritmo utiliza atributos de forma e cor e avalia o grau de similaridade entre as regiões. De acordo com Matsuoka e Haertel (2007), o atributo cor possibilita separar objetos com tonalidades diferentes, uma vez que ele representa as variações nos valores do pixel dentro do segmento em cada banda espectral. O atributo de forma é constituído por dois outros fatores, a compacidade e a suavidade. A compacidade representa o quão compacto é um objeto. Essa medida é definida matematicamente pela razão entre o perímetro de um objeto e a raiz quadrada do número de pixels dele. A suavidade é uma métrica utilizada para avaliar se um segmento apresenta curvas em sua geometria e se ele é alongado ou não. Essa métrica é expressa pela razão entre o perímetro do objeto e o perímetro do retângulo que o envolve. Um parâmetro de diferença espectral é utilizado para unir objetos vizinhos de acordo com seus valores médios de intensidade de camada, ou seja, este parâmetro funciona como um filtro para limpar a segmentação, diminuindo a quantidade de segmentos que possuem as características espectrais semelhantes, gerados durante o processo de segmentação.

Pacheco et al. (2021) compararam os algoritmos KNN adaptado e árvore de decisão C5.0, utilizando imagem do mosaico Planet, com cerca de 5m de resolução espacial, e obtiveram um melhor desempenho (precisão de 75%) no mapeamento da classe de agricultura de pequena escala, com o C5.0, no município de Mocajuba (PA). Entretanto, esse algoritmo não obteve um bom desempenho para as outras classes de uso e cobertura da terra.

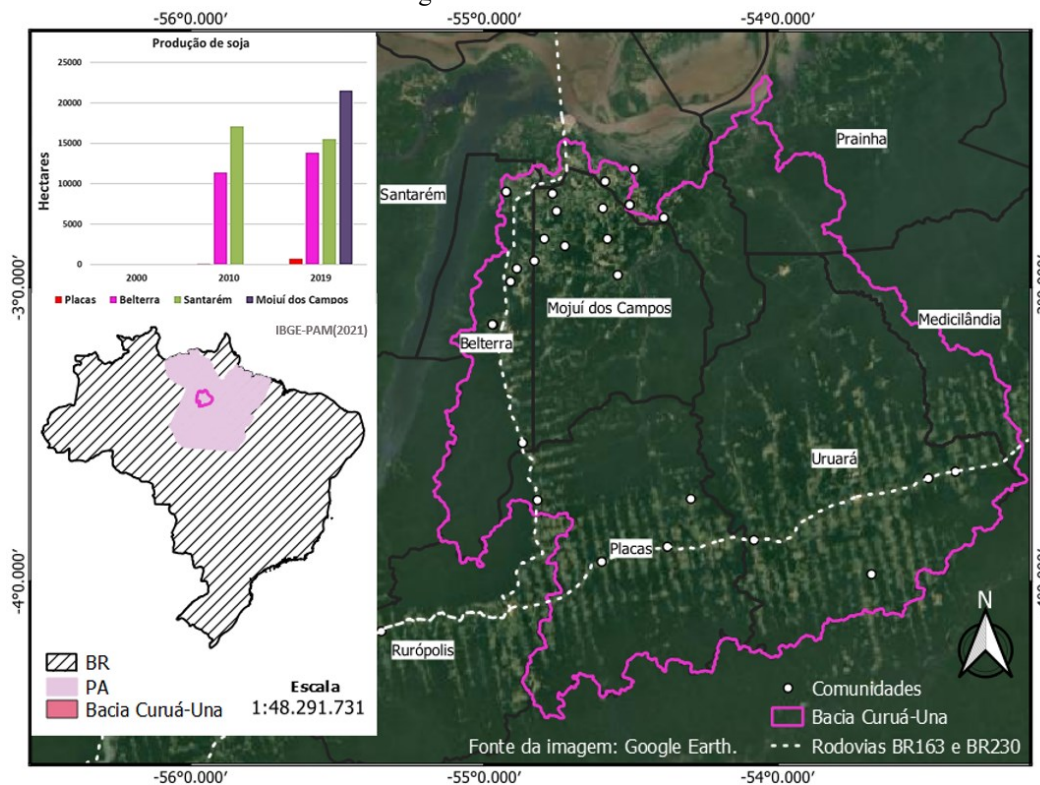
2 MATERIAL E MÉTODO

2.1 Área de estudo

A área de estudo é delimitada pela bacia hidrográfica do rio Curuá-Una (Figura 1), afluente do rio Amazonas, que possui aproximadamente 31 mil km², abrangendo os municípios de Uruará, Placas, Mojuí dos Campos e, parte dos municípios de Santarém, Prainha, Medicilândia e Belterra.

Um dos marcos históricos importantes da região foi a construção da Usina Hidrelétrica Curuá-Una, inaugurada em 1977 e localizada na Cachoeira do Palhão, a 70 km de Santarém. Desde a instalação da usina, tem-se registro de novas ocupações ao longo da bacia. Registros de 2003 estimaram uma população no entorno da represa de 1.900 pessoas, exercendo primordialmente atividades associadas ao extrativismo e à agricultura (MPEG, 1985; OLIVEIRA, et al., 2003).

Figura 1- Área de estudo.



Fonte: Os autores (2022).

A região é caracterizada pela presença de pequenos a grandes imóveis rurais, pecuária extensiva, agricultura anual de larga escala e familiar e extrativismo (PRINTES, 2017). Destacam-se a produção de açaí, cana de açúcar, mandioca, soja, arroz, milho, urucum e pimenta do reino como os principais produtos da região (IBGE, 2017). A produção de soja na região inicia-se nos na década de 90, impulsionada em 2000 por políticas de expansão da infraestrutura local (BECKER, 2005; MACHADO, 1998). A pavimentação da BR-163 e a instalação do porto da Cargill em Santarém em 2003, foram elementos importantes que estimularam o plantio de soja na região (AMARAL et al., 2009; SANTOS, 2020).

Dentre os produtos agrícolas produzidos pelos municípios que fazem parte da bacia, de acordo com registros do IBGE (2017, 2020) no período de 2000 a 2019 (Figura 1), a soja foi o que obteve um expressivo aumento, passando de 50 hectares em 2000 para 51.581 hectares em 2019. Os municípios de Santarém e Mojuí dos Campos se mantiveram como maiores produtores da área de estudo em 2019, este último tendo sido criado em 2013, a partir de um desmembramento do município de Santarém.

2.2 Dados Utilizados

Para o mapeamento do uso e cobertura da terra e a avaliação da expansão AGLE foram realizadas classificações das imagens que compõem a área de estudo, em todos os anos analisados. Foram utilizados dados provenientes do Landsat e dados auxiliares de diferentes sensores, cujas características são apresentadas na Tabela 1. Imagens Landsat dos sensores TM e OLI foram utilizadas para o mapeamento de uso e cobertura da terra, enquanto imagens do Google Earth e do mosaico de imagens Planet, com resolução espacial de 5m, foram utilizadas para a avaliação das classificações dos mapas de uso e cobertura da terra. Todos os procedimentos foram realizados utilizando os softwares eCognition, versão 9 (TRIMBLE, 2021), Sistema de Processamento de Informações Geográficas - SPRING 5.4 (CÂMARA et al., 1996) e QGIS 3.18.

Tabela 1- Material utilizado. Legenda: 1- Refinamento, 2-Classificação, 3- Máscara e 4 - Avaliação.

	Satélite/ Sensor	Orbita/ ponto	Bandas Usadas (RGB)	Resolução Espacial	Resolução Temporal	Data
1	Landsat 5/TM	226/063,226/062 227/062,227/063	5,4,3, EVI	30 m	16 dias	99-2000
	Landsat 5/TM	226/063,226/062 227/062,227/063	5,4,3, EVI	30 m	16 dias	2010
2	Landsat 8/OLI	226/063,226/062 227/062,227/063	4,3,2, EVI	30 m	16 dias	2019
	Dado	Fonte		Resolução Espacial	-	Data
3	PRODES	INPE		30 m	Anual	2019
	Uso e cobertura da Terra- TerraClass	INPE		30 m	-	2014
4	Google Earth Pro	Google		-	-	-
	Mosaico Planet	Planet/INPE		-	-	-

Fonte: Os autores (2022).

Neste trabalho foram utilizadas as bandas 5, 4, e 3, acrescidas do índice EVI (*Enhanced Vegetation Index* – Índice de Vegetação Melhorado) (HUETE et al., 1997), que auxilia no mapeamento da vegetação e apresenta menor interferência dos efeitos decorrentes do processo de imageamento, como iluminação e atenuação atmosférica. Embora o NDVI (Índice de Vegetação da Diferença Normalizada) (ROUSE, J. W. et al. 1974). Segundo Huete et al. (1997) o EVI otimiza os sinais da vegetação, minimizando a influência da atmosfera e é apresentado na Eq. (1).

$$EVI = G \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{L + \rho_{NIR} + C_1 * \rho_{RED} - C_2 * \rho_{BLUE}} \tag{1}$$

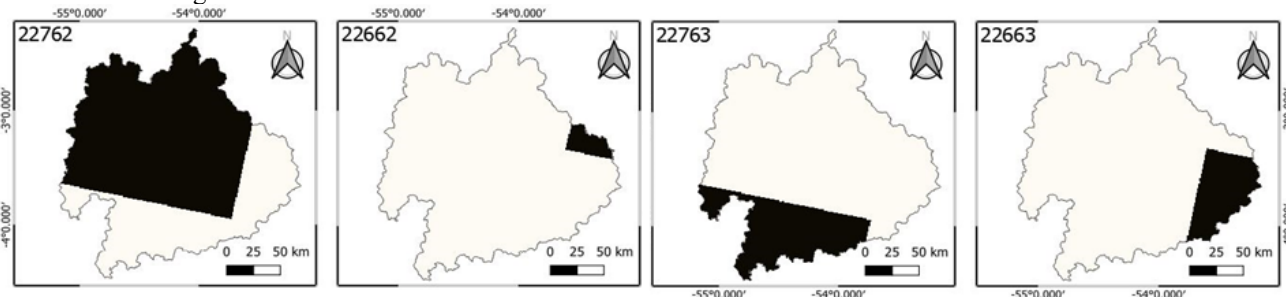
Onde, L é o fator de ajuste para o solo; G é o fator de ganho, C1 e C2 são coeficientes de ajuste para efeito de aerossóis presentes na atmosfera. ρ_{NIR} , ρ_{RED} e ρ_{BLUE} referem-se à refletância da superfície de infravermelho próximo, vermelho e azul, respectivamente. Neste caso, o EVI foi obtido através da ESPA-USGS (2020), calculado considerando a Eq. (2).

$$EVI = 2,5 \frac{(Band\ 5 - Band\ 4)}{(Band\ 5 + 6 * Band\ 4 - 7,5 * Band\ 2 + 1)} \tag{2}$$

A escolha das bandas utilizadas foi realizada por meio de testes empíricos. As bandas foram testadas na etapa de segmentação, a partir de testes com diversos limiares, sendo que as bandas apresentadas foram as que obtiveram melhores resultados. O índice EVI foi incluído por melhorar significativamente o resultado da segmentação.

As áreas mapeadas de cada cena Landsat que compõe a área de estudo da bacia Curuá-Una são apresentadas na Figura 2.

Figura 2 – Área de recobrimento da bacia considerando os limites de cada cena Landsat.

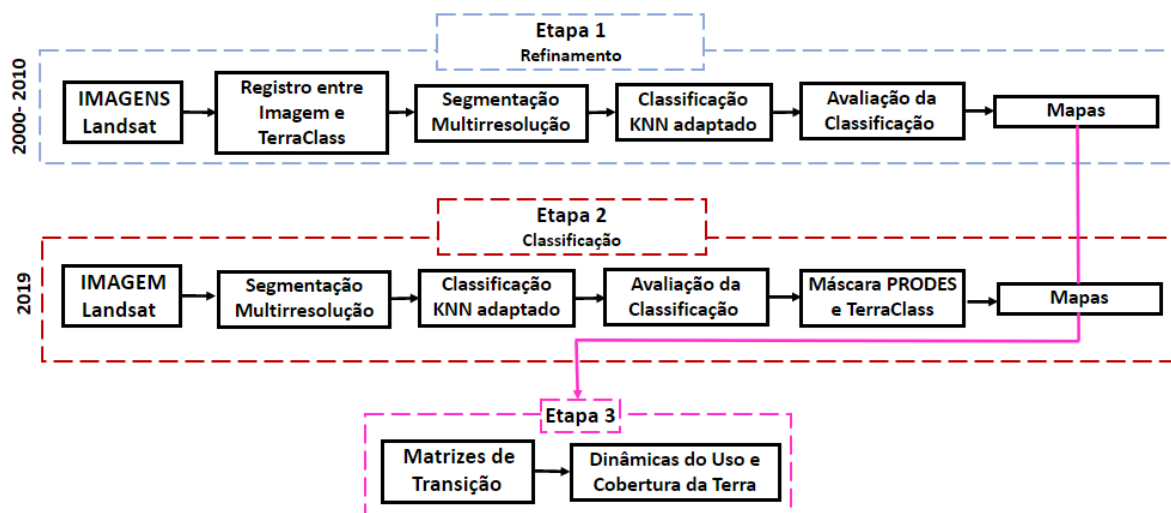


Fonte: Os autores (2022).

2.3 Método

A metodologia deste trabalho é apresentada em três etapas como pode ser observado no fluxograma da Figura 3. A primeira se refere ao refinamento dos dados do TerraClass de 2000 e 2010, para o mapeamento de AGPE e, a segunda etapa se refere à classificação realizada para o ano de 2019. Na terceira etapa são realizadas as análises dos resultados através de mapas, matrizes de transições e diagrama de Sankey.

Figura 3 – Fluxograma metodológico



Fonte: Os autores (2022).

Para o mapeamento do uso e cobertura da terra dos anos 2000 e 2010 (Etapa 1), foram utilizados dois procedimentos. O primeiro refere-se à reclassificação dos mapas de uso e cobertura da terra para a simplificação da legenda do TerraClass. Os critérios adotados para a reclassificação e geração da legenda simplificada foram definidos em função das classes de interesse. Inicialmente, a classe Agricultura Anual, original do TerraClass, foi renomeada para Agricultura de Larga Escala (AGLE). As classes consideradas para a reclassificação foram: *reflorestamento e mineração* que foram agregadas à classe *outros*. A classe *regeneração com pasto* foi agregada à classe de vegetação secundária, enquanto as demais classes foram mantidas.

O segundo procedimento consistiu no refinamento dos dados de uso e cobertura da terra do TerraClass, para os anos de 2000 e 2010, de modo a incluir a classe de agricultura de pequena escala. Para a identificação e mapeamento da AGPE, classe inexistente no dado do TerraClass, foi feito o refinamento da classe *Mosaico de Ocupações* (anos 2000 e 2010), tendo como base imagens Landsat 5/TM e procedimentos de classificação desenvolvidos por Souza et al (2019) e por Santos (2018) para a região nordeste do Pará.

Souza (2016) e Souza et. al. (2019) refinaram as classes *Mosaico de Ocupações* e *Vegetação Secundária* para identificar e mapear a classe de AGPE, considerando que esse tipo de agricultura, em que predominam áreas de cultivo de mandioca, pimenta, cacau, entre outros, ocorre associado à vegetação secundária, devido ao sistema de pousio (JAKOVAC et al., 2017). Seguindo essa metodologia, optou-se por refinar somente a classe *Mosaico de Ocupações* para 2000 e 2010, considerando que parte da vegetação secundária pode estar inserida no contexto da AGPE. A classe *Área não Observada* do TerraClass de 2000 também foi refinada para obtenção de áreas de AGPE, utilizando imagens TM de 1999, especificamente nos locais em que havia cobertura de nuvens em 2000. Os procedimentos propostos para o refinamento das referidas classes do TerraClass para os dois anos, bem como para a avaliação do mapa resultante, são esquematizados na etapa 1 da Figura 3.

O primeiro passo para o refinamento consistiu no registro entre os dados do TerraClass e as imagens TM/Landsat. Neste procedimento os pontos de controle foram adquiridos de forma manual, e o registro foi realizado tendo como base os dados do TerraClass, as imagens Landsat e o método do vizinho mais próximo para a interpolação.

No segundo passo do refinamento foram realizadas segmentações multirresolução em cada uma das cenas (Figura 2). Os parâmetros considerados para segmentação foram determinados empiricamente para cada

uma das cenas utilizadas, uma vez que cada uma delas apresenta padrões espaciais e espectrais específicos. Para a classificação foram selecionadas amostras de treinamento (segmentos) de cada classe e, em seguida, foi aplicado o classificador orientado a objeto, K-Vizinho Mais Próximo (KNN) adaptado. Este classificador estabelece um espaço de atributos, incluindo todos os segmentos e as amostras de treinamento. Ao classificar cada segmento, o algoritmo atribui à mesma classe da amostra mais próxima, considerando os atributos indicados pelo analista. Neste trabalho, os atributos espectrais utilizados foram brilho e média de cada banda e, os atributos espaciais utilizados foram área e índice de forma. Neste caso, o classificador não considera apenas as características espectrais dos alvos, mas também seus atributos espaciais (TRIMBLE, 2021).

Os mapas resultantes do refinamento do TerraClass para os dois anos foram avaliados utilizando pontos amostrais adquiridos através de imagens TM/Landsat com o auxílio da plataforma Google Earth Pro. Para o ano de 2000, foram coletados 150 pontos distribuídos na área das classes refinadas. Para o ano 2010, foram coletados 100 pontos. A diferença entre as quantidades totais de pontos obtidos em 2000 e 2010 se deve ao fato de que no ano de 2010 havia uma menor área e polígonos da classe de Mosaico de Ocupações.

Na classificação do uso e cobertura da terra para o ano de 2019 foram utilizadas 4 cenas do satélite OLI/Landsat 8, que recobrem a área da bacia (Figura 2). Na primeira etapa do processo de classificação, foram realizadas segmentações multirresolução em cada uma das cenas, conforme abordagem apresentada para o refinamento dos anos anteriores. A mesma legenda adaptada dos mapas de 2000 e 2010, foi utilizada na classificação das imagens OLI/Landsat para o ano de 2019, acrescida da classe AGPE.

É importante destacar que, embora a área da bacia seja composta por quatro imagens do mesmo sensor, observa-se que elas apresentam diferentes padrões espaciais que influenciaram na escolha dos limiares para a segmentação. A cena 22762 (Figura 2), por exemplo, apresenta polígonos grandes que caracterizam áreas de AGLE, de forma que os limiares definidos para a segmentação foram maiores do que os da cena 22662, que não apresenta AGLE. Assim, para que não houvesse perda de informações na classificação das cenas, optou-se por realizar segmentações e classificações individuais utilizando-se limiares específicos para cada cena.

As imagens foram classificadas utilizando o algoritmo K-Vizinho Mais Próximo (KNN) adaptado. Após cada cena ser segmentada e classificada, foram unidas umas às outras, compondo a área total da bacia. Depois de concluída a classificação, foram agregadas as classes Floresta, Não Floresta e Água, provenientes do PRODES 2019, juntamente com Área Urbana do TerraClass 2014, denominadas “Máscara Prodes”. Com isso, assegurou-se que não houvessem inconsistências no mapeamento e em relação ao TerraClass de 2000 e 2010.

Para realizar a avaliação da classificação do ano de 2019, foram utilizadas imagens do Google Earth Pro, do mosaico de imagens Planet (5 m), e imagens das próprias cenas Landsat utilizadas para a classificação da bacia. Este processo consistiu na seleção de pontos, por toda extensão das cenas classificadas, que possibilitaram a geração de quatro matrizes de confusão, para cada parte da bacia, obtendo-se índices de acerto das classes, em relação à referência, e índices de exatidão global.

Os resultados obtidos com a metodologia desenvolvida possibilitaram caracterizar a Bacia Curuá-Una quanto aos principais usos e cobertura da terra na etapa 3. Os mapas gerados foram cruzados por meio de operação de intersecção, dois a dois, para obtenção das matrizes de transição de 2000-2010, 2010-2019 e 2000-2019. A partir do resultado do cruzamento e das matrizes de transição, foram realizadas as análises das transições por meio de gráficos de ganho e perda de áreas das classes de uso e cobertura da terra, além do diagrama de Sankey.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Refinamento do TerraClass

A avaliação do refinamento dos mapas de 2000 e 2010 foi realizada com amostras de pontos coletados em imagens Landsat e do Google Earth Pro. A partir disso, foi possível gerar duas matrizes de confusão e estimar valores de exatidão por classe, como apresentados na Tabela 2. Os resultados de exatidão para classe AGPE, proveniente do refinamento da classe Mosaico de Ocupações, mostram um bom desempenho em relação ao procedimento de segmentação multirresolução e classificação orientada a objeto (KNN) na discriminação desta classe.

Tabela 2- Exatidão por classe dos refinamentos da classe mosaico de ocupação de 2000 e 2010.

2000			2010		
Exatidão Global 98%			Exatidão Global 96%		
Exatidão:	Consumidor	Produtor	Exatidão:	Consumidor	Produtor
AGLE	100%	100%	AGLE	100%	100%
AGPE	100%	100%	AGPE	100%	100%
Veg. Sec.	96%	96%	Veg. Sec.	88%	92%
Pasto Sujo	96%	96%	Pasto Limpo	96%	96%
Pasto Limpo	96%	96%			

Fonte: Os autores (2022).

3.2 Classificação de 2019

Para avaliação do resultado do mapeamento do uso e cobertura da terra do ano de 2019, foram geradas quatro matrizes de confusão, uma para cada cena que compõe a área da bacia do rio Curuá-Una. A partir dessas matrizes foi possível obter as métricas de exatidão por classe para cada parte da cena classificada (Tabela 3).

Tabela 3 - Exatidão por classe de cada cena que compões a bacia para o ano de 2019.

2019					
22762 Exatidão Global 88%			22662 Exatidão Global 96%		
Exatidão:	Consumidor	Produtor	Exatidão:	Consumidor	Produtor
AGLE solo exposto	98%	100%	Sec. Veg. Inicial	93%	100%
AGLE área plantada	96%	96%	Sec. Veg. Avançada	86%	100%
AGPE	56%	96%	Pasto Sujo	100%	84%
Sec. Veg. Inicial	88%	70%	Pasto Limpo	87%	100%
Sec. Veg. Avançada	76%	80%	22663 Exatidão Global 96%		
Pasto Sujo	86%	87%	AGPE	76%	100%
22763 Exatidão Global 98%			Sec. Veg. Inicial	100%	100%
Sec. Veg. Inicial	92%	100%	Sec. Veg. Avançada	100%	88%
Sec. Veg. Avançada	100%	92%	Pasto Sujo	100%	93%
Pasto Sujo	100%	100%	Pasto Limpo	93%	93%
Pasto Limpo	100%	100%			

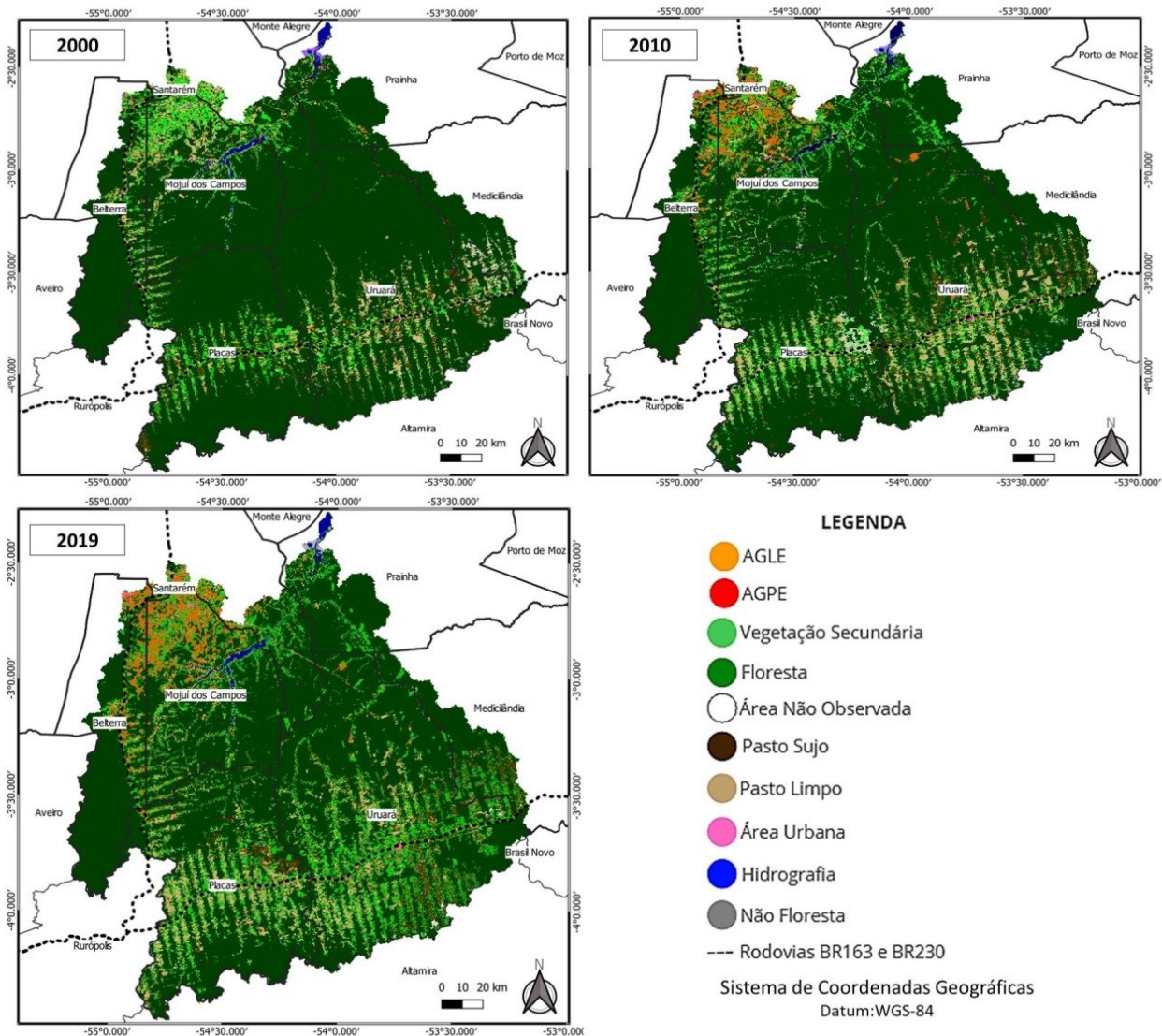
Fonte: Os autores (2022).

A Tabela 3 mostra que, embora as classificações tenham sido realizadas utilizando parâmetros diferentes, dadas as condições particulares de cada cena, todas as avaliações demonstraram concordância entre as classes e exatidão global entre 96% e 98%. O menor valor de exatidão global foi 88%, da cena 22762. Esse resultado já era esperado, pois a cena recobre a maior parte da bacia e, por essa razão, apresenta uma maior variabilidade da reflectância, que podem resultar em uma maior confusão. Ainda assim, os índices de exatidão do produtor e consumidor por classe mostram que as classes apresentaram boa concordância, obtendo-se índices que variaram entre 76% e 100%.

Os resultados do refinamento e da classificação para os anos de 2000, 2010 e 2019, respectivamente, podem ser observados na Figura 4. Observa-se na porção norte da bacia, a ocorrência da classe de AGLE em 2010, que não estava presente em 2000. Os padrões de uso e cobertura da terra encontrados na região próxima à Santarém, são caracterizados pela forte presença da classe AGLE, que se concentrou nessa área e intensificou no período de 2010 a 2019, enquanto na porção inferior da bacia Curuá-Una, nas proximidades da Rodovia

Transamazônica, as classes encontradas são principalmente relacionadas à pastagem. Os mapas da Figura 4 mostram também a expansão das classes de uso e cobertura da terra sobre as áreas florestais na porção central da bacia e nas estradas vicinais transversais à rodovia Transamazônica. Esse fenômeno inicia-se no período de 2000 a 2010 e se mantém no período seguinte.

Figura 4 – Mapas do uso e cobertura da terra dos anos analisados.

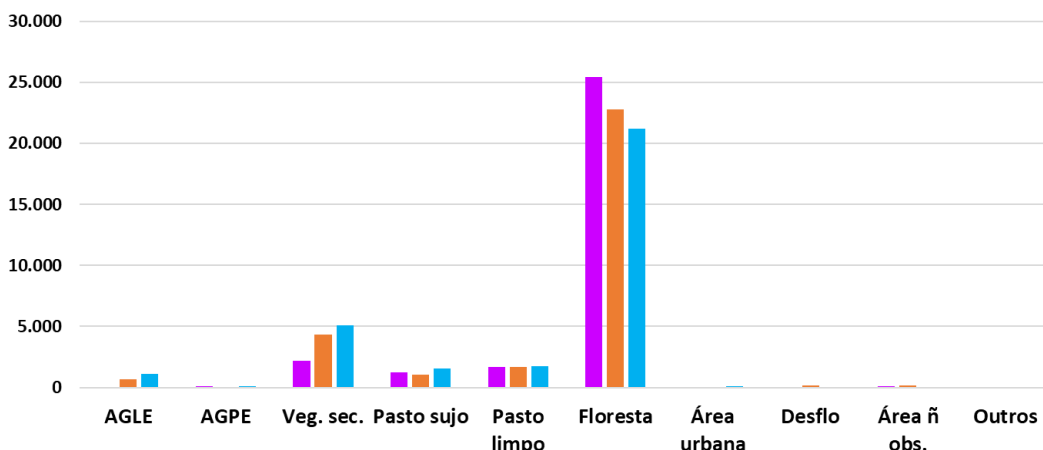


Fonte: Os autores (2022).

3.3 Análise das transições do uso e cobertura da terra no período de 2000 a 2019

Com os mapas obtidos foi possível analisar as áreas e as transições que ocorreram entre as classes de uso e cobertura da terra nos períodos de 2000 a 2010, 2010 a 2019 e, 2000 a 2019. Essas dinâmicas podem ser observadas na Figura 5 e nas Tabelas 4, 5 e 6, onde são apresentadas as matrizes de transição, possibilitando compreender as principais dinâmicas do uso e cobertura da terra que ocorreram desde a entrada da soja na bacia do Curuá-Una, no final dos anos 1990. Por apresentarem áreas muito pequenas e de pouco destaque na área de estudo, as classes de mineração e de reflorestamento foram agregadas à classe “outros”.

Figura 5 – Dinâmica do uso e cobertura dos anos no período de 2000 a 2019.



	AGLE		AGPE		Veg. sec.		Pasto sujo		Pasto limpo		Floresta		Área urbana		Desflo		Área ã obs.		Outros	
	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%	Km²	%
2000	23	0.07	93	0.30	2.192	7	1.264	4	1.696	5	25.438	82	23	0.07	1	0	123	0.3	33	0.1
2010	642	2	20	0.06	4.329	14	1.047	3	1.693	5	22.781	73	23	0.07	176	0.5	177	0.5	0	0
2019	1.093	3	121	0.39	5.079	16	1.528	4	1.770	5	21.183	68	76	0.24	0	0	37	0.11	0	0

Fonte: Os autores (2022).

Tabela 4 - Matriz de transição das classes de uso e cobertura da terra de 2000 a 2019. As % se referem aos valores de perda (linha).

		2019																	
TRANSIÇÃO	AGLE		AGPE		Veg. sec.		Pasto sujo		Pasto limpo		Floresta		Área urbana		Área ã obs.		Total		
	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	
2000	AGLE	12	(49)	0	(2)	6	(27)	1	(5)	2	(8)	1	(6)	0	(2)	0	(0)	23	(100)
	AGPE	24	(25)	2	(2)	42	(45)	7	(7)	11	(12)	7	(7)	1	(1)	0	(0)	93	(100)
	Veg. sec.	336	(15)	22	(1)	1.026	(47)	215	(10)	287	(13)	282	(13)	18	(1)	4	(0)	2.191	(100)
	Pasto sujo	90	(7)	12	(1)	556	(44)	228	(18)	302	(24)	59	(5)	12	(1)	5	(0)	1.263	(100)
	Pasto limpo	326	(19)	19	(1)	637	(38)	284	(17)	329	(19)	69	(4)	23	(1)	7	(0)	1.695	(100)
	Floresta	298	(1)	65	(0)	2.737	(11)	752	(3)	826	(3)	20.735	(82)	7	(0)	19	(0)	25.439	(100)
	Área urbana	2	(10)	0	(1)	4	(20)	1	(4)	1	(4)	1	(4)	13	(57)	0	(0)	23	(100)
	Desflo.	0	(0)	0	(17)	0	(57)	0	(3)	0	(6)	0	(16)		(0)		(0)	1	(100)
	Área ã obs.	2	(1)	0	(0)	50	(41)	39	(31)	10	(8)	20	(16)	1	(1)	2	(1)	124	(100)
	Outros	3	(8)	1	(1)	19	(55)	1	(4)	3	(7)	8	(23)	0	(1)	0	(0)	34	(100)
Total km²	1.093		121		5.079		1.528		1.770		21.183		76		37		30.886		

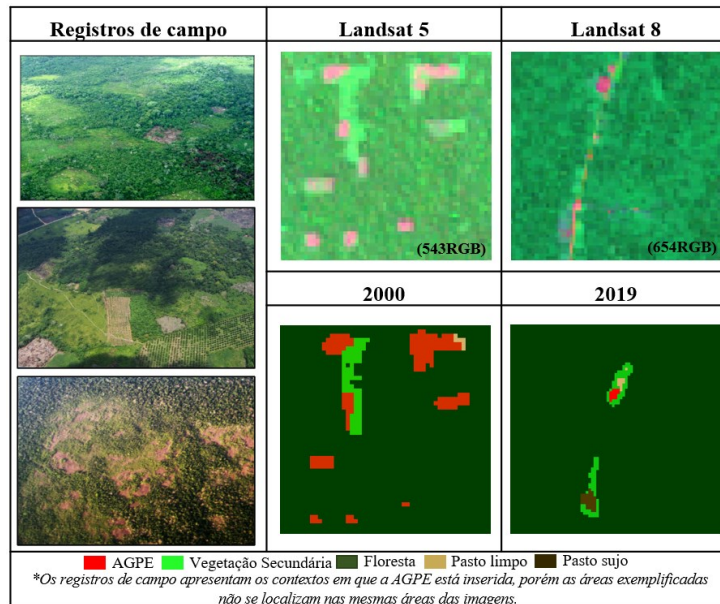
Fonte: Os autores (2022).

A partir da Figura 5 e da Tabela 4 pode-se fazer algumas constatações sobre as transições de uso e cobertura da terra nos 19 anos de análise. A primeira delas é de que 49% da área de AGLE mapeada em 2000 se manteve em 2019. Entretanto, a área dessa classe era muito pequena e pouco representativa em 2000 (23 km²). Observa-se que 298 km² (27%) da área da AGLE em 2019, é proveniente da classe Floresta mapeada em 2000, enquanto 416 km² (38%) vêm de áreas de pastagem e, 336 km² (31%) é proveniente da vegetação secundária (Tabela 4). No estudo de Coelho et al. (2021) são apresentados resultados semelhantes, porém, com proporções diferentes, o que é esperado uma vez que a categoria de análise neste trabalho é a agricultura familiar e não AGPE. Na produção de grãos em larga escala, cuja lógica é expandir a área de cultivo para garantir maior lucro da produção, observa-se com frequência a substituição da pastagem ou de outras culturas agrícolas para o plantio de soja. Ao mesmo tempo, para manter o rebanho bovino, o pasto avança sobre novas áreas florestais (GOLLNOW et al., 2018). Esse processo de conversão da floresta em pasto, muitas vezes é observado em áreas distantes de onde ocorre a substituição do pasto para o cultivo de grãos, fenômeno denominado como mudança indireta de uso e cobertura da terra.

Como apresentado anteriormente, 31% da área de AGLE em 2019 (Tabela 4) é proveniente da

vegetação secundária de 2000 e, somente 24 km² (2%) da AGLE se expandiu sobre áreas de AGPE. Porém, essa área representa 25% da área total da AGPE de 2000. É possível que parte da AGPE seja representada pela classe Vegetação Secundária, que faz parte desses sistemas de cultivo, representando as áreas de pousio dos sistemas de roçado. Para uma melhor compreensão desse processo, faz-se necessário um olhar mais abrangente, que extrapole os limites das áreas de AGPE, pois esse sistema de cultivo é constituído por mosaicos de uso e cobertura da terra, em que as áreas de cultivo são entremeadas com manchas de vegetação secundária em vários estágios, como pode ser observado na Figura 6.

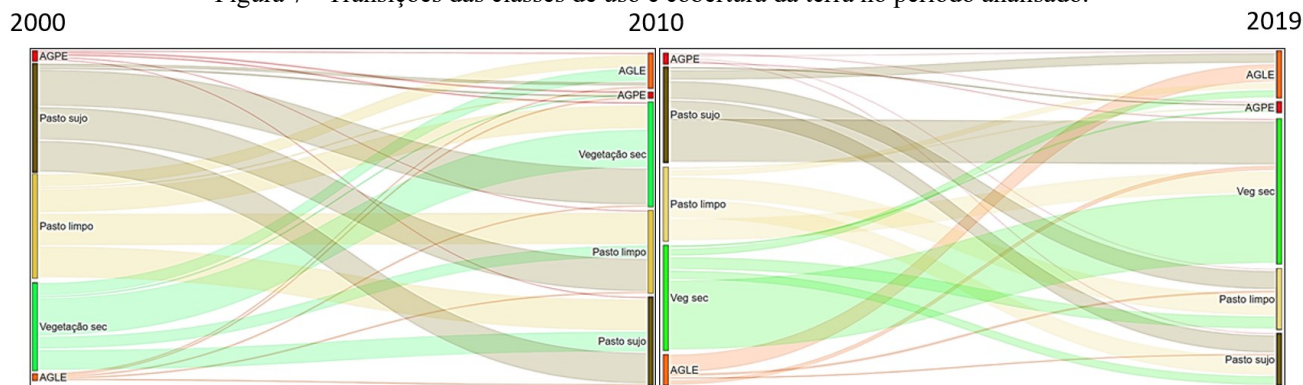
Figura 6 - Exemplo de mosaico de usos e cobertura da terra relacionado à AGPE com registros de campo e nas imagens Landsat.



Fonte: Os autores (2022).

A área de AGPE que persistiu no período de 2000 a 2019 representou 2% da área desta classe mapeada em 2000, mostrando uma grande instabilidade (Tabela 4). Esse comportamento pode ser explicado pela forma como este tipo de agricultura é praticado na região, principalmente no cultivo de mandioca. Esses sistemas são dinâmicos, mudam de local a cada um ou dois anos e são caracterizados pela presença de manchas de vegetação secundária em vários estágios, podendo conter, também, pequenas áreas de pastagens (DAL'ASTA et al., 2017) (Figura 6). Esse processo é evidenciado quando observamos que 45% da área da AGPE de 2000, se transformou em vegetação secundária em 2019 (Tabela 4), indicando que este tipo de agricultura está associado às práticas de pousio (FOURQUIN, 1972; BOSERUP, 2011; JAKOVAC et al., 2017). A Tabela 4 mostra também que 65 km² (53%) da classe AGPE mapeada em 2019 é proveniente da classe floresta de 2000. Para auxiliar na compreensão das dinâmicas apresentadas na Tabela 4, o diagrama de Sankey da Figura 7 explicita de forma esquemática as transições dos usos e cobertura da terra no período de análise. Optou-se por remover a classe Floresta, apesar de sua importância, pois apresentava uma área muito superior à das outras classes, impedindo a adequada visualização das transições.

Figura 7 - Transições das classes de uso e cobertura da terra no período analisado.



Fonte: Os autores (2022).

Para avaliar as transições das classes de uso e cobertura da terra com maior detalhe, decomparamos as análises de transição em dois períodos, 2000 a 2010 e, 2010 a 2019.

Na Tabela 5 e Figura 8, podemos observar as transições das classes de uso e cobertura da terra do período de 2000 a 2010. Um total de 23 km² de área de AGLE é apresentado em 2000, representando 0,4% das áreas desmatadas. Essa classe apresentou um grande aumento em 2010, passando para 642 km², representando 8% das áreas desmatadas de 2010. Como a Moratória da Soja começou a operar em 2008, é possível que grande parte da área desmatada ocupada pela AGLE, possa ter ocorrido anteriormente à esse ano. Segundo dados do IBGE (2010), o aumento da produção de soja no Brasil, no período de 2000-2010, ocorreu predominantemente por meio do aumento das áreas plantadas, das quais 22,4% ocorreram na região Norte do país. Santos (2020) relata que na área de estudo, grande parte da produção de soja se expandiu sobre áreas de pastagem e de AGPE. Como a região ainda tem grandes áreas de floresta e terras disponíveis, o autor menciona a possibilidade de ocorrência de processos migratórios que levaram ao avanço da atividade agropecuária sobre as áreas florestais.

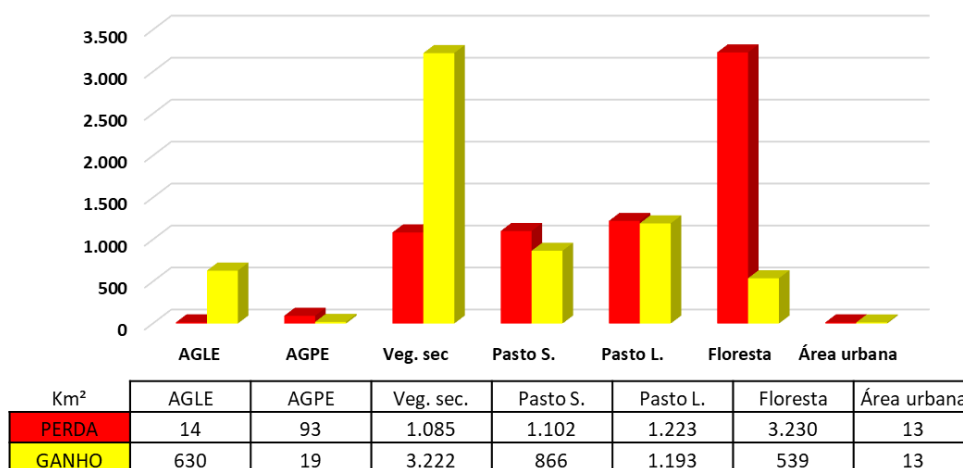
No corrente estudo, os resultados mostram que as classes que apresentaram maiores proporções de conversão de área para AGLE em 2010, foram vegetação secundária (33%) e pasto (37%), o que condiz com os levantamentos de campo realizados por Santos (2020). A Figura 8 mostra claramente essas transições, por meio de estimativas de perdas e ganhos de área das classes de uso e cobertura da terra. Nota-se que a floresta apresentou a maior perda de área, enquanto a vegetação secundária e a AGLE apresentaram áreas de ganho bem maior do que de perda.

Tabela 5- Transição de 2000 para 2010. As % se referem aos valores de perda (linha).

		2010									
TRANSIÇÃO	AGLE	AGPE	Veg. sec.	Pasto sujo	Pasto limpo	Floresta	Área urbana	Desflo.	Área ñ obs.	Total	
	KM ² %	KM ² %	KM ² %	KM ² %	KM ² %	KM ² %	KM ² %	KM ² %	KM ² %	KM ² %	
AGLE	9 (38)	0 (1)	7 (28)	4 (16)	2 (9)	2 (7)	0 (1)	0 (0)	0 (0)	23 (100)	
AGPE	13 (14)	1 (1)	49 (53)	8 (9)	12 (13)	9 (10)	0 (0)	0 (0)	0 (0)	93 (100)	
Veg. sec.	209 (10)	4 (0)	1.107 (50)	178 (8)	293 (13)	342 (16)	4 (0)	12 (1)	43 (2)	2.192 (100)	
Pasto sujo	43 (3)	1 (0)	553 (44)	162 (13)	377 (30)	88 (7)	3 (0)	5 (0)	32 (3)	1.264 (100)	
Pasto limpo	192 (11)	5 (0)	652 (38)	229 (14)	473 (28)	97 (6)	5 (0)	4 (0)	39 (2)	1.696 (100)	
Floresta	171 (1)	9 (0)	1.883 (7)	446 (2)	507 (2)	22.208 (87)	1 (0)	151 (1)	61 (0)	25.438 (100)	
Área urbana	2 (9)	0 (1)	6 (25)	1 (4)	2 (8)	1 (5)	9 (40)	0 (0)	2 (8)	23 (100)	
Desflo.	0 (0)	0 (0)	0 (68)	0 (6)	0 (7)	0 (19)	0 (0)	0 (0)	0 (0)	1 (100)	
Área ñ obs.	1 (1)	0 (0)	54 (44)	17 (14)	23 (19)	25 (20)	0 (0)	3 (2)	0 (0)	123 (100)	
Outros	1 (4)	1 (1)	18 (55)	2 (5)	3 (8)	9 (26)	0 (0)	0 (0)	0 (1)	33 (100)	
Total km²	642	20	4.329	1.047	1.693	22.781	23	176	177	30.887	

Fonte: Os autores (2022).

Figura 8 - Gráfico de perdas e ganhos de área para o período de 2000 a 2010.



Fonte: Os autores (2022).

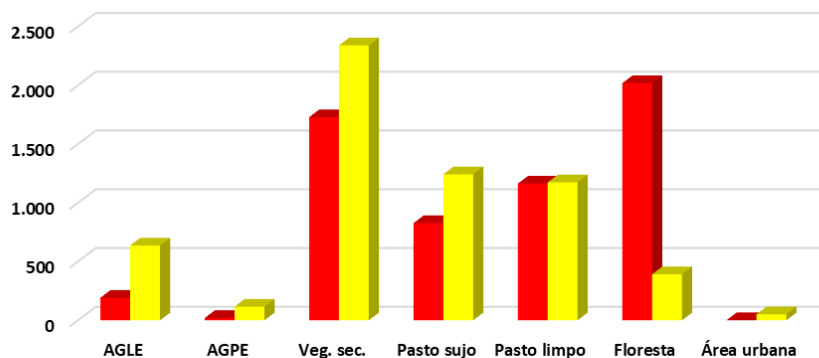
Para o período de 2010 e 2019 podemos observar na Tabela 6 e Figura 9 que, 70% da área da classe de AGLE persistiu no período, ocupando 11,5% das áreas desmatadas de 2019. Essa classe mostrou-se bastante estável, perdendo apenas para a classe urbana e florestal que apresentaram estabilidade em sua área de mais de 90%. Esta classe apresentou aumento em sua área total em 2019 de cerca de 71%, passando de 641 km² para 1.093 km². Em 2019, AGLE continha 305 km² (27%) de sua área proveniente da conversão da vegetação secundária, 247 km² (22,6%) da área de pastagem, 81km² (7,8%) da floresta e, 3 km² (3%) da AGPE, do ano de 2010. As áreas de AGPE convertidas para AGLE representaram cerca de 15% da área total de AGPE de 2010, enquanto 7% da vegetação secundária total mapeada em 2010, foi convertida para AGLE. Neste período, a AGPE apresenta um crescimento expressivo (121 km²) em relação ao período anterior (20 km²). De acordo com Santos (2020), isso pode ter ocorrido devido aos baixos preços da soja no período, que levou a diversificação de cultura agrícolas dos médios e pequenos produtores, que também arrendaram parte de suas terras para a sojicultura. Souza et al. observaram processo semelhante em 2012, a ocorrência nos interstícios da AGLE, de produção agrícola de pequena escala, com remanescentes florestais e vegetação secundária. No diagrama da Figura 9, observa-se uma grande perda de floresta, de 2.018 km² e, um ganho maior de área de AGLE, vegetação secundária e pasto sujo, enquanto as outras classes apresentaram uma relação mais equilibrada entre perdas e ganhos de área.

Tabela 6- Transição de 2010 para 2019. As % se referem aos valores de perda (linha).

TRANSIÇÃO		AGLE		AGPE		Veg. sec.		Pasto sujo		Pasto limpo		Floresta		Área urbana		Área ã obs.		Total	
		KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%	KM²	%
2010	AGLE	448	(70)	4	(1)	95	(15)	23	(4)	44	(7)	18	(3)	8	(1)	1	(0)	641	(100)
	AGPE	3	(15)	1	(3)	10	(47)	2	(11)	4	(21)	1	(3)	0	(1)	0	(0)	20	(100)
	Veg. sec.	305	(7)	52	(1)	2.586	(60)	467	(11)	617	(14)	268	(6)	19	(0)	12	(0)	4.327	(100)
	Pasto sujo	114	(11)	10	(1)	437	(42)	214	(20)	188	(18)	72	(7)	6	(1)	4	(0)	1.044	(100)
	Pasto limpo	133	(8)	16	(1)	518	(31)	447	(26)	518	(31)	32	(2)	16	(1)	10	(1)	1.691	(100)
	Floresta	81	(0)	33	(0)	1.278	(6)	302	(1)	320	(1)	20.770	(91)	2	(0)	8	(0)	22.796	(100)
	Área urbana	0	(1)	0	(0)	1	(3)	0	(1)	0	(1)	0	(0)	21	(93)	0	(0)	23	(100)
	Desflo.	6	(4)	2	(1)	88	(50)	28	(16)	30	(17)	20	(11)	0	(0)	1	(1)	176	(100)
	Área ã obs.	3	(2)	2	(1)	64	(36)	45	(25)	49	(28)	11	(6)	4	(2)	0	(0)	177	(100)
	Total km²	1.093		121		5.077		1.529		1.770		21.193		76		37		30.895	

Fonte: Os autores (2022).

Figura 9- Gráfico de perda e ganho de 2010 para 2019.



Km²	AGLE	AGPE	Veg. sec.	Pasto sujo	Pasto limpo	Floresta	Área urbana
PERDA	192	20	1.728	827	1.163	2.018	2
GANHO	636	116	2.339	1.242	1.174	392	51

Fonte: Os autores (2022).

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Observamos que no período de análise, a agricultura de grãos em larga escala se expandiu na região do planalto de Santarém de uma forma muito concentrada e intensa, principalmente no período de 2000 a 2010. Sobre esse processo de expansão da AGLE, ao longo do período analisado, podemos sintetizar alguns dos principais achados desse trabalho no período avaliado:

Período de 2000 a 2010 - A agricultura de larga escala que era incipiente em 2000, evidenciada no mapeamento com 23km², em 2010 apresenta uma área considerável, concentrando-se no planalto santareno, chegando a ocupar uma área de 642 km². Essas áreas avançam primordialmente sobre as áreas de pastagem, vegetação secundária, floresta e sobre áreas de agricultura de pequena escala. A AGPE persiste e coexiste na mesma região em que AGLE se estabeleceu.

Período de 2010 a 2019- Neste período a expansão da AGLE se mantém, ainda se concentrando na região do planalto de Santarém, mas a área é ampliada, se aproximando do eixo da BR-163. Em 2019 a AGLE apresenta 1.093 km², e incorpora mais áreas de vegetação secundária, pastagem, floresta e AGPE. Menor área de floresta é convertida diretamente para AGLE em comparação ao período de 2000 a 2010. A AGPE tem sua área aumentada e persiste no planalto de Santarém, se mantendo próxima das áreas de AGLE.

No período total, de 2000 a 2019, observamos que 25% das áreas de AGPE foram convertidas para AGLE. Ao mesmo tempo, em que observamos o avanço da AGLE na região do Planalto de Santarém, na porção central da bacia do Curuá-Una, em áreas mais afastadas das áreas urbanas e das principais rodovias, nota-se a conversão de áreas de floresta que passam a ser ocupadas em grande proporção por vegetação secundária. Esse processo pode ser visualizado também na área de influência da rodovia Transamazônica, nas locais mais afastados do eixo desta rodovia. Esse fenômeno não deve ser avaliado de forma isolada, a valorização das terras devido à expansão da produção de grãos, exclui o acesso de pequenos e médios produtores à terra, forçando a migração para regiões cada vez mais distantes, em geral, para áreas com pouca infraestrutura, com grande cobertura florestal. A expansão da AGLE sobre áreas florestais ocorreu em maior proporção no período de 2000 a 2010. Entretanto, os resultados indicam que a expansão da AGLE pode ter provocado mudanças indiretas por meio da conversão da floresta, em áreas mais remotas, como a porção central da bacia.

Uma análise mais aprofundada, com entrevistas de campo, é necessária para investigar com maior detalhe esse processo. Os resultados obtidos por esta pesquisa reforçam a importância de se estabelecer políticas que valorizem e fortaleçam a economia local, possibilitando que esses agentes e suas formas de produzir persistam na região. Sabe-se que o equilíbrio entre os modos de produção de larga e pequena escala é frágil, apresentando grandes assimetrias em relação ao capital, aos arranjos institucionais e às tecnologias empregadas.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) pela concessão da bolsa de mestrado ao primeiro autor, código de financiamento 001, número do processo 88887.334467/2019-00.

Contribuição dos Autores

A primeira autora (Danielle Silva de Paula) foi responsável pela Conceituação, Pesquisa e Metodologia, Visualização e Redação – rascunho. A segunda autora (Maria Isabel Sobral Escada) foi responsável pela Conceituação, Supervisão e Redação – revisão e edição. A terceira autora (Jussara de Oliveira Ortiz) foi responsável pela Conceituação, Supervisão e Redação – revisão e edição.

Conflitos de Interesse

Os autores declaram não haver conflito de interesses.

Referências

- AB'SABER, A. N. **Domínios morfoclimáticos na América do Sul: primeira aproximação**. Instituto de Geografia/USP, 1977.
- AB'SABER, A. Zoneamento ecológico e econômico da Amazônia: questões de escala e método. **Estudos Avançados**, v. 3, n. 5, p. 4–20, 1989.
- AMARAL, S.; ESCADA, M. I. S.; ANDRADE, P. R. DE; ALVES, P. A.; PINHEIRO, T. F.; PINHO, C. M. D. DE; MEDEIROS, L. C. D. C.; SAITO, É. A.; RABELO, T. N. Da canoa à rabeta: estrutura e conexão das comunidades ribeirinhas no Tapajós (PA). **Pesquisa de campo jun/jul de 2009**. p. 30, 2009
- BAATZ, M.; SCHÄPE, A. **Multiresolution Segmentation an optimization approach for high-quality multi-scale image segmentation**. 2000.
- BECKER, B. K. A Amazônia nos cenários para o planejamento ambiental. In: **Atlas: os ecossistemas brasileiros e os principais macrovetores de desenvolvimento**. Brasília: MMA, 1995.
- BECKER, B. K. Amazônia: geopolítica na virada do III milênio. **Garamond**, v. 1, p. 172, 2004.
- BECKER, B. K. Geopolítica da Amazônia. Conferência do Mês do Instituto de Estudos Avançados da USP proferida pela autora em 27 de abril de. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 53, p. 71–86, 2005.
- BRANCO, T. L.; FIDALGO, E. C. C.; FRANCISCO, C. N.; DART, R. DE O.; PRADO, R. B. **Análise Orientada a Objetos para a Classificação do Uso e Cobertura da Terra do Assentamento São José da Boa Morte, RJ**. 2018.
- BRASIL. **Organização do Tratado de Cooperação Amazônica (OTCA)**. Disponível em: <<http://www.itamaraty.gov.br/pt-BR/politica-externa/integracao-regional/691-organizacao-do-tratado-de-cooperacao-amazonica-otca>>, Acesso em: 11 dez. 2020.
- BECKER, B. K. Geopolítica da Amazônia. Conferência do Mês do Instituto de Estudos Avançados da USP proferida pela autora em 27 de abril de. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 53, p. 71–86, 2005.
- BOSERUP, E. **The conditions of agricultural growth: the economics of agrarian change under population pressure**. [S.l.]: Taylor & Francis, 124p, 2011.
- BRONDÍZIO, E. S., SIQUEIRA, A. D. **From extractivist to forest farmers: changing concepts of caboclo agroforestry in the Amazon estuary**. v. 18, p. 233- 280., 1997.
- CÂMARA, G.; SOUZA, R. C. M.; FREITAS, U. M.; GARRIDO, J. **Spring: Integrating remote sensing and gis by object-oriented data modelling**. **Computers and Graphics (Pergamon)**1996.
- CARDOSO, F. **Avança, Brasil: proposta de Governo**. Centro Ede ed. Rio de Janeiro: [s.n.]. ISBN

(9788599662687), 2008.

- COELHO, A. et al. **Rural landscapes and agrarian spaces under soybean expansion dynamics: a case study of the Santarém region, Brazilian Amazonia**. *Regional Environmental Change*, v. 21, n. 4, p. 1-11, 2021.
- CORREIA, F. W. S.; MANZI, A. O.; CANDIDO, L. A.; DOS SANTOS, R. M. N.; PAULIQUEVIS, T. Balanço de umidade na Amazônia e sua sensibilidade às mudanças na cobertura vegetal. *Ciência e Cultura*, v. 59, n. 3, p. 39–43, 2007.
- COSTA, F. DE A. Trajetórias Tecnológicas como Objeto de Política de Conhecimento para a Amazônia: uma metodologia de delineamento. *Revista Brasileira de Inovação*, v. 8, n. 1, p. 35, 2009.
- CRESPIN-BOUCAUD, Arthur et al. **Agriculturally consistent mapping of smallholder farming systems using remote sensing and spatial modelling**. ISPRS, 2020.
- D'ANTONA A.; LEAH VANWEY; THOMAS LUDEWIGS. Polarização da estrutura fundiária e mudanças no uso e na cobertura da terra na Amazônia. *Acta Amazonica*, v. 41, n. 2, p. 223–232, 2011.
- DAL'ASTA, A. P.; ESCADA, M. I. S.; AMARAL, S.; MONTEIRO, A. M. V. Evolução do arranjo espacial urbano e das terras agrícolas no entorno de Santarém (Pará) no período de 1990 a 2010: Uma análise integrada baseada em sensoriamento remoto e espaços celulares. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16. 2013, Foz do Iguaçu. *Anais...* São José dos Campos: INPE, 2013. p. 7040-7047.
- DAL'ASTA, A. P.; SOUZA, A. R. DE; PINHO, C. M. D. DE; SOARES, F. DA R.; REGO, G. F. DE J.; SIQUEIRA, J. M. DE; ESCADA, M. I. S.; BRIGATTI, N.; AMARAL, S.; CAMILOTTI, V. L.; DÓRIA, V. E. M.; COSTA, L. C. DA. **As comunidades de terra firme do sudoeste do Pará: população, infraestrutura, serviços, uso da terra e conectividades**. Expedição de campo 2013 versão atualizada. INPE, p. 98, 2017.
- DINIZ, C. G. et al., "DETER-B: The New Amazon Near Real-Time Deforestation Detection System," in *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 8, no. 7, pp. 3619-3628, July 2015, DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2437075.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA) - INPE. **TerraClass**. Disponível em: http://www.inpe.br/cra/projetos_pesquisas/dados_terraclass.php . Acesso em: 20 dez. 2019.
- ESPA, UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). **EROS Science Processing Architecture On Demand Interface User Guide**. Disponível em: <https://www.usgs.gov/media/files/eros-science-processing-architecture-demand-interface-user-guide> Acesso em: 15 jun. 2020.
- FEARNSIDE, P. M. Avança Brasil: conseqüências ambientais e sociais na Amazônia. *Cardernos Adenauer*, v. 2, n. 4, p. 101–124, 2001.
- FOURQUIN, G. Ester Boserup, évolution agraire et pression démographique. *Études Rurales*, p. 174–175, 1972.
- FRIEDRICH, B.; RUDORFF, T.; MARIA, L.; FONSECA, G. Classificação orientada a objeto na identificação de áreas de reforma de cana-de-açúcar. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XIV, 2005, Goiânia. *Anais...* Goiânia: INPE, 2005. p. 199–206, 2009.
- GOLLNOW, F.; HISSA, L. B. V.; RUFIN, P.; LAKES, T. Property-level direct and indirect deforestation for soybean production in the Amazon region of Mato Grosso, Brazil. *Land Use Policy*, v. 78, p. 377–385, 2018.
- HUETE, A. R. et al. A Comparison of Vegetation Indices over a Global Set of TM Images for EOS-MODIS. *Inorganica Chimica Acta*, v. 95, n. 1, p. 1–3, 1997.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo agropecuário 2019**. Rio de Janeiro: IBGE, 2017. Disponível em: <https://censos.ibge.gov.br/agro/2017/sobre-censo-agro-2017.html>. Acesso em: 26 jan. 2021.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Produção agrícola municipal**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9117-producao-agricola-municipal-culturas-temporarias-e-permanentes.html?=&t=destaques?>. Acesso em: 30 jul. 2021.

- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Fronteira Agrícola – Amazônia Legal**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-e-mapas/mapas-regionais/15976-fronteira-agricola-amazonia-legal.html>>. Acesso em: 9 dez. 2020.
- INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). Monitoramento da Floresta Amazônica Por Satélites- **PRODES**. Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodes>. 2021. Acesso em: 25 Jul 2021.
- JAKOVAC, C. C.; DUTRIEUX, L. P.; SITI, L.; PEÑA-CLAROS, M.; BONGERS, F. Spatial and temporal dynamics of shifting cultivation in the middle-Amazonas River: Expansion and intensification. **PLoS ONE**, v. 12, n. 7, 2017.
- MACHADO, L. A fronteira agrícola na Amazônia. In: BECKER, B. K.; CHRISTOFOLETTI, A.; DAVIDOCH, F. R.; GEIGER, R. P. P. (eds). **Geografia e meio ambiente no Brasil**, p.181-217,1998.
- MARGULIS, S. **Causas do Desmatamento da Amazônia Brasileira**. [s.l: s.n.]. ISBN (8588192101), 2003.
- MATSUOKA, J. V.; HAERTEL, V. F. A. Investigação do processo de segmentação multiresolução utilizando o critério de ponderação de formas e cores aplicadas às imagens de áreas urbanas de alta resolução espacial do satélite Ikonos. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13. 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 589-596. 2007.
- MONT-MÓR, L. M. M. Urbanização extensiva e economia dos setores populares. In: OLIVEIRA, M.P et al. (ed.). **O Brasil, a América Latina e o mundo: espacialidades contemporâneas**. Rio de Janeiro: Lamparina: FEPEERJ, Anpege, 2008.
- MUSEU PARAENSE EMÍLIO GOELDI (MPEG). O Curuá-Una e o impacto de uma nova represa. **Destaque Amazônia**. nº 4, fevereiro, p 5, 1985.
- NOBRE, CARLOS A.; NOBRE, A. D. Nobre, **O balanço de carbono da Amazônia brasileira**.pdf. v. 16, n. 45, p. 81–90, 2002.
- NOVO, E. M. L. DE M.; FERREIRA, L. G.; BARBOSA, C.; CARVALHO, C.; SANO, E. E.; SHIMABUKURO, Y.; HUETE, A.; POTTER, C.; ROBERTS, D. A.; HESS, L. L.; MELACK, J. J.; YOSHIOKA, H.; KLOOSTER, S.; KUMAR, V.; MYNENI, R.; RATANA, P.; DIDAN, K.; MIURA, T. Técnicas avançadas de sensoriamento remoto aplicadas ao estudo de mudanças climáticas e ao funcionamento dos ecossistemas amazônicos. **Acta Amazonica**, v. 35, n. 2, p. 259–272, 2005.
- OLIVEIRA, R., ALMEIDA, R.H.C., REBELO, G.H. RODRIGUES, M.;BARROS, B.; MAGALHÃES, J.; GAVINA, J.L.; FORLINE, L. Avaliação Sócioambiental da População Humana do Entorno da UHE Curuá-Una-Santarém/PA. . In: II Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica., 2003, Salvador. **Anais...**Salvador: ANEEL, 2003. p 621-626. 2003.
- PACHECO, F. D.; MATIAS, M. R.; MÁXIMO, G.; SOUZA, A. R. DE; SHIMABUKURO, Y. E.; ISABEL, M.; ESCADA, S. Image Classification Methods Assessment for Identification of Small-Scale Agriculture in Brazilian Amazon. **The Thirteenth International Conference on Advanced Geographic Information Systems, Applications, and Services**, n. c, p. 12–19, 2021.
- PONZONI, J. F.; SHIMABUKURO, E. Y. **Sensoriamento remoto da vegetação**. [s.l: s.n.] 2010.
- PRINTES, R. C. **Adeus Amazônia: Conflitos agrários e socioambientais por trás do desmatamento no sudoeste do Pará**. Curitiba: Editora Prisma, 2017. 173 p. ISBN (9788555077647).
- PRODES. Mapeamento do desmatamento da Amazônia com Imagens de Satélite. **PROJETO PRODES DIGITAL: Mapeamento do desmatamento da Amazônia com Imagens de Satélite.**, 2021.
- ROUSE, J. W., HAAS, R.H., SCHELL, J. A. and DEERING, D. W., “monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS,” Proceedings, Third Earth Resources Technology Satellite-1 **Symposium, Greenbelt**: NASA SP-351, 3010-3017, 1974.
- SANTO JUNIOR, R.A.O.; COSTA, F.A.; AGUIAR, A.P.D. TOLEDO, P. M. VIEIRA, I. C.G. CÂMARA, G. **Desmatamento, trajetórias tecnológicas rurais e metas de contenção de emissões na Amazônia**. *Cienc. Cult.*, v62, n.4, p. 56-59, 2010.
- SANTOS, G. V. DE S. **Análise do uso e cobertura da terra associados à atividades extrativistas e a à**

agricultura de pequena escala: A região do baixo Tocantins, PA. 2018. Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”, 2018.

SANTOS, A. D. C. **Uso do Território e Dinâmicas Territoriais na Região da Rodovia Santarém-Curuá-Uma (PA370): Exemplo da Realidade da Comunidade Boa Esperança.** 2020. UNIVERSIDADE FEDERAL DO OESTE DO PARÁ, 2020. Disponível em: <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&AuthType=ip,shib&db=bth&AN=92948285&site=eds-live&scope=site%0Ahttp://bim-pactassessment.net/sites/all/themes/bcorp_impact/pdfs/em_stakeholder_engagement.pdf%0Ahttps://www.glo-bus.com/help/helpFiles/CDJ-Pa>. Acesso em: 11 ago. 2021.

SOUZA, A. R. **Economia e natureza: padrões de uso e cobertura da terra associados a atividades agropecuárias e extrativistas de comunidades do Sudoeste do Pará.** Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). São Jose dos Campos: INPE, 2016.

SOUZA, G. M.; ESCADA, M. I. S.; CAPANEMA, V. P. Cicatrizes de queimadas e padrões de mudanças de uso e cobertura da terra no sudoeste do estado do Pará, Brasil. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 18. 2017, Santos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2017. p. 5760-5767. 2017.

SOUZA, A. R. DE; ISABEL, M.; ESCADA, S.; FREITAS, R. DE; MARUJO, B.; ESPACIAIS, N. D. P. Cartografia do Invisível: Revelando a Agricultura de Pequena Escala com Imagens Rapideye na Região do Baixo Tocantins, Pa. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 38, p. 137–153, 2019.

TAUBENBÖCK, H.; ESCH, T.; WURM, M.; ROTH, A.; DECH, S. Object-based feature extraction using high spatial resolution satellite data of urban areas. **Journal of Spatial Science**, v. 55, n. 1, p. 117–132, 1 jun. 2010.

TRIMBLE. **eCognition** [®] **Developer.** 2021. Disponível em: https://docs.ecognition.com/v9.5.0/eCognition_documentation/User_Guide_Developer/6_About_Classification.htm

ULISSES, DENACHE VIEIRA SOUZA & KUX, H. J. H. Geobias e Mineração de Dados na Classificação da Cobertura do Solo Urbano em São Luís (MA) com Imagens WorldView-2 e o Sistema Interimage GEOBIA and Data Mining for the Classification of Urban Land Use in São Luís City (Maranhão – State- Brazil) **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 66/3, p. 433-445, 2014.

WALKER R., MORAN E., A. L. Deforestation and Cattle Ranching in the Brazilian Amazon: External Capital and Household Processes. **World development**, v. 28, n. 4, p. 683-699, 2000.

Biografia



Danielle Silva de Paula nasceu em 1996 no município de Caçapava- São Paulo, Brasil. É graduada em Geografia pela Universidade de Taubaté (UNITAU) e mestre em Sensoriamento Remoto pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Atualmente, Danielle trabalha no Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais (CEMADEN), onde desenvolve atividades na equipe de geoprocessamento, além de ser pesquisadora colaboradora de dois laboratórios do INPE, o Laboratório de Investigação em Sistemas Socioambientais (LISS). e Laboratório de Aplicações de Dados Espaciais de Apoio à Sociedade (LADES).



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.