

**CENÁRIOS FUTUROS DE COBERTURA DA TERRA EM BACIAS
HIDROGRÁFICAS DA ZONA COSTEIRA DO PARÁ - AMAZÔNIA ORIENTAL**

**FUTURE LAND COVER SCENARIOS IN WATER BASINS OF THE COASTAL
ZONE OF PARÁ - EASTERN AMAZON**

**ESCENARIOS FUTUROS DE COBERTURA DEL SUELO EN CUENCAS
HIDROGRÁFICAS DE LA ZONA COSTERA DE PARÁ - AMAZONIA
ORIENTAL**

Vitor Abner Borges Dutra

Secretaria de Estado de Meio Ambiente e Sustentabilidade (SEMAS) do Pará
Brasil

abner_dutra@hotmail.com

0000-0002-9144-6934

Aline Maria Meiguins de Lima

Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais

Brasil

ameiguins@ufpa.br

0000-0002-0594-0187

Peter Man de Toledo

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
Brasil

peter.toledo@hotmail.com

0000-0003-4265-2624

RESUMO

A resposta hidrológica à dinâmica de uso da terra configura um relevante mecanismo de regulação para atender às metas de segurança hídrica, especialmente de populações vulneráveis. Com este objetivo, foram simulados cenários futuros de cobertura da terra para bacias hidrográficas no Nordeste Paraense em 2030. Aplicou-se o submodelo Land-Use and Cover Change (LUCC) do Dinamica EGO 7.5, estabelecendo três cenários futuros: de tendência usual e dois alternativos, um otimista e outro pessimista, com redução e aumento de 20% da taxa de desmatamento. Os resultados apontaram que o desmatamento simulado na região pode variar de 90 mil hectares em um cenário otimista a 125 mil ha em um cenário pessimista. Além disso, embora a região estudada represente menos de 0,5% da área territorial paraense, há uma possibilidade de ela contribuir entre 3,67% e 5,09% das emissões de gases de efeito estufa do Pará até 2030. Assim, é fundamental que os tomadores de decisão promovam meios de recuperação da vegetação na região, como Áreas de Preservação Permanente (APPs) e áreas de Reserva Legal (RL), de modo a aumentar a oferta de serviços ecossistêmicos na região, como o sequestro de carbono.

Palavras-chave: Bacia hidrográfica amazônica; modelo de simulação; políticas públicas.

ABSTRACT

The hydrological response to changes in land use is an important regulatory mechanism for achieving water security, particularly for vulnerable populations. To this end, future land cover scenarios were

simulated for river basins in Northeast Pará in 2030. The Land Use and Cover Change (LUCC) sub model of Dynamic EGO 7.5 was adopted to establish three future scenarios: a business-as-usual trend, and two alternative scenarios involving a 20% reduction or increase in the deforestation rate, one optimistic and one pessimistic. The results showed that the amount of land deforested in the region could range from 90,000 to 125,000 hectares, depending on whether the scenario was optimistic or pessimistic. Furthermore, despite representing less than 0.5% of Pará state's land area, the studied region is expected to account for between 3.67% and 5.09% of the state's greenhouse gas emissions by 2030. Therefore, decision-makers must encourage the restoration of vegetation in the region through initiatives such as Permanent Preservation Areas (APPs) and Legal Reserves (RLs). This will enhance the region's capacity to provide ecosystem services, including carbon sequestration.

Keywords: Amazon watershed; simulation model; public policy

RESUMEN

La respuesta hidrológica a la dinámica del uso del suelo es un mecanismo regulador importante para alcanzar los objetivos de seguridad hídrica, especialmente para las poblaciones vulnerables. Con este fin, se simularon escenarios futuros de cobertura terrestre para las cuencas hidrográficas del noreste de Pará en 2030. Se aplicó el submodelo de Cambio de Uso y Cobertura del Suelo de Dinamica EGO 7.5 y se establecieron tres escenarios futuros: una tendencia constante y dos alternativas, una optimista y otra pesimista, con una reducción y un aumento del 20 % de la deforestación, respectivamente. Los resultados indicaron que la deforestación simulada en la región podría oscilar entre 90 000 y 125 000 hectáreas en los escenarios optimista y pesimista, respectivamente. Además, aunque la región estudiada representa menos del 0,5 % del área territorial del estado, es probable que contribuya entre un 3,67 % y un 5,09 % de las emisiones de gases de efecto invernadero para 2030. Por tanto, es esencial que los responsables políticos promuevan la recuperación de la vegetación mediante medidas como las áreas de preservación permanente y las áreas de reserva legal, con el fin de aumentar la oferta de servicios ecosistémicos, como la captura de carbono.

Palabras clave: Cuenca amazónica; modelo de simulación; políticas públicas.

Introdução

Os modelos de uso e cobertura da terra são construídos com base em dados geoespaciais, como imagens de satélite, mapas de uso e cobertura da terra, dados climáticos, dentre outros, e são capazes de simular as mudanças ocorridas em um determinado espaço ao longo do tempo. Os modelos de simulação fundamentam-se tanto nas tendências identificadas nos dados de entrada quanto nas parametrizações realizadas pelo usuário (Schneider *et al.*, 2023). Alguns preditores conhecidos por intensificarem o desmatamento na Amazônia são a densidade populacional, a presença de rodovias e a severidade da estação seca (Laurance *et al.*, 2002).

Esses modelos de simulação estão difundidos globalmente e apoiam no estudo das mudanças de uso e cobertura da terra e seus impactos (Mazy e Longaretti, 2023). Os produtos oriundos dos modelos de simulação podem ser cenários hipotéticos futuros contendo informações relevantes aos tomadores de decisão. Dessa forma, pode-se antecipar ações que garantam a proteção das florestas e previnam, consequentemente, a emissão de milhões de

toneladas de gases de efeito estufa para a atmosfera (Soares Filho *et al.*, 2006; Barni *et al.*, 2020; Soares-Filho *et al.*, 2023).

A relação entre as bacias hidrográficas e as áreas de cobertura vegetal é definida pelo ciclo hidrológico e seus componentes, onde a intensificação dos processos depende da ruptura do equilíbrio entre as variáveis reguladoras da interação solo-planta-atmosfera (Hülsmann *et al.*, 2019). Neste contexto, ressalta-se a relevância do Plano Estadual Amazônia Agora (PEAA, Decreto Estadual nº 941/2020). O PEAA relaciona a proporção de desmatamento anual (em km²) e a emissão de gases de efeito estufa (em toneladas de dióxido de carbono equivalente – tCO₂eq) para subsidiar o alcance de metas de redução de emissões decorrentes das mudanças de uso e cobertura da terra na Amazônia paraense.

O PEAA está fundamentado na Política Estadual sobre Mudanças Climáticas do Pará (PEMC/PA, Lei Estadual nº 9.048/2020) e tem como linha de base a média de emissões de gases de efeito estufa entre os anos de 2014 e 2018, conforme o Sistema de Estimativas de Emissões de Gases de Efeito Estufa do Observatório do Clima (SEEG-Brasil). No PEAA, promove-se a redução de 37% das emissões de gases de efeito estufa (comparando-se à linha de base) provenientes da conversão de florestas e do uso da terra até 2030, conforme o Plano de Recuperação da Vegetação Nativa do Estado do Pará (PRVN-PA). Além disso, pretende-se ampliar essa performance para 43% de redução de emissões até 2035.

No entanto, há autores que compreendem ser necessário olhar para os cenários futuros de florestas que garantam a conservação material e imaterial do meio ambiente, agregando dados e indicadores que identifiquem possíveis mudanças nos eixos sociais e culturais locais (Siqueira-Gay *et al.*, 2020).

Considerando a realidade do Nordeste Paraense, Amazônia Oriental, e a importância de se compreender a paisagem dessa região em um futuro próximo, o objetivo deste estudo foi simular cenários futuros de cobertura da terra bacias hidrográficas no Nordeste Paraense em 2030. A escolha do limite em 2030 coincide com as metas do Plano Estadual Amazônia Agora (PEAA) e dos ODS (Objetivos de Desenvolvimento Sustentável), possibilitando avaliar as tendências já em andamento para este período.

Metodologia

A área de estudo fica localizada no Nordeste Paraense, Amazônia Oriental, possuindo longo histórico de antropização e contando com um cinturão de UCs costeiras. Originalmente

proposta por Dutra *et al.* (2023), a região abrange as bacias hidrográficas ottocodificadas (BHO, IBGE-ANA) dos rios Marapanim, Mojuim, Mocajuba, Curuçá e Caripi (Figura 1); totalizando aproximadamente 5193 km² (519 mil ha).

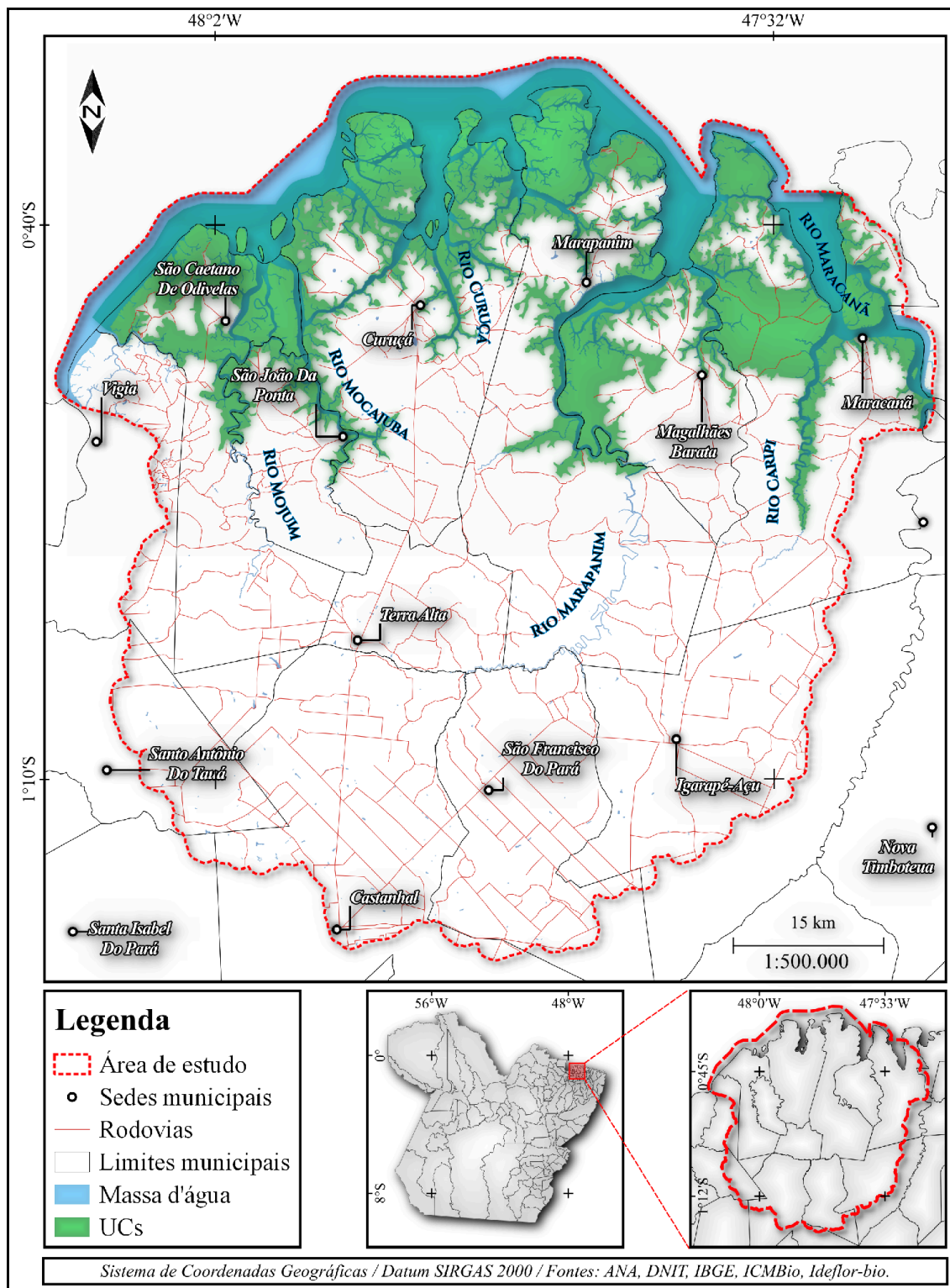


Figura 1 - Área de estudo no Nordeste Paraense, Amazônia Oriental.

Fonte: Autoria própria.

A região analisada sofreu fragmentação substancial das suas florestas de terra firme e abrange diferentes atores locais, sendo a Bacia Hidrográfica do Rio Marapanim (BHRM) a principal bacia da região, compreendendo um complexo mosaico de uso e cobertura da terra (Andrade *et al.*, 2018). O fluxograma metodológico (Figura 2) mostra os procedimentos adotados no estudo. A metodologia foi similar à adotada por Branco *et al.* (2022), através do uso de dados do Projeto MapBiomias, dos tratamentos geoespaciais e estatísticos dos dados e da calibração e execução do submodelo Land-Use and Cover Change (LUCC) do Dinamica EGO 7.5.

O Dinamica EGO é um modelo de simulação espacialmente explícito da dinâmica da paisagem, com uso de autômatos celulares, que são células que se autorreplicam de acordo com determinadas regras de transição e relações de vizinhança contíguas, e são usados como modelos matemáticos simples para investigar a auto-organização de sistemas inerentemente espaciais.

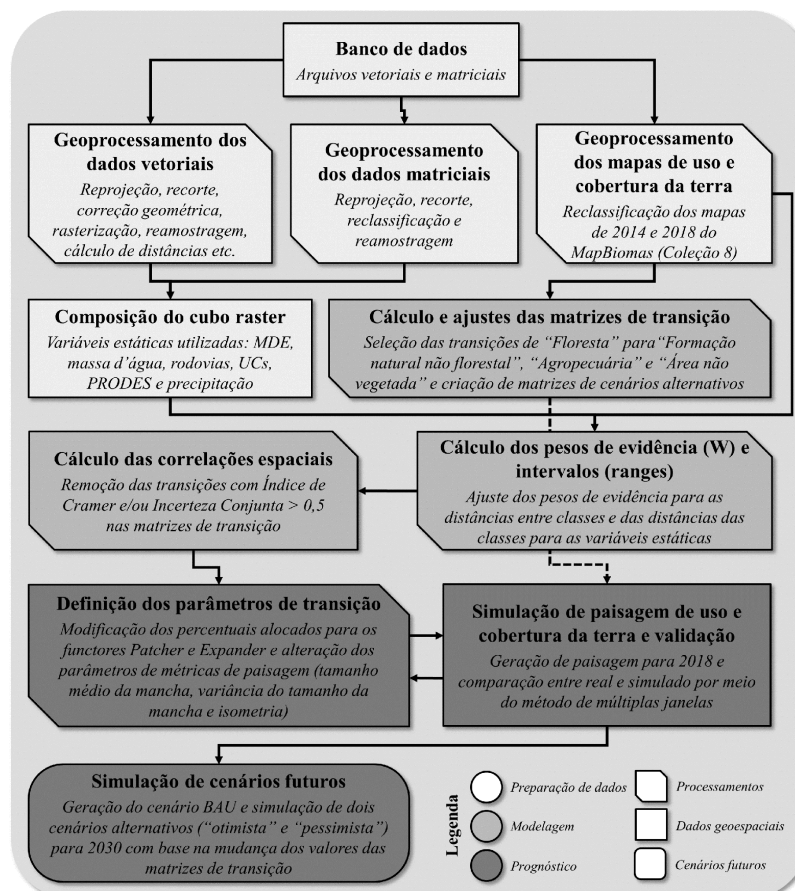


Figura 2 - Fluxograma dos procedimentos metodológicos.

Fonte: Autoria própria.

Este apresenta funções de transição multiescala baseadas em vizinhança, incorporação de abordagem de feedback espacial a um mecanismo de simulação estocástica de múltiplas etapas e aplicação de regressão logística para calcular as probabilidades de transição dinâmica espacial (Soares-Filho *et al.*, 2002). Os dados adquiridos para execução do estudo foram arquivos vetoriais e matriciais (Quadro 1), tendo como referência base Santos *et al.* (2020).

Quadro 1 - Dados vetoriais e matriciais adquiridos para etapas de modelagem e prognóstico.

Dado	Descrição	Fonte
Modelo Digital de Elevação (MDE)	MDE derivado do Shuttle Radar Topography Mission (SRTM), reprocessado com maior acurácia através da incorporação de banco de dados auxiliares ASTER GDEM, ICESat GLAS e PRISM	NASA JPL (2020)
Rodovias	Rodovias federais, estaduais e outros trechos rodoviários	DNIT (2021)
Unidades de Conservação	UCs estaduais e federais presentes na área de estudo	ICMBIO, IDEFLOR-BIO (2021)
PRODES	Mapeamento oficial de perdas anuais de vegetação da Amazônia Legal, com mesclagem dos incrementos anuais de desmatamento entre 2014 e 2018	Assis <i>et al.</i> (2019)
Precipitação	Médias mensais de precipitação (mm/mês) de setembro, outubro e novembro entre 2000 e 2019 derivados do Integrated Multi-satellitE Retrievals for Global Precipitation Measurement (IMERG – GPM)	Huffman <i>et al.</i> (2023)
Massa d'água	Conjunto de corpos hídricos harmonizados pelo Sistema Estadual de Informações Sobre Recursos Hídricos do Pará (SEIRH)	SEIRH (2021)
MapBiomass	Mapas de uso e cobertura da terra da Coleção 8.0 do Projeto MapBiomass para os anos de 2014 e 2018	Souza Jr. <i>et al.</i> (2020)

Modelagem no Dinamica EGO

Os dados vetoriais foram rasterizados para serem lidos no Dinamica EGO. Adicionalmente, os arquivos foram reprojatados de coordenadas geográficas (latitude e

longitude, datum SIRGAS 2000) para coordenadas planas (Universal Transversa de Mercator – UTM, datum SIRGAS 2000, Zona 23 Sul), recortados para a área de estudo e reamostrados para 30 m de tamanho de pixel. A organização matricial para o mesmo número de linhas e colunas (2927 x 3007 pixels) e a padronização do tamanho do pixel foi realizada para satisfazer a premissa dos autômatos celulares e dos modelos estocásticos utilizados no Dinamica EGO (Oliveira e Nero, 2023). As etapas de geoprocessamento foram realizadas tanto na plataforma Google Earth Engine (Gorelick *et al.*, 2017) quanto em SIG (QGIS.ORG, 2021). Os tratamentos estatísticos das matrizes de transição foram realizados em linguagem R.

Os dados de precipitação foram reclassificados de dados contínuos para categóricos. Originalmente, a precipitação média na área de estudo variou de 22 a 83 mm/mês, sendo a maior faixa de precipitação incidente no entorno do município de Castanhal, e a faixa de menor precipitação incidindo nos municípios costeiros. Nesse sentido, estratificou-se os dados em sete categorias, com variação até a sexta casa decimal, a citar: classe 1 (20-30 mm/mês), classe 2 (30,000001-40 mm/mês), classe 3 (40,000001-50 mm/mês), classe 4 (50,000001-60 mm/mês), classe 5 (60,000001-70 mm/mês), classe 6 (70,000001-80 mm/mês) e classe 7 (80,000001-90 mm/mês). Essas subdivisões foram realizadas para facilitar a leitura matricial dentro dos modelos utilizados no Dinamica EGO.

Os mapas de uso e cobertura da terra da Coleção 8.0 do MapBiomias de 2014 e 2018 foram reprojatados, recortados e reclassificados de 15 para 5 classes (Quadro 2).

Quadro 2 - Reclassificação dos dados de uso e cobertura da terra do MapBiomias para os anos de 2014 e 2018.

Classe	Reclassificação
Formação Florestal	Floresta
Formação Savânica	
Mangue	
Floresta Alagável	
Campo Alagado e Área Pantanosa	Formação natural não florestal
Formação Campestre	
Apicum	

Silvicultura	Agropecuária
Pastagem	
Dendê	
Outras Lavouras Temporárias	
Praia, Duna e Areal	Área não vegetada
Área Urbanizada	
Mineração	
Rio, Lago e Oceano	Corpo d'água

Fonte: Adaptado de MapBiomias (2023).

O número de classes foi reduzido para facilitar a interpretação dos pesos de evidência e dos cenários futuros para 2030, visto que algumas interações são substancialmente complexas e sensíveis às variações espaço-temporais na área de estudo (Santos *et al.*, 2020a). A escolha do período amostral serviu para marcar um período de 10 anos de mudanças (2014 a 2024) com maior potencial preditivo para 2030. A partir dos dados padronizados, foram efetuados os cálculos de mapas de distâncias para os dados de PRODES, UCs, rodovias e massa d'água através da função "Calc Distance To Feature Map". Essa função calcula um mapa que representa a distância frontal (em metros) entre uma célula e a célula mais próxima que representa uma feição.

Com os mapas de distâncias calculados e os dados de MDE e precipitação categorizados, efetuou-se a composição do cubo raster. O cubo raster é uma álgebra de mapas que monta um cubo com um conjunto de dados, resultando em um mapa de multicamadas. Os dados matriciais inseridos no cubo raster foram: MDE, massa d'água, rodovias, UCs, PRODES e precipitação. Após a composição do cubo raster e a reclassificação dos dados do MapBiomias, prosseguiu-se para a etapa de modelagem.

A primeira etapa na composição de um modelo de simulação de mudanças de uso e cobertura da terra é a representação das suas transições, sendo usualmente calculada uma matriz de transição, que exprime a quantidade de mudanças por toda a paisagem em um dado período discreto (Soares-Filho *et al.*, 2007). Para o Dinamica EGO, o intervalo de tempo da matriz de transição pode abranger qualquer faixa de tempo, pois a unidade de tempo é apenas um parâmetro de referência definido externamente. Assim, a partir dos dados do MapBiomias,

calculou-se a matriz de transição entre 2014 e 2018 para a área de estudo e, posteriormente, foi realizada sua modificação para determinação dos cenários futuros de 2030 – este processo está detalhado no tópico de prognóstico.

No Dinamica EGO, a matriz de transição é calculada por meio de um modelo Markoviano. Esse modelo estocástico é empregado como uma ferramenta descritiva para compreender e quantificar as mudanças em estudos de dinâmica de uso do solo. No modelo baseado em cadeias de Markov considera que todos os estados passíveis de aparecer, estes são usualmente denotados por 1, 2, 3, ..., n . (Baker, 1989; Han *et al.*, 2015; Hu *et al.*, 2019). A modelagem por meio de cadeias de Markov possui a vantagem de apresentar simplicidade matemática e operacional, com possibilidade de projeção futura utilizando as tendências derivadas das informações sobre uso do solo (Almeida *et al.*, 2005).

Para cadeias de Markov (Bell e Hinojosa, 1977) de primeira ordem, P equivale a uma matriz global de transição $n \times n$, cujos elementos P_{ij} nas linhas representam a probabilidade de um determinado estado i permanecer no mesmo estado ou mudar para o estado j durante o intervalo de tempo $t \rightarrow t+1$ (equação 1). A matriz de transição utilizada no trabalho foi do tipo “multiple step”, com taxas líquidas de transição anual. A matriz anual deriva da matriz global, com relação entre os autovetores e autovalores dela. Onde (Bell e Hinojosa, 1977): MT = matriz de transição anual; H = autovetores da matriz de transição global; V = autovalores da matriz de transição global; n = número de passos de tempo especificado pelo pesquisador; e H^{-1} = matriz inversa dos autovetores da matriz de transição global (equação 2).

$$\sum_{j=1}^{i=1,2,3,...,n} P_{ij} = 1 \quad (1)$$

$$MT = H \cdot V^{\frac{1}{n}} \cdot H^{-1} \quad (2)$$

Por meio do cálculo da matriz de transição “multiple step”, derivou-se apenas as transições relevantes para o fenômeno de desmatamento na área de estudo, a citar: “Floresta” para “Formação natural não florestal”, “Floresta” para “Agropecuária” e “Floresta” para “Área não vegetada”. Com as matrizes de transição calculadas, prosseguiu-se na modelagem com o cálculo dos pesos de evidência.

O Dinamica EGO fundamenta-se no Teorema da Probabilidade Condicional de Bayes, a qual trata a probabilidade de ocorrer um evento A sob a condição de ocorrer um evento B que sucede A . O teorema verifica, dada uma ocorrência (variável explicativa), a probabilidade de um evento ocorrer (Goodacre *et al.*, 1993) sendo adotados: pesos de evidência (weights of

evidence, W), que podem ser positivos ($W > 0$, indicando atração), negativos ($W < 0$, indicando repulsão) ou nulos ($W = 0$, sem evidência de relacionamento).

Para satisfazer a premissa de que os dados são espacialmente independentes, faz-se necessário testar estatisticamente sua correlação espacial. Para isso, os métodos recomendados pela literatura são o “Coeficiente de Cramer” (V) e o teste da “Incerteza de Informação Conjunta” (“Joint Information Uncertainty”, U). Quanto mais próximo de 0 é V e/ou U , ambos mapas tendem a ser completamente independentes; analogamente, quanto mais distante de 0 é V e/ou U , há maior dependência espacial dos mapas. Nesse sentido, as variáveis com valores acima de 0,5 para um ou ambos testes estatísticos devem ser removidas da análise (Almeida *et al.*, 2005; Soares-Filho *et al.*, 2007).

Nos testes realizados para as transições de uso e cobertura da terra entre 2014 e 2018, identificou-se que as variáveis UCs x precipitação obtiveram valores de correlação para V de 0,60 na transição de “Floresta” para “Agropecuária”, 0,52 na transição de “Floresta” para “Área não vegetada” e 0,50 na transição de “Floresta” para “Formação natural não florestal”. Nesse sentido, optou-se por remover a variável de UCs para essas três transições. Todos os testes de U para a correlação UCs x precipitação nas transições mencionadas foram $< 0,5$. Adicionalmente, todas as correlações das demais variáveis do cubo raster para as transições definidas obtiveram U e $V < 0,5$.

A partir do cálculo dos pesos de evidência, dos seus respectivos intervalos e a remoção dos dados com elevada correlação espacial, prosseguiu-se para a etapa de prognóstico. Uma questão relevante a ser considerada em relação aos modelos de simulação de paisagem, especialmente os modelos estruturados em mosaico, refere-se à influência da vizinhança nas probabilidades de transição e, conseqüentemente, na dinâmica das manchas de paisagem.

Assim, o Dinamica EGO utiliza dois processos, denominados “Expander” e “Patcher”. O *Expander* é uma função destinada apenas à expansão ou contração de manchas previamente existentes de uma determinada classe de uso e cobertura da terra. O *Patcher* é uma função projetada para gerar novas manchas a partir de células nucleadas. A combinação dos dois processos é descrita conforme a equação 3. Onde Q_{ij} é a quantidade total de transições do tipo ij especificadas por etapa de simulação, e r e s são, respectivamente, a porcentagem de transições executadas por cada função, sendo $r + s = 1$ (Soares-Filho *et al.*, 2002).

$$Q_{ij} = r \cdot (Expander) + s \cdot (Patcher) \quad (3)$$

Ambas funções são responsáveis por reproduzir as dimensões e formas de mudanças na paisagem, e dependem dos seguintes parâmetros: tamanho médio da mancha (“mean patch size”, em hectares), variância do tamanho da mancha (“patch size variance”, em hectares) e Índice de Isometria (“patch isometry”, adimensional). No Dinamica EGO, o Índice de Isometria varia de 0 a 2, onde à medida que o valor diminui (aproxima-se de 0), as manchas tornam-se mais fragmentadas, e à medida que o valor aumenta (aproxima-se de 2), as manchas tornam-se mais compactas. Esse valor é multiplicado pelo valor da probabilidade das oito células vizinhas da janela 3x3, usada pelas funções *Expander* e *Patcher* antes da aplicação da regra de transição (Ximenes *et al.*, 2008; Branco *et al.*, 2022).

Os valores do tamanho médio (μ) e da variância (σ^2) da mancha, assim como o Índice de Isometria, foram determinados por procedimentos heurísticos, ou seja, por tentativa e erro, até atingirem acuidade visual na comparação entre o real e o simulado durante o procedimento de geração da paisagem simulada para 2018. Nesse sentido, os valores escolhidos foram: $\mu = 0,5$ ha, $\sigma^2 = 250$ ha e Índice de Isometria = 0,5. Adicionalmente, os valores de transição definidos para as funções *Expander* e *Patcher* foram 20% e 80%, respectivamente. O valor de isometria com tendência de fragmentação florestal e os valores das funções *Expander* e *Patcher* para a região dialogam com o padrão espacial identificado para a área de estudo entre 1985 e 2019 no trabalho de Dutra *et al.* (2023).

A validação da modelagem foi realizada por meio do Índice de Similaridade Fuzzy (K_{Fuzzy}), através da análise do contexto da vizinhança por múltiplas janelas (functor “Calc Reciprocal Similarity Map”). O K_{Fuzzy} foi proposto por Hagen (2003) e estabelece métricas de similaridade mínima e máxima entre dois mapas por meio de janelas de vizinhança de diferentes extensões – quanto mais próximo de 0, menor a similaridade entre o mapa real e o mapa simulado, e quanto mais próximo de 1, maior a similaridade entre os mapas. Neste trabalho, optou-se pelas comparações dos mapas de 2018 real e 2018 simulado nas janelas de vizinhança de 3x3, 5x5, 7x7, 9x9 e 11x11 pixels com decaimento constante, pois modelos com baixo ajuste em uma resolução refinada (como 30 m tamanho de pixel) podem convergir dentro de uma vizinhança com mais janelas de pixels.

Modelos com ajustes por volta de 0,75 são plausíveis, considerando a falibilidade das previsões ambientais (Soares-Filho *et al.*, 2007). Ressalta-se que a escolha do ano 2018 tanto

para o cálculo da matriz de transição *multiple step* quanto para a validação do modelo não enviesou a metodologia do trabalho, haja vista que a prática de usar um dos anos analisados para validar a simulação é comum em estudos envolvendo modelagem de uso e cobertura da terra, como observado em estudos similares a este (Branco *et al.*, 2022; Gama *et al.*, 2023).

Definição de cenários futuros

Após a definição dos parâmetros de transição e a validação do modelo, foi possível simular cenários futuros para a área de estudo. Para este trabalho, além do cenário “Business as Usual” (BAU, seguindo a tendência identificada no padrão de transição de 2014 a 2018), adotou-se dois cenários alternativos de uso e cobertura da terra para 2030, a citar: i) Cenário “Otimista”, com redução de 20% do desmatamento em relação à média 2014-2018 para a região (contribuição local em direção ao estado de carbono neutro do PEAA); e ii) Cenário “Pessimista”, com aumento de 20% do desmatamento em relação à média 2014-2018 na região (implicação na perda intensa da cobertura florestal local). A variação de 20% na taxa de desmatamento leva em consideração uma flutuação plausível para esse fenômeno na Amazônia Legal. Os anos foram adotados para coincidirem com a linha de base utilizada no PEAA entre 2014 e 2018 para projeção do estado de carbono neutro do estado do Pará até 2036.

As simulações dos cenários futuros foram criadas com base na tendência de desmatamento da região. O desmatamento neste estudo foi assumido como a conversão de um pixel inicialmente classificado como floresta (seja ela nativa ou vegetação secundária em diferentes estágios sucessionais) para outro pixel de uma das outras classes preponderantes na região: formação natural não florestal, agropecuária ou área não vegetada. Ressalta-se que as transições incomuns, como de floresta para formação natural não florestal, foram consideradas, pois a análise não foi realizada olhando para a probabilidade de conversão imediata do pixel, mas sim a probabilidade identificada entre 2014 e 2018 para a área de estudo. Além disso, a regeneração natural de remanescentes vegetais da transição agropecuária para floresta não foi considerada, haja vista que o principal fenômeno estudado foi o desmatamento. As matrizes de transição anuais respectivas a cada cenário de cobertura da terra para 2030 estão compiladas na Tabela 1.

Tabela 1 - Transição de floresta para outras classes de uso e cobertura da terra entre 2014 e 2030 com base nas taxas anuais de desmatamento definidas por cenário.

Cenário	Classe		Taxa anual de transição
	De	Para	

BAU	Floresta	Formação natural não florestal	0,0399%
	Floresta	Agropecuária	2,5083%
	Floresta	Área não vegetada	0,0010%
Otimista	Floresta	Formação natural não florestal	0,0320%
	Floresta	Agropecuária	2,0066%
	Floresta	Área não vegetada	0,0008%
Pessimista	Floresta	Formação natural não florestal	0,0479%
	Floresta	Agropecuária	3,0099%
	Floresta	Área não vegetada	0,0012%

A remoção vegetal para os cenários futuros simulados tomou como base a emissão de gases de efeito estufa, que corresponde a $1 \text{ km}^2 \text{ desmatado} = 76.200 \text{ tCO}_2 \text{ eq}$, conforme consta no PEAA. A emissão de gases de efeito estufa (em toneladas de dióxido de carbono equivalente – $\text{tCO}_2 \text{ eq}$) é dada em função do desmatamento anual (em km^2). A Tabela 2 apresenta o definido no PEAA com referência ao desmatamento e às emissões de gases de efeito estufa no passado recente (2014 a 2018) e projeções para o futuro próximo (2030) no território paraense.

Tabela 2 - Série histórica de dados de desmatamento anual e emissões de gases de efeito estufa para mudança de uso da terra e florestas do Pará, com projeções de meta e considerações metodológicas para média 2014-2018 e 2030.

Ano	Área de desmatamento anual (PRODES – INPE)	Emissões de gases de efeito estufa ($\text{tCO}_2 \text{ eq}$) (SEEG – OC)*
2014	1887 km^2 (0,19 Mha)	143.853.712
2015	2153 km^2 (0,22 Mha)	164.131.978
2016	2992 km^2 (0,30 Mha)	228.092.373
2017	2433 km^2 (0,24 Mha)	185.477.521
2018	2744 km^2 (0,27 Mha)	209.186.320
Média 2014-2018	2441 km^2 (0,24 Mha)	186.148.381
2030	$\leq 1538,3 \text{ km}^2$ (0,15 Mha)	$\leq 117.000.000$

* Sistema de Estimativas de Emissões e Remoções de Gases de Efeito Estufa – Iniciativa do Observatório do Clima.

Fonte: Adaptado do Decreto Estadual no 941/2020, que institui o Plano Estadual Amazônia Agora (PEAA).

Nesse contexto, considerando os dados do Sistema de Estimativas de Emissões de Gases de Efeito Estufa do Observatório do Clima (SEEG) para o Pará utilizados pelo PEAA, o desmatamento anual médio de 2441 km^2 (244.100 ha, ou 0,24 Mha) implicou na emissão de

186 milhões de tCO₂eq para a atmosfera entre 2014 e 2018. Adicionalmente, a faixa de desmatamento anual almejada para 2030 é de até 1538,3 km² (153.830 ha, ou 0,15 Mha), o que emitiria 117 milhões de tCO₂eq de gases de efeito estufa para a atmosfera. Portanto, tomar esse parâmetro é fundamental para identificar o quanto a área de estudo poderá contribuir nas emissões de gases de efeito estufa do Pará até 2030.

Resultados e discussão

Mudanças de uso e cobertura da terra entre 2014 e 2018

As transições identificadas entre 2014 (real) e 2018 (real) (Figura 3 e Quadro 3) demonstram que houve principalmente a conversão de floresta para agropecuária no período analisado. É possível notar o aumento da fragmentação florestal ao redor das manchas urbanas (compreendidas pela classe de área não vegetada) e em direção às faixas mais próximas dos exutórios das BHO da região. Para Andrade *et al.* (2020) as atividades de agropecuária aliadas ao desmatamento foram responsáveis pela perda significativa da vegetação nativa na região, com as áreas de remanescentes florestais sob pressão antrópica, havendo tendência de expansão da agropecuária na região nos próximos anos.

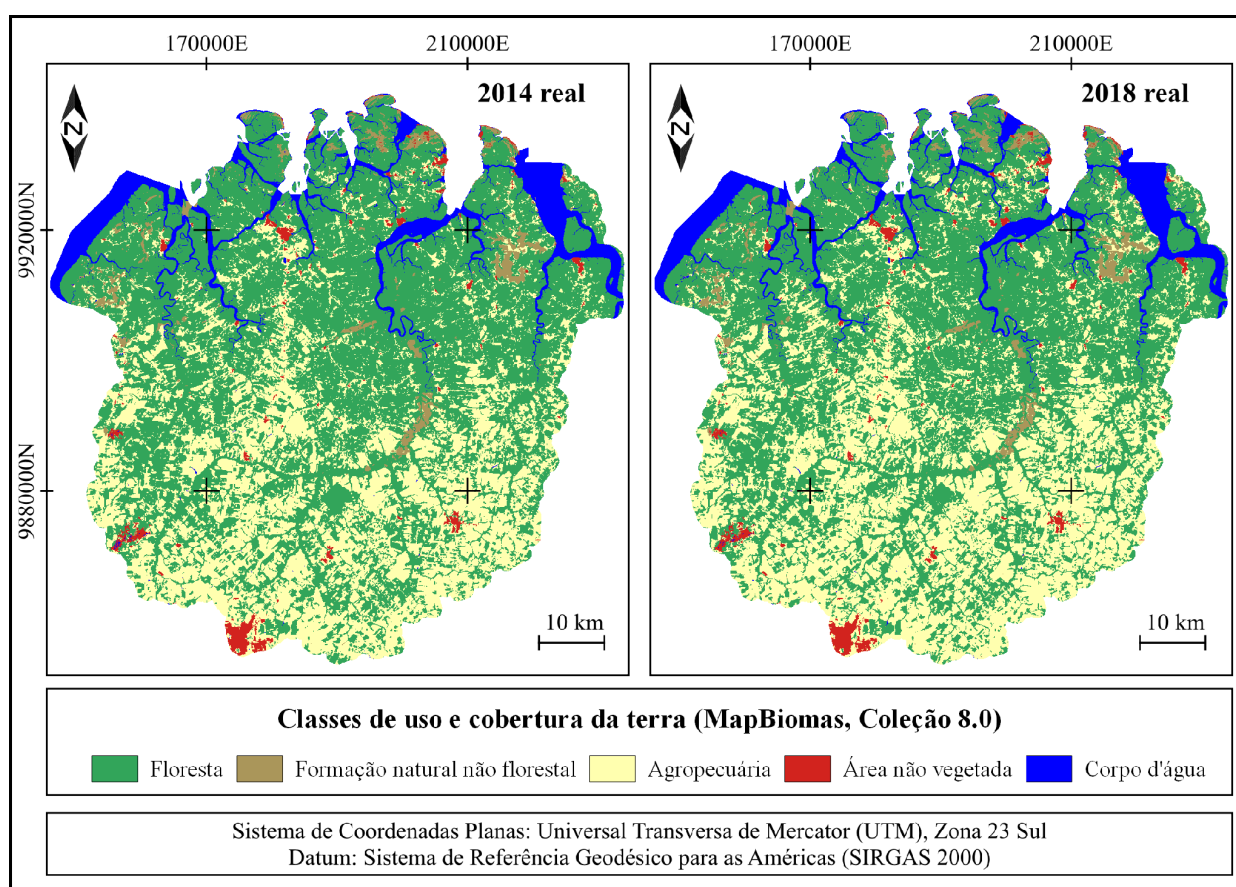


Figura 3 - Classificação 2014 real e 2018 real.

Quadro 3 - Matriz de transição entre 2014 real e 2018 real, áreas em hectares.

	Classe	2018 real					Total (ha)	% área total
		Floresta	Formaçã o natural não florestal	Agropecu ária	Área não vegetada	Corpo d'água		
2014 real	Floresta	275510	478	28644	33	370	305035	58,7%
	Formaçã o natural não florestal	337	10469	333	62	112	11313	2,2%
	Agropecu ária	10509	319	150878	279	10	161995	31,2%
	Área não vegetada	3	74	6	6624	60	6767	1,3%
	Corpo d'água	272	69	12	107	33721	34181	6,6%
	Total (ha)	286631	11409	179873	7105	34273	519291	100,0%
	% área total	55,2%	2,2%	34,6%	1,4%	6,6%	100,0%	

Em 2014, a classe floresta somou 305 mil ha (59%), mas em 2018 foi reduzida para 287 mil ha (55%). A agropecuária, por outro lado, aumentou de 162 mil ha (31%) para 180 mil ha (35%) no mesmo período. A segunda maior conversão de floresta foi para formação natural não florestal, com conversão de aproximadamente 478 ha entre 2014 e 2018. Cerca de 370 ha de floresta foi suprimido e passou a ser classificado como corpo d'água em 2018, essa conversão possivelmente ocorreu em áreas alagadas ou regiões com existência de manguezal. A conversão de floresta para área não vegetada foi de 33 ha no mesmo período.

De forma semelhante ao padrão do mapa de uso e cobertura da terra de 2018 real, o ano de 2018 simulado também apresentou notável conversão da classe floresta para agropecuária. A diferença se deu principalmente no fato da modelagem adotada neste estudo ter considerado apenas a conversão líquida da classe de floresta para as demais classes, ou seja, a transformação de um pixel de floresta para um pixel de agropecuária, formação natural não florestal ou área não vegetada, sem levar em consideração a regeneração dos remanescentes vegetais pré-existentes, pois tornaria o modelo substancialmente mais complexo.

Reimuth *et al.* (2024) apontam que as complexas mudanças no uso e cobertura da terra são impulsionadas por distintos fatores de influência, os quais são diferentes em sua natureza ou efeitos em comparação com aqueles relevantes para a modelagem de urbanização. Ademais, houve similaridade satisfatória de K_{Fuzzy} entre o ano de 2018 real e 2018 simulado, conforme Tabela 3. Os resultados foram semelhantes aos de trabalhos que utilizaram metodologias similares no Dinamica EGO. Branco *et al.* (2022) obtiveram

similaridade de decaimento constante mínima e máxima de 0,427 e 0,441 para janela 3x3 e similaridade mínima e máxima de 0,739 e 0,785 para janela 11x11 utilizando dados do MapBiomas, com 30 m de tamanho de pixel.

Tabela 3 - K_{Fuzzy} para comparação entre os mapas de 2018 real e 2018 simulado para diferentes janelas espaciais, com tamanho de pixel de 30 m.

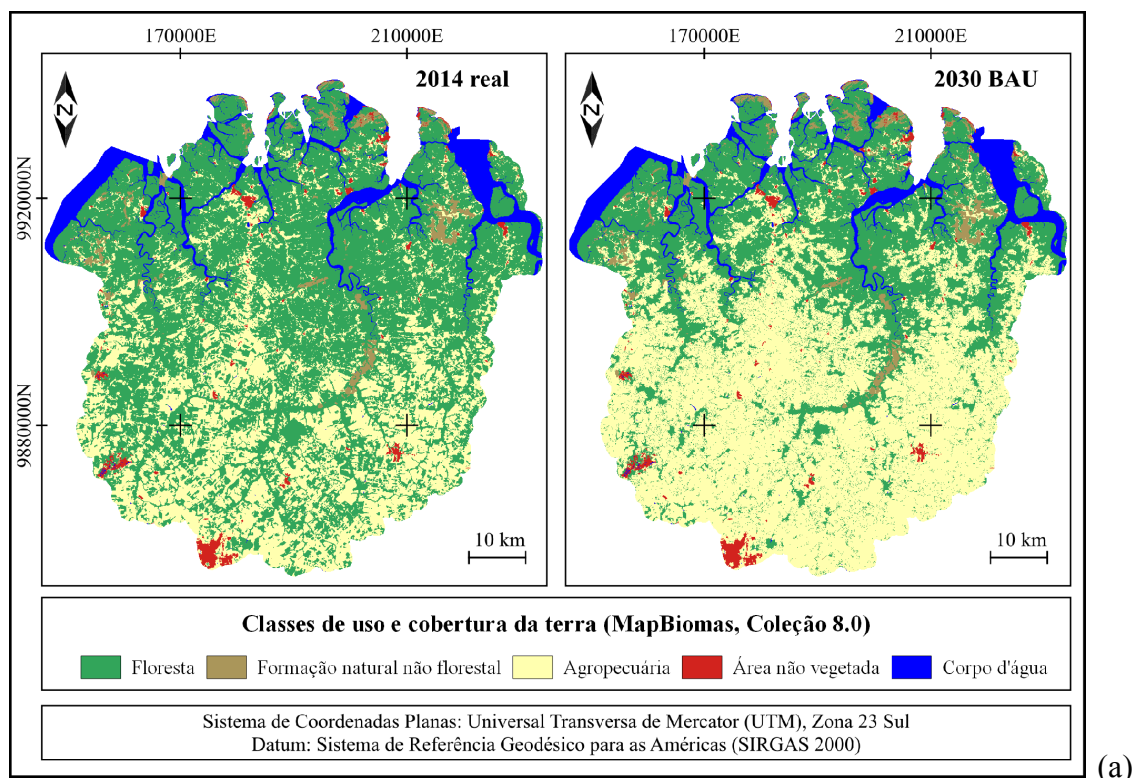
Tamanho da janela (pixels)	Área da janela (ha)	Decaimento constante	
		Similaridade mínima	Similaridade máxima
3x3	0,81	0,277	0,386
5x5	2,25	0,315	0,521
7x7	4,41	0,344	0,639
9x9	7,29	0,370	0,732
11x11	10,89	0,393	0,804

Gama *et al.* (2023) obtiveram 0,73 de similaridade mínima de decaimento constante em janelas 11x11 em simulações de cenários futuros de desmatamento na Floresta Nacional do Jamanxim-PA utilizando classificações de máxima verossimilhança com 30 m de tamanho de pixel. A similaridade quantitativa entre o padrão real e o padrão simulado no ano de 2018 foi plausível para validar a modelagem realizada. As transições indicaram tendência de mudança da classe floresta para classe agropecuária, com similaridade máxima de 73% para janelas de 9x9 pixels, demonstrando que o modelo apresentou condições satisfatórias de simular cenários futuros da área de estudo. Para Soares-Filho *et al.* (2007), modelos de simulação podem apresentar cerca de 75% de ajuste em relação ao cenário real, considerando a falibilidade das predições das variáveis ambientais.

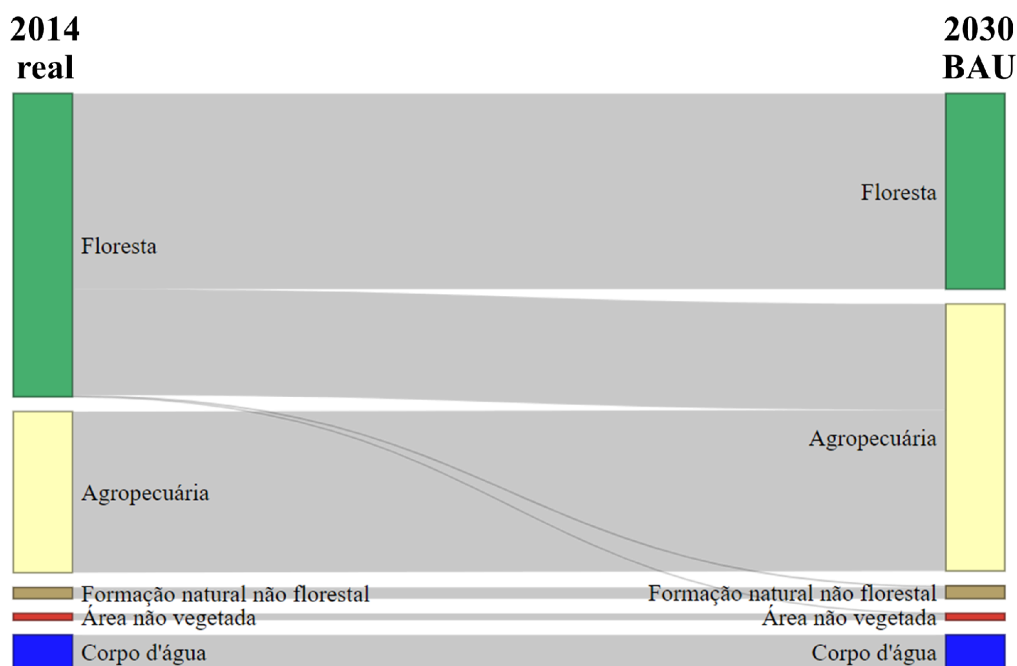
Simulações de cenários de cobertura da terra para 2030 e contribuições do desmatamento e das emissões de gases de efeito estufa

As transições identificadas entre 2014 (real) e a simulação 2030 BAU estão dispostas nas Figuras 4(a,b) e no Quadro 4. Como identificado, se a tendência de desmatamento ocorrido entre 2014 e 2018 continuar até o ano de 2030, pode-se atingir um cenário com redução significativa da vegetação, com a redução da classe de floresta de 305 mil ha para 197 mil ha entre 2014 e 2030, uma perda da ordem de 108 mil ha em 16 anos. O aumento da agropecuária, por sua vez, seria de 107 mil ha, passando de 162 mil ha para 269 mil ha no mesmo período. Em outras palavras, mais da metade da área de estudo (52%) seria recoberta pela agropecuária em 2030.

O aumento da classe de formação natural não florestal de 11 mil para 13 mil ha também merece atenção, visto que a conversão de florestas com posterior transformação em formações campestres implicaria na redução de sequestro de carbono e de biodiversidade local.



(a)



(b)

Figura 4 - (a) Classificação 2014 real e simulação 2030 BAU. (b) Diagrama de Sankey das transições de classes entre 2014 real e simulação 2030 BAU.

Quadro 4 - Matriz de transição entre 2014 real e simulação 2030 BAU, áreas em hectares.

	Classe	2030 BAU					Total (ha)	% área total
		Floresta	Formaçã o natural não florestal	Agropecu ária	Área não vegetada	Corpo d'água		
2014 real	Floresta	196658	1697	106642	40	0	305037	58,7%
	Formaçã o natural não florestal	0	11317	0	0	0	11317	2,2%
	Agropecu ária	0	0	161995	0	0	161995	31,2%
	Área não vegetada	0	0	0	6771	0	6771	1,3%
	Corpo d'água	0	0	0	0	34184	34184	6,6%
	Total (ha)	196658	13014	268637	6811	34184	519304	100,0%
	% área total	37,9%	2,5%	51,7%	1,3%	6,6%	100,0%	

A transição foi possível em função do salto temporal entre 2014 e 2030, implicando na remoção da floresta pelo fenômeno desmatamento e possível transição, a posteriori, para alguma formação natural não florestal. A classe de área não vegetada, por sua vez, poderá recobrir até 6811 ha em 2030. Essa classe, representada principalmente pelas áreas urbanizadas, indica um crescimento acentuado das cidades na região, o que implicaria também em maiores pressões sobre os recursos naturais locais.

Mesmo em um contexto de manutenção da governança ambiental na região, poderá haver perdas significativas da vegetação local. A perda de recursos naturais implicaria também na redução da provisão de serviços ecossistêmicos. Por outro lado, se houver maior ênfase na aplicação efetiva das políticas ambientais na região, há chances de mitigação dos efeitos antrópicos sobre as florestas, desdobrando-se em um possível cenário otimista. As transições identificadas entre 2014 (real) e a simulação 2030 otimista estão dispostas na Figura 5 e no Quadro 5.

No cenário otimista, notou-se que uma possível redução de 20% do desmatamento em relação à média de 2014 a 2018 implicaria em um contexto de maior mitigação da supressão vegetal, com maior presença de fragmentos florestais nas áreas de cabeceiras das BHO e nos entornos das UCs da área de estudo.

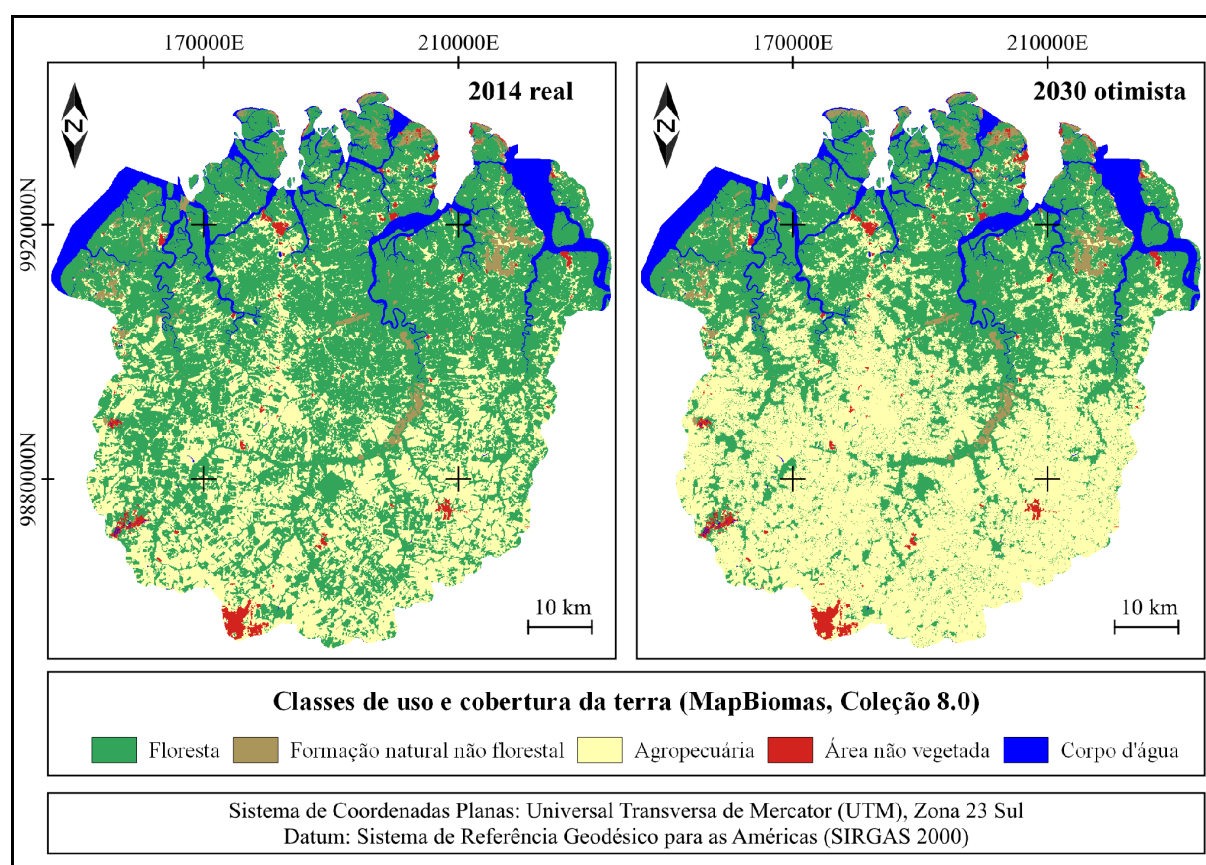


Figura 5 - Classificação 2014 real e simulação 2030 otimista.

Quadro 5 - Matriz de transição entre 2014 real e simulação 2030 otimista, áreas em hectares.

		2030 otimista					Total (ha)	% área total
Classe		Floresta	Formaçã o natural não florestal	Agropecu ária	Área não vegetada	Corpo d'água		
2014 real	Floresta	214900	1411	88693	34	0	305037	58,7%
	Formaçã o natural não florestal	0	11317	0	0	0	11317	2,2%
	Agropecu ária	0	0	161995	0	0	161995	31,2%
	Área não vegetada	0	0	0	6771	0	6771	1,3%
	Corpo d'água	0	0	0	0	34184	34184	6,6%
	Total (ha)	214900	12728	250688	6804	34184	519304	100,0%
% área total		41,4%	2,5%	48,3%	1,3%	6,6%	100,0%	

Neste a redução florestal seria da ordem de 90 mil ha entre 2014 e 2030. O aumento da classe de agropecuária, por sua vez, seria de aproximadamente 89 mil ha no mesmo período. Com essa variação, a classe de agropecuária somaria menos da metade do total da

área de estudo, recobrando aproximadamente 48% da região. A situação proposta também traria mitigação da conversão de floresta para formação natural não florestal: o aumento dessa classe seria de aproximadamente 1411 ha no período estudado. A classe de área não vegetada poderia aumentar em aproximadamente 34 ha nesses 16 anos. Através da análise do cenário otimista, entende-se que há uma implicação nítida no efeito de políticas ambientais na mitigação do desmatamento na área de estudo.

Em outro contexto, se houver redução da governança ambiental na região e aumento do desmatamento, há possibilidade de ocorrer um cenário pessimista, como visto a seguir. As transições identificadas entre 2014 (real) e a simulação 2030 pessimista estão dispostas na Figura 6 e no Quadro 6. Um cenário pessimista implicaria na conversão de quase toda vegetação nativa fora das UCs para agropecuária na região. Neste contexto hipotético, a redução significativa das áreas de mata ciliar ameaçaria os recursos hídricos tanto quantitativamente quanto qualitativamente. Isso, por sua vez, afetaria a biodiversidade aquática no exutório das BHO, além de dificultar o abastecimento urbano e rural em quantidade e qualidade adequadas.

No cenário pessimista, o aumento de 20% da taxa de desmatamento em relação ao BAU implicaria em uma perda de 125 mil ha de floresta. A redução de aproximadamente 59% para 35% da cobertura florestal da área de estudo e o aumento da agropecuária de 31% para 55% da região no mesmo período denotaria um cenário de elevada vulnerabilidade socioambiental.

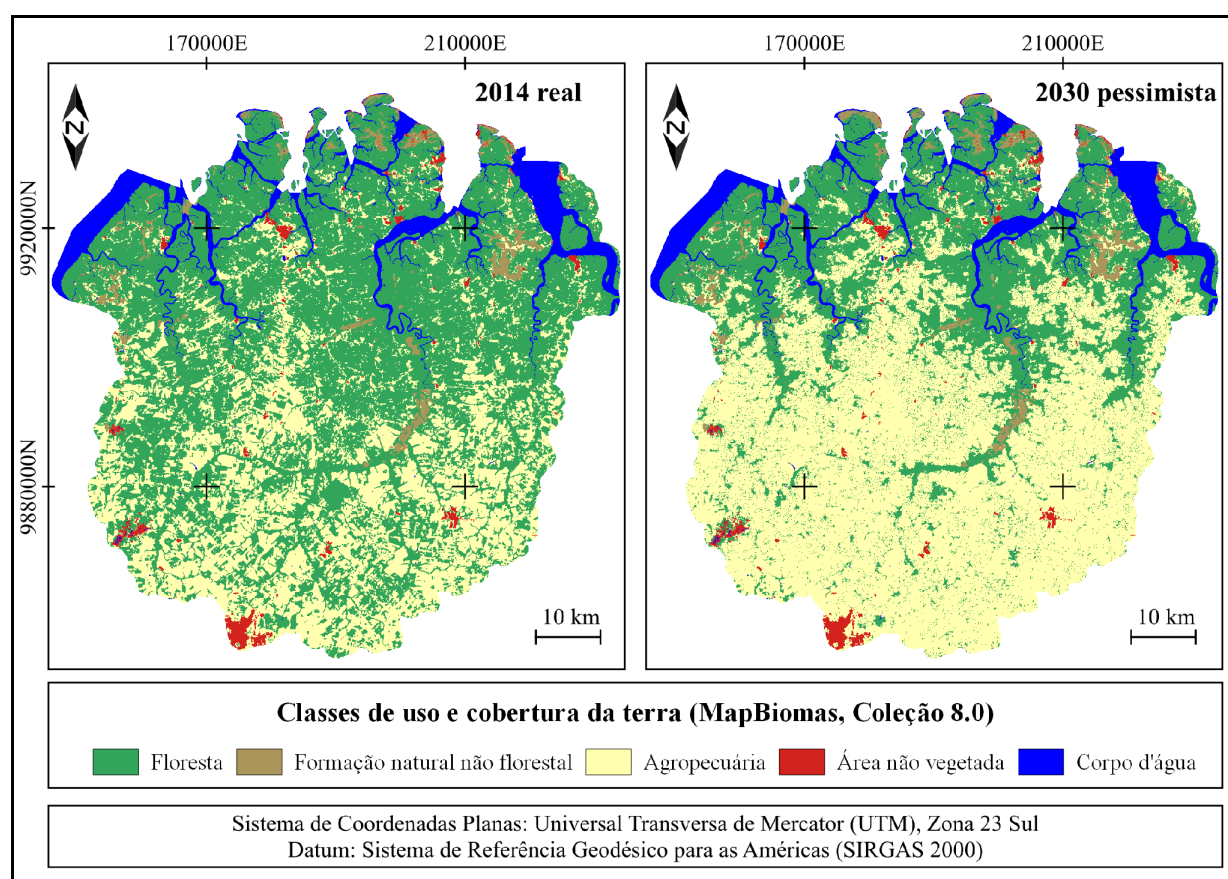


Figura 6 - Classificação 2014 real e simulação 2030 pessimista.

Quadro 6 - Matriz de transição entre 2014 real e simulação 2030 pessimista, áreas em hectares.

		2030 pessimista					Total (ha)	% área total
	Classe	Floresta	Formaçã o natural não florestal	Agropecu ária	Área não vegetada	Corpo d'água		
2014 real	Floresta	179880	1960	123150	47	0	305037	58,7%
	Formaçã o natural não florestal	0	11317	0	0	0	11317	2,2%
	Agropecu ária	0	0	161995	0	0	161995	31,2%
	Área não vegetada	0	0	0	6771	0	6771	1,3%
	Corpo d'água	0	0	0	0	34184	34184	6,6%
	Total (ha)	179880	13277	285145	6818	34184	519304	100,0%
	% área total	34,6%	2,6%	54,9%	1,3%	6,6%	100,0%	

A classe de formação natural não florestal aumentaria quase 2 mil ha no mesmo período, e a classe de área não vegetada aumentaria aproximadamente 47 ha nos 16 anos de

análise. No referente ao alcance das metas do PEAA as mudanças de uso da terra entre 2014 e 2018 foram avaliadas tanto para o ano de 2018 real (observado) quanto para o ano de 2018 simulado, considerando o desmatamento (em km²) e as emissões respectivas (em tCO₂eq) para mesmo período no estado do Pará (Tabela 4).

Tabela 4 - Contribuições do desmatamento e das emissões de gases de efeito estufa em 2018 real e simulado na área de estudo para os valores médios de 2014-2018 do Pará.

Ano 2018	Perda florestal		Emissões anuais provenientes de perda florestal 2014-2018 (tCO ₂ eq/ano) ^c	Contribuição anual - média estadual de 2441 km ² entre 2014 e 2018 ^d	Contribuição anual - média estadual de 186 milhões de tCO ₂ eq entre 2014 e 2018 ^e
	Total 2014-2018 (km ²) ^a	Taxa anual 2014-2018 (km ² /ano) ^b			
Real	295,25	73,81	5.624.513	3,02%	3,02%
Simulado	299,34	74,83	5.702.376	3,07%	3,07%

a. Somatório das áreas de floresta convertidas em outras classes considerando o ano de 2018 real e 2018 simulado.

b. Divisão do total 2014-2018 por 4 (intervalo em anos) para obtenção da taxa anual de desmatamento.

c. Proporção matemática, onde $1 \text{ km}^2 \text{ desmatado} = 76.200 \text{ tCO}_2\text{eq}$.

d. Contribuição de desmatamento comparada à taxa estadual de PRODES/INPE entre 2014 e 2018.

e. Contribuição de emissão de gases de efeito estufa comparada à emissão estadual no setor “mudança de uso da terra e florestas” entre 2014 e 2018 do PEAA.

A área de estudo possui aproximadamente 5193 km² (519 mil ha, ou 0,52 Mha), enquanto que o estado do Pará possui 1.245.870,704 km² (125 Mha). Portanto, em termos de abrangência territorial, a região estudada representa somente 0,42% do território paraense, mas foi responsável por emitir 3,02% dos gases de efeito estufa do Pará entre 2014 e 2018 em função do desmatamento. A conversão de floresta em outras classes de cobertura da terra nesse período emitiu 5,6 milhões de tCO₂eq/ano.

O ano de 2018 simulado obteve resultados próximos ao de 2018 real, com uma variação de apenas 4 km² de área desmatada entre 2014 e 2018, com emissões anuais da ordem de 5,7 milhões de tCO₂eq/ano e contribuição de 3,07% das emissões do Pará no mesmo período. Os cenários simulados para 2030 apontaram a possibilidade de redução significativa da cobertura florestal na área de estudo. Nesse sentido, a Tabela 5 contém os cálculos de perda florestal entre 2014 e 2030 para os três cenários (BAU, otimista e pessimista), assim como as contribuições anuais do desmatamento e da emissão de gases de

efeito estufa. Em outras palavras, exprime o quanto os três cenários contribuiriam, em %, para a meta do PEAA de desmatamento e emissão de gases de efeito estufa do Pará até 2030.

O cenário de conversão de floresta em outras classes de cobertura da terra seguindo a tendência de desmatamento de 2014 a 2018 (BAU) seria responsável por uma contribuição de 4,4% de desmatamento e emissões de gases de efeito estufa anuais do estado até 2030. Embora seja uma área substancialmente pequena em relação à área do Pará, essa região antropizada contribuiria com até 5,2 milhões de tCO₂eq/ano emitidos para a atmosfera em 16 anos.

Tabela 5 - Contribuições do desmatamento e das emissões de gases de efeito estufa anuais dos cenários simulados na área de estudo para o alcance da meta do PEAA em 2030.

Cenário 2030	Perda florestal		Emissões anuais provenientes de perda florestal 2014-2030 (tCO ₂ eq/ano) ^c	Contribuição anual para a meta de 1538,3 km ² até 2030 ^d	Contribuição anual para a meta de 117 milhões de tCO ₂ eq até 2030 ^e
	Total 2014-2030 (km ²) ^a	Taxa anual 2014-2030 (km ² /ano) ^b			
BAU	1083,79	67,74	5.161.554	4,40%	4,41%
Otimista	901,37	56,34	4.292.782	3,66%	3,67%
Pessimista	1251,57	78,22	5.960.592	5,09%	5,09%

a. Somatório das áreas de floresta convertidas em formação natural não florestal, agropecuária ou área não vegetada entre 2014 e 2030 nos três cenários propostos.

b. Divisão do total 2014-2030 por 16 (número de saltos temporais, em anos) para obtenção da taxa anual de desmatamento.

c. Proporção matemática, onde 1 km² desmatado = 76.200 tCO₂eq.

d. Contribuição de desmatamento comparada à taxa estadual de PRODES/INPE - PEAA estimada até 2030;

e. Contribuição de emissão de gases de efeito estufa comparada à emissão estadual no setor “mudança de uso da terra e florestas” até 2030 do PEAA.

No cenário otimista (redução de 20% da taxa de desmatamento em relação ao BAU), infere-se que a área de estudo contribuiria com 3,7% da taxa de desmatamento e emissão de gases de efeito estufa anuais do Pará até 2030. Neste cenário, um total de 901,37 km² seriam desmatados em 16 anos, com uma taxa líquida anual de desmatamento da ordem de 56,34 km²/ano. Essa perda florestal emitiria 4,3 milhões de tCO₂eq/ano nesse período.

Em um cenário pessimista (aumento de 20% da taxa de desmatamento em relação ao BAU), depreende-se que a região estudada poderia contribuir com até 5,1% do desmatamento e das emissões de gases de efeito estufa anuais do Pará até 2030. Esse desmatamento seria da ordem de 1251,57 km² em 16 anos, ou ainda 78,22 km²/ano. Ressalta-se que, neste cenário,

somente o desmatamento da região estudada seria responsável pela emissão de 6 milhões de tCO₂eq/ano durante 16 anos.

Para fins de comparação, o SEEG-Brasil estimou que o estado do Pará emitiu, para os setores de resíduos sólidos (3,1 MtCO₂eq) e processos industriais (1 MtCO₂eq), aproximadamente 4,1 milhões de tCO₂eq em 2022. Em outras palavras: mesmo sob uma condição otimista e considerando apenas as alterações de uso e cobertura da terra em uma pequena faixa no Nordeste Paraense, o desmatamento é capaz de emitir gases de efeito estufa que outros dois setores relevantes e também responsáveis por emissões nessa mesma jurisdição (SEEG, 2022).

Finalmente, é importante ressaltar que neste estudo foi analisada apenas a emissão de gases de efeito estufa em função do desmatamento, e não foram considerados outros aspectos de degradação ambiental também responsáveis pela emissão desses gases, como fogo, efeito de borda, corte seletivo etc. (Aragão *et al.*, 2018; Gatti *et al.*, 2021; Silva Junior *et al.*, 2021). Ademais, aspectos de sequestro de carbono, como regeneração natural e reflorestamento, não foram considerados, embora o Plano de Recuperação da Vegetação Nativa do Estado do Pará (PRVN-PA) considere esses fatores importantes tanto para redução da emissão de gases de efeito estufa quanto para o alcance da meta de recuperação de 56.500 km² (5,65 Mha) de vegetação até 2030 no território paraense.

No referente as bacias hidrográficas os cenários demonstram perda do potencial hídrico com a significativa supressão das APPs, mesmo na condição mais otimista. Tal condição impacta as condições de recarga das águas superficiais e subterrâneas, favorecendo as perdas por evaporação e incremento do escoamento superficial, que dada as condições de solo exposto, pode resultar no aumento do potencial erosivo e alterar a oferta hídrica pela alteração qualitativa das águas (Tanaka *et al.*, 2016; Cavalcante *et al.*, 2021). Desta forma, a recuperação de áreas prioritárias à conservação florestal e a sustentabilidade hídrica da bacia mostram-se essenciais para as perspectivas futuras da região.

Considerações finais

Os resultados obtidos para as bacias hidrográficas costeiras do nordeste paraense identificaram que, independentemente do cenário gerado, há uma tendência de aumento da perda florestal na região até 2030. Paralelamente a este impacto, poderão ocorrer emissões de gases de efeito estufa consideráveis – embora a região estudada represente menos de 0,5% do

território paraense, sua contribuição de emissões poderá variar entre 3,67% e 5,09% da meta estadual de 117 milhões de tCO₂eq emitidos até 2030, preconizada no PEAA.

O PEAA e o PRVN têm direcionado esforços para a mitigação das emissões de gases de efeito estufa para atmosfera de forma integrada, sistemática e transversal. Essas políticas podem oferecer meios que viabilizem soluções para regiões antropizadas, como o Nordeste Paraense. Assim, as bacias hidrográficas estudadas podem passar por melhorias ambientais, a exemplo da recuperação e restauração de ecossistemas locais e garantia da disponibilidade hídrica em qualidade e quantidade.

As áreas de preservação permanente e de reserva legal devem ser priorizadas nesse processo para garantir a qualidade e quantidade de recursos hídricos, a melhoria do solo e promover a formação de corredores ecológicos. Esse conjunto de fatores poderão aumentar a oferta de serviços ecossistêmicos, como o sequestro de carbono, e as condições de segurança hídrica para os municípios formadores da região.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, C. M. D.; MONTEIRO, A. M. V.; CÂMARA, G.; SOARES-FILHO, B. S.; CERQUEIRA, G. C.; PENNACHIN, C. L.; BATTY, M. GIS and remote sensing as tools for the simulation of urban land-use change. **International Journal of Remote Sensing**, v. 26, n. 4, p. 759-774, 2005. <https://doi.org/10.1080/01431160512331316865>
- ANDRADE, Á. D. S.; RIBEIRO, S. D. C. A.; PEREIRA, B. W. D. F.; BRANDÃO, V. V. P. Fragmentação da vegetação da bacia hidrográfica do Rio Marapanim, nordeste do Pará. **Ciência Florestal**, v. 30, n. 2, p. 406, 2020a. <https://doi.org/10.5902/1980509835074>
- ANDRADE, Á. S.; PONTES, A. N.; RIBEIRO, S. D. C. A.; FREITAS PEREIRA, B. W.; BRANDÃO, V. V. P.; BEZERRA, P. E. S. Alterações ambientais na Bacia Hidrográfica do rio Marapanim, Pará. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, v. 13, n. 2, p. 208, 2018.
- ARAGÃO, L. E.; ANDERSON, L. O.; FONSECA, M. G. *et al.* 21st Century drought-related fires counteract the decline of Amazon deforestation carbon emissions. **Nature Communications**, v. 9, n. 1, 2018. <https://doi.org/10.1038/s41467-017-02771-y>
- ASSIS, L. F. F. G.; FERREIRA, K. R.; VINHAS, L.; MAURANO, L.; ALMEIDA, C.; CARVALHO, A.; RODRIGUES, J.; MACIEL, A.; CAMARGO, C. TerraBrasilis: A spatial data analytics infrastructure for large-scale thematic mapping. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 8, n. 11, p. 513, 2019. <https://doi.org/10.3390/ijgi8110513>
- BAKER, W. L. A review of models of landscape change. **Landscape Ecology**, v. 2, n. 2, p. 111-133, 1989. <https://doi.org/10.1007/BF00137155>

BARNI, P.; BARBOSA, R. I.; MANZI, A. O.; FEARNSSIDE, P. M. Simulated deforestation versus satellite data in Roraima, Northern Amazonia, Brazil. **Sustainability in Debate**, v. 11, n. 2, p. 78–94, 2020.

BELL, E. J.; HINOJOSA, R. C. Markov analysis of land use change: continuous time and stationary processes. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 11, n. 1, p. 13–17, 1977.

BRANCO, T. L.; ALMEIDA, C. M.; FRANCISCO, C. N. Spatial dynamic modelling of land use and land cover change in the Ilha Grande Bay Watershed - Rio de Janeiro, Brazil: a focus on native communities and conservation units. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 74, n. 1, p. 137–158, 2022. <https://doi.org/10.14393/rbcv74n1-59436>

CAVALCANTE, J. D. C.; LIMA, A. M. M. D.; SILVA, J. C. C. D.; HOLANDA, B. S. D.; ALMEIDA, C. A. Temporal analysis of the mangrove forest at the Mocajuba River Hydrographic Basin-Pará. **Floresta e Ambiente**, v. 28, n. 2, p. 1–14, 2021.

DNIT. Repositório de infraestrutura. Disponível em: <http://servicos.dnit.gov.br/dnitcloud/>. Acesso em: 28 de ago. de 2021.

DUTRA, V. A. B.; VANCINE, M. H.; LIMA, A. M. M.; TOLEDO, P. M. Dinâmica da paisagem e fragmentação de ecossistemas em três bacias hidrográficas na Amazônia Oriental entre 1985 e 2019. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 16, n. 2, p. 936–949, 2023.

GAMA, L. H. O. M.; ALMEIDA, A. S.; PAIVA, P. F. P. R.; SILVA JR, O. M.; NAHUM, J. S. Cenários futuros de desmatamento na Floresta Nacional do Jamanxim-PA. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 75, 2023. <http://dx.doi.org/10.14393/rbcv75n0a-62835>

GATTI, L. V.; BASSO, L. S.; MILLER, J. B. *et al.* Amazonia as a carbon source linked to deforestation and climate change. **Nature**, v. 595, n. 7867, p. 388–393, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03629-6>

GOODACRE, A. K.; Bonham-Carter, G. F.; Agterberg, F. P.; Wright D. F. A statistical analysis of the spatial association of seismicity with drainage patterns and magnetic anomalies in western Quebec. **Tectonophysics**, v. 217, n. 3–4, p. 285–305, 1993. [https://doi.org/10.1016/0040-1951\(93\)90011-8](https://doi.org/10.1016/0040-1951(93)90011-8)

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing of Environment**, v. 202, p. 18–27, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>

HAGEN, A. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. **Int. Journal of Geographical Information Science**, v. 17, n. 3, p. 235–249, 2003. <https://doi.org/10.1080/13658810210157822>

HAN, H.; YANG, C.; SONG, J. Scenario simulation and the prediction of land use and land cover change in Beijing, China. **Sustainability**, v. 7, n. 4, p. 4260–4279, 2015. <https://doi.org/10.3390/su7044260>

HU, Y.; BATUNACUN; ZHEN, L.; ZHUANG, D. Assessment of land-use and land-cover change in Guangxi, China. **Scientific Reports**, v. 9, n. 1, p. 1–13, 2019. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-38487-w>

HUFFMAN, G. J.; STOCKER, E. F.; BOLVIN, D.T.; NELKIN, E. J.; TAN, J. **GPM IMERG Final Precipitation L3: 1 month 0.1 degree x 0.1 degree V06**, Greenbelt, MD, Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC). 2023. <https://doi.org/10.5067/GPM/IMERG/3B-MONTH/07>.

HÜLSMANN, S.; SUŠNIK, J.; RINKE, K.; LANGAN, S.; VAN WIJK, D.; JANSSEN, A. B.; MOOIJ, W. M. Integrated modelling and management of water resources: the ecosystem perspective on the nexus approach. **Current Opinion in Environmental Sustainability**, v. 40, n. July, p. 14–20, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2019.07.003>

IBGE; ANA. **Bacias hidrográficas do Brasil – BHB250 – documentação**. Rio de Janeiro: [s.n.]. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/>. Acesso em: 21 de out. de 2023.

ICMBIO. **Dados geoestatísticos das unidades de conservação federais**. 2021. Disponível em: <https://www.icmbio.gov.br/portal/geoprocessamentos>. Acesso em: 23 de mar. de 2021.

LAURANCE, W. F.; ALBERNAZ, A. K.; SCHROTH, G.; FEARNSIDE, P. M.; BERGEN, S.; VENTICINQUE, E. M.; COSTA, C. Predictors of deforestation in the Brazilian Amazon. **Journal of Biogeography**, v. 29, p. 737–748, 2002. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2699.2002.00721.x>

MAPBIOMAS. **MapBiomias Project**: Collection 8.0. Disponível em: <https://mapbiomas.org/>. Acesso em: 25 de jun. de 2023.

MAZY, F.-R.; LONGARETTI, P.-Y. Towards a generic theoretical framework for pattern-based LUCC modeling: allocation revisited: formal foundations and bias identification. **Environmental Modelling and Software**, v. 166, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105706>

NASA JPL. **NASADEM**: Merged DEM Global 1 arc second V001. 2020. https://doi.org/10.5067/MEASURES/NASADEM/NASADEM_HGT.001

OLIVEIRA, W. L.; NERO, M. A. Simulação de desmatamento com base na influência do aumento e redução de áreas protegidas com estimativa de emissão de CO₂. **Boletim Goiano de Geografia**, v. 43, n. 01, 20 out. 2023. <https://doi.org/10.5216/bgg.v43i01.69343>

QGIS.ORG. **QGIS Geographic Information System**. Disponível em: <http://www.qgis.org>. Acesso em: 10 de jan. de 2021.

REIMUTH, A.; HAGENLOCHER, M.; YANG, L. E.; KATZSCHNER, A.; HARB, M.; GARSCHAGEN, M. Urban growth modeling for the assessment of future climate and disaster risks: approaches, gaps and needs. **Environmental Research Letters**, v. 19, n. 1, 2024. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ad1082>

SANTOS, L. B.; SANTOS COELHO, A.; BEZERRA, F. G. S.; RODRIGUES, M. N. Fatores que influenciam na modelagem de uso da terra da bacia hidrográfica do Rio Marapanim, Pará. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 7, p. 3370–3394, 2020.

SCHNEIDER, T.; BEHERA, S.; BOCCALETTI, G. *et al.* Harnessing AI and computing to advance climate modelling and prediction. **Nature Climate Change**, v. 13, n. 9, p. 887–889, 2023. <https://doi.org/10.1038/s41558-023-01769-3>

SEIRH. **Base hidrográfica estadual:** ottocodificação, ottobacias, divisão hidrográfica e APPs hídricas estaduais. 2021. Disponível em: <http://monitoramento.semas.pa.gov.br>. Acesso em: 15 de fev. de 2021.

SILVA JUNIOR, C. H. L.; CARVALHO, N. S.; PESSÔA, A. C. *et al.* Amazonian forest degradation must be incorporated into the COP26 agenda. **Nature Geoscience Nature Research**, v. 14, p. 634–635, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41561-021-00823-z>

SIQUEIRA-GAY, J.; YANAI, A. M.; LESSMANN, J.; PESSÔA, A. C. M.; BORJA, D.; CANOVA, M.; BORGES, R. C. Pathways to positive scenarios for the Amazon forest in Pará state, Brazil. **Biota Neotropica**, v. 20, p. 1–18, 2020. <https://doi.org/10.1590/1676-0611-BN-2019-0905>

SOARES FILHO, B. S.; NEPSTAD, D. C.; CURRAN, L. M. *et al.* Modelling conservation in the Amazon basin. **Nature**, v. 440, n. 7083, p. 520–523, 2006. <https://doi.org/10.1038/nature04389>

SOARES-FILHO, B. S.; CERQUEIRA, G. C.; ARAÚJO, W. L.; VOLL, E. Modelagem de dinâmica de paisagem: concepção e potencial de aplicação de modelos de simulação baseados em autômato celular. **Megadiversidade**, v. 3, n. 1–2, p. 74–86, dez. 2007.

SOARES-FILHO, B. S.; CERQUEIRA, G. C.; PENNACHIN, C. L. DINAMICA-a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. **Ecological Modelling**, v. 154, n. 3, p. 217–235, 2002. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00059-5](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00059-5)

SOARES-FILHO, B. S.; OLIVEIRA, U.; FERREIRA, M. N.; MARQUES, F. F. C.; OLIVEIRA, A. R.; SILVA, F. R.; BÖRNER, J. Contribution of the Amazon protected areas program to forest conservation. **Biological Conservation**, v. 279, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2023.109928>;

SOUZA JR, C. M.; Z. SHIMBO, J.; ROSA, M. R. *et al.* Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 2735, 2020. <https://doi.org/10.3390/rs12172735>

TANAKA, M. O.; SOUZA, A. L. T.; MOSCHINI, L. E.; OLIVEIRA, A. K. Influence of watershed land use and riparian characteristics on biological indicators of stream water quality in southeastern Brazil. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v. 216, p. 333–339, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2015.10.016>

XIMENES, A. C.; ALMEIDA, C. M.; AMARAL, S.; ESCADA, M. I. S.; AGUIAR, A. P. D. Modelagem dinâmica do desmatamento na Amazônia. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 14, n. 3, p. 370–391, 2008.