



Modelagem Dinâmica Espacial das Áreas de Cultivo de Soja no Município de Paragominas-PA

Spatial Dynamic Modeling of Soybean Cultivation Areas in the Municipality of Paragominas-PA, Brazil

Thais Elaine Pereira de Sousa¹, Cláudia Maria de Almeida² e Rodrigo de Campos Macedo³

¹ Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Brasil. thais.sousa@ufpr.br.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3554-1427>

² Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil. claudia.almeida@inpe.br.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6523-3169>

³ Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Brasil. rodrigo.macedo@ufpr.br.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5345-7149>

Recebido: 09.2024 | Aceito: 05.2025

Resumo: A área de estudo, situada na região sudeste do estado do Pará, corresponde ao município de Paragominas, o qual possui uma economia baseada na produção agroindustrial. Este trabalho teve como objetivo gerar simulações espaciais de mudanças de uso e cobertura da terra no município correspondentes ao intervalo de 2014 a 2020, objetivando em última instância realizar a simulação das futuras mudanças da paisagem no horizonte de 2030. Para a análise da dinâmica da paisagem, foram utilizados mapeamentos anuais de uso e cobertura da terra disponibilizados pelo MapBiomass e TerraClass. A etapa de modelagem foi realizada na plataforma Dinamica EGO por meio do método de pesos de evidência. Foram consideradas as classes de transição com transformações significativas dentro do período de estudo em análise, dando-se enfoque às transformações relacionadas principalmente ao ciclo de plantio da soja. Assim sendo, tiveram enfoque classes como formação florestal, pastagem e outros cultivos agrícolas, onde foram observados padrões de sucessões de diferentes coberturas. Obteve-se um valor satisfatório de similaridade *fuzzy* para o mapa simulado de 2020, e a modelagem de uso e cobertura da terra demonstra que o cultivo da soja expande-se prioritariamente sobre as áreas de pastagem, outros cultivos e vegetação secundária, e em menor escala, em áreas de vegetação primária. O prognóstico estacionário para o ano de 2030 consolida estas tendências, indicando a necessidade de medidas e ações de políticas ambientais mais efetivas para o gerenciamento do uso e cobertura da terra, que assegurem a preservação de florestas primária e secundária.

Palavras-chave: Mudanças de Uso e Cobertura da Terra. Métodos de Pesos de Evidência. Autômatos Celulares.

Abstract: The study area, located in the southeastern region of the state of Pará, corresponds to the municipality of Paragominas, the economy of which is based on agribusiness. This study aimed to generate spatial simulations of land use and land cover change in this municipality for the period from 2014 to 2020, ultimately aiming to simulate future landscape changes projected for 2030. For the landscape dynamics analysis, annual land use and land cover maps provided by MapBiomass and TerraClass were utilized. The modeling stage was conducted using the Dinamica EGO platform through the weights of evidence method. Transition classes with meaningful transformations within the study period were considered, with a focus on changes primarily related to the soybean planting cycle. Thus, classes such as forest formation, pasture, and other agricultural crops were emphasized, where patterns of succession between different land covers were observed. A satisfactory fuzzy similarity index value was obtained for the simulated 2020 map, and the land use and land cover modeling demonstrated that soybean cultivation primarily expands over pasture areas, other crops, and secondary vegetation, with lesser expansion into primary vegetation areas. The stationary projection for 2030 consolidates these trends, highlighting the need for more effective environmental policies and management actions to ensure the preservation of primary and secondary forests.

Keywords: Land Use and Land Cover Change. Weights of Evidence Method. Cellular Automata.

1 INTRODUÇÃO

O bioma amazônico vem sofrendo contínuas mudanças de cobertura da terra, advindas potencialmente do uso agrícola. Em especial, pode-se destacar a expansão da área de cultivo de soja. Segundo a EMBRAPA (2024), a cultura da soja foi a que mais cresceu no país nos últimos 50 anos, aumentando 18 vezes neste período, caracterizando o Brasil como um dos líderes mundiais na produção deste grão. Em consonância com este avanço da fronteira agrícola e a consolidação de atividades produtivas em determinadas áreas na Amazônia, estas modificações podem ser percebidas, com maior evidência, no estado do Pará (Duarte & Carneiro, 2017).

Na safra 2022/23, o volume estimado foi de 154,6 milhões de toneladas, 23,2% a mais do que na etapa anterior e 10,9% acima do nível mais alto atingido até então, no período 2020/21 (CONAB, 2023), sendo que o estado do Pará foi responsável pela produção de 2.878 toneladas de soja. Na região de Paragominas, que é um dos principais polos produtores de grãos do estado, foram colhidas 233 toneladas do grão. Segundo Duarte e Carneiro (2017), o município possui o diferencial de modernização das propriedades, cujos produtores de soja, normalmente, apresentam elevado nível tecnológico.

O levantamento sistemático e preciso das áreas agricultáveis no país, juntamente com demais classes de uso e cobertura da terra, tem sido empreendido por mapeamento regular com base em imagens orbitais. Um exemplo neste sentido são os mapas anuais de uso e cobertura da terra do MapBiomias, produzidos a partir da classificação pixel a pixel de imagens de satélites da série Landsat, e mais recentemente, do satélite Sentinel-2. Todo o processo é feito com algoritmos de aprendizagem de máquina através da plataforma Google Earth Engine, que permite um massivo mapeamento do território em um curto espaço de tempo (MapBiomias, 2024a).

O projeto TerraClass, por sua vez, inicialmente teve como objetivo específico produzir uma visão, com base científica e imparcial, sobre o uso e ocupação das áreas desflorestadas da Amazônia Legal no ano de 2008, a fim de estabelecer um novo ponto de partida para a compreensão da realidade que se configura nessa porção do território nacional (Coutinho et al., 2013). Atualmente, o projeto visa qualificar as dinâmicas que sucedem o desflorestamento na Amazônia Legal e Cerrado.

Dados multitemporais de uso e cobertura da terra, a exemplo dos fornecidos pelo MapBiomias e TerraClass, podem alimentar modelos dinâmicos espaciais, os quais se destinam não somente a simular mudanças de uso e cobertura pretéritas, como também prever essas dinâmicas em horizontes de tempo futuros. Segundo Wegener et al. (1986), um modelo se denomina dinâmico se ele possui uma dimensão temporal explícita, se suas entradas e saídas variam com o tempo, e se seus estados dependem de estados anteriores. Esses modelos constituem-se em uma representação matemática de processos do mundo real, em que uma localização na superfície terrestre muda em resposta a variações em suas forças direcionadoras (Burrough, 1998).

A partir de uma escala espacial e temporal, podem ser conjecturados cenários com base em certas premissas e levando-se em consideração as mudanças efetivamente ocorridas no uso e cobertura da terra. Neste contexto, este estudo tem como objetivo simular alterações futuras de uso e cobertura da terra no município de Paragominas-PA, considerando-se as transformações ocorridas na paisagem entre 2014 e 2020, e com base no conhecimento adquirido a partir da calibração nesse período, será gerado um cenário preditivo para 2030.

2 BREVE REVISÃO TEÓRICA

Informações acerca de uso e cobertura da terra e de sua evolução ao longo do tempo são essenciais para análises ambientais. Primordiais para a compreensão dos padrões de organização do espaço, a racionalização e mensuração das mudanças de caráter territorial subsidiam os mais diversos mecanismos de gestão, sendo também base para avaliação e mitigação de riscos e desastres naturais e antrópicos (Sefrin et al., 2021).

O estudo deste tópico parte inicialmente do desmembramento dos conceitos dos termos “uso” e “cobertura”. Comumente lidos conjuntamente, estas palavras carregam e agregam diferentes visões acerca do espaço, e conforme afirma Encarnação et al. (2010), escondem uma temática bastante complexa, em nível

teórico e prático. Na sequência, apresentam-se algumas conceituações neste sentido.

Cobertura da terra é um termo referente às estruturas naturais ou antrópicas que recobrem a superfície terrestre, ou seja, relaciona-se com a natureza física ou forma da superfície terrestre e pode ser visualmente identificada por técnicas de observação da Terra tradicionais ou por técnicas de sensoriamento remoto (Encarnação et al., 2010). O uso da terra é conceituado como a destinação a qual esta é submetida, ou seja, agrega padrão de funcionalidade. Segundo Macedo (2013), o uso perpassa os valores aplicados a atividades antrópicas relacionadas a uma extensão de terra, com a intenção de obter produtos e benefícios através da utilização dos recursos, ou seja, está relacionado à função socioeconômica.

Diferentes classes de uso e cobertura podem ser identificadas, espacializadas em mapas, caracterizadas e quantificadas, podendo descrever não somente a situação atual de uma paisagem, como também as mudanças ocorridas durante os diferentes períodos analisados (Oliveira, 2015). Entre as metodologias de mapeamento destas classes, destaca-se o sensoriamento remoto, ancorado na disponibilidade de imagens de satélite de uma mesma região da superfície terrestre ao longo do tempo, permitindo a realização de comparações dos dados de diferentes períodos, operando tanto em uma dimensão temporal quanto espacial.

Alterações de uso e cobertura da terra significam mudanças nas suas proporções e, ao se quantificarem essas transformações no tempo e espaço, é possível obter potenciais indicadores-chaves, pois agregam diversos aspectos bióticos e abióticos (Macedo et al., 2013). Para Briassoulis (2020), essa dinâmica de uso e cobertura significa transformações quantitativas na área de uma dada classe. Para haver mudança, é necessária também a conversão de um uso para outro, ou ainda a intensificação de ocupação do mesmo uso, e assim o uso da terra pode modificar um sistema formador da paisagem.

Além do estudo dos fenômenos de transição das paisagens em suas classes de uso e cobertura da terra, os modelos dinâmicos espaciais permitem a geração de cenários futuros ao se tentar replicar padrões e taxas de evolução da paisagem. Em vista disso, os modelos de simulação procuram descrever os processos pretéritos de uso e cobertura da terra, para então prever os cenários futuros (Ferrari, 2008).

Os modelos dinâmicos espaciais podem ser classificados como determinísticos ou estocástico-probabilísticos. Segundo Soares-Filho (1998), enquanto os modelos determinísticos são representados por regras booleanas, cláusulas “*if-then*” ou equações que incluem pelo menos um termo derivado no tempo, os modelos estocástico-probabilísticos utilizam variáveis randômicas que dependem de fatores aleatórios.

A modelagem dinâmica espacial foi possibilitada pelo advento do paradigma de autômatos celulares (AC). Adami (2011) conceitua AC como sistemas espaciais, cujas unidades são normalmente definidas como células, as quais podem assumir vários estados segundo regras de transição predefinidas e aplicáveis a todo o sistema, sujeitando-se à influência de outras células em sua vizinhança imediata. Autômatos celulares podem ser entendidos inicialmente como sistemas dinâmicos discretos no espaço e no tempo, propriedades igualmente válidas a seus atributos (variáveis de estado). Suas interações podem ser consideradas locais, pois dependem apenas de cada uma de suas unidades componentes e suas vizinhanças imediatas (Kronemberger, 2007).

Segundo Adami (2011), os autômatos celulares consistem em um sistema discreto aleatório, onde é configurado um grupo de células que apresentam determinados valores ou estados. Estes componentes são condicionados a um estado de evolução determinado pelo estado atual das células vizinhas, e a um conjunto de regras que são comuns a todas as células no mesmo instante de tempo. Os estados das células ao redor da célula-foco são fundamentais para projetar sua característica após determinado intervalo temporal.

O Dinamica EGO é uma plataforma baseada em modelagem dinâmica espacial que utiliza autômatos celulares para sua execução. Para a modelagem de uso e cobertura da terra, é necessária a entrada de mapas de paisagem de diferentes períodos. Além destes, também se dá a entrada de variáveis espaciais dinâmicas e estáticas, levando-se em consideração outros parâmetros que são necessários à composição dos dados de entrada: as taxas anuais de transição, tempo mínimo de permanência em cada estado, porcentagens de transição alocadas para cada um dos algoritmos de transição desenvolvidos, entre outros (Soares-Filho et al., 2007).

Soares-Filho (1998) diferencia as variáveis estáticas das dinâmicas, sendo que as primeiras se referem a mapas pertinentes a características humanas e físicas da paisagem, ao passo que as variáveis dinâmicas se referem a mapas de distância a certas classes de uso e cobertura da terra. Essas variáveis, por sua vez, sofrem alterações a cada iteração do programa, que são continuamente atualizadas de modo a influenciar o cálculo das probabilidades de transição na próxima iteração, e, portanto, a cada passo de tempo da simulação, ocorrem

mudanças no estado (classe de uso e cobertura da terra) das células, alterando assim a distribuição das classes, sendo que as distâncias às mesmas são recalculadas para os passos de tempo seguintes da simulação (Almeida et al., 2005).

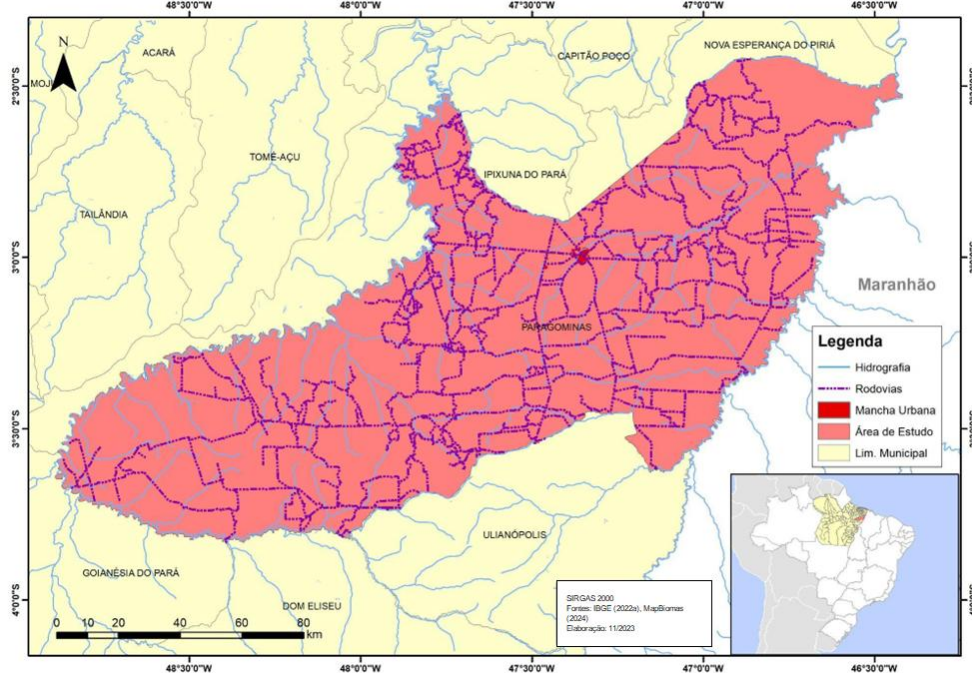
Há um reduzido número de trabalhos na literatura que abordam a modelagem dinâmica espacial da expansão da cultura da soja na Amazônia brasileira (Frey et al., 2018; Leite-Filho et al., 2024; Osis et al., 2024). Frey et al. (2024) simularam como a expansão em investimentos de infraestrutura impactaria a ocorrência de cultivo de soja na Amazônia Legal brasileira. As simulações foram feitas para o período de 2006 a 2014 e foram validadas para o período de 2014 a 2017, segundos as quais os autores constataram que haveria um aumento considerável na conversão de pastos e florestas para soja, elevando substancialmente as emissões de CO₂.

Leite-Filho et al. (2024) conduziram um estudo para determinar os impactos climáticos resultantes de conversão de floresta em sistemas de duplo-cultivo de soja-milho e concluíram que estas mudanças intensificam os riscos de mudanças climáticas em escala local e regional, com impactos mais pronunciados na escala regional. Por fim, Osis et al. (2016) conduziram simulações de dinâmica de uso do solo especificamente no município de Paragominas para o período de 2004 a 2013, sem diferenciação do cultivo de soja em relação à classe agricultura. Os resultados destes autores indicaram desmatamentos relacionados a atividades pecuárias e à expansão da soja preferencialmente sobre pastos já existentes e sobre solos argilosos, reduzindo a disponibilidade de pastos sobre estes tipos de solo. De forma diversa dos trabalhos acima reportados, o presente trabalho enfoca o cultivo da soja nas dinâmicas territoriais em Paragominas.

3 MATERIAL E MÉTODOS

O município de Paragominas, criado em 1965, possui 1.934.260 ha e uma população estimada de 105.550 hab. (IBGE, 2022a). Sua sede municipal está limitada pelas coordenadas geográficas: 03°00'00" S e 47°21'30" W. Este município constitui-se em um microcosmo da Amazônia, contendo, nas suas fronteiras, áreas dedicadas à exploração madeireira, à pecuária e à agricultura. Pertence à Mesorregião Sudeste Paraense e à Microrregião de Paragominas (Figura 1).

Figura 1- Localização da área de estudo.



Elaboração: Os autores (2024).

O município compreende extensas florestas, áreas de reflorestamento, campos e plantios agrícolas. Segundo Araújo et al. (2018), o clima é do tipo mesotérmico e úmido. A temperatura média anual é elevada, em torno de 25° C. A região possui uma topografia com níveis altimétricos apresentando pouca variação.

Apresenta tabuleiros relativamente elevados e aplainados e formas colinosas fortemente dissecadas em formações sedimentares (RADAMBRASIL, 1973).

A geologia do município é representada pela Formação Itapecuru, do Cretáceo, que apresenta arenitos, predominantemente vermelhos, finos, caulínicos; argilitos vermelhos laminados e calcário margoso fossilífero. Existe, ainda, a presença de sedimentos do Terciário, Barreiras e Quaternários subatual e recente (Araújo et al., 2018). O município apresenta Latossolo Amarelo de textura muito argilosa, Latossolo Amarelo de textura argilosa, Concrecionários Lateríticos de textura argilosa e Areias Quartzosas. Em sua maioria, possuem baixa fertilidade natural, no entanto, possuem boas propriedades físicas.

A base cartográfica foi reunida principalmente com dados disponíveis por órgãos federais, como as bases de municípios, malha rodoviária, rede hidrográfica (IBGE, 2022b), mapas de uso e cobertura da terra (MapBiomass, 2024b; TerraClass, 2024), e modelo digital de elevação SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) (NASA, 2000). Os polígonos de vegetação primária e secundária, de pastagem e de silvicultura foram extraídos do TerraClass e mosaicados aos demais polígonos das outras classes de uso e cobertura da terra providos do MapBiomass. As características dos arquivos e configurações geoespaciais podem ser observadas no Quadro 1.

Quadro 1- Dados e *softwares* utilizados.

Dado	Tipo	Escala/Resolução	Fonte
Mapa de Uso e Cobertura da Terra	Raster	30m	MapBiomass (2024b)
Mapa de Uso e Cobertura da Terra	Vetor	1:250.000	TerraClass (2024)
Mapa Litológico	Raster	1:250.000	IBGE (2022b)
Mapa de Aptidão Agrícola	Vetor	1:250.000	EMBRAPA (1999)
Modelo Digital de Elevação	Raster	30 m	NASA (2024)
Rede Rodoviária	Vetor	1:250.000	IBGE (2022b)
Rede Hidrográfica	Vetor	1:250.000	IBGE (2022b)
Software	Etapas	Funções	
ArcGIS 10.4	Pré-processamento	Reprojeção cartográfica; recorte da área de trabalho; reamostragem espacial, determinação de distância euclidiana.	
Idrisi 3.2	Pré-processamento	Reclassificação; tabulação cruzada, correção de classes de transição.	
QGIS 3.28	Calibração	Cálculo de métricas da paisagem.	
Dinamica EGO 7 e 8	Pré-processamento; Processamento; Calibração; Simulação; Validação.	Matriz de transição; intervalos dos pesos de evidência; correlação de variáveis; execução das simulações; calibração; validação.	

Elaboração: Os autores (2024).

Para as etapas de pré-processamento, foram utilizados os *softwares* ArcMap e Idrisi. Foi realizada correção prévia de classificação dos mapas de uso e cobertura da terra (no Idrisi), processo este feito por meio da determinação das classes com a ferramenta *Assign*, com entrada da camada *raster* e um arquivo de texto com os valores de reclassificação. Na sequência, foi feita a tabulação cruzada entre os mapas de 2014 e 2020 através da ferramenta *CrossTab*, sendo que neste processo foram excluídas transições irrelevantes espacialmente e transições espúrias (p. ex.: Mineração para Pastagem, Infraestrutura Urbana para Pastagem, entre outras), o que resultou, ao final do processo, no mapa de transições (ou mapa dos processos de mudanças). Em vista de o período de análise compreender seis anos, as transições de Pastagem ou Outros Cultivos com

destino a Vegetação Natural Florestal Primária foram desconsideradas, visto que o processo de regeneração que assegura essas transições excede a seis anos.

Considerando-se que o Dinamica EGO opera exclusivamente com dados matriciais, fez-se necessária a conversão de dados vetoriais (estradas principais e hidrografia). Para a determinação dos mapas de distância, foi utilizada a ferramenta *Euclidean Distance*, presente na caixa de ferramentas do *software* ArcGIS 10.4. Além disso, foram criados mapas de Altimetria e Declividade, integrando assim as variáveis estáticas contínuas do modelo.

Os dados matriciais utilizados na etapa de modelagem adotaram resolução de 30 m, contendo 9.192 colunas e 5.296 linhas. A padronização da resolução foi feita pela ferramenta *Resample*, quando necessária. A reprojeção dos *rasters* foi realizada pela ferramenta *Reproject Raster*, e a transformação de bits foi feita por meio da ferramenta *Copy Raster*, todos eles disponíveis na caixa de ferramentas do *ArcMap*. Exemplos de mapas de variáveis estáticas, contínuas e categóricas (Litologia e Aptidão Agrícola), bem como variáveis dinâmicas (Mapas de Distância), são apresentados na Figura 2.

Inicialmente, os mapas de uso e cobertura da terra foram submetidos a uma tabulação para fornecerem as taxas de transição. Os mapas de distâncias e mapas categóricos foram inseridos em um único arquivo, formando um cubo de dados *raster*. O objetivo do cubo *raster* é reunir os mapas de variáveis estáticas em um arquivo multicamadas, o qual é criado pelo próprio Dinamica EGO por meio da combinação de operadores ou rotinas, também denominados como *functors*: *Load Map*, *Creat Cube Map* e *Save Map*.

As etapas para a construção do modelo de simulação de uso e cobertura da terra (LUCC) no *software* Dinamica EGO segue a seguinte sequência: determinação da matriz de transição; discretização das variáveis contínuas, tanto estáticas quanto dinâmicas; cálculo dos pesos de evidência; análise da dependência espacial entre variáveis; simulação e calibração do modelo; validação e, por fim, a simulação de um cenário futuro.

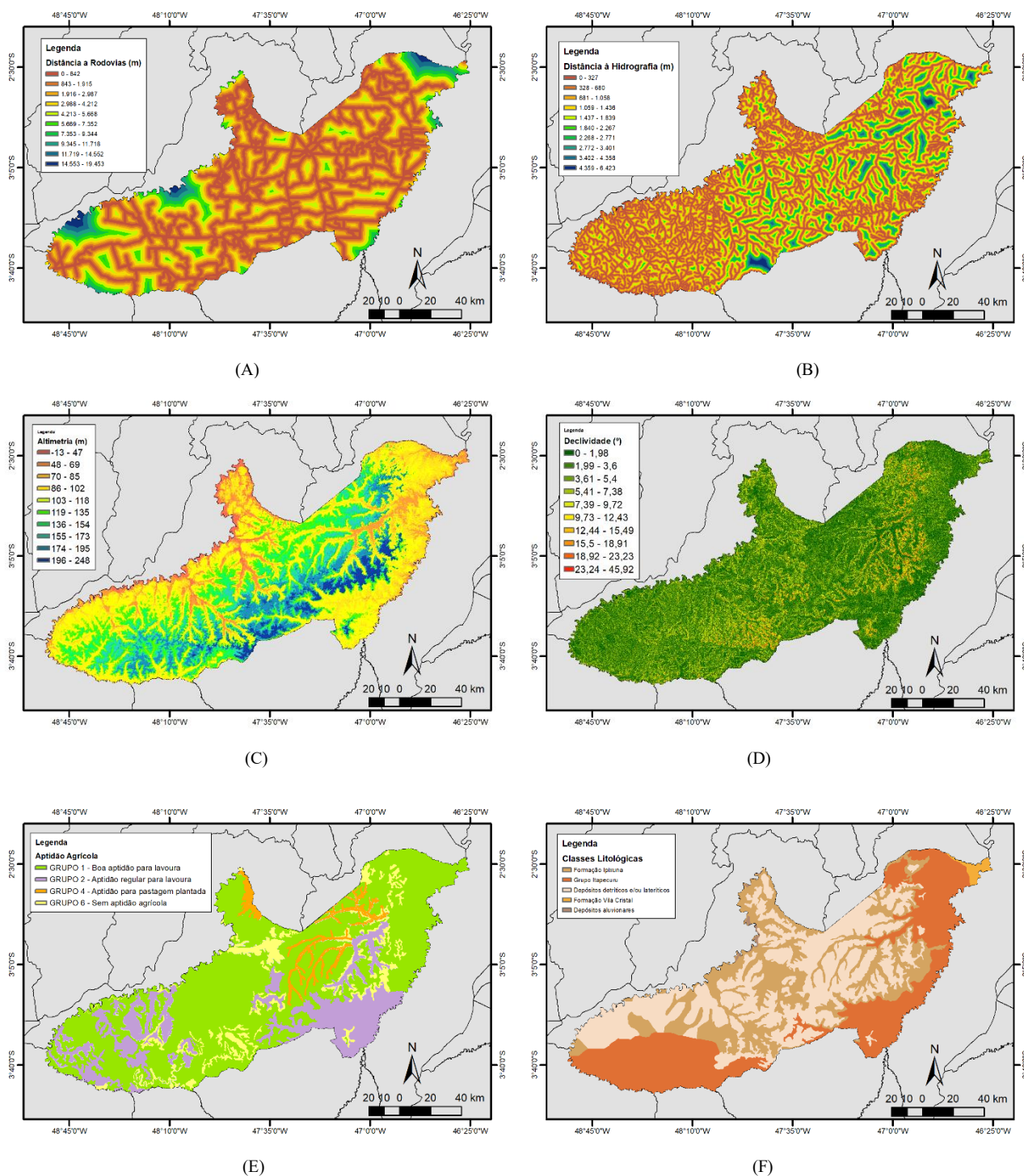
A matriz de transição retrata a distribuição da quantidade de alterações por toda a paisagem e é responsável por fornecer ao modelo a porcentagem de mudança de um estado da paisagem para outro. Ela foi determinada com base nos mapas de 2014 e 2020, utilizando os *functors* *Load Categorical Map* (que carrega os mapas de uso e cobertura da terra) e *Determine Transition Matrix* (o qual calcula as taxas de transição de uso e cobertura). Estas taxas são calculadas por meio do modelo markoviano (JRC & ESA, 1994; Baker, 1989). Para este estudo, adotaram-se passos de tempo anuais, totalizando seis passos de tempo. As saídas desse processamento consistem nas matrizes de transição anual (*Multiple Step*) e total (*Single Step*), sendo esta última relativa a um único passo de tempo, com duração de seis anos no caso particular deste trabalho.

Segundo Marques (2019), a etapa de discretização é responsável por calcular os intervalos que fatiarão as variáveis contínuas e serão utilizados para o cálculo dos pesos de evidência, visto que este método só opera com variáveis categóricas. Esses intervalos são calculados de acordo com o algoritmo de generalização de linhas proposto por Goodacre et al. (1993). Nesta etapa, há um *functor* que calcula a distância às classes de uso do solo com base no mapa inicial, de modo a inserir essas variáveis dinâmicas no modelo. Para a criação de intervalos discretos nas variáveis contínuas, plota-se em um gráfico os valores cumulativos de incremento no eixo x, e no eixo y, o produto do valor do incremento pelo número de Euler elevado ao peso positivo de evidência calculado para o respectivo incremento (Branco et al., 2022; Soares-Filho et al., 2007). O incremento refere-se a um valor na mesma unidade do mapa de variável contínua que, no caso das distâncias, corresponde à resolução espacial do mapa, ou então, múltiplos dessa resolução. No caso de outras categorias de variáveis contínuas, o incremento representa um valor sensível para a transição de uso e cobertura da terra em análise.

A configuração do *functor* *Determine Weights Of Evidence Ranges* adotou o valor de 30 m como sendo o incremento para o fatiamento dos mapas de distância, e o valor de 10 m para o mapa de altimetria. A definição dos limites superior e inferior de cada faixa ou intervalo no mapa de variável contínua pode ser estabelecida por meio de dois métodos: i) através dos valores de mínimo e máximo delta, que se referem, respectivamente, ao número mínimo e máximo de células do intervalo; e ii) por meio da avaliação de um ângulo de tolerância formado entre duas retas, sendo a primeira originada entre o ponto do intervalo anterior e o ponto atual, e a segunda, entre o ponto atual e o ponto candidato. Visando a uma melhor calibração do modelo, optou-se pelo segundo método, e assim, adotaram-se como mínimo delta o valor 1, e como máximo delta, o número total de células da área de estudo. Isto faz com que o processo de fatiamento das variáveis contínuas por meio do algoritmo de generalização de linha desconsidere o primeiro método e empregue automaticamente o ângulo

de tolerância como parâmetro neste processo de discretização.

Figura 2- Mapas de variáveis: (A) Mapa de Distância a Rodovias; (B) Mapa de Distância à Hidrografia; (C) Mapa Altimétrico; (D) Mapa de Declividade; (E) Mapa de Aptidão Agrícola; (F) Mapa Litológico.



Elaboração: Os autores (2024).

O cálculo dos pesos de evidência é baseado no método bayesiano da probabilidade condicional (Bonham-Carter, 1994). Ele foi utilizado para o cálculo da probabilidade de mudança de estado das células e representa a influência de cada categoria das variáveis espaciais na probabilidade espacial de ocorrer determinada transição (Soares-Filho et al., 2007). Para isto, são fornecidos como entrada os intervalos de discretização das variáveis determinados anteriormente, os mapas do cubo de variáveis, e os mapas de uso e cobertura da terra inicial e final, visto que o Dinamica EGO necessita desta informação para quantificar e identificar as localizações das transições. O *functor* responsável pelo cálculo dos pesos de evidência é

denominado *Determine Weights Of Evidence Coefficients* e produz como saída uma tabela contendo os valores de peso positivo de evidência para cada intervalo discretizado das variáveis espaciais estáticas e dinâmicas.

Um importante passo na modelagem é a determinação da associação ou dependência espacial entre pares de variáveis de entrada selecionadas para explicar cada uma das transições, visto que o método de pesos de evidência é paramétrico e pressupõe a independência entre variáveis. Um modelo deve apresentar variáveis desassociadas, pois uma alta dependência ou associação entre elas enviesará o modelo. Esta associação pode ser medida por meio de índices, como o índice de Cramer e o de Incerteza da Informação Conjunta (*Joint Information Uncertainty* – JIU) (Bonham-Carter, 1994).

Segundo Macedo (2013), a proposição de simulações envolve diversas escolhas, de dados e das variáveis, a definição das resoluções espacial e temporal, a definição quanto à estacionariedade e quanto às regras de transição. É importante também observar os resultados das simulações tentativas anteriores, i.e., de pesos de evidência e dependência espacial entre variáveis, pois todos estes indicadores são passíveis de edição para refinamento da modelagem, sendo feita com a exclusão de intervalos de variáveis que não tenham influência na transição de classes, além da análise das tabelas de associação. Neste trabalho, realizaram-se simulações para um período pretérito, de 2014 a 2020.

Além da análise de associação espacial, outras duas etapas são fundamentais para a calibração do modelo. Primeiramente, é realizada a parametrização dos algoritmos de alocação de mudanças, denominados *Expander* e *Patcher*, que operam de forma aleatória com base no sorteio de um número randômico, o qual é comparado com a probabilidade de transição da célula. Se este número for inferior à probabilidade, a célula sofre mudança de estado; do contrário, permanece no seu estado original. O *Expander* executa transições de uso e cobertura da terra por meio da expansão de manchas previamente existentes, ao passo que o *Patcher* realiza estas transições através da criação de novas manchas. Neste processo, define-se o percentual de transições que ocorrerão por expansão (visto que o percentual de transições que ocorrerão por difusão através do *Patcher* é complementar, e portanto, automaticamente calculado pelo Dinamica EGO), bem como o tamanho médio e variância de tamanho das manchas de cada transição, dados em hectares, além do chamado Índice de Isometria. Este índice consiste em um valor numérico adimensional, no intervalo de 0 a 2, que é multiplicado pelo valor de probabilidade das oito células da janela de vizinhança 3x3, utilizada pelos algoritmos de transição antes da sua execução. Quanto mais próximo de 2, mais compactas serão as manchas produzidas, e, de forma oposta, quanto mais próximo de zero, mais fragmentadas serão elas (Ximenes et al., 2008).

Para as estimativas dos parâmetros morfométricos de manchas, utilizou-se a linguagem Spatial SQL em ambiente PostGIS – PostgreSQL no *software* QGIS. A princípio, geraram-se mapas de transição para cada uma das mudanças de uso e cobertura da terra, a partir de uma reclassificação de um mapa de tabulação cruzada entre os mapas de 2014 e 2020. Com base nos mapas individuais de transição, extraíram-se os polígonos da mudança em análise que faziam e os que não faziam fronteira com a classe de destino da transição, correspondendo respectivamente aos polígonos de entrada para os cálculos dos parâmetros de *Expander* e *Patcher*.

Os *functors* de entrada para a etapa de simulação compreendem quatro arquivos: matriz de transição anual, o cubo de variáveis estáticas, mapa inicial e os pesos de evidência. As classes de transição são determinadas no *functor Calculate Probability Map*, que produzirá os mapas de probabilidades de transições. Os *functors* de simulação estão inseridos em um *loop* de repetição, pois o mapa inicial em cada passo de tempo é o mapa simulado de saída produzido no passo de tempo anterior. Assim, foram gerados seis mapas de simulação anuais (2015, 2016, 2017, 2018, 2019 e 2020).

A etapa de validação é necessária a cada tentativa de calibração, pois ela mede a similaridade do mapa simulado em relação ao observado por meio do Índice de Similaridade *Fuzzy* (ISF). Este índice opera em função da incerteza de localização de uma classe em sua vizinhança local, com objetivo de identificar a similaridade entre os padrões espaciais do mapa simulado de 2020 e o mapa observado ou real de 2020, utilizado como referência. A similaridade pode ser calculada por decaimento exponencial, em que ocorre uma penalização do índice em função da distância, em relação à célula central, da célula contendo a classe esperada dentro da janela de vizinhança, ou por decaimento constante, em que a similaridade é plena (100%) independentemente da posição da célula contendo a classe esperada (Hagen, 2003). As janelas de vizinhança

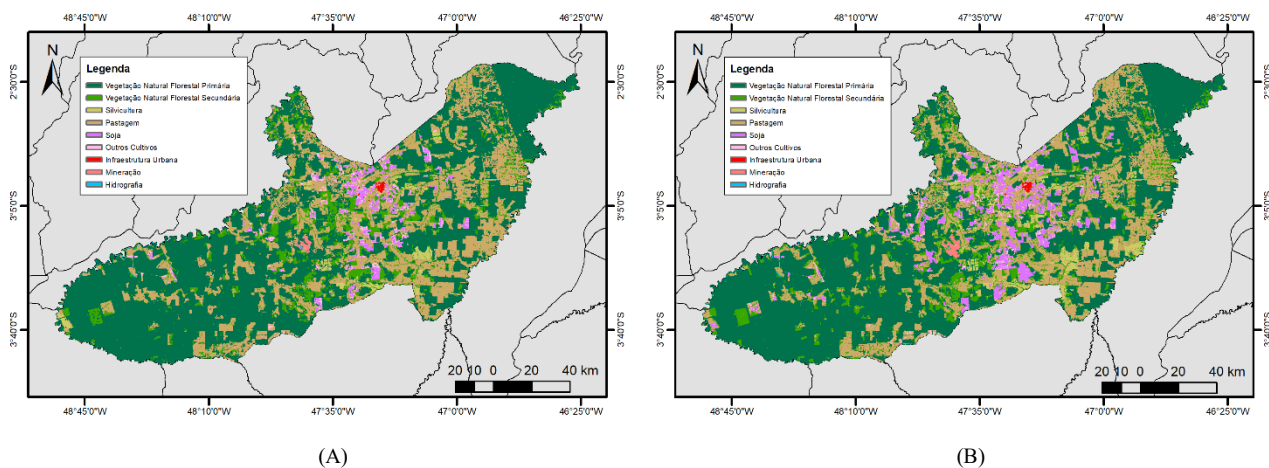
podem assumir múltiplas resoluções, i.e., 3x3, 5x5, 7x7, 9x9 e 11x11 *pixels*. No Dinamica EGO, o ISF não opera a partir da comparação direta entre cena real e cena simulada, mas sim, entre mapas-diferença, sendo o primeiro resultante da subtração entre o mapa final real e o mapa inicial, e o segundo, entre o mapa final simulado e o mapa inicial.

Atingido o melhor índice possível de similaridade, foi então realizada a simulação prospectiva para o ano de 2030, e para tal, foram utilizados os parâmetros de calibração ajustados, os pesos de evidência anteriormente calculados, as taxas de transição do período analisado nas etapas anteriores, e o mapa observado de 2020 como mapa inicial, tomando como suposição a estacionariedade ou constância das transições entre classes de uso e cobertura da terra.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os mapas de uso e cobertura da terra de Paragominas reclassificados podem ser observados na Figura 3. Nela, constam os mapas produzidos pelo MapBiomass e TerraClass para os anos de 2014 e 2020. As classes encontradas foram: Vegetação Natural Florestal Primária, Vegetação Natural Florestal Secundária, Silvicultura, Pastagem, Soja, Outros Cultivos, Infraestrutura Urbana, Mineração e Hidrografia.

Figura 3 – Mapas de uso e cobertura da terra para os anos 2014 (A) e 2020 (B).



Elaboração: Os autores (2024).

As classes com mudanças mais significativas podem ser observadas na Tabela 1. Nela, apresenta-se o cálculo de áreas (em ha e em porcentagem) das classes de ambos os mapas. É observável uma queda nas áreas de Vegetação Natural Florestal Primária, uma vez que somavam 1.106.819,10 ha em 2014 e passaram para 1.053.746,73 ha em 2020, denotando uma perda de 53.072,37 ha (-4,79 %). Apesar da baixa fração territorial de mudança, esta representa uma extensão territorial importante para realocação de outras classes. A classe de Outros Cultivos também apresentou taxa em declínio, diminuindo em 1.940,94 ha no período de análise, passando de 30.995,19 ha em 2014 para 29.054,25 ha em 2020. A classe de Pastagem seguiu igualmente uma tendência de queda. Em 2014, ela ocupava 522.789,84 ha, e em 2020, passou a ocupar 473.391,99 ha, o que responde por um decréscimo de 49.397,85 ha (-9,45%).

O maior crescimento foi registrado para a classe de Soja, passando de 41.988,15 ha para 96.086,34 ha, o que corresponde a um aumento aproximado de 128,84%. A classe de Silvicultura apresentou a segunda maior taxa de crescimento (87,35%), sendo que em 2014 a área desta classe era de 22.017,42 ha, passando para 41.249,88 ha em 2020, o que representou um acréscimo de 19.232,46 ha. A classe de Vegetação Natural Florestal Secundária apresentou taxa de acréscimo em área de 14,17%, representadas pela diferença de 28.946,61 ha no período de 2014 (204.206,31 ha) e 2020 (233.152,92 ha). Em relação às áreas de Infraestrutura Urbana, o crescimento foi de 0,87%, representando um aumento de 18,36 ha (elevando-se de 2.106,45 ha para 2.124,81 ha). Por fim, Mineração passou de 3.479,67 ha a 5.595,21 ha entre 2014 e 2020, com taxa de crescimento de 60,80 % (aumento de 2.115,54 ha).

Tabela 1 – Relação das áreas de uso e cobertura da terra para os anos de 2014 a 2020.

Classe	2014 (ha)	2020 (ha)	Δ Área	2014%	2020%	Δ%
Vegetação Natural Florestal Primária	1.106.819,10	1.053.746,73	-53.072,37	57,111%	54,373%	-4,795%
Vegetação Natural Florestal Secundária	204.206,31	233.152,92	28.946,61	10,537%	12,031%	14,175%
Silvicultura	22.017,42	41.249,88	19.232,46	1,136%	2,128%	87,351%
Pastagem	522.789,84	473.391,99	-49.397,85	26,976%	24,427%	-9,449%
Soja	41.988,15	96.086,34	54.098,19	2,167%	4,958%	128,842%
Outros Cultivos	30.995,19	29.054,25	-1.940,94	1,599%	1,499%	-6,262%
Infraestrutura Urbana	2.106,45	2.124,81	18,36	0,109%	0,110%	0,872%
Mineração	3.479,67	5.595,21	2.115,54	0,180%	0,289%	60,797%
Hidrografia	3.601,08	3.601,08	0,00	0,186%	0,186%	0,000%

Elaboração: Os autores (2024).

A análise da tabulação de quantificação de mudanças de áreas das classes de uso e cobertura da terra respondem à pergunta de quanto foi a alteração no período, expressa pela matriz de transição. Para melhor visualização, as células assinaladas em verde são células que sofreram transição; em contrapartida, as células em laranja na diagonal representam as células de permanência. Para a análise mais aprofundada das transições, é importante recorrer a esta matriz, pois ela oferece uma visão global dos ciclos de transição de uma classe a outra. O padrão de sucessão deve ser conhecido, para que as simulações geradas pelo modelo se aproximem da realidade dinâmica de retração e progressão. Conforme afirmam Domingues e Bermann (2012), historicamente a expansão da cultura de soja é dada em regiões de ocupação agrícola antiga, onde a soja passou a ocupar áreas antes exploradas com outros cultivos ou áreas de pastagem. É possível observar essa tendência ao se analisar a Tabela 2.

Tabela 2 - Células transicionadas no período de 2014 a 2020.

De \ Para	Veg. Natural Florestal Primária	Veg. Natural Florestal Secundária	Silvicultura	Pastagem	Soja	Outros Cultivos	Infraestrutura Urbana	Mineração	Hidrografia	Total
Veg. Natural Florestal Primária	11.596.129	389.831	29.785	223.182	24.582	11.031	33	17.146		12.291.719
Veg. Natural Florestal Secundária		1.524.696	38.687	519.282	137.501	43.577	56	4.621		2.268.420
Silvicultura		24.911	163.348	46.689	9.588					244.536
Pastagem		707.080	227.278	4.425.812	290.837	150.337	1.014	4.859		5.807.217
Soja		171	98	26.920	384.763	54.298	240	40		466.530
Outros Cultivos		436		57.747	220.566	64.046	634	929		344.358
Infraestrutura Urbana							23.405			23.405
Mineração		2.115	63					36.485		38.663
Hidrografia									37.492	37.492
Total	11.596.129	2.649.240	459.259	5.299.632	1.067.837	323.289	25.382	64.080	37.492	21.522.340

Elaboração: Os autores (2024).

Pode-se observar que as relações de transição de Vegetação Natural Florestal Primária e Vegetação Natural Florestal Secundária para as classes de Pastagem, Soja, Silvicultura e Outros Cultivos são bem representativas da retração e expansão de manchas das classes de uso e cobertura da terra. De modo geral, as principais transições correspondem a processos de regeneração florestal e a conversões para Pastagem, Soja e Silvicultura, conforme a Tabela 2. A Tabela 3 expressa a matriz com a taxa ou percentual de mudanças, a qual foi utilizada para a simulação de 2014 a 2020.

Tabela 3 – Matriz de taxas de transição, em percentual, entre classes de uso e cobertura da terra: 2014–2020.

De \ Para	Veg. Natural Florestal Primária	Veg. Natural Florestal Secundária	Silvicultura	Pastagem	Soja	Outros Cultivos	Infraestrutura Urbana	Mineração	Hidrografia	Total
Veg. Natural Florestal Primária	94,34%	3,17%	0,24%	1,82%	0,20%	0,09%	0,00%	0,14%		100%
Veg. Natural Florestal Secundária		67,21%	1,71%	22,89%	6,06%	1,92%	0,00%	0,20%		100%
Silvicultura		10,19%	66,80%	19,09%	3,92%					100%
Pastagem		12,18%	3,91%	76,21%	5,01%	2,59%	0,02%	0,08%		100%
Soja		0,04%	0,02%	5,77%	82,47%	11,64%	0,05%	0,01%		100%
Outros Cultivos		0,13%		16,77%	64,05%	18,60%	0,18%	0,27%		100%
Infraestrutura Urbana							100,00%			100%
Mineração		5,47%	0,16%					94,37%		100%
Hidrografia									100,00%	100%

Elaboração: Os autores (2024).

Em relação aos valores adotados para os parâmetros morfométricos das manchas, para o percentual de alocação de mudanças por *Expander* e para o Índice de Isometria, estes são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 – Percentual de *Expander* e parâmetros morfométricos para as manchas de transição de uso e cobertura.

Transição	% da Função de Alocação de Mudança por <i>Expander</i>	Tamanho Médio de Mancha para <i>Expander</i> (ha)	Variância de Tamanho de Mancha para <i>Expander</i> (ha)	Tamanho Médio de Mancha para <i>Patcher</i> (ha)	Variância de Tamanho de Mancha para <i>Patcher</i> (ha)	Isometria para <i>Expander</i> e <i>Patcher</i>
Flor. Secund. - Silvic.	95,044	4,101	293,614	7,835	162,388	1,5
Flor. Secund. - Pastag.	94,572	3,438	395,645	1,033	10,722	1,5
Flor. Secund. - Out. Cult.	79,015	3,807	552,895	1,321	20,815	1,5
Flor. Secund. - Mineração	100,000	59,289	13302,083	0,000	0,000	1,5
Flor. Secund. - Urb.	100,000	0,280	0,036	0,000	0,000	1,5
Flor. Secund. - Soja	97,092	12,293	9104,356	3,208	110,511	1,5
Flor. Primar. - Flor Secund.	89,555	2,072	209,161	1,486	14,087	1,5
Flor. Primar. - Silvic.	99,319	4,010	638,793	1,520	3,271	1,5
Flor. Primar. - Pastag.	94,839	1,447	234,348	0,880	10,901	1,5
Flor. Primar. - Out. Cult.	91,895	1,042	19,202	0,335	0,218	1,5
Flor. Primar. - Urb.	96,970	0,144	0,010	0,090	0,000	1,5
Flor. Primar. - Mineração	100,000	19,232	11859,737	0,000	0,000	1,5

Flor. Primar. – Soja	99,809	1,821	107,132	0,222	0,056	1,5
Silvic. - Flor. Secund.	91,955	3,642	77,512	1,443	7,099	1,5
Silvic. - Pastag.	87,316	6,280	1870,897	1,220	8,154	1,5
Silvic. – Soja	100,000	95,557	44208,469	95,557	44208,469	1,5
Pastag. - Silvic.	96,055	27,845	23855,982	9,954	331,588	1,5
Pastag. - Out. Cult.	66,856	3,058	275,376	1,685	46,764	1,5
Pastag. - Urb.	87,776	0,576	0,861	1,393	2,977	1,5
Pastag. – Mineração	100,000	11,165	2159,827	0,000	0,000	1,5
Pastag. - Flor. Secund.	86,290	3,351	363,893	1,804	10,916	1,5
Pastag. – Soja	90,506	7,208	2238,872	5,478	587,742	1,5
Out. Cult. - Flor. Secund.	97,477	0,202	0,044	0,198	0,017	1,5
Out. Cult. - Pastag.	98,626	1,637	121,321	0,609	1,796	1,5
Out. Cult. - Urb.	94,006	0,525	3,137	1,139	0,896	1,5
Out. Cult. - Mineração	100,000	1,677	26,280	0,000	0,000	1,5
Out. Cult. – Soja	98,470	5,351	616,768	1,336	7,252	1,5
Mineração - Flor. Secund.	67,234	0,927	1,922	1,521	4,099	1,5
Mineração – Silvic.	100,000	0,945	0,582	0,000	0,000	1,5
Soja - Flor. Secund.	99,415	0,158	0,016	0,090	0,000	1,5
Soja - Silvic.	95,918	0,705	2,603	0,360	0,000	1,5
Soja – Mineração	100,000	0,720	0,635	0,000	0,000	1,5
Soja - Pastag.	99,004	1,741	180,787	0,330	0,324	1,5
Soja - Out. Cult.	90,680	2,387	76,386	0,815	2,801	1,5
Soja - Urb.	92,500	0,644	2,121	0,809	0,517	1,5

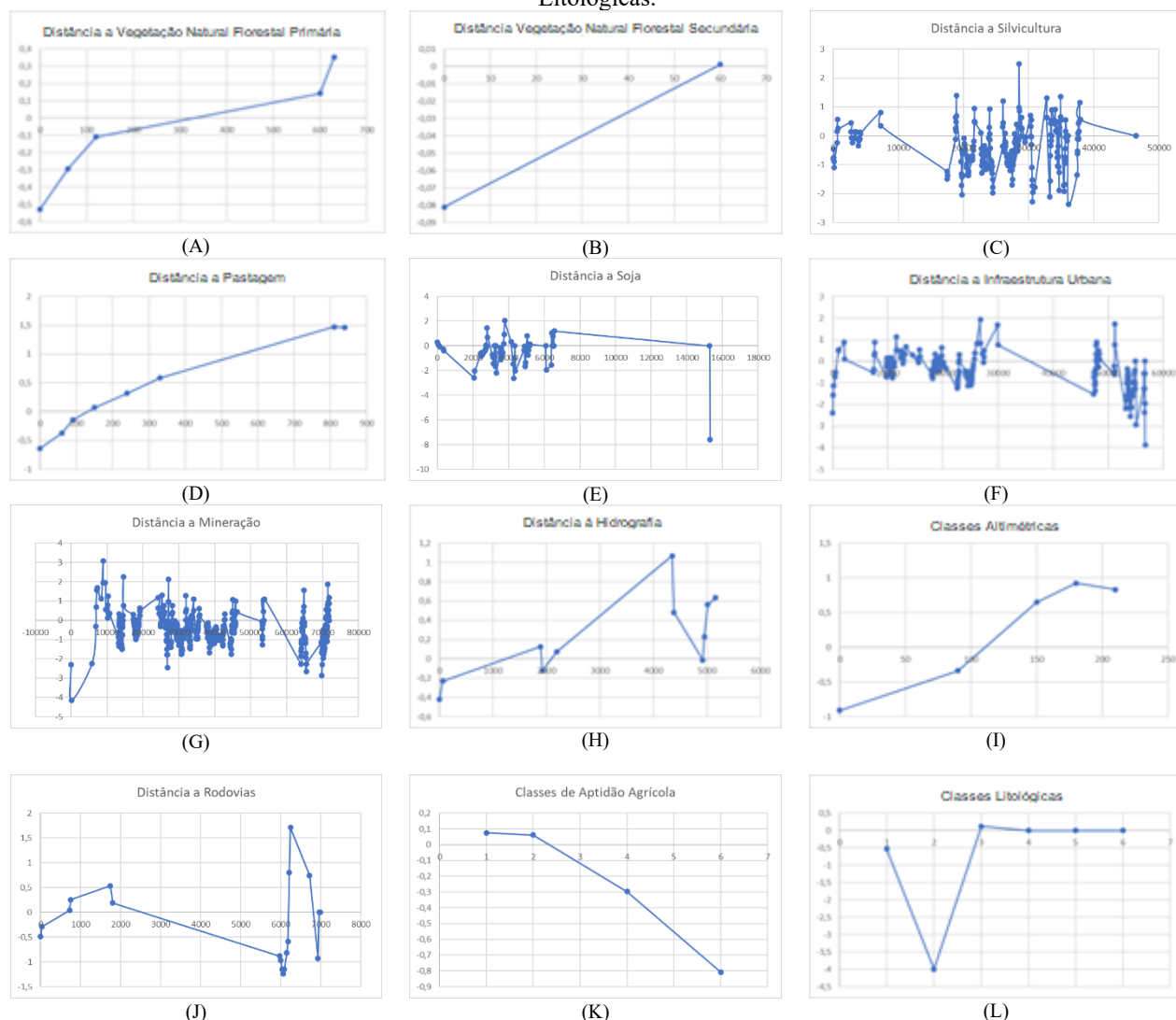
Elaboração: Os autores (2024).

A Figura 4 mostra os pesos positivos de evidência (*positive weights of evidence – W+*) relativos a algumas variáveis estáticas e dinâmicas em relação à transição de Outros Cultivos para Soja. Segundo Bonham-Carter (1994), os valores de pesos de evidência positivos referem-se à associação positiva entre a evidência (variável) e o evento (fenômeno de mudança), ou seja, favorecem a mudança de estado, ao passo que valores negativos indicam a repulsão causada pela evidência para a ocorrência do fenômeno, e valores próximos de zero significam que a variável não exerce efeito sobre a transição.

Assim sendo, o comportamento da curva dos valores de peso em relação à Aptidão Agrícola demonstra que as classes 1 e 2 (Grupo 1- Boa aptidão para lavoura e Grupo 2 – Aptidão regular para lavoura) influencia positivamente a transição, e as demais classes se apresentam como limitantes. A curva relativa à Distância à Hidrografia só apresenta pesos positivos a partir do intervalo de aproximadamente 1.200 m, e isso é um forte indício de tendência à proteção das Áreas de Preservação Permanente (APPs) hidrográficas.

A Distância a Rodovias apresenta pesos positivos dentro de uma faixa de 2,5 km de ambas as margens, demonstrando a forte influência da variável à ocorrência do evento. Em relação à Altimetria, o intervalo de altura entre 100 m e 210 m apresenta pesos positivos. No que se refere à Litologia, os valores positivos referem-se às classes 3, 4 e 5 (Depósitos detríticos e/ou lateríticos, Formação Vila Cristal, Depósitos aluvionares), porém estes são muito próximo a 0 e, portanto, esta variável é passível de descarte para esta transição na etapa de calibração.

Figura 4— Pesos positivos de evidência para a transição Outros Cultivos – Soja. (A) Distância a Vegetação Natural Florestal Primária; (B) Distância a Vegetação Natural Florestal Secundária; (C) Distância a Silvicultura; (D) Distância a Pastagem; (E) Distância a Soja; (F) Distância a Infraestrutura Urbana; (G) Distância a Mineração; (H) Distância à Hidrografia; (I) Classes Altimétricas; (J) Distância a Rodovias; (K) Classes de Aptidão Agrícola; (L) Classes Litológicas.

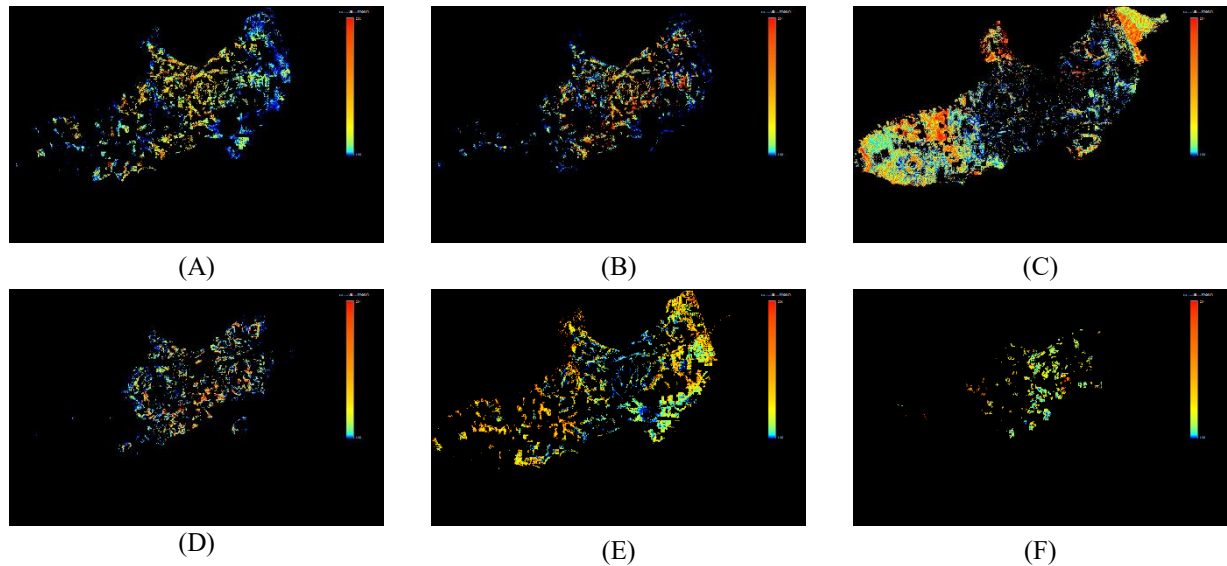


Elaboração: Os autores (2024).

No que diz respeito à associação espacial entre evidências, conforme exposto por Bonham-Carter (1994), valores superiores a 0,5 para o JIU indicam associação significativa entre elas. Caso o valor exceda esse limiar, uma das variáveis deve ser excluída do modelo, ou ambas combinadas em um único plano de informação, a fim de se evitar viés no modelo (Kawashima et al., 2016).

Neste trabalho, os valores das análises das associações espaciais entre pares de evidências se encontram inseridos no intervalo de 0,000102123 a 0,424807611 para o JIU, não tendo sido necessário descartar variáveis, encerrando-se assim esta etapa da calibração do modelo. A partir da parametrização para a simulação do período de 2014 a 2020, foram gerados os mapas de probabilidades de transição entre as classes de uso e cobertura da terra (Figura 5).

Figura 5 – Mapas de probabilidades de transição: (A) Pastagem para Outros cultivos; (B) Pastagem para Soja; (C) Vegetação Natural Florestal Primária para Infraestrutura Urbana; (D) Vegetação Natural Florestal Primária para Soja; (E) Pastagem para Vegetação Natural Florestal Secundária; (F) Soja para Outros Cultivos.

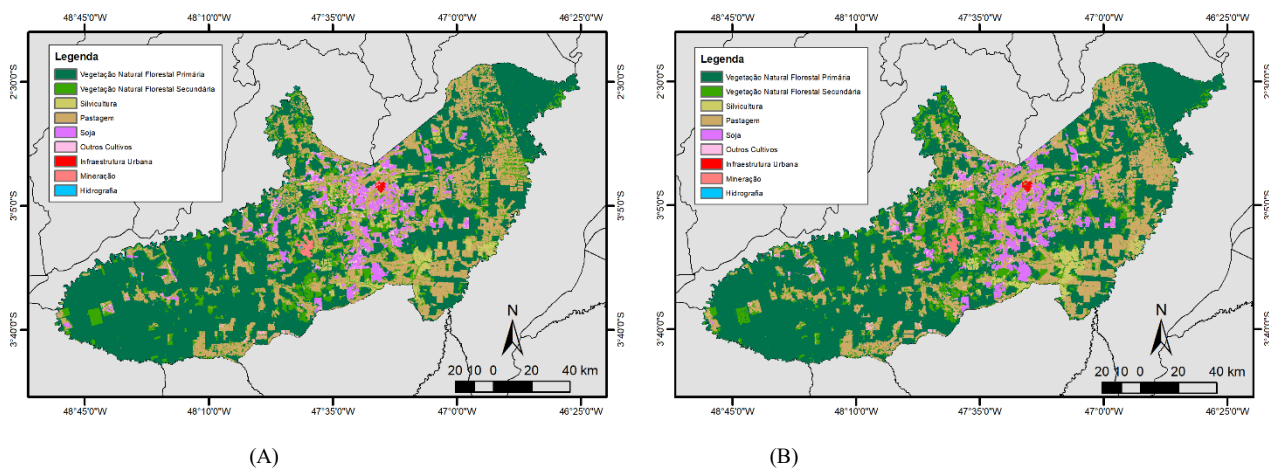


Elaboração: Os autores (2024).

Os mapas de probabilidade são um valioso recurso visual para se entender a tendência da dinâmica espacial da paisagem. Áreas mais avermelhadas apresentam maior probabilidade de transição entre classes, e isto é perceptível nos mapas de probabilidade de transição de Pastagem para Vegetação Natural Florestal Secundária, Pastagem para Soja, e Soja para Outros Cultivos. Em relação aos pesos de evidência, é possível assumir que a maior distância a rodovias e cotas altimétricas mais baixas favorecem a transição de Pastagem para Vegetação Natural Florestal Secundária, visto que áreas inundáveis desfavorecem a pecuária e que o escoamento da produção desta atividade se dá majoritariamente por via rodoviária. Para a transição de Pastagem para Soja, é perceptível que o padrão de drenagem influencia a disseminação desta cultura ao longo dos cursos d'água. Segundo Facco & Tischer (2021), a semente de soja necessita absorver, no mínimo, 50% de seu peso em água para assegurar boa germinação. Além disso, sem água, o tamanho dos grãos pode ser menor ao fim da safra (Landgraf, 2021).

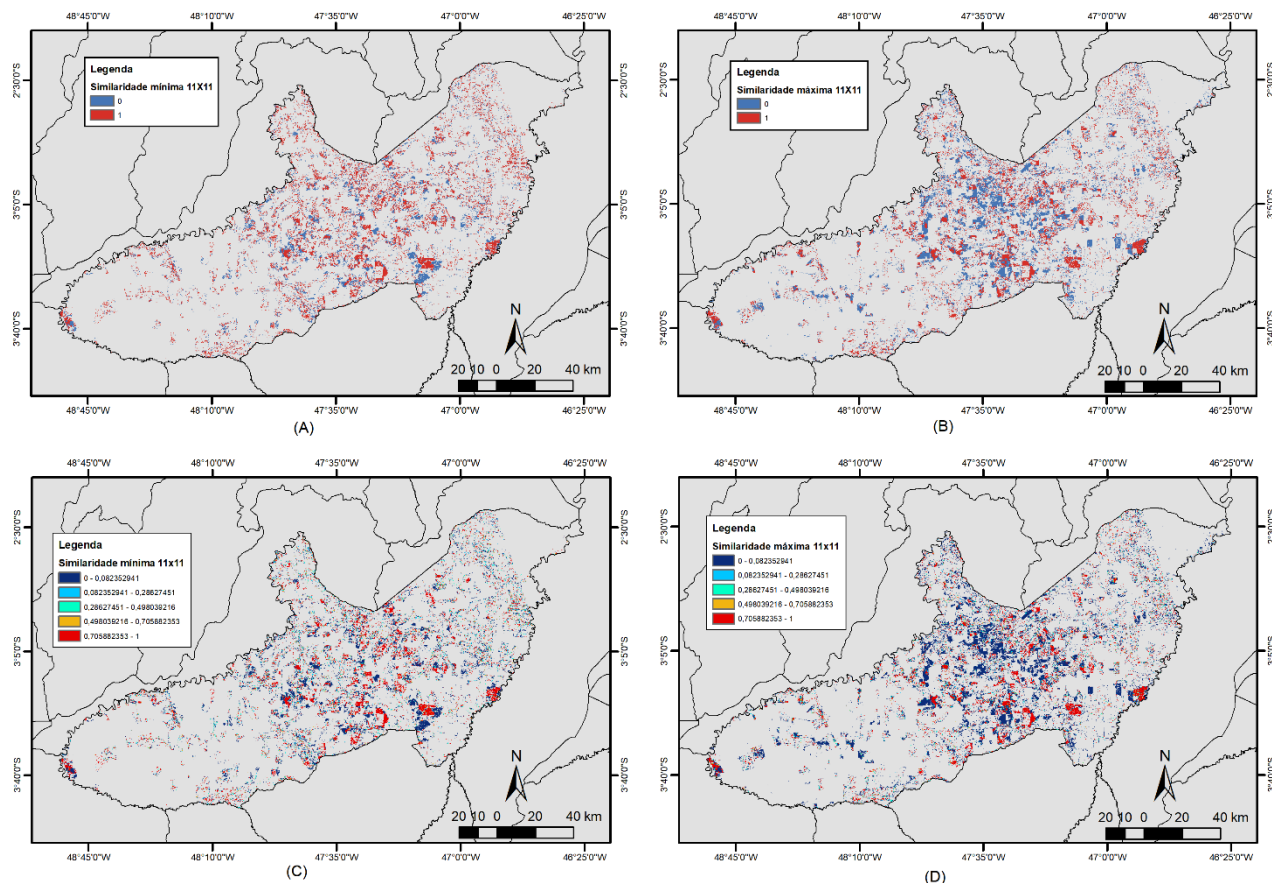
A Figura 6 apresenta o mapa de simulação para o ano de 2020 e, junto a este, o mapa observado de 2020. Os mapas de similaridade mínima e máxima para a janela de vizinhança (ou contextual) de tamanho 11x11 pixels são apresentados na sequência (Figura 7), para facilitar a identificação da concordância entre realidade e simulação.

Figura 6 – Mapa observado (A) e mapa simulado de paisagem para 2020 (B).



Elaboração: Os autores (2024).

Figura 7 – Mapa de similaridade *fuzzy*: (A e B) para decaimento constante; (C e D) para decaimento exponencial.



Elaboração: Os autores (2024).

Em vista da aleatoriedade dos algoritmos de alocação de mudanças (*Expander* e *Patcher*), é comum que a demanda prevista na matriz de transição não seja atingida em alguns casos. De qualquer forma, a simulação procurará satisfazer o máximo possível essa demanda. Assim, é comum que ocorram discrepâncias nos valores das áreas das classes de uso e cobertura entre os mapas finais real e simulado. No caso deste trabalho, a comparação entre áreas apresentou discrepâncias, como pode ser observado na Tabela 5. A classe com maior concordância foi Silvicultura, que obteve uma discrepância de apenas 18,09 ha (0,04%). Em contrapartida, a classe de Infraestrutura Urbana apresentou a maior discordância relativa, possuindo no mapa simulado 176,22 ha a mais (8,29%) do que no mapa observado para 2020. Isto pode ser explicado pelo fato de que boa parte das transições ocorre por *Expander*, e os tamanhos de mancha, selecionados por sorteio a partir de uma distribuição lognormal construída com base nos parâmetros de média e variância, excederam ainda que em quantidade limitada o total de células previsto para esta transição. Esses dados são importantes para eventuais refinamentos ulteriores da calibração do modelo.

Tabela 5 – Análise das discrepâncias de áreas entre os mapas simulado e observado em 2020.

Classes	Área Observada (ha)	Área Simulada (ha)	Discrepância (ha)	% de Discrepância
Veg. Natural Florestal Primária	1.053.746,73	1.049.257,80	-4.488,93	-0,43%
Veg. Natural Florestal Secundária	233.152,92	235.105,20	1.952,28	0,84%
Silvicultura	41.249,88	41.267,97	18,09	0,04%
Pastagem	473.391,99	476.072,82	2.680,83	0,57%
Soja	96.086,34	95.819,13	-267,21	-0,28%
Outros Cultivos	29.054,25	28.753,47	-300,78	-1,04%
Infraestrutura Urbana	2.124,81	2.301,03	176,22	8,29%
Mineração	5.595,21	5.824,71	229,50	4,10%
Hidrografia	3.601,08	3.601,08	0,00	0,00%

Elaboração: Os autores (2024).

Os resultados obtidos na validação do modelo para a simulação do período de 2014–2020, realizados por meio de decaimento constante e exponencial a partir do método de similaridade *fuzzy*, são apresentados na Tabela 6 para diferentes tamanhos de janela contextual ou de vizinhança.

Conforme Branco et al. (2022), o método de decaimento exponencial do ISF, ao operar com os mapas-diferença, mascara as áreas de não mudança, a fim de evitar o viés de sobrestimativa da similaridade entre cena real e cena simulada, visto que a maior parte da cena não sofre mudança. Em consequência disto, os valores obtidos para este índice tendem a diminuir substancialmente em comparação com índices de ajuste multirresolução que realizam a comparação direta entre cena real e cena simulada, a exemplo dos propostos por Costanza (1989) e Hagen (2003), bem como com os índices calculados pelo método implementado na plataforma Dinamica EGO com decaimento constante. Neste sentido, valores de ISF máximo oscilando entre 0,45 e 0,50 para janelas de amostragem com tamanhos de 7x7 a 11x11 têm denotado ajustes aceitáveis entre o mapa simulado e o mapa real (Macedo, 2013), o que se verifica no caso do decaimento constante neste trabalho.

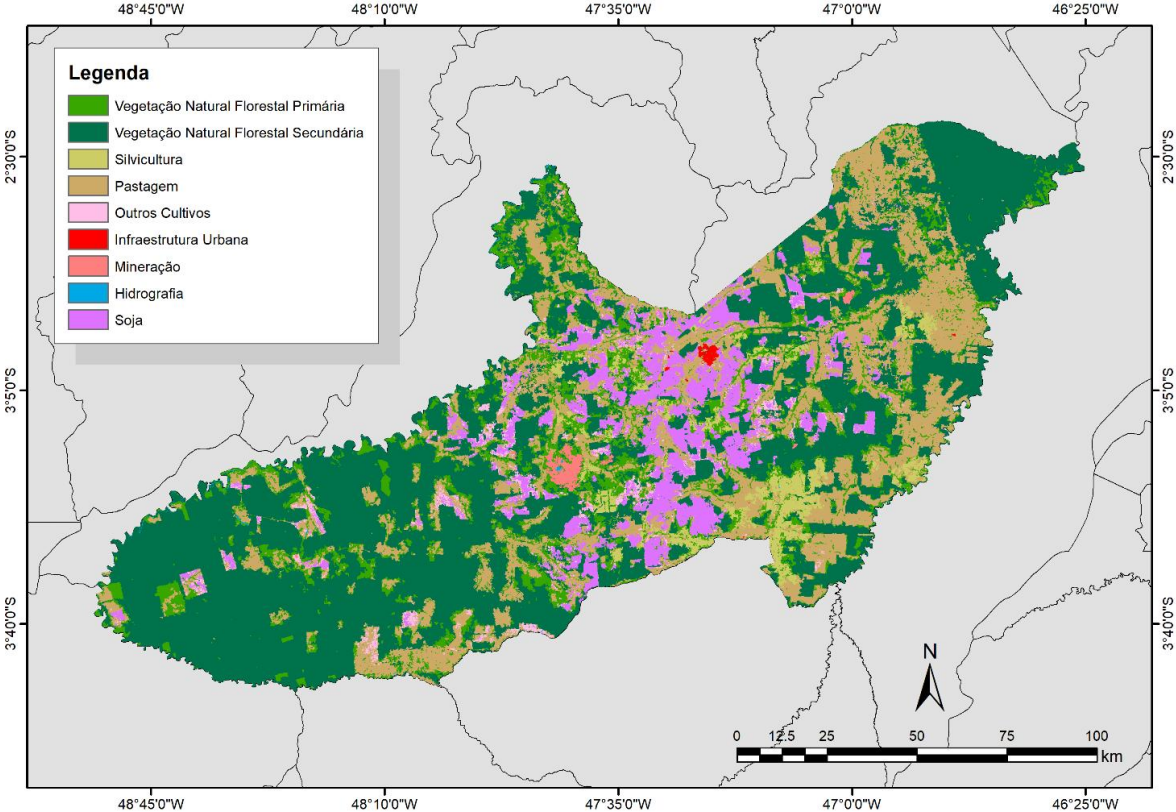
Tabela 6 – Índices de Similaridade *Fuzzy* (ISF) por decaimento constante e exponencial para a simulação de 2020.

Janela	Decaimento Constante		Decaimento Exponencial	
(pixels)	ISF Mínimo	ISF Máximo	ISF Mínimo	ISF Máximo
3x3	0,3006866	0,38771923	0,2841488	0,36361724
5x5	0,3404548	0,45223965	0,30233786	0,39334094
7x7	0,3750097	0,50741854	0,31292355	0,41042158
9x9	0,4056800	0,55458645	0,31924525	0,42026982
11x11	0,4335310	0,59520189	0,32311616	0,42600857

Fonte: Os autores (2024).

Após a calibração e validação deste modelo, foi possível gerar os mapas de paisagem simulados anualmente de 2020 até 2030. A matriz de transição do período de 2014 a 2020 foi empregada para a geração do cenário estacionário futuro. Na Figura 8, apresenta-se o mapa de paisagem simulada para o ano de 2030.

Figura 8- Mapa simulado de paisagem para um cenário estacionário em 2030.

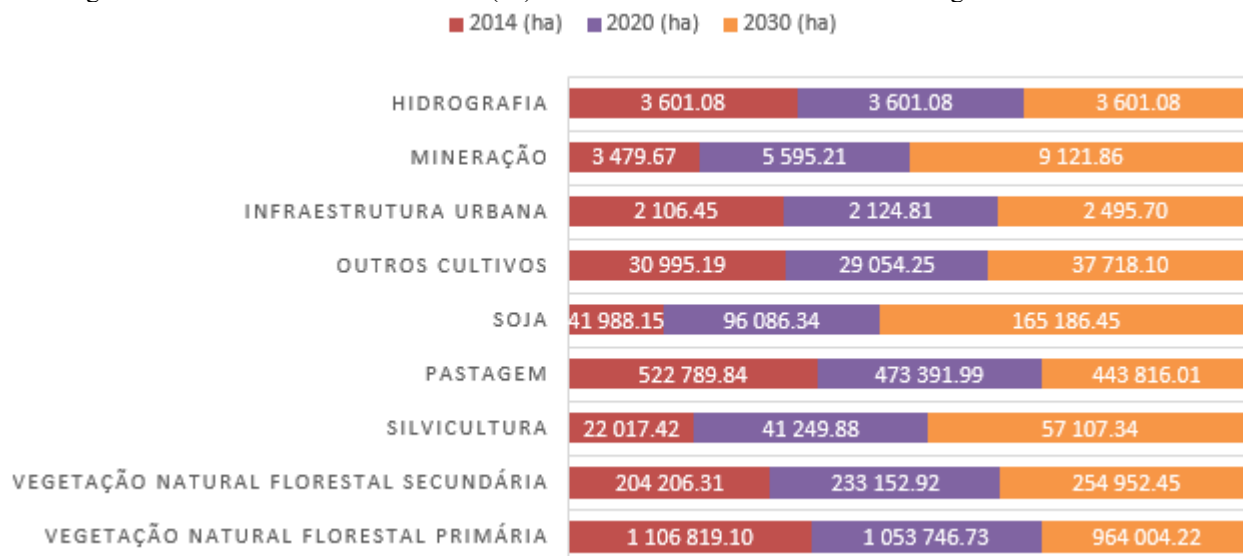


Elaboração: Os autores (2024).

O resultado indica que, se mantidas as atuais tendências da dinâmica da paisagem no município de Paragominas, a projeção do arranjo espacial futuro das classes de uso e cobertura da terra estudadas aponta para a continuidade da expansão das áreas de cultivo de soja nas proximidades de áreas urbanas e em áreas antes usadas para fins agropecuários, bem como para a expansão da área urbanizada sobre as classes de vegetação e usos agropecuários, nas imediações de redes rodoviárias e hidrográficas. A silvicultura se expande principalmente sobre áreas de pastagem, seguidas por vegetação secundária e, em menor escala, vegetação primária. O desmatamento continua a ocorrer prioritariamente para fins de pastagem e soja, sendo seguidos por silvicultura no caso de vegetação primária, e por silvicultura e mineração no caso de vegetação secundária. Processos de regeneração foram previstos sobretudo a partir do abandono de pastagens, rebrota em área de vegetação primária desmatada, abandono de áreas de silvicultura e recuperações empreendidas por atividades de mineração (Hydro Paragominas, 2023). Segundo a EMBRAPA (2024), o estágio inicial de sucessão se estende até 5 anos, podendo chegar até 10 anos em função do grau de degradação do solo, e/ou da escassez do seu banco de sementes, sendo que o estágio intermediário de sucessão ocorre a partir de 10 anos até os 20 anos de idade da vegetação.

A Figura 9 apresenta os dados de área das classes de uso e cobertura da terra em hectares, calculados para o período de 2014 a 2030 a partir do modelo de simulação.

Figura 9 – Análise da dinâmica de área (ha) das classes de uso e cobertura em Paragominas de 2014 a 2030.



Elaboração: Os autores (2024).

5 CONCLUSÕES

O trabalho em questão buscou mostrar que a simulação de mudanças pretéritas e passíveis de ocorrerem em cenários futuros pode auxiliar diversos tipos de análises e, por conseguinte, a tomada de decisão e elaboração de diagnósticos e prognósticos de alterações da paisagem. Após a validação e calibração do modelo, o mapa simulado de 2020, quando comparado com o mapa real de referência, apresentou resultados de índices de similaridade satisfatórios. Os mapas de probabilidades de transição entre as classes revelaram as mudanças mais influentes no modelo, a saber: Pastagem para Vegetação Natural Florestal Secundária, Vegetação Natural Florestal Secundária para Pastagem, Vegetação Natural Florestal Primária para Vegetação Natural Florestal Secundária, Pastagem para Soja, Pastagem para Silvicultura, Vegetação Natural Florestal Primária para Pastagem e Outros Cultivos para Soja.

A partir do paradigma de autômatos celulares, foi possível a simulação de cenário futuro para o horizonte de 2030, considerando-se taxas de transição estacionárias e pesos de evidência calibrados em uma etapa prévia de simulação. O modelo desenvolvido permitiu observar o padrão de sucessão de classes de uso e cobertura da terra, onde a floresta cede lugar majoritariamente a áreas de Pastagem, e posteriormente, as mesmas são convertidas em áreas de cultivo de Soja. Foi observada também uma elevada taxa de regeneração

das áreas de floresta (conversão para Vegetação Natural Florestal Secundária).

Como sugestões para trabalhos futuros, sugere-se a geração de cenários futuros não estacionários que contemplem a observância à legislação ambiental e que operem com horizontes de projeto mais longínquos, de modo a incluir a regeneração de Vegetação Natural Florestal Primária. Conclui-se que a metodologia proposta no processo de modelagem da dinâmica de paisagem no Dinamica EGO pode ser utilizada para a construção de cenários, visando auxiliar a tomada de decisões no âmbito do planejamento territorial e ambiental, e evidencia o potencial de autômatos celulares como um importante recurso tecnológico para análises espaciais complexas.

6 REFERÊNCIAS

- Adami, S. F. (2011). *Autômatos Celulares e sistemas de informações geográficas aplicadas à modelagem da dinâmica espacial da cana-de-açúcar na Região de Araçatuba-SP*. [Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas]. Repositório. Disponível em: <https://www.oasisbr.ibict.br/vufind/Record/UNICAMP-30_d03f5751047cb994d3bc2d598901c457>. Acesso em: 13/03/2024.
- Almeida, C. M., 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*, 26(4), p. 759-774, 2005.
- Araújo, K. L. DE., Santos, K. J. R. DOS., & Júnior, A. P. (2018). Influência de áreas verdes na temperatura do ar urbana: estudo de áreas adjacentes ao parque ambiental-Paragominas-PA. In A. P. Júnior (Ed.), *As múltiplas visões do meio ambiente e os impactos ambientais* (pp. 119–145). Simplíssimo Livros.
- Baker, W. L. (1989). A review of models of landscape change. *Landscape Ecology*, 2(2), 111–133. <https://doi.org/10.1007/BF00137155>.
- Branco, T. L., Almeida, C. M., & Francisco, C. N. (2022). Modelagem Dinâmica Espacial das Mudanças de Uso e Cobertura da Terra na Região Hidrográfica da Baía da Ilha Grande-RJ: um Enfoque Sobre Comunidades Tradicionais e Unidades de Conservação. *Revista Brasileira de Cartografia*, 74(1), 137–158. Disponível em: <<https://doi.org/10.14393/rbcv74n1-59436>>. Acesso em: 01/11/2023.
- Briassoulis, H. (2020). *Analysis of Land Use Change: theoretical and modeling approaches*. [Tese de Doutorado, University of the Aegean]. WVU Research Repository. Disponível em: <<https://researchrepository.wvu.edu/rri-web-book/3/>>. Acesso em: 15/02/2024.
- Bonham-Carter, G. F. (1994). *Geographic information systems for geoscientists: modeling with GIS*. (3ª ed.). Elsevier. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=7OMiShJX0wAC&lpg=PR11&ots=sb-3ErM9Un&dq=BONHAM-CARTER%2C%20G.%20F.%20Geographic%20Information%20Systems%20for%20Geoscientists%3A%20Modelling%20with%20GIS.%20Ontario%3A%20Pergamon%2C%201994.%20305%20p.&lr&hl=p t-BR&pg=PR4#v=onepage&q&f=false>>. Acesso em: 22/10/2023.
- Burrough, P. A. (1998). Dynamic modelling and geocomputation. In P. A. Longley, S. M. Brooks, R. McDonnell & B. Macmillan (Eds.), *Geocomputation: a primer* (pp. 165-192). John Wiley & Sons.
- Companhia Nacional De Abastecimento. (2023). *Exportação de soja de janeiro a julho é recorde e supera 70 milhões de toneladas*. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/ultimas-noticias/5139-exportacao-de-soja-de-janeiro-a-julho-e-recorde-e-supera-70-milhoes-de-toneladas>>. Acesso em: 15/02/2024.
- Costanza, R. (1989). Model goodness of fit: A multiple resolution procedure. *Ecological Modelling*, 47(3-4), 199–215. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/030438008990001X>>. Acesso em: 03/09/2023.
- Coutinho, A. C., Almeida, C., Venturieri, A., Esquerdo, J. C. D. M., & Silva, M. (2013). *Uso e cobertura da terra nas áreas desflorestadas da Amazônia Legal: TerraClass 2008*. Brasília, DF: Embrapa; São José dos Campos: INPE. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/980293>>. Acesso em: 02/11/2024.

- Domingues, M. S., & Bermann, C. (2012). O arco de desflorestamento na Amazônia: Da pecuária à soja. *Ambiente e Sociedade*, 15(2), 1–22. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/asoc/a/tykKcbYv dnsX5CHcH97qNcd/#>>. Acesso em: 18/10/2023.
- Duarte, J. F. dos S., & Carneiro, R. S. G. S. (2017). Análise de Vulnerabilidade Erosiva no Município de Paragominas-PA. XXVII Congresso Brasileiro de Cartografia. Disponível em: <https://www.cartografia.org.br/cbc/trabalhos/6/653/CT06-50_1506812987.pdf>. Acesso em: 17/05/2024.
- EMBRAPA. (2024). Embrapa Soja: ciência e inovação para o campo. 2024. Disponível em: <<http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1165561>>. Acesso em: 07/12/2024.
- EMBRAPA. (1999). Mapa de aptidão agrícola das terras do Município de Paragominas - Estado do Pará. Disponível em: <<https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/991891>>. Acesso em: 10/08/2023.
- Encarnação, S., Tenedório, J. A., Rocha, J., & Estanqueiro, R. (2004). Cartografia de uso do solo à escala regional com recurso à análise orientada a objecto e segmentação multirresolução. Anais do V Congresso da Geografia Portuguesa, 14-16 de outubro, Universidade do Minho, Guimarães, Portugal.
- Facco, M. G., & Tischer, J. S. (2022). Avaliação da germinação e vigor em sementes de soja (*Glycine max* L.) sob diferentes tratamentos de sementes. Anais da Agronomia 2021/2, 37–53. Disponível em: <<https://uceff.edu.br/anais/index.php/agronomia/article/download/315/301>>. Acesso em: 23/07/2024.
- Ferrari, R. (2008). *Modelagem dinâmica do uso e cobertura da terra da Quarta Colônia/RS*. [Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Maria]. Disponível em: <<https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/9514/FERRARI,%20RENATA.pdf>>. Acesso em: 03/10/2023.
- Frey, G. P., West, T. A. P., Hickler, T., Rausch, L., Gibbs, H. K., & Börner, J. (2018). Simulated Impacts of Soy and Infrastructure Expansion in the Brazilian Amazon: A Maximum Entropy Approach. *Forests*, 9(10), 600. <https://doi.org/10.3390/f9100600>.
- Goodacre, A. K., Bonham-Carter, G. F., Agterberg, F. P., & Wright, D. F. (1993). A statistical analysis of the spatial association of seismicity with drainage patterns and magnetic anomalies in western Quebec. *Tectonophysics*, 217(3–4), 285–305. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0040195193900118>>. Acesso em: 08/09/2023.
- Hagen, A. (2003). Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. *International Journal of Geographical Information Science*, 17(3), 235–249.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). (2022a). *Paragominas*. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pa/paragominas/panorama>>. Acesso em: 10/10/2024.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). (2022b). *Bases cartográficas contínuas – Estados*. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-e-mapas/bases-cartograficas-continuas/15807-estados.html>>. Acesso em: 10/10/2024.
- Joint Research Centre – European Commission - Institute for Remote Sensing Applications (JRC); European Space Agency – Earthnet Programme Office (ESAESRIN). (1994). *Modelling Deforestation Processes – a review*. Luxembourg: ECSC-ECEAEC.
- Hydro Paragominas. (2023). *Em Paragominas, Hydro foca em biodiversidade com reflorestamento*. Disponível em: <<https://www.hydro.com.br/br/imprensa/noticias/2023/em-paragominas-hydro-foca-em-biodiversidade-com-reflorestamento/>>. Acesso em: 28 fev. 2025.
- Kawashima, R. S., Giannotti, M. A., Almeida, C. M., & Quintanilha, J. A. (2016). Modelagem da dinâmica espacial das mudanças na cobertura da terra na região portuária da Baixada Santista. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 22, 703–718.
- Kronemberger, G. (2007). *Em Busca de um Algoritmo Construtivo para Autômatos Celulares Reversíveis: A Abordagem das Regras Primitivas e Derivadas*. [Dissertação de mestrado, Universidade Presbiteriana Mackenzie]. Disponível em: <<https://dspace.mackenzie.br/items/fl2110a1-f1c3-4dea-8bc4->

- dd23f7165c08>. Acesso em: 29/10/2023.
- Landgraf, L. (2021). *Tecnologias para falta de água na soja*. Disponível em: <<https://www.sistemafaemg.org.br/faemg/noticias/tecnologias-para-falta-de-agua-na-soja>>. Acesso em: 30/11/2024.
- Leite-Filho, A. T., Soares-Filho, B. S., & de Oliveira, U. (2024). Climate risks to soy-maize double-cropping due to Amazon deforestation. *International Journal of Climatology*, 44(4), 1245–1261. <https://doi.org/10.1002/joc.8381>.
- Macedo, R. de C. (2013). Modelagem dinâmica espacial e valoração das alterações de cobertura e uso da terra relacionadas à expansão canavieira. [Tese de Doutorado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais]. Disponível em: <https://bdtd.ibict.br/vufind/Record/INPE_5088a022702572f49ee63c900756ec4f>. Acesso em: 01/07/2023.
- Macedo, R. de C., Almeida, C. M. DE., Santos, J. R. DOS., & Rudorff, B. F. T. (2013). Modelagem Dinâmica espacial das alterações de cobertura e uso da terra relacionadas à expansão canavieira. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 19(2), 313–337. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/bcg/a/K8g8rcjemBLnpPKcFytJ6FP/?format=pdf&lang=pt>>. Acesso em: 10/07/2023.
- MapBiomass. (2024a). MapBiomass General Handbook. Disponível em: <<https://brasil.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/4/2024/08/ATBD-Collection-9-v2.docx.pdf>>. Acesso em: 10/11/2023.
- MapBiomass. (2024b). Cobertura e Uso da Terra (Coleção 9). Disponível em: <https://storage.googleapis.com/mapbiomas-public/initiatives/brasil/collection_9/lcluc/coverage/brasil_coverage_2023.tif>. Acesso em: 10/10/2024.
- Marques, F. de LIMA. (2019). *O uso de inteligência artificial para modelagem ambiental da área de influência indireta (AII) das Usinas Hidrelétricas Ferreira Gomes e Cachoeira Caldeirão-Amapá*. [Monografia, Universidade Federal do Pará]. Disponível em: <<https://bdm.ufpa.br/jspui/handle/prefix/1014>>. Acesso em: 21/09/2023.
- NASA - National Aeronautics and Space Administration. Earthdata – SRTM. Disponível em: <<https://www.earthdata.nasa.gov/data/instruments/srtm>>. Acesso em: 15/01/2024.
- Oliveira, M. A. de. (2015). Modelagem dinâmica espacial das classes de uso e cobertura da terra de Venâncio Aires/RS. [Dissertação de Mestrado, Centro Universitário UNIVATES]. Disponível em: <<https://www.univates.br/bduserver/api/core/bitstreams/d9721133-2c72-4bd6-990f-e79ec3a79887/content>>. Acesso em: 28/05/2024.
- RADAMBRASIL. (n.d.). RADAM v. 3; RADAM volume 3; Paragominas, Folha SA. 23. Disponível em: <<https://www.sgb.gov.br/radam-d#:~:text=O%20Projeto%20Radam%20%2D%20Radar%20na,de%20Minera%C3%A7%C3%A3o%20%2D%20ANM>>. Acesso em: 20/09/2023.
- Sefrin, O., Riese, F. M., & Keller, S. (2021). Deep learning for land cover change detection. *Remote Sensing*, 13(1), 1–27.
- Soares-Filho, B. S. (1998). *Análise de paisagem: fragmentação e mudanças*. Belo Horizonte: Centro de Sensoriamento Remoto-UFGM. 88 p. Disponível em: <https://csr.ufmg.br/dinamica_utils/download/files/publications/apostila.pdf>. Acesso em: 16/08/2024.
- Soares-Filho, B. S., Cerqueira, G. C., & Pennachin, C. L. (2007). Modelagem de dinâmica de paisagem: concepção e potencial de aplicação de modelos de simulação baseados em autômato celular. *Megadiversidade*, 3(1-2), 74–76.
- Osis, R., Laurent, F., & Pocard-Chapuis, R. R. (2016). Simulação da dinâmica do uso do solo em Paragominas-PA: Diferenças nas regras espaciais entre áreas de assentamentos e agropecuária comercial. *Seminário Internacional de Desenvolvimento Rural Sustentável, Cooperativismo e Economia Solidária (SICOOPES)*, Castanhal, Brasil. Disponível em: <<https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-02270260>>. Acesso em: 07/12/2024.

- TERRACLASS. (2024). Mapeamento do uso e da cobertura da terra na Amazônia Legal Brasileira: 2024. Brasília, DF; Belém: Embrapa; INPE. Disponível em: <<http://www.terraclass.gov.br/download-dados>>. Acesso em: 20/11/2024.
- Wegener, M., Gnad, F., & Vannahme, M. (1986). The time scale of urban change. In B. Hutchinson & M. Batty (Eds.), *Advances in urban systems modelling* (pp. 175–197). Elsevier.
- Ximenes, A. de C., De Almeida, C. M., Amaral, S., Escada, M. I. S., & De Aguiar, A. N. A. P. D. (2008). Modelagem dinâmica do desmatamento na Amazônia. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 14(3), 370–391.

Agradecimentos

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas da Universidade Federal do Paraná (PPGCG/UFPR); Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Processo n.º 133944/2020-4 (T.E.P.S) e Processo n.º 311324/2021-5 (C.M.A). Este estudo foi financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processo n.º 2020/09215-3 (C.M.A).

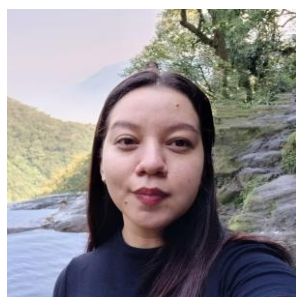
Contribuição dos Autores

A primeira autora contribuiu com a conceitualização, curadoria de dados, análise formal, investigação, metodologia, software, validação, visualização e redação – minuta inicial. A segunda autora contribuiu com a conceitualização, curadoria de dados, análise formal, metodologia, software, administração do projeto, supervisão, validação, visualização e redação – revisão e edição. O terceiro autor contribuiu com a redação – revisão e supervisão.

Conflitos de Interesse

Os autores declaram que não há conflitos de interesse.

Biografia do autor principal



Thais Elaine Pereira de Sousa, nascida em Belém do Pará, em 1995, é mestre em Ciências Geodésicas pela Universidade Federal do Paraná (Curitiba, PR) e graduada em Geoprocessamento pela Universidade Federal do Pará (Belém, PA). Atua com geotecnologias aplicadas ao meio ambiente, com ênfase em sensoriamento remoto, SIG, modelagem espacial e análise multitemporal. Possui experiência em monitoramento ambiental e planejamento territorial. Atualmente, trabalha na SCCON Geospatial, em São Paulo (SP), com foco em análise e gestão territorial. Seus interesses de pesquisa incluem mudanças na paisagem, REDD+, aplicações de sensoriamento remoto para segurança e ordenamento territorial.



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.