



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
CAMPUS ANANINDEUA
FACULDADE DE TECNOLOGIA EM GEOPROCESSAMENTO

FABIO DE LIMA MARQUES

**O USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA MODELAGEM
AMBIENTAL DA ÁREA DE INFLUÊNCIA INDIRETA (AII) DAS
USINAS HIDRELÉTRICAS FERRERA GOMES E CACHOEIRA
CALDEIRÃO – AMAPÁ.**

Ananindeua, PA
2019

FABIO DE LIMA MARQUES

**O USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA MODELAGEM
AMBIENTAL DA ÁREA DE INFLUÊNCIA INDIRETA (AII) DAS
USINAS HIDRELÉTRICAS FERRERA GOMES E CACHOEIRA
CALDEIRÃO – AMAPÁ.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado a Faculdade de Tecnologia em Geoprocessamento, da Universidade Federal do Pará – Campus Ananindeua, como requisito para obtenção do grau de Tecnólogo em Geoprocessamento.

Orientador: Prof. Ms. Alan Nunes Araújo

Ananindeua, PA
2019

FABIO DE LIMA MARQUES

**O USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA MODELAGEM
AMBIENTAL DA ÁREA DE INFLUÊNCIA INDIRETA (AII) DAS
USINAS HIDRELÉTRICAS FERRERA GOMES E CACHOEIRA
CALDEIRÃO – AMAPÁ.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado a Faculdade de Tecnologia em Geoprocessamento, da Universidade Federal do Pará, como requisito para obtenção do grau de Tecnólogo em Geoprocessamento.

Data da aprovação: ____/____/____

Conceito: _____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Ms. Alan Nunes Araújo
Orientador – UFPA

Prof. Dr^a. Ms. Danielle Costa C. Couto
Examinador Interno – UFPA

Prof. Dr. Ms. Lúcio Correia Miranda
Examinador Interno – UFPA

Prof. Dr. Ms. Paulo Alves de Melo
Examinador Interno – UFPA

Ananindeua, PA
2019

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, que em sua infinita misericórdia me amou e me surpreendeu dando-me uma segunda chance, quando eu menos esperava, para tentar de novo e recomeçar.

A Bem-Aventurada Grande Mãe de Deus, Maria Santíssima, por seu Amor incondicional por mim seu filho Amado.

À Dona Eulália, minha querida e amada avó paterna, minha maior motivação e inspiração, que sempre me apoiou e me deu forças pra continuar.

Às minhas Tias Brígida e Ednalda e minha prima Bárbara que estiveram mais próximas e me acompanharam desde o início dessa jornada procurando me ajudar da maior forma possível nesta etapa da minha vida.

Aos meus pais Pedro Valter e Zélia Lima, pelo imenso carinho por manterem sempre firmes suas orações e seus cuidados por mim.

Ao meu Orientador Professor Alan Araújo, que aceitou me orientar neste trabalho e que me auxiliou da melhor forma possível.

Aos profissionais da Superintendência do Patrimônio da União – SPU/PA, que estiveram ao meu lado e me proporcionaram um grande aprendizado e experiência em meu estágio.

Aos colegas e professores da turma de Geoprocessamento Tecnológico de 2016 que construíram laços de amizade, conhecimento e troca de aprendizado no decorrer desta graduação.

A todos os meus familiares e amigos, todo carinho e proximidade contribuíram para que eu chegasse até aqui.

“Eu posso ir muito além de onde estou, vou nas asas do Senhor o Teu amor, é o que me conduz. Posso voar e subir sem me cansar, ir pra frente sem me fadigar. Vou com asas como águia, pois confio no Senhor.”

(Eros Biondini. Nas asas do Senhor)

RESUMO

Situada na região baixo-médio da Bacia Hidrográfica do Rio Araguari, a área de estudo, Área de Influência Indireta (AII) das Usinas Hidrelétricas Ferreira Gomes e Cachoeira Caldeirão do Estado do Amapá, abrange em seus limites partes de três municípios: Ferreira Gomes, Porto Grande e Tartarugalzinho. Este trabalho, teve como objetivo geral identificar cenários espaciais da AII correspondentes aos anos de 2013 e 2017 modelando a dinâmica do uso e cobertura do solo, para realizar a simulação das futuras mudanças da paisagem para o ano de 2030. Para a elaboração dos mapas de uso e cobertura do solo, foram classificadas imagens de satélite Landsat-8 (2013) e Sentinel-2 (2017). A etapa de modelagem foi feita no *software* Dinamica EGO através do modelo de LUCC (*Land Use and Cover Change*) que utiliza o método de Pesos de Evidências. Após validado e calibrado o modelo, os mapas simulados de 2017, quando comparados com o mapa real de referência, apresentaram resultados dos seus índices de similaridade satisfatórios. A análise da correlação entre os mapas, gerou mapas de probabilidades de transição entre as classes, das quais as mais influentes no modelo foram: a probabilidade de transição de Cerrado/Pastagem para área cultivada, Cerrado/Pastagem para área Urbana, Floresta para área cultivada, Floresta para área Urbana e Floresta para Cerrado/Pastagem. A partir do uso de Inteligência Artificial (AI) para simulação de cenário futuro até o ano de 2030 foi possível analisar que a classe de área cultivada apresenta tendências crescimento próximo a região nordeste da área de estudo na área abrangente do município de Tartarugalzinho e também ao lado direito do rio Araguari próximo ao município de Porto Grande no entorno da BR-210; a classe cerrado/pastagem tende a crescer ainda mais na sua região de predomínio ao lado esquerdo do Rio Araguari, no entorno da BR-165 e também na região próximo à sede municipal de Ferreira Gomes; a área de Floresta tende a perder espaço por conta da transição de Floresta para Cerrado/Pastagem e reduz também próximo as sedes urbanas que tendem a se expandir nos seus arredores por conta da influência dos empreendimentos hidrelétricos e do crescimento das sedes municipais de Porto Grande e Ferreira gomes. Conclui-se que a metodologia proposta no processo de modelagem da dinâmica de paisagem no Dinamica EGO por ser utilizada para a construção de cenários probabilísticos, pode auxiliar na tomada de decisões no planejamento do uso e cobertura do solo, tornando a IA importante recurso tecnológico para análises espaciais complexas.

Palavras-Chaves: Inteligência Artificial; Pesos de Evidências; Bacia Hidrográfica do rio Araguari; Hidrelétricas; Amapá

ABSTRACT

Located in the low-medium region of the Araguari River Basin, the study area, Indirect Influence Area (AII) of the Ferreira Gomes and Cachoeira Caldeirão Hydroelectric Power Plants in the State of Amapá, covers in its limits parts of three municipalities: Ferreira Gomes, Porto Grande and Tartarugalzinho. The objective of this work was to identify spatial scenarios of the IIA corresponding to the years of 2013 and 2017, modeling the dynamics of land use and cover that occurred during this time period, in order to simulate future landscape changes for the year 2030. (Landsat-8 (2013) satellite images merged with the panchromatic band and Sentinel-2 (2017)). The modeling step was done in the software, of free license, Dinamica EGO through the model of LUCC (Land Use and Cover Change) that uses the method of Weights of Evidence. After validating and calibrating the model, the simulated maps in the 2017 models, when compared to the actual reference map, presented results of their satisfactory indexes of similarity. The analysis of the correlation between the maps in the model, generated maps of probabilities of transition between classes, of which the most influential in the model were: the probability of transition from Cerrado / Pasture to cultivated area, Cerrado / Pasture to urban area, Forest to cultivated area, Forest for Urban area and Forest for Cerrado / Grassland. From the use of Artificial Intelligence (AI) to simulate future scenarios until the year 2030, it was possible to analyze that the cultivated area class presents growth trends near the northeastern region of the study area in the area of Tartarugalzinho, right side of the Araguari river near the municipality of Porto Grande in the vicinity of BR-210; the cerrado / pasture class tends to grow even more in its predominant region on the left side of the Araguari River, near the BR-165 and also in the region near the municipal headquarters of Ferreira Gomes; the Forest area tends to lose ground due to the transition from Forest to Cerrado / Pasture and also reduces near to urban centers that tend to expand in their surroundings due to the influence of the hydroelectric projects and the growth of the municipal headquarters of Porto Grande and Ferreira Gomes. It is concluded that the methodology proposed in the modeling process of the landscape dynamics in Dinamica EGO to be used for the construction of probabilistic scenarios, can help in the decision making in land use and land use planning, making AI an important technological resource for complex spatial analyzes.

Key Words: Artificial intelligence; Evidence Weights; Hydrographic Basin of the Araguari River; Hydropower; Amapá

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1 - Organograma do procedimento metodológico. | 20 |
| Figura 2 – Mapa de Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Araguari. | 22 |
| Figura 3 – Mapa de Localização da Área de influência Indireta da UHE Ferreira Gomes..... | 24 |
| Figura 4 – Mapa de delimitação dos reservatórios das UHEs no Rio Araguari..... | 25 |
| Figura 5 – Mapa de Pontos utilizados como referência para a classificação | 28 |
| Figura 6 – Configurações de extensão da camada matricial | 30 |
| Figura 7 – Modelo gerado no DinamicaEGO para cálculo de mapas de distância | 32 |
| Figura 8 – Mapas de representação das variáveis empregadas no modelo de simulação | 34 |
| Figura 9 – Modelo para criação do Cubo <i>Raster</i> no Dinamica EGO..... | 35 |
| Figura 10 – Visualização das layers do Cubo Raster na ferramenta MapView do Dinamica EGO..... | 35 |
| Figura 11 – Modelo de cálculo para a matriz de transição..... | 36 |
| Figura 12 – Janela <i>Message Log</i> mostrando o número de células em cada classe..... | 37 |
| Figura 13 – Modelo para calcular o intervalo dos Pesos de Evidência no Dinamica EGO | 38 |
| Figura 14 – Parâmetros do functor “ <i>Determine Weights of Evidence Ranges</i> ” definidos | 39 |
| Figura 15 – Modelo para calcular os coeficientes de pesos de evidências das variáveis..... | 40 |
| Figura 16 – Modelo para gerar os índices de correlação entre os pesos de evidências das variáveis..... | 41 |
| Figura 17 – Modelo para gerar os mapas de probabilidades e simulação..... | 42 |
| Figura 18 – MapView: Visualização do mapa de probabilidade da transição de Cerrado/Pastagem para Área cultivada. as áreas em vermelho são mais propensas à mudança | 43 |
| Figura 19 – Validação a partir do modelo de geração do mapa de probabilidades..... | 44 |
| Figura 20 – Modelo de validação usando múltiplas janelas de decaimento contínuo..... | 45 |
| Figura 21 – Parametrização do modelo de formação de <i>patcher</i> e <i>expander</i> | 45 |

| | |
|---|----|
| Figura 22 – Modelo de simulação de cenários futuros até o ano de 2030..... | 46 |
| Figura 23 – Mapa de Classificação do uso e cobertura do solo do ano de 2013..... | 47 |
| Figura 24 – Mapa de Classificação do uso e cobertura do solo do ano de 2017..... | 47 |
| Figura 25 – Gráfico de representação da dinâmica do uso do solo no intervalo de 2013 a 2017 | 49 |
| Figura 26 – Bloco de anotação com as transições relevantes para a simulação do modelo.... | 50 |
| Figura 27 – Gráficos de pesos de evidências das variáveis da transição 2-5 | 52 |
| Figura 28 – Gráficos de pesos de evidências das variáveis da transição 2-6 | 54 |
| Figura 29 – Mapa de probabilidade de transição do Cerrado/Pastagem para Área urbana..... | 56 |
| Figura 30 – Mapa de probabilidade de transição da Floresta para Área Cultivada..... | 58 |
| Figura 31 – Mapa de probabilidade de transição da Floresta para Área Urbana | 58 |
| Figura 32 – Mapa de probabilidade de transição do Cerrado/Pastagem para Área Cultivada | 59 |
| Figura 33 – Mapa de probabilidade de transição do Floresta para Cerrado/Pastagem | 60 |
| Figura 34 – Mapa Simulado no modelo 2013-2017(Acima) e Mapa real de 2017 (Abaixo) . | 61 |
| Figura 35 – Gráfico de similaridade por decaimento exponencial..... | 62 |
| Figura 36 – Comparação entre o mapa simulado e o mapa real de 2017..... | 63 |
| Figura 37 – Mapa simulado da paisagem do ano de 2030 | 63 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| Tabela 1 – Base de dados utilizada na pesquisa. | 25 |
| Tabela 2 – Softwares utilizados na pesquisa | 26 |
| Tabela 3 – Código das classes temáticas | 32 |
| Tabela 4 – Dados de entrada para execução do modelo no DinamicaEGO | 33 |
| Tabela 5 – Área (ha) de cada classe conforme o ano | 48 |
| Tabela 6 – Quadro de mudança entre os anos | 48 |
| Tabela 7 – Matriz de transição envolvendo todas as classes, Multiple-step | 50 |
| Tabela 8 – Matriz com transições mais relevantes para a pesquisa, “Multiple-Step_new” | 51 |
| Tabela 9 – Matriz com transições mais relevantes para a pesquisa em valor percentual | 51 |
| Tabela 10 – Análise de correlação das variáveis. | 88 |

SUMÁRIO

| | |
|--|-----------|
| 1. INTRODUÇÃO | 12 |
| 1.1. OBJETIVOS | 13 |
| 1.1.1. Objetivo Geral | 13 |
| 1.1.2. Objetivos Específicos | 13 |
| | |
| 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 14 |
| 2.1. MODELAGEM DE SISTEMAS AMBIENTAIS | 14 |
| 2.1.1. A modelagem no contexto SIG | 14 |
| 2.1.2. A Modelagem Dinâmica..... | 16 |
| | |
| 3. MATERIAIS E MÉTODOS | 20 |
| 3.1. ÁREA DE ESTUDO | 21 |
| 3.1.1. A Bacia Hidrográfica do rio Araguari – Amapá..... | 21 |
| 3.1.2. A Área de Influência Indireta (AII) das UHE's Ferreira Gomes e Cachoeira Caldeirão..... | 23 |
| 3.1.3. Os empreendimentos hidrelétricos na área de estudo..... | 24 |
| 3.2. BASE DE DADOS E <i>SOFTWARES</i> | 25 |
| 3.3. SELEÇÃO E PROCESSAMENTO DAS IMAGENS DE SATÉLITE | 27 |
| 3.4. CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS..... | 27 |
| 3.5. TRANSFORMAÇÃO DAS BASES VETORIAIS EM MATRICIAIS | 29 |
| 3.6. MODELAGEM NO DINAMICA EGO..... | 30 |
| 3.6.1. Organização dos dados de entrada..... | 31 |
| 3.6.2. Matriz de transição | 36 |
| 3.6.3. Determinar intervalos de pesos de evidências..... | 37 |
| 3.6.4. Cálculo dos coeficientes dos pesos de evidências das variáveis | 39 |
| 3.6.5. Análise da correlação entre os mapas..... | 40 |
| 3.6.6. Ajuste e execução do modelo de simulação | 41 |
| 3.6.7. Validação do modelo..... | 43 |
| 3.6.8. Formação de manchas e simulação de cenários futuros | 45 |
| | |
| 4. RESULTADOS E DISCUSSÕES | 47 |
| 4.1. MAPAS DE USO E COBERTURA DO SOLO | 47 |
| 4.2. MATRIZ DE TRANSIÇÃO..... | 49 |
| 4.3. PESOS DE EVIDÊNCIAS | 52 |

| | |
|--|-----------|
| 4.4. ANÁLISE DA CORELAÇÃO ENTRE OS MAPAS | 56 |
| 4.5. AJUSTE E EXECUÇÃO DO MODELO DE SIMULAÇÃO | 56 |
| 4.6. VALIDAÇÃO | 62 |
| 4.7. FORMAÇÃO DE MANCHAS E SIMULAÇÃO DE CENÁRIOS FUTUROS. | 62 |
| | |
| 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS..... | 65 |
| | |
| REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 67 |
| | |
| APÊNDICE A – MAPAS DAS VARIÁVEIS DE FORMA DETALHADA..... | 69 |
| | |
| APÊNDICE B – MAPAS DA SIMULAÇÃO DE 2018 A 2030 | 75 |
| | |
| APÊNDICE C – TABELA DE ANÁLISE DA CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS | 88 |

1. INTRODUÇÃO

A bacia Amazônica em toda sua extensão, segundo Fisch (1998) “ocupa uma área estimada de 6,3 milhões de quilômetros quadrados”. Este mesmo território na porção brasileira, para fins de gestão e planejamento territorial, foi instituído como Amazônia Legal, agrupando estados que além de contemplarem este importante bioma, também compartilham semelhanças econômicas, sociais e políticas, com uma área de 5.217.423 quilômetros quadrados, ocupando os estados do Acre, Amapá, Pará, Amazonas, Rondônia, Roraima e parcialmente os estados do Mato Grosso, Tocantins e Maranhão. O bioma amazônico é composto por ecossistemas, tais como: florestas densas de terra firme, florestas estacionais, florestas de igapó, campos alagados, várzeas, savanas, refúgios montanhosos e formações pioneiras.

Mudanças na paisagem amazônica vem ocorrendo em um ritmo constante, principalmente em relação ao desmatamento que ultrapassa 5.000 km² (INPE, 2017). O intenso uso de seus recursos naturais é um dos principais fatores que contribuem para alteração do padrão ambiental e ecossistêmico amazônico. A substituição de padrões florestais pela agroindústria, mineração e hidrelétricas são agentes principais na alteração da paisagem natural amazônica, sendo este último objeto principal neste estudo, tendo em vista que são muitas as consequências dos impactos provocados.

Para Fearnside (2015) “os impactos das barragens na Amazônia afetam diversos segmentos, a começar pelos povos indígenas que desterritorializados sofrem também com a perda de peixes e de outros recursos dos rios”. O reassentamento de pessoas urbanas e rurais representam também um impacto considerável, afetando os modos de vida e cultura. No que tange a saúde, impactos dos reservatórios sobre a saúde incluem a proliferação de insetos e a metilação de mercúrio (transformação deste metal na sua forma tóxica). A perda de vegetação pode ocorrer não só por causa da inundação direta, mas também pelo desmatamento por residentes deslocados pelo reservatório e por imigrantes e investidores atraídos para a área (inclusive pela construção de estradas até os locais das barragens), e o agronegócio viabilizado pelas hidrovias associadas às barragens.

A bacia hidrográfica do rio Araguari, inserida no estado do Amapá e dentro dos domínios amazônicos, apresenta muitos dos impactos listados acima, visto que além de contemplar a primeira Usina Hidrelétrica da Amazônia, Coracy Nunes, inaugurada em 1976, possui atualmente três usinas hidrelétricas com distância aproximada de 10 km entre si. Ou seja, Impactos ambientais que foram gerados e ampliados ao longo do tempo, alterando o padrão espacial e sua dinâmica ambiental. Para além disso, a criação de políticas públicas de incentivo a silvicultura e grãos, tornam parte da área de estudo uma das mais recentes e talvez a última fronteira setentrional agrícola brasileira.

Este estudo, portanto, tem como objetivo, analisar as transformações ocorridas na paisagem da Área de Influência Indireta (AII) das Usinas Hidrelétricas de Coracy Nunes, Ferreira Gomes e Cachoeira Caldeirão, localizadas no Amapá, com dados dos anos de 2013 e 2017, a partir do uso de Inteligência Artificial (AI) para modelagem ambiental, possibilitando não somente a compreensão do cenário atual, mas também o prognóstico de alterações ambientais futuras até o ano de 2030.

1.1. OBJETIVOS

1.1.1. Objetivo Geral

Identificar cenários espaciais correspondentes aos anos de 2013 e 2017 e simular as futuras mudanças da paisagem para o ano de 2030, possibilitando compreender e prever as principais alterações ambientais.

1.1.2. Objetivos Específicos

- Classificar o uso e cobertura da terra da Área de Influência Indireta da Usina de Coracy Nunes, Ferreira Gomes e Cachoeira Caldeirão.
- Modelar sistemas ambientais por meio de Inteligência Artificial variáveis espaciais em software especialista.

- Analisar as tendências espaciais para mudança e dinâmica da paisagem usando o método do cálculo da matriz de transição das classes correspondentes, a qual será gerada a partir do Dinâmica EGO para o cenário de 2030.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. MODELAGEM DE SISTEMAS AMBIENTAIS

2.1.1. A modelagem no contexto SIG

O avanço da informática fez com que o uso de computadores pudesse vir a contribuir como uma ferramenta de apoio a procedimentos de estudos de análises e de simulações em vários campos do conhecimento humano. Neste ambiente, foram desenvolvidos sistemas complexos para análises e para modelagens no intuito de se trabalhar dados e informações nas mais variadas categorias, como geologia, transportes, finanças, solos, etc. Nessa mesma tendência, sistemas de armazenamento, manipulação e apresentação de dados espaciais, conhecidos como SIG, foram criados e utilizados no campo das ciências ambientais para este fim. Segundo Garcia et al. (2012, p. 34) “Os modelos de análise espacial em SIG podem traçar cenários, simulações de fenômenos, com base em tendências observadas ou julgamentos de condições estabelecidas”.

A construção de modelos na ciência não é uma técnica recente, diferentes áreas do conhecimento utilizam-se dela para elucidar ideias, processos, hipóteses, sistemas e leis. Na proposta de Câmara e Pedrosa (2003, p. 37), “um modelo deve ser capaz de responder as questões: “Por que”, “Quando” e “Onde” acerca de um fenômeno. E deve ser constituído de três elementos: variáveis, relacionamentos e processos os quais podem variar sua significância de acordo com o fenômeno abordado”.

É importante ressaltar também, que modelos espaciais de mudança de cobertura do solo têm sido cada vez mais utilizados no cenário científico, pois a partir dessas mudanças é possível trazer respostas a estes questionamentos citados acima pelo autor.

A utilização de modelos está intimamente vinculada à verificação de teorias, à quantificação e à abordagem sistêmica. Por esse motivo, o desenvolvimento de modelos pode ser considerado como a estruturação de ideias sequenciais, que se relacionam com o funcionamento do sistema, tornando-o compreensível, o que conseqüentemente expressará as relações entre seus elementos (CHRISTOFOLETTI, 1952). Por exemplo, quando se trata de uma modelagem referente ao uso e ocupação do solo, essa relação pode se dar a partir das classes apresentadas no modelo, a relação de mudança entre cada uma delas da qual é possível quantificá-las em SIG's específicos.

Neste contexto, vale ressaltar que a definição dos elementos ou estados de uma paisagem e suas possíveis transições são os primeiros passos na elaboração de um modelo. De forma geral, essa análise espacial de mudanças é feita por meio da comparação de dois ou mais mapas da paisagem com tempos distintos, o qual pode ser extraído de dados históricos de sensoriamento remoto.

Partindo nesse sentido, o Sensoriamento Remoto nos remete a elaborar estudos colaborando com o modelo de transição de mudança de cobertura do solo que segundo Soares Filho (2007), requer somente a especificação do número finito de estados e que sejam conhecidas as taxas de transição de um estado para outro em um intervalo de tempo discreto.

Em softwares, SIG's específicos, essa taxa de transição é quantificada e especializada para análise do modelo, tal fato que corresponde a uma das etapas do método a ser utilizado na modelagem desse trabalho que é o cálculo da matriz de transição das classes correspondentes, por meio da qual será gerada a partir do Dinamica EGO, software base que será utilizado neste trabalho onde essa etapa será descrita no capítulo III.

Soares Filho, conceitua de forma básica que a modelagem se refere à etapa de construção de modelos, ao procedimento de pesquisa que conduz ao modelo, ou seja, refere-se à representação do sistema. Onde o processo de modelagem passa por diversos testes até ser validado, o autor explica que:

Esse processo desenvolve-se por meio da definição de um conjunto de hipóteses ou predições, as quais poderão ser comparadas com medidas do mundo real. Desse modo, o modelo será aceito, rejeitado ou modificado somente após a comparação entre o resultado gerado e o observado, para novamente ser testado (SOARES-FILHO, 1998, p. 22).

Vale lembrar ainda que a maior parte dos paradigmas atuais de representação do conhecimento são essencialmente estáticos, sem modelar adequadamente a dimensão temporal

e os relacionamentos dinâmicos e dependentes de contexto entre os objetos (CÂMARA et al. 2001.). Ou seja, as geotecnologias atuais com as ferramentas de SIG e uso de softwares veio contribuir nesse tipo de estudo quebrando esse paradigma de estudos de fenômenos estáticos, fazendo com que as pesquisas nesse ramo também fossem voltadas para fenômenos dinâmicos.

2.1.2. A Modelagem Dinâmica

As pesquisas voltadas para análise da dinâmica do uso e cobertura da terra buscam, de uma forma interdisciplinar, a possibilidade de ir além do que simplesmente descrever o ambiente a partir da classificação dos diferentes tipos de uso e cobertura. Isso permite que o uso das geotecnologias colabore na elaboração de modelos de caráter preditivo aplicados à paisagem com o intuito de analisar os processos dinâmicos que dão origem a uma determinada paisagem.

Segundo Aguiar o interesse no estudo das mudanças nos padrões de uso e cobertura da terra, tanto no meio científico, quanto fora deste se deve a velocidade com que estes processos de mudança têm ocorrido no passar do tempo e aos possíveis impactos ambientais e socioeconômicos destas alterações onde expõe:

A questão de mudanças nos padrões de Uso e Cobertura do Solo tem despertado interesse, dentro e fora do meio científico, devido ao acelerado processo de mudança das últimas décadas e aos possíveis impactos ambientais e socioeconômicos dessas mudanças, que causam preocupações desde o nível local até o global (AGUIAR, 2012. p. 1)

Esse interesse voltado no meio atual, se refere a importância dos estudos de modelagem, pois uma análise de uma modelagem bem elaborada, é capaz de precaver ambientes futuros de forma quase precisa a partir das análises do modelo em relação às variáveis estudadas. Isso como já dito, pode ser aplicado em diversas áreas do conhecimento. Como por exemplo, encontra-se hoje na literatura estudos voltados para modelagem a fim de prever o índice de desmatamento e desastres ambientais na Amazônia.

É nesse contexto que, os modelos dinâmicos de simulação de mudanças de uso e cobertura da terra tentam replicar possíveis padrões da evolução da paisagem e assim possibilitar a avaliação de futuras implicações ecológicas sobre o meio ambiente (Soares-Filho et al. 2002). E também, de acordo com Soares-Filho et al. (2007), os componentes de um

modelo de mudança da paisagem consistem em uma configuração inicial, função de mudança e uma configuração de saída.

Essa configuração inicial, de forma resumida, se dá a partir da seleção dos dados de entrada no modelo como por exemplo, mapas temporais (*raster*) de uso e ocupação do solo e suas variáveis contendo seus pesos e evidências. A função de mudanças, se aplica nos cálculos estatísticos e análise dos pixels e células dos dados de entrada relacionando-os com suas variáveis. Já a saída, é o resultado gerado a partir dos mapas simulados após a leitura do modelo, que pode ser definido em determinado intervalo de tempo.

Pedrosa; Câmara; Monteiro (2001) explicam um modelo como constituído pelos seguintes elementos: variáveis, relacionamentos e processos. Com base neste esquema a classificação dos modelos é realizada com base em seus objetivos, e podem ser divididos em modelos empíricos, que se detêm ao estudo dos relacionamentos entre as variáveis, e modelo de sistemas que são descrições matemáticas de processos complexos, que focalizam as interações entre todos os elementos do sistema.

Na visão de Câmara, para representar os conceitos de modelos espaço-temporais, apenas a representação de superfícies em grades regulares não é suficiente.

As leis que governam a dinâmica dos processos (sejam estes físicos ou sociais), precisam ser expressas através de equações iterativas, que incorporadas ao ambiente de GIS, permitem a simulação de fenômenos espaço-temporais. Essas relações envolvem direta ou indiretamente as variáveis aplicadas no modelo. (CÂMARA et al. 2001, p. 7)

Uma das abordagens também para desenvolver modelos de simulação dinâmica espacial segunda é representar o espaço como uma matriz de células e aplicar as equações matemáticas a cada uma das células da matriz, simultaneamente, sendo:

Cada célula do modelo está conectada com suas células vizinhas, de tal forma que é possível estabelecer um fluxo entre células adjacentes. Isto simplifica sobremaneira o mecanismo de predições do sistema porque por exemplo, se uma célula tem três vizinhos com estado x , é altamente provável que o estado desta célula venha a ser x também. Entretanto, este raciocínio simplista pode ser aperfeiçoado em regras de transição. Outro aperfeiçoamento desse modelo é a possibilidade de incorporar processos de tomada de decisões. Modelos que incorporam este mecanismo são chamados modelos baseados em regras. As regras de tomada de decisão são representadas através de abstrações muito semelhantes àquelas que ocorrem na mente humana. (PEDROSA e CÂMARA. 2004, p. 15)

A seleção das variáveis na modelagem dinâmica é de necessária importância, por isso Pedrosa e Câmara (2001, p. 9) abordam essa questão dizendo que “processos físicos e de uso e cobertura do solo possuem mecanismos distintos para aplicação de regras de transição”.

Essas variáveis determinam as relações de influência com a variável dependente, definindo as células com maior ou menor probabilidade de transição de uso e cobertura da terra.

Quando tratamos de variáveis nos sistemas de modelos, podemos nos referir, como exemplos os mapas de distância estradas, os modelos digitais de elevação, a distância do objeto com os municípios vizinhos, os rios, dentre outros a serem classificados como dinâmicos ou estáticos.

Os modelos dinâmicos de simulação espacial foram desenvolvidos com o intuito de introduzir, uma nova forma de compreender o espaço geográfico, possibilitando a inclusão dos processos dinâmicos na análise espacial.

Modelos dinâmicos de simulação espacial tem por objetivo dar respaldo a análises para a compreensão dos sistemas ambientais, levando em consideração todos os processos envolvidos, para assim poder determinar como eles evoluem diante de diferentes cenários (socioeconômicos, políticos e ambientais). (RODRIGUES, SOARES-FILHO, COSTA, 2007, p.1)

Estes modelos reproduzem padrões espaciais de mudanças e são de fundamental importância para a compreensão e avaliação de questões ambientais complexas tanto no âmbito local quanto global (SOARES-FILHO et al., 2004).

Para o desenvolvimento de modelos de mudança de uso da terra mais realísticos e cenário prognóstico da paisagem, é imprescindível a identificação das mais importantes forças direcionadoras. Assim como é essencial compreender de que forma a escala de análise afeta os resultados da modelagem e distinguir entre as projeções das mudanças, quanto a quantidade e a localização, pois enquanto alguns modelos têm o foco na previsão das taxas de mudança, outros colocam mais ênfase nos padrões espaciais. Isto também traz implicações nas escolhas dos dados e nas estratégias de validação. É por isso que nesse contexto, para Soares Filho (1998), dependendo da concordância entre o observado e o resultado gerado, o modelo será aceito, rejeitado ou modificado de alguma maneira, para novamente ser testado.

É importante ressaltar que, é a partir das ferramentas de softwares de modelagem, é possível fazer projeções futuras, que tendem a auxiliar a compreensão do estado presente e na preposição de planos estratégicos visando auxílio a longo prazo.

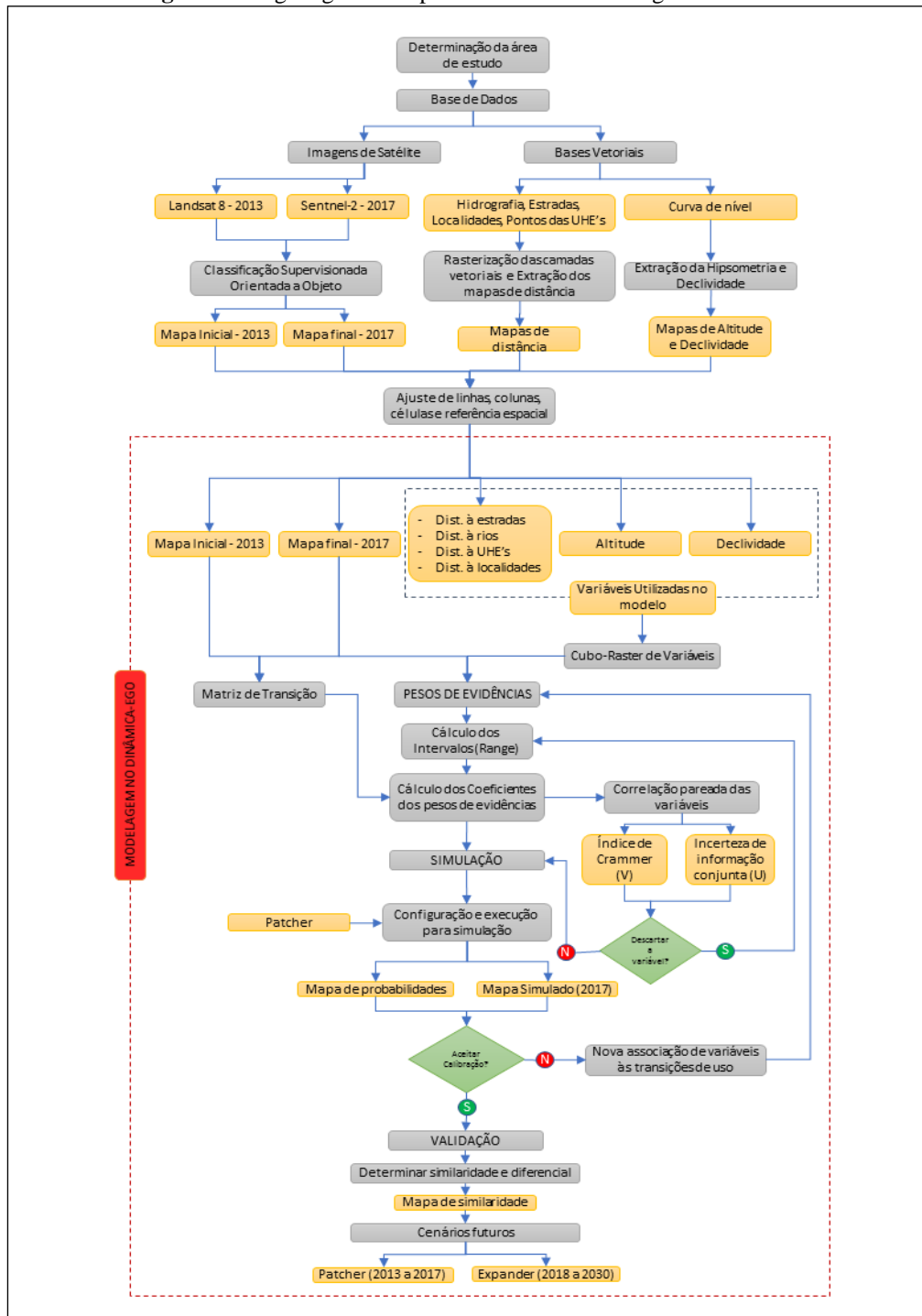
A construção de um modelo de simulação visa obter medidas de alguns aspectos do estado atual da paisagem que possam fornecer indicações do seu potencial para se tornar algo diferente, diante de diversos conjuntos de condições.

Sendo assim, uma melhor explicação da modelagem dinâmica espacial, é que ela se presta a simular, em ambiente computacional, fenômenos do mundo real que possuem uma dimensão tanto espacial quanto temporal. Esses modelos envolvem uma ampla gama de aplicações, que compreendem a simulação de incêndios florestais, escoamento superficial e enchentes, expansão de epidemias, migração de espécies florestais, circulação de pedestres e veículos, mudanças de uso e cobertura da terra como expansão urbana, desmatamento, entre outras.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

As etapas de todo procedimento metodológico da pesquisa encontram-se na Figura 1 a seguir.

Figura 1 - Organograma do procedimento metodológico.



Fonte: Adaptado de TRENTIN, 2008

3.1. ÁREA DE ESTUDO

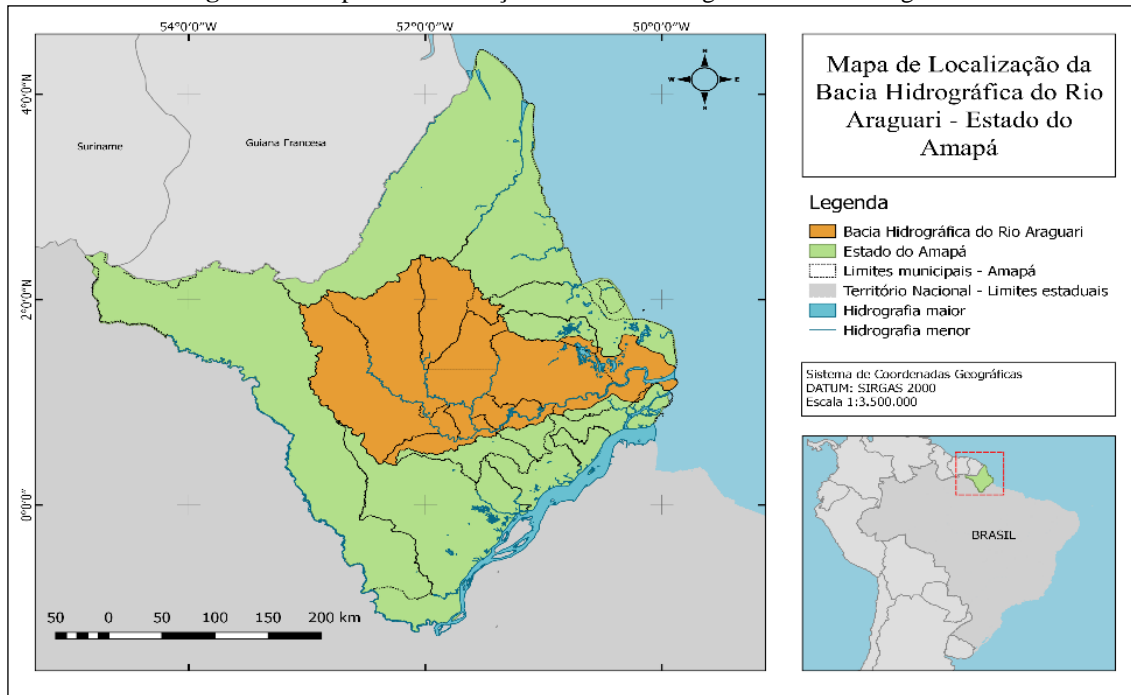
3.1.1. A Bacia Hidrográfica do rio Araguari – Amapá

O Estado do Amapá dispõe de uma significativa malha hídrica, sendo considerada uma das mais abundantes da região amazônica. Sendo assim, o Amapá possui 39 bacias hidrográficas e 21 sub-bacias que, em conjunto, representam uma área de 82.696 km² abrangendo os 16 municípios do estado e correspondendo a aproximadamente 1% dos cursos hídricos de todo o território nacional. Aproximadamente 39% da malha hidrográfica do estado faz parte da bacia do Amazonas. Os rios do Amapá representam um papel significativo para o desempenho econômico de atividades como a pesca e o transporte hidroviário interno e externo ao estado (ELETRONORTE, 1999; ANA, 2006).

A Bacia Hidrográfica do rio Araguari (Figura 2) é a maior do estado com cerca 42.710 km², ocupando aproximadamente um terço da área total do Estado, com 300 km de extensão em números aproximados a partir de sua nascente, na Serra do Tumucumaque, até a sua foz, que desagua diretamente no oceano Atlântico, ao norte da foz do rio Amazonas. A bacia do rio Araguari situa-se a aproximadamente a 90 km em sentido norte da capital Macapá tendo sua área poligonal de interesse da bacia demarcada pelas latitudes 0° 30' N e 1° 30' N e longitudes 51° 00' W e 52° 30' W, com cerca de 18.000 km² (ELETRONORTE, 1999).

Ainda segundo a Eletronorte (1999) a bacia do rio Araguari possui uma área de drenagem equivalente a 30.850 km², desde o município de Ferreira Gomes, até a ponte da BR-156 (rodovia federal que liga a capital Macapá ao município de Oiapoque). Nesta ótica, o rio Araguari apresenta três trechos com características hidrológicas distintas: os trechos inferior, médio e superior. No trecho inferior (baixo) estão englobadas a foz e a localidade de Ferreira Gomes sendo sujeito à influência das marés. O trecho médio compreende entre as localidades de Ferreira Gomes e Porto Grande, é um trecho juvenil, com muitas corredeiras. Já o trecho superior (alto) encontra-se entre a localidade de Porto Grande e a confluência do rio Tajauí, situada no final do trecho de interesse sendo um trecho antigo.

Figura 2 – Mapa de Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Araguari.



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

De acordo com Santos (2012), o rio Araguari apresenta dois afluentes principais: o rio Amapari, o maior em volume de água, que aflui no seu curso contribuindo com aproximadamente 1/3 da vazão do rio Araguari; e o rio Falsino, o segundo maior, contribuindo com aproximadamente 1/4 da vazão do rio Araguari, antes da confluência deste com o rio Amapari. No trecho de jusante, os rios afluentes são relativamente pequenos quando comparados com o rio Araguari (contribuição afluente é distribuída ou difusa), não ultrapassando 10% da vazão total de jusante, com destaque aos rios Tracajatuba e Tabaco.

As atividades predominantes desenvolvidas ao longo deste rio são: Mineração em seu trecho superior; produção de energia elétrica no seu trecho médio; agropecuária no seu trecho inferior; e a pesca em toda sua extensão (IBGE, 2010). Assim, as áreas no entorno deste rio transcendem-se em uma relevante importância socioeconômica.

Em relação à organização político-administrativa, a região de interesse envolve 6 municípios, sendo eles: Ferreira Gomes, Porto Grande, Serra do Navio, Calçoene, Tartarugalzinho e Pedra Branca do Amapari. Segundo fontes censitárias do IBGE (2010) a ocupação humana na bacia é incipiente, sendo estimado um total de 4.600 hab. nos 6 municípios. A densidade demográfica caminha de 0,35 hab./km² (no município de Pedra Branca do Amapari) a 1,73 hab./km² (no município de Porto Grande).

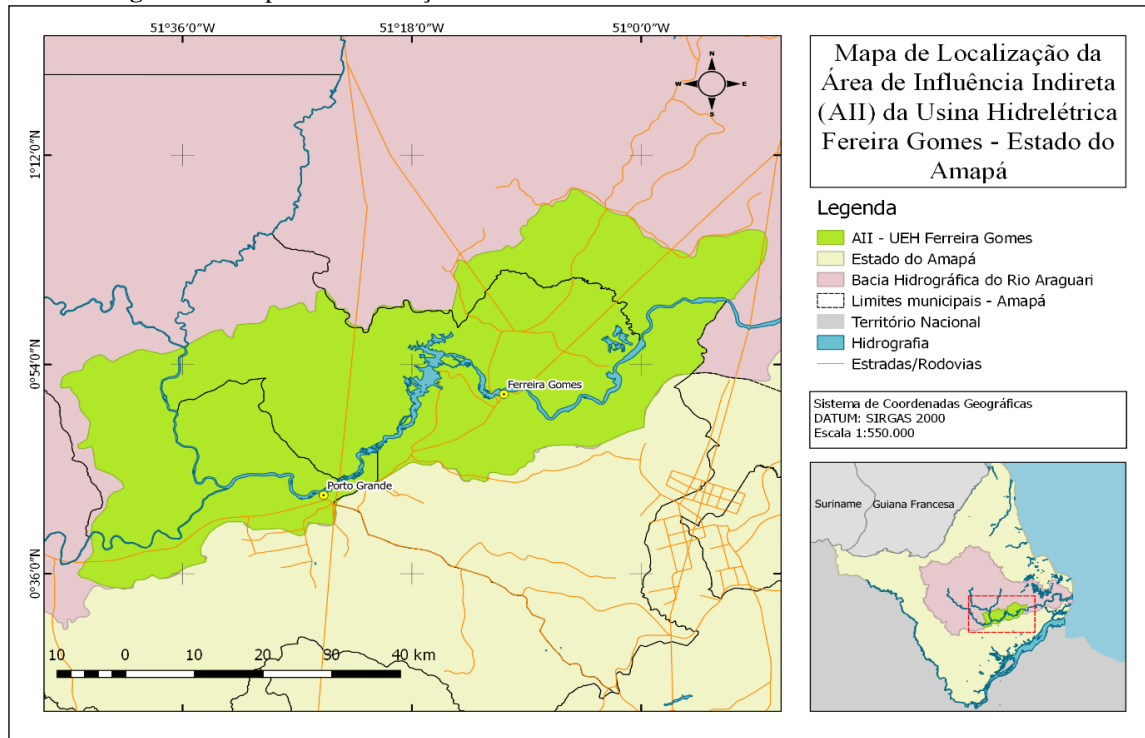
O rio Araguari dispõe um regime hidrológico com vazões elevadas entre os meses de janeiro a setembro, e com queda acentuada de vazões nos meses de outubro a dezembro. É importante citar a alta relevância econômica e social para o Estado, uma vez que concentra grandes empreendimentos hidrelétricos como a Usina Hidrelétrica de Coaracy Nunes, a Usina Hidrelétrica de Ferreira Gomes e a Usina Hidrelétrica Cachoeira Caldeirão. O regime de vazões possibilita uma ampla oferta hídrica da bacia assegurando uma geração hidrelétrica de 170 MW durante 75 % do ano pela UHE Coaracy Nunes. Por outro lado, no período de estiagem, os 25 % restantes, reduzem a oferta energética para 12 MW (BÁRBARA; CUNHA; SIQUEIRA, 2005).

3.1.2. A Área de Influência Indireta (AII) das UHE's Ferreira Gomes e Cachoeira Caldeirão.

A área delimitada para esta pesquisa corresponde à Área de Influência Indireta (AII) da Usina Hidrelétrica Ferreira Gomes e Usina Hidrelétrica Cachoeira Caldeirão (Figura 3), que é uma das áreas de Influência do empreendimento, da qual contém a Área de Abrangência Regional (AAR), Área de Influência Indireta (AII) e Área de Influência Direta (AID) todas delimitadas a partir do Plano Básico Ambiental (PBA) da UHE Ferreira Gomes e Cachoeira Caldeirão, junto ao órgão responsável pelo licenciamento, no caso a Secretaria Estadual de Meio Ambiente do Amapá (SEMA-AP) e através do Instituto de Meio Ambiente e de Ordenamento Territorial do Amapá (IMAP).

Como já dito, a ênfase desse trabalho se dá na Área de Influência Indireta (AII) das usinas. A delimitação desta área está sobreposta em parte por três municípios, que são Ferreira Gomes, Porto Grande e Tartarugalzinho e sua área total corresponde à 2.969,81 Km² e seu perímetro 330,35 Km².

Figura 3 – Mapa de Localização da Área de influência Indireta da UHE Ferreira Gomes



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

A área em questão, está inserida dentro da Bacia do Rio Araguari, a maior e mais importante bacia hidrográfica do Amapá, abrigando as principais alternativas de aproveitamentos hidrelétricos inventariados no estado. É a principal referência para o planejamento sistemático e análise comparativa de dados do EIA (ECOTUCUMAQUI, 2010).

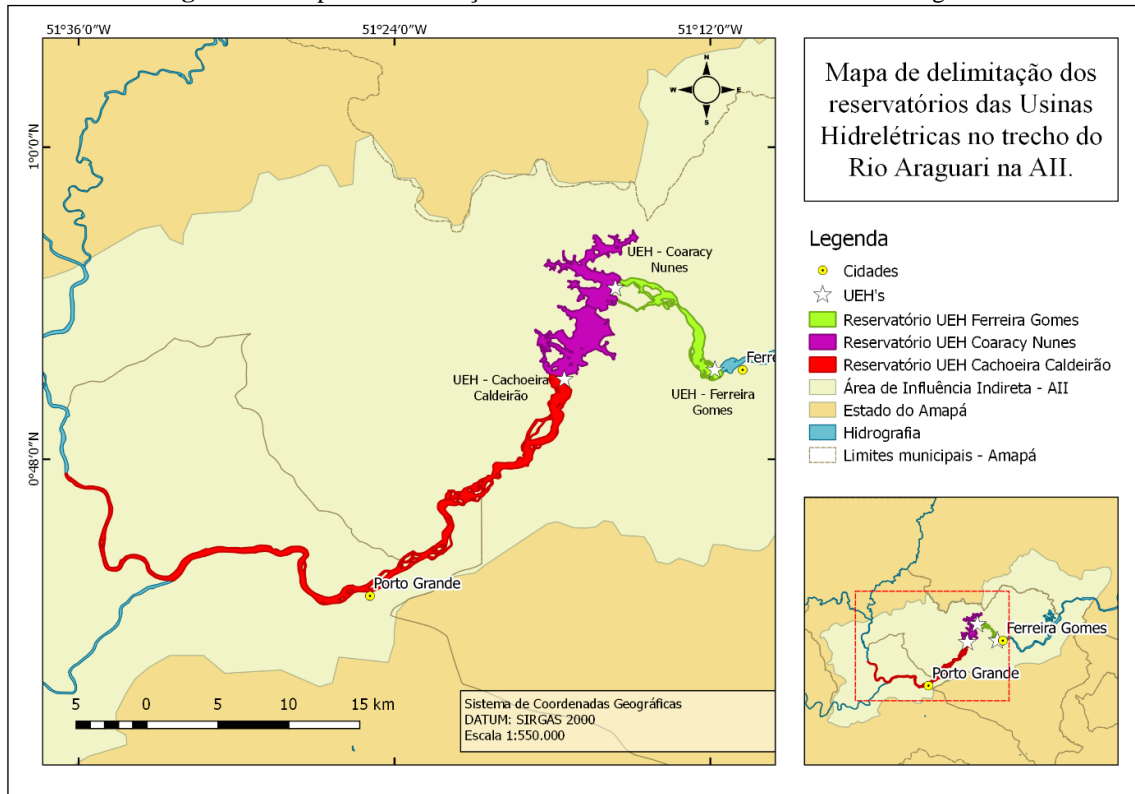
Nesse sentido, é importante relatar que dentro desta Área de Influência Indireta, estão inseridas além da UHE's Ferreira Gomes e Cachoeira Caldeirão, a UHE Coaracy Nunes, Usina Hidrelétrica mais antiga da Região Amazônica que começou a ser construída em meados da década de 60. A delimitação da AII corresponde ao trecho médio e baixo Araguari em relação à delimitação total da bacia hidrográfica do rio Araguari.

3.1.3. Os empreendimentos hidrelétricos na área de estudo.

Atualmente, no Rio Araguari há em operação três UHEs (Figura 4), a Usina Hidrelétrica Coaracy Nunes (UHECN), 78 MW de potência instalada, em operação desde 30 de dezembro de 1975, a Usina Hidrelétrica Ferreira Gomes (UHEFG), 10 km a jusante da

UHECN, com 252 MW, em operação desde 04 de novembro de 2014 e a UHE Cachoeira Caldeirão (UHECC), 219 MW, 10 km a montante da (UHECN) em operação desde 2016.

Figura 4 – Mapa de delimitação dos reservatórios das UHEs no Rio Araguari



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

3.2. BASE DE DADOS E *SOFTWARES*

O levantamento da base de dados utilizada para elaboração deste trabalho consiste em dados que foram utilizados nos procedimentos de mapeamentos, processamento, georreferenciamento e no processo em geral da modelagem, onde foram coletados dados vetoriais e matriciais a serem processados em softwares SIG's.

Os dados utilizados constam na Tabela 1.

Tabela 1 – Base de dados utilizada na pesquisa.

| Base de dados | Fonte | Representação |
|--------------------|------------------------------------|---------------|
| Hidrografia | CPRM – Serviço Geológico do Brasil | Vetorial |

| | | |
|---|--|-----------|
| Bacia Hidrográfica – Rio Araguari | ANA – Agência Nacional das Águas | Vetorial |
| Área de Influência Indireta das UHEs | PBA da UHE Ferreira Gomes / Cachoeira Caldeirão | Vetorial |
| Curva de nível e pontos cotados | CPRM – Serviço Geológico do Brasil | Vetorial |
| Estradas principais | IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística | Vetorial |
| Localidades | CPRM – Serviço Geológico do Brasil | Vetorial |
| Imagem de Satélite Landsat 8 | USGS – United States Geological Survey | Matricial |
| Imagem de Satélite Sentinel-2 | USGS – United States Geological Survey | Matricial |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Os softwares utilizados constam na Tabela 2.

Tabela 2 – Softwares utilizados na pesquisa

| Softwares (Programas) | Utilidade |
|---------------------------------|--|
| ArcGIS (ArcMap). 10.5 | Elaboração de Mapas e processamento de dados espaciais. |
| QGIS – Las Palmas. 2.18 | Elaboração de Mapas e processamento de dados espaciais. |
| eCognition Developer 9.0 | Classificação orientada a objeto das Imagens de Satélite |
| Dinâmica EGO 4.0 | Todos os procedimentos da modelagem |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

3.3. SELEÇÃO E PROCESSAMENTO DAS IMAGENS DE SATÉLITE

As Imagens de satélite utilizadas nesse trabalho correspondem às cenas de dois satélites diferentes, o Landsat TM 8 e o Sentinel-2, ambos baixados no site *EarthExplorer* do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS), onde apresentam sua resolução espectral do pixel de 30 metros e 10 metros respectivamente.

Na busca de imagens do Satélite que correspondem a área de estudo, foi preciso baixar mais de uma imagem a fim de preencher toda a área de interesse da pesquisa, onde, do landsat-8 foram baixadas 4 cenas, identificadas cada qual por sua órbita/ponto, sendo as imagens do ano de 2013 de órbita/ponto: 226/59; 226/60; 225/59; e 225/60, e do satélite Sentinel-2 foram baixadas duas imagens referentes as cenas de ID's T22NDG e T22NDF, do ano de 2017.

Por fim, estas cenas das imagens de satélites foram pós-processadas em SIG, da qual foram gerados mosaicos e recortadas a partir da delimitação da feição da Área de Influência Indireta, área de estudo do trabalho.

O Datum do Sistema de Referências utilizado no processamento das imagens *raster* de saída é o SIRGAS 2000 – UTM zona 22N para todas as bases vetoriais e matriciais neste processo.

3.4. CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS

O método de classificação utilizado nesta etapa do trabalho é o de classificação orientada a objeto, que baseia sua análise na segmentação dos *pixels*. As imagens utilizadas para fim de classificar o uso e cobertura do solo, são os recortes *raster* em formato *GeoTIFF* extraídos no procedimento explicado acima que são as imagens Landsat-8 referente ao ano de 2013 e a imagem Sentinel-2 de 2017 e definidas suas composições de bandas e ajustes de histograma para melhor classificação das imagens. A composição bandas RGB definida para as imagens foram a “falsa-cor”, RGB-654 para a imagem landsat-8 e RGB-483 para a imagem Sentinel-2.

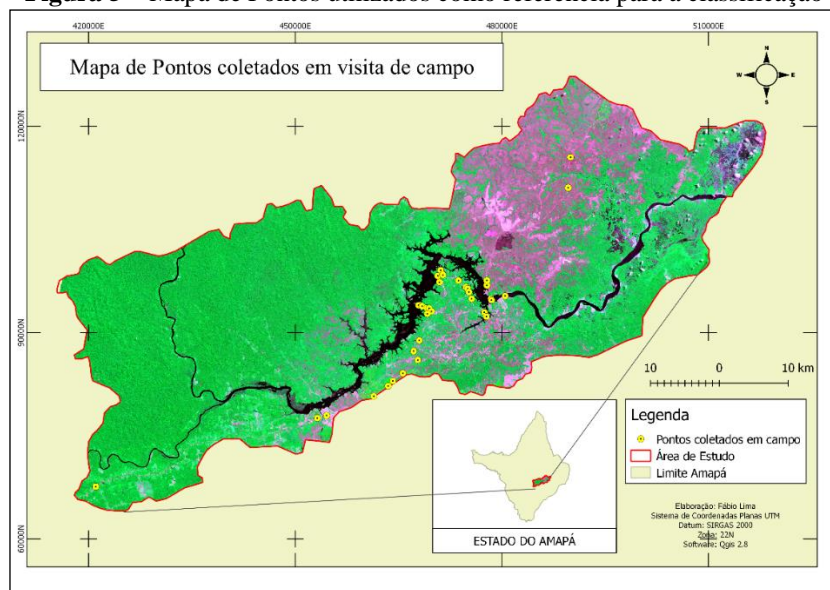
É importante ressaltar que a banda composta da imagem landsat-8 foi fusionada com sua banda Pancromática de resolução de 15 metros para fim de obter uma proximidade comparada à resolução espectral da imagem Sentinel-2 de 10 metros.

O programa nesta etapa, foi o *eCognition Developer*, por meio da qual foi feita a classificação supervisionada a partir de segmentações, onde na classificação orientada a objeto essa segmentação é fundamental, pois é ela que vai delimitar cada objeto em seus respectivos detalhes para a classificação. A seleção e escolha desse programa se deu pelo ganho de tempo, qualidade na segmentação e ferramentas de classificação que o software oferece.

Neste programa, após inserir a imagem de entrada, é preciso que se defina os parâmetros da chave de segmentação a ser utilizada conforme interesse da pesquisa. Neste caso para ambas as imagens, foram feitos vários testes a fim de definir esta chave de segmentação onde chegou-se no valor de parâmetro em 350.00 tanto para a imagem landsat-8 quanto para a Sentinel-2 por este ser avaliado como mais adequado na análise para a posterior classificação. As classes definidas para serem utilizadas na pesquisa em geral foram: Água, Área cultivada, Área urbana, Campo, Cerrado/Pastagem, Floresta e Solo exposto.

Após a definição dos objetos (segmentação) e das classes, a etapa de classificação procedeu-se a partir de uma análise visual criteriosa, com auxílio também da descrição de pontos coletados em visita de campo (Figura 5) para coleta amostral dos objetos segmentados.

Figura 5 – Mapa de Pontos utilizados como referência para a classificação



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Em seguida, por meio da ferramenta “*Export*” do *software eCognition Developer*, as imagens classificadas foram exportadas em formato *Shapefile* para posterior processamento e correções no ArcGIS 10.5.

3.5. TRANSFORMAÇÃO DAS BASES VETORIAIS EM MATRICIAIS

A etapa de transformação das bases vetoriais em matriciais foi feita no software de Sistema de Informação Geográfica QGIS 2.18. Essa é uma etapa fundamental, pois para que não haja erro no processo de modelagem no Dinamica-EGO, é necessário que todos os dados de entrada estejam rasterizados em formato *GeoTIFF* com a mesma resolução de *pixel*, número de linhas e colunas e Sistema de Referência.

Os vetores a serem transformados, são os dados vetoriais de estradas principais, hidrografias, localidades (Sedes municipais), pontos georreferenciados das usinas hidrelétricas (Cachoeira Caldeirão, Ferreira Gomes e Coaracy Nunes) e arquivos *shapefile* gerados na classificação. Antes do processo de rasterização, foi feito o recorte dessas bases sobre a área de estudo tendo em vista que parte dessas bases abrangiam um espaço maior que a área estudada.

Em seguidas, para alguns vetores, foram extraídos *buffers* de distâncias para melhor estudo na escala trabalhada no processo de modelagem. Os *buffers* foram definidos em 200 metros os vetores de estradas pavimentadas, raio de 1000 metros para os vetores das UHE’s e raio de 2000 metros para as localidades (sedes municipais).

As transformações padrões definidas para serem utilizadas foram definidas a partir dos valores do *raster* que abrange a área de estudo, a Área de Influência Indireta seguindo as configurações de *pixel* que foi definido em 15 metros, referindo-se ao valor do *pixel* da imagem landsat-8 fusionada. Ou seja, todas as bases matriciais utilizadas na etapa de modelagem obedecerão a esta resolução de *pixel*, linhas e colunas, conforme as configurações melhor descritas na imagem (figura 6) a seguir.

Figura 6 – Configurações de extensão da camada matricial

The image shows a software interface with two main sections. The first section, titled 'Extensão (atual: camada)', contains four input fields for coordinates: 'Norte' (127243), 'Oeste' (415397), 'Leste' (518312), and 'Sul' (64033). Below these fields are two buttons: 'Extensão da camada' and 'Extensão da visão do Mapa'. The second section, titled 'Resolução (atual: camada)', has two radio buttons. The 'Horizontal' option is selected, with '15' in its input field. The 'Vertical' option is unselected, with '15' in its input field. To the right of these are two buttons: 'Resolução da camada' and 'Tamanho da camada'. Below the radio buttons are two more input fields: 'Colunas' (6861) and 'Linhas' (4214).

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

3.6. MODELAGEM NO DINAMICA EGO

Para a modelagem de simulação espacial da dinâmica de paisagem foi utilizado o software Dinamica EGO (*Environment for Geoprocessing Objects*) tendo como base o modelo LUCC (*Land Use and Cover Change*) que quer dizer Uso da Terra e Mudança de Cobertura que utiliza o método de pesos de evidências.

O Dinamica EGO é “uma plataforma de modelagem de domínio público e foi desenvolvida pelo Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Minas Gerais” (Soares-Filho et al., 2002, p. 217).

O ambiente que este software oferece envolve uma série de operadores denominados *functors* onde cada *functor* é responsável por executar uma tarefa específica e também pode ser entendido como um processo que atua sobre um conjunto de dados de entrada sobre o qual é aplicado um número finito de operações, produzindo como saída um novo conjunto de dados. Além desses, existem também os operadores de grupos conhecidos como *Containers*.

“Os containers são especiais, pois agrupam e determina um comportamento para o conjunto de operadores contido nele. Exemplos de containers são os operadores “Repeat” que interage a execução do submodelo inserido nele, “Block” que simplesmente agrupa *functores* e “Region”, empregado para que uma determinada operação afete apenas uma região específica em um mapa. Os *functores* e containers recebem e enviam dados para outros *functores* e containers por meio de um conjunto de entradas e saídas chamados portos.” (RODRIGUES et al, 2007, p. 3090).

As etapas utilizadas baseadas no modelo LUCC (organização dos dados de entrada, matriz de transição, criação do cubo-raster, pesos de evidências, simulação, validação e cenários futuros) do Dinamica EGO, serão tratadas de forma mais detalhada nos tópicos seguintes.

3.6.1. Organização dos dados de entrada.

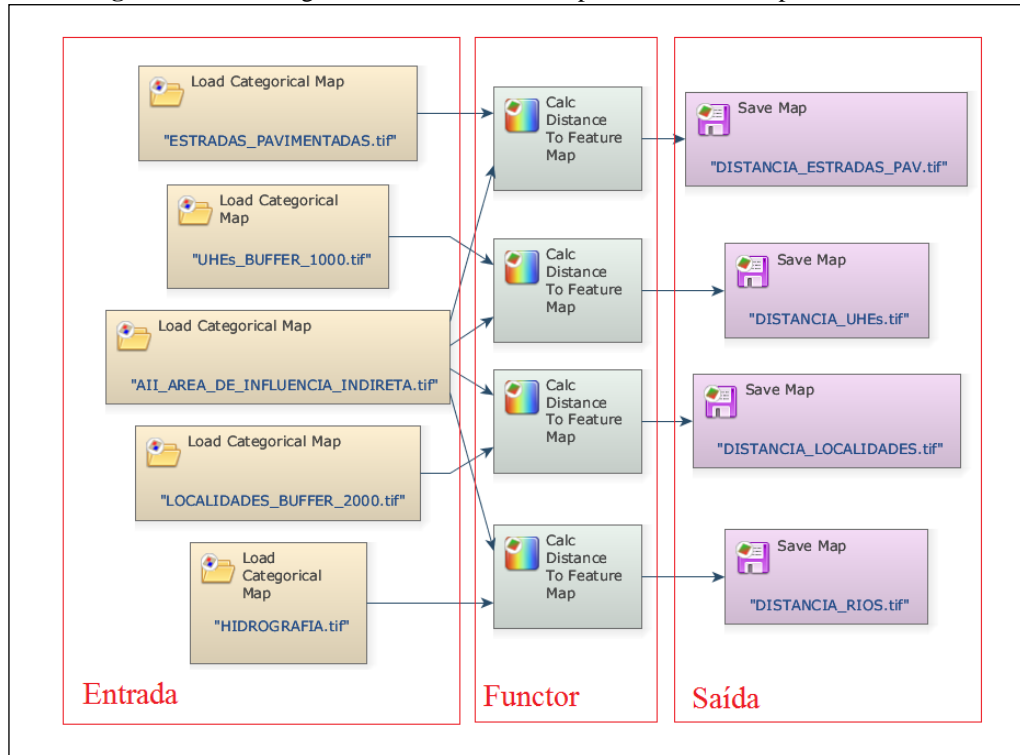
Todo o processo anterior a este foi fundamental para chegar nessa etapa, tendo em vista que as variáveis a serem utilizadas no modelo são todos os mapas em formato *Tiff* com a mesma resolução, número de linhas e colunas e sistema de referência.

Inicialmente, os mapas de distância utilizados na modelagem foram feitos no próprio Dinamica EGO a partir dos dados matriciais de entrada e do *functor* “*Calc Distance to Feature Map*” conforme modelo na figura 7. O *software* gera um mapa de distância euclidiana de centroide a centroide de cada célula da grade respeitando os limites da área de estudo conforme Kawashima (et al 2016, p. 706). Neste caso, foi preciso gerar mapa de distância para as seguintes variáveis: Localidades, UHE’s, Estradas Pavimentadas e Hidrografia. Outro dado de entrada, é o limite da área de estudo que neste caso entra como “máscara” para recorte do mapa de saída.

Os mapas de distância gerados como saída a partir do “*Save Map*” no modelo (Figura 7) são de distância às estradas pavimentadas (DISTANCIA_ESTRADAS_PAV.tif), distância às Usinas Hidrelétricas (DISTANCIA_UHEs.tif), distância às localidades (DISTANCIA_LOCALIDADES.tif) e distância à hidrografia (DISTANCIA_RIOS.tif).

Além dos mapas de distância gerados, serão utilizados como variáveis de entrada no modelo os mapas de declividade e altitude, que foram extraídos no ArcGIS por ferramenta de interpolação por meio do método de Rede Triangular Irregular – TIN (*Triangular Irregular Network*) a partir dos dados de curva de nível. Todas essas variáveis representadas e escolhidas criteriosamente para o modelo, exercem influência direta na dinâmica das transformações ocorridas na paisagem.

Figura 7 – Modelo gerado no DinamicaEGO para cálculo de mapas de distância



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2018

As classes dos mapas de uso e cobertura do solo foram representadas por códigos (Tabela 3), tendo em vista que as informações em arquivo *raster* não permitem grande quantidade de informações nas células e a definição de valores correspondentes a cada classe facilita os procedimentos na criação de equações e a modelagem no DINAMCA EGO onde o software faz a leitura e das informações contidas em formato numérico

Tabela 3 – Código das classes temáticas

| Código | Classe |
|---------------|----------------|
| 1 | ÁGUA |
| 2 | ÁREA CULTIVADA |
| 3 | MANCHA URBANA |
| 4 | CAMPO |

| | |
|----------|------------------|
| 5 | CERRADO/PASTAGEM |
| 6 | FLORESTA |
| 7 | SOLO EXPOSTO |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Os dados de entrada no modelo de simulação estão melhores demonstrados na Tabela 4 a seguir.

Tabela 4 – Dados de entrada para execução do modelo no DinamicaEGO

| Dados de Entrada para o Modelo | Descrição |
|---------------------------------------|---|
| Mapa Inicial | Mapa Classificado de 2013 |
| Mapa Final | Mapa Classificado de 2017 |
| Mapas de Distância | Mapas variáveis: DISTANCIA_ESTRADAS_PAV.tif; DISTANCIA_UHEs.tif; DISTANCIA_LOCALIDADES.tif; DISTANCIA_RIOS.tif. |
| Mapa de Declividade | Variável usada no modelo: DECLIVIDADE |
| Mapa de Altitude | Variável usada no modelo: ALTITUDE |

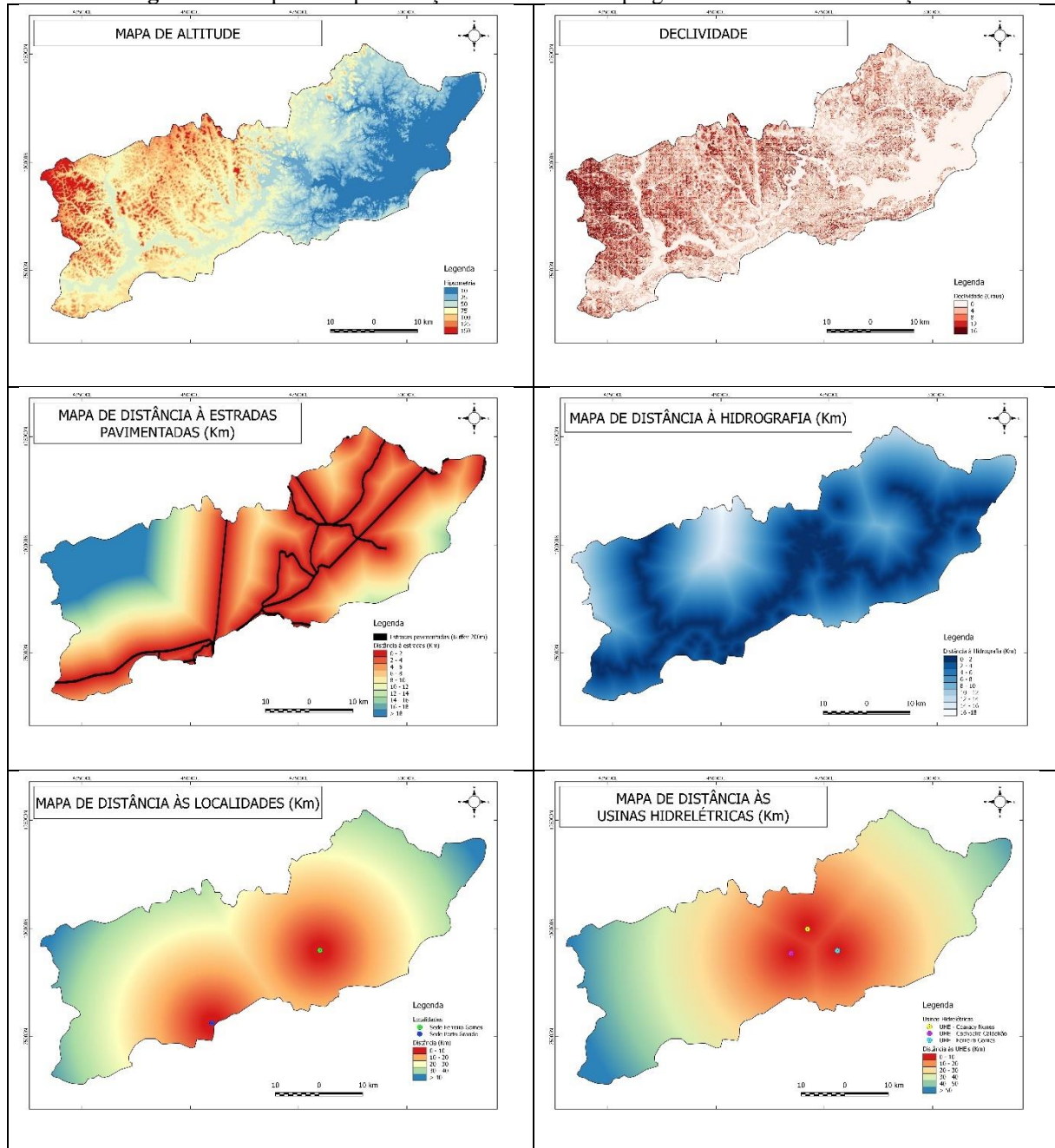
Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Os mapas das variáveis empregadas no estudo para modelagem de cenários presentes e futuros está melhor representada nos mapas abaixo (Figura 8).

Todas essas variáveis passaram por um processo de conversão de formato *tiff* para *ers* no próprio Dinamica EGO para serem acopladas em um Cubo *Raster*, que no programa

representa uma única imagem multicamada criada reunindo várias outras imagens, neste caso as variáveis utilizadas no modelo.

Figura 8 – Mapas de representação das variáveis empregadas no modelo de simulação

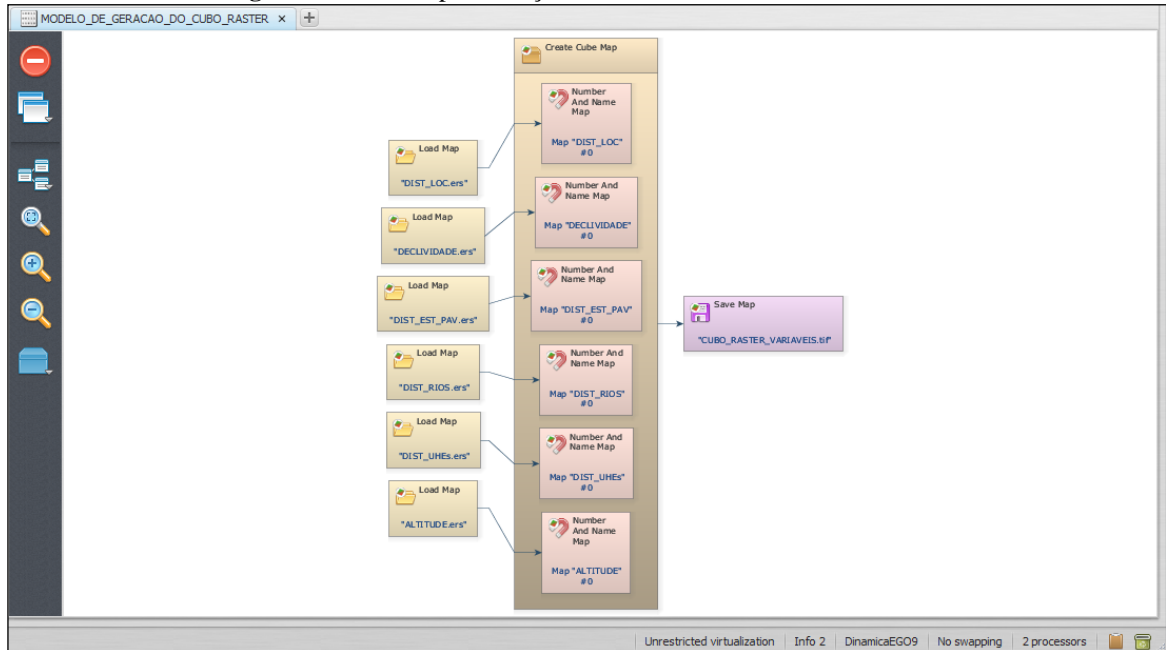


Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

O modelo (Figura 9) para criação do *Cubo Raster* é formado usando os *functors*: “Load Map”, “Creat Cube Map” e um “Save Map”. Todos os mapas vinculados ao “Creat Cube Map” serão convertidos na mesma configuração de quantidade de células do mapa,

números de linhas e colunas, resolução e sistema de referência em um único mapa denominado “CUBO_RASTER_VARIÁVEIS.tif” que representará todas as variáveis no decorrer das etapas seguintes.

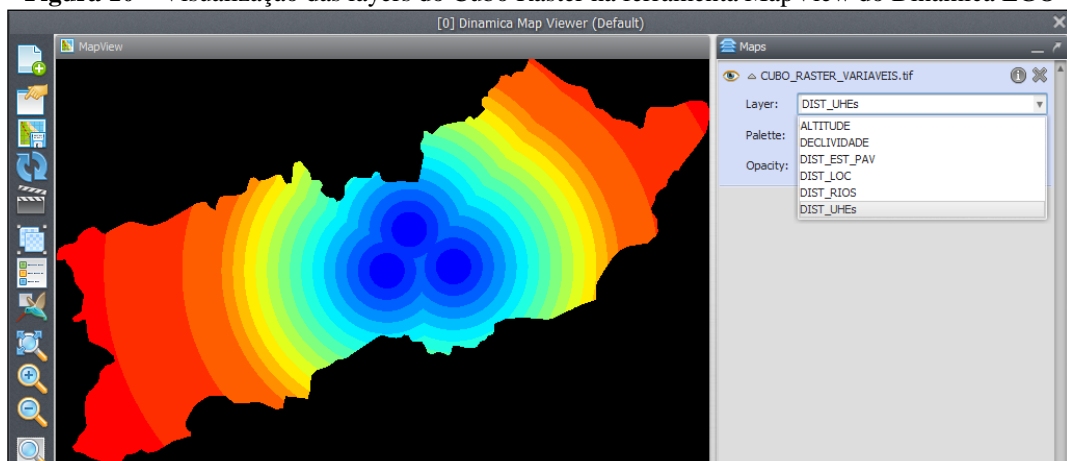
Figura 9 – Modelo para criação do Cubo Raster no Dinamica EGO



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Também é possível visualizar o Cubo Raster gerado, na ferramenta MapView do DINÂMICA EGO conforme a imagem (Figura 10) abaixo.

Figura 10 – Visualização das layers do Cubo Raster na ferramenta MapView do Dinamica EGO



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

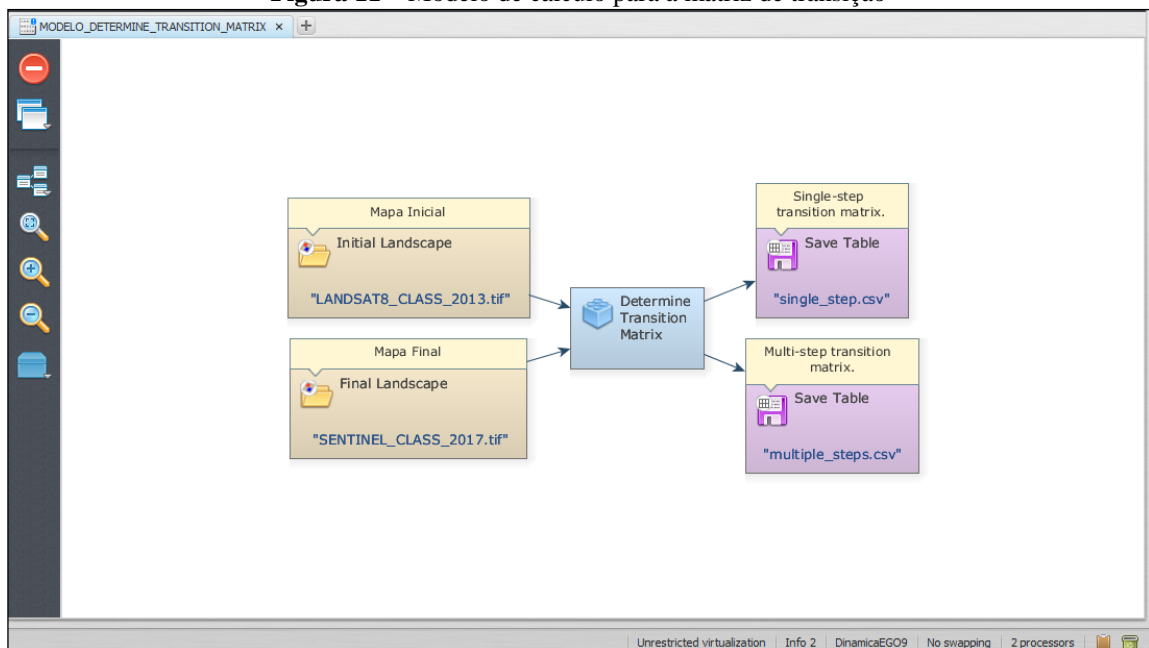
3.6.2. Matriz de transição

A partir do modelo de cálculo da matriz de transição (Figura 11) é gerado uma tabela com valores de percentual de mudança entre as classes definidas em passo simples (*Single Step*), ou seja, o período anual completo e em passos múltiplos (*Multiple Step*), representando a transição de cada ano. Essas tabelas geradas como saída no modelo, servirão posteriormente para a execução da simulação e geração dos cenários futuros.

A matriz de transição vem a ser a distribuição da quantidade de alterações por toda a paisagem e é responsável por fornecer ao algoritmo de simulação a porcentagem de mudança de um estado da paisagem para outro, sendo o primeiro componente da função de mudança (SOARES-FILHO et al., 2004).

Será então calculado nesta etapa através do *functor* “*Determine Transition Matrix*”, a faixa de transição entre os anos de 2013 a 2017, onde neste *functor* é inserido o valor do intervalo anual entre os mapas, ou seja, 4. Este *functor* junto com outros aplicados para calibrar o modelo, é encontrado na guia “*Calibration*” (Calibração).

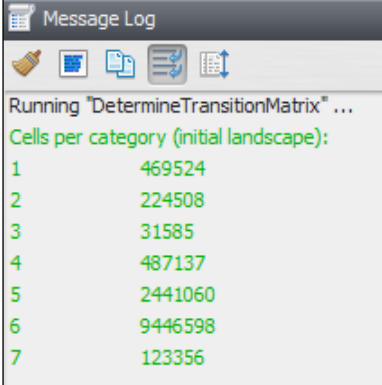
Figura 11 – Modelo de cálculo para a matriz de transição



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Neste processo também, a partir da janela “*Message Log*” (Figura 12) do programa, é possível verificar o número de células por classe do mapa inicial para fins quantitativos do modelo rodado.

Figura 12 – Janela *Message Log* mostrando o número de células em cada classe



The screenshot shows a window titled "Message Log" with a toolbar containing icons for a folder, a map, a document, a speech bubble, and a refresh button. The main text area displays the following information:

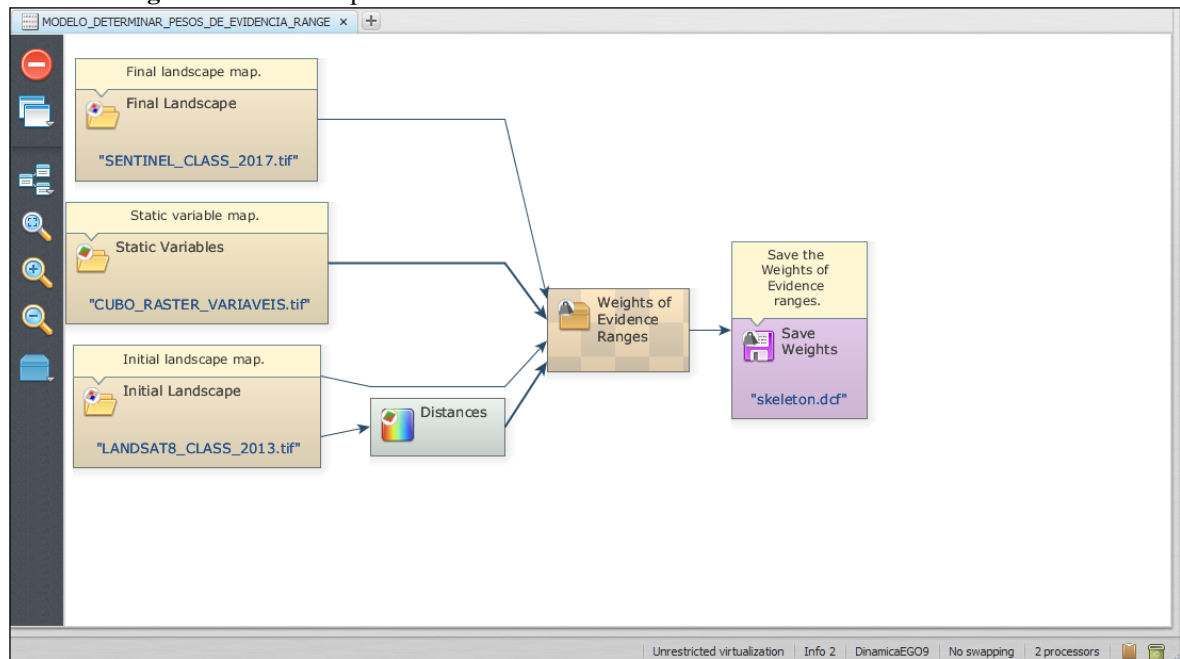
```
Running "DetermineTransitionMatrix" ...
Cells per category (initial landscape):
1          469524
2          224508
3          31585
4          487137
5          2441060
6          9446598
7          123356
```

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

3.6.3. Determinar intervalos de pesos de evidências

O próximo modelo (Figura 13) a ser apresentado, é responsável por calcular os intervalos que categorizarão as variáveis contínuas de tons de cinza para derivar os Pesos de Evidência. Esses intervalos são calculados de forma semelhante a um fatiamento de acordo com a estrutura dos dados. Segundo Rodrigues (et al 2007, p. 3092) o *functor* “Determine Weights Of Evidence Ranges”, é responsável pela categorização de mapas em casos de mapas com variáveis contínuas, por exemplo, os mapas de distâncias.

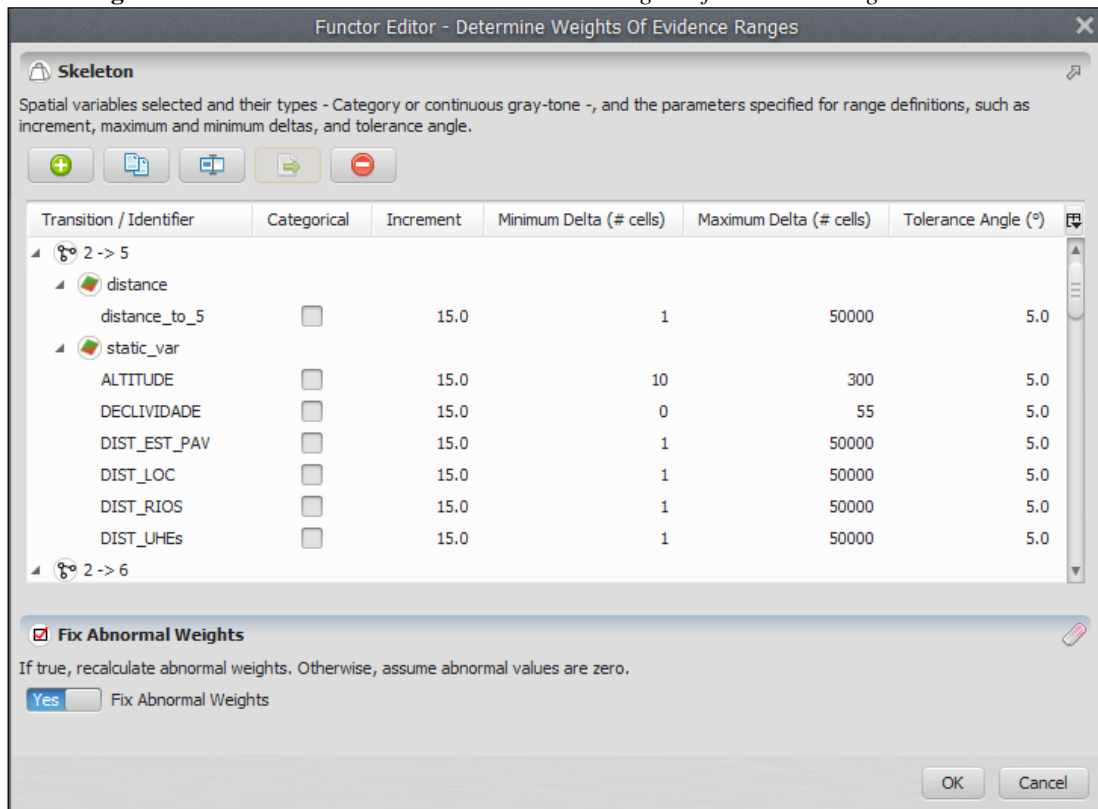
Figura 13 – Modelo para calcular o intervalo dos Pesos de Evidência no Dinamica EGO



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Observa-se que além dos mapas de uso do solo inicial e final, o modelo recebe como dados de entrada o cubo *raster* das variáveis gerado na etapa anterior. Os parâmetros (Figura 14) utilizados no *functor* “*Determine Weights of Evidence Ranges*” (Determine os intervalos dos pesos de evidências) foram definidos da seguinte maneira: o incremento (*increment*), corresponde a um valor arbitrário que é definido pelo próprio usuário e normalmente utiliza-se o valor da própria resolução espacial do projeto, como por exemplo no caso de variáveis de distância, logo, o incremento foi definido no valor de 15 m neste *functor*; o número mínimo de células para fatiamento no eixo x (*Minimum Delta*) para as variáveis de distância equivale a 1, para a variável de altitude equivale a 10 e para variável de declividade equivale a 0, essas ultimas obedecendo os valores de máximo e mínimo dos seus valores de dados; o número máximo de células para fatiamento no eixo x (*Maximum Delta*) para as variáveis de distância equivale a 50.000, para a variável de altitude equivale a 300 (valor máximo de altitude em metros) e para variável de declividade equivale a 55 (valor máximo de declividade em graus); e por fim o ângulo de tolerância (*Tolerance Angle*) definido em 5 graus.

Figura 14 – Parâmetros do functor “*Determine Weights of Evidence Ranges*” definidos



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Estes parâmetros de cálculos dos pesos das faixas de evidências das variáveis definidos no *functor* “*Determine Weights of Evidence Ranges*” são armazenados no *functor* de saída “*Save Weights*” definido como *Skeleton*, utilizado no modelo para realização das associações das variáveis com as transições.

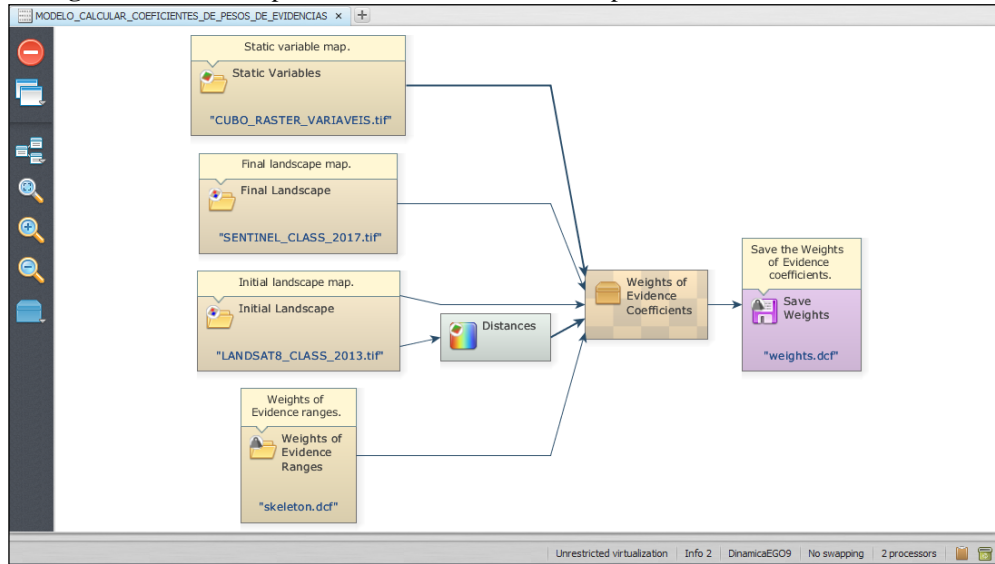
Os resultados dos gerados nos cálculos das faixas de distâncias das variáveis serão inseridos no *container* responsável por calcular os coeficientes dos pesos das evidências, na etapa seguinte.

3.6.4. Cálculo dos coeficientes dos pesos de evidências das variáveis

Os coeficientes de pesos de evidências são determinados pelo *container* “*Determine of Weights of Evidence Coefficients*” com relação a uma transição ou conjunto de transições. O modelo (Figura 15) utilizado nesta fase, assemelha-se o da etapa anterior, só que agora com o *functor* “*Load Weights*” de entrada denominado “*Skeleton*”, gerado na etapa anterior.

Não há nenhum parâmetro a ser definido no *container* “*Determine of Weights of Evidence Coefficients*”, é apenas preciso definir os links apropriados dos dados de entrada no container e executar o modelo.

Figura 15 – Modelo para calcular os coeficientes de pesos de evidências das variáveis



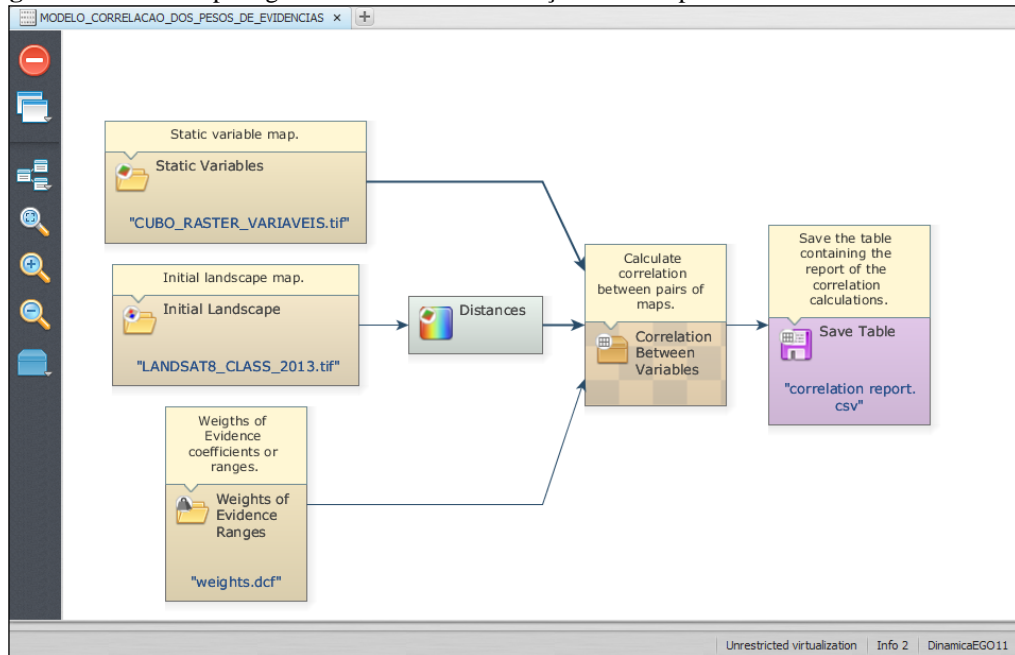
Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

O arquivo de saída “*Save Weights*” dos cálculos dos coeficientes de pesos e evidências das variáveis utilizadas é gravado no arquivo “*weights.dcf*” que pode ser visualizado em representação gráfica com os pesos e distâncias de cada variável correspondente à uma transição específica.

3.6.5. Análise da correlação entre os mapas

Com auxílio do Dinamica EGO “a análise de correlação foi realizada por intermédio do *functor* “*Determine Weights of Evidence Correlation*” o qual engloba os métodos χ^2 , *Crammers*, Contigência, Entropia e o *Join Information Uncertainty*” (SOARES FILHO, RODRIGUES e COSTA. 2009, p. 35). Neste processo, utilizou-se os valores do índice de *Crammer* e *Join Information Uncertainty* (Incerteza de Informações Conjuntas) implementados no Dinamica EGO a partir do modelo abaixo (Figura 16).

Figura 16 – Modelo para gerar os índices de correlação entre os pesos de evidências das variáveis.



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

É importante aqui ressaltar que, as variáveis utilizadas no modelo tentam explicar as mudanças ocorridas na paisagem referente aos períodos analisados, a partir de várias tentativas e combinações para a calibração do modelo. Por isso, é fundamental, o conhecimento do analista sobre a sua área de estudo pois contribui favoravelmente na etapa de calibração, a fim de que, na etapa final do processo, o mapa simulado nos períodos analisados (2013 a 2017) fique o mais próximo possível do mapa real.

3.6.6. Ajuste e execução do modelo de simulação

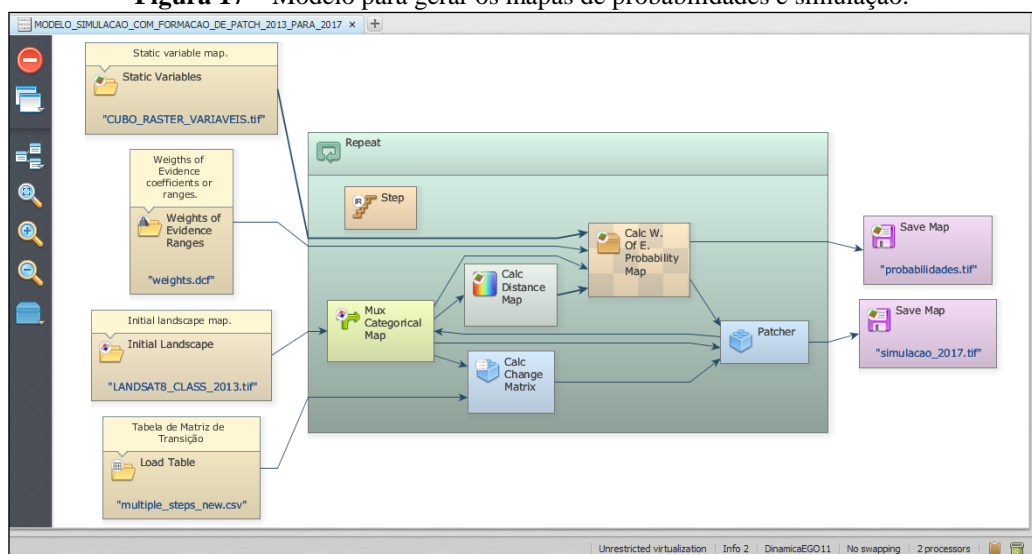
A etapa de ajuste do modelo é necessária, pois a partir das configurações de execução é gerado os mapas de probabilidades e o mapa final simulado (2017) para fim de comparação com o mapa real (2017). Os dados de entrada inseridos neste modelo (Figura 17) são, as variáveis a partir do arquivo *tiff* de cubo *raster*, o mapa inicial do ano de 2013, a tabela de matriz de transição “*multiple-step*” calculada na primeira etapa do trabalho e o arquivo “*weights.dcf*” de pesos de evidências calculado na etapa anterior.

Em seguida, a partir do *functor* “*repeat*” será definido o número de vezes que o modelo irá interagir. Então o modelo vai sendo atualizado em cada interação através do *functor*

“*Mux Catgorial Map*” que receberá o mapa inicial (2013) para em cada interação armazenar os mapas de probabilidade e os mapas com as alterações de mudanças. Neste modelo, a função *repeat* poderia ser executada quatro vezes, gerando os mapas de probabilidades e simulados dos anos entre 2013 a 2017. Porém o mapa de interesse gerado era apenas o simulado e de probabilidades do ano de 2017 para fins de comparação com o mapa real. Por isso, o modelo (Figura 17) apresenta como mapas de saída no “*save map*” o mapa de 2017 simulado (simulacao_2017.tif) e o mapa de probabilidades 2017 (probabilidades.tif).

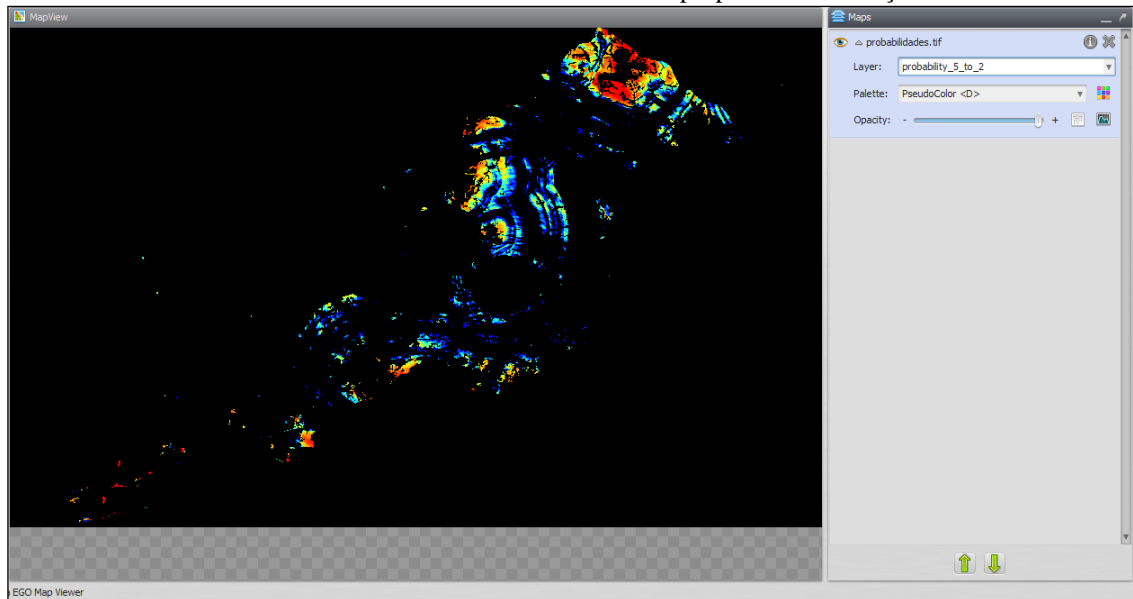
Explicando de uma forma melhor as demais *functors* utilizadas neste modelo, o *functor* “*Calc Weights of Evidence Probability*” é responsável por calcular as probabilidades das evidências das variáveis que influenciam na determinação de áreas suscetíveis à transição; o *functor* “*Calc Chage Matrix*” recebe os dados da matriz de transição e calcula a taxa bruta em termos de quantidade de células a serem alteradas, multiplicando essa taxa pelo número de células disponíveis para a mudança; o *functor* “*patcher*” permite controlar os parâmetros de geração de manchas, o *patcher* gera manchas de forma mais isométricas, a partir da parametrização da distribuição, como a média e a variância dos tamanhos. Ele escolhe um conjunto de células em conformidade com suas probabilidades de transição e de combinações pela seleção das células vizinhas ao núcleo escolhido, para formação de um novo conjunto de células. Após muitos testes, nessa simulação, os parâmetros foram estabelecidos em 1.0 e 2.0 (ha) a média e a variância e 1.0 para *isometry*, este que varia de 0 a 2, quanto mais próximo de 2 mais isométrica serão as manchas formadas.

Figura 17 – Modelo para gerar os mapas de probabilidades e simulação.



O modelo foi executado, e a partir dele foi gerado o mapa de probabilidades, exemplificado na Figura 18, a partir da ferramenta MapView do Dinamica EGO.

Figura 18 – MapView: Visualização do mapa de probabilidade da transição de Cerrado/Pastagem para Área cultivada. as áreas em vermelho são mais propensas à mudança



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

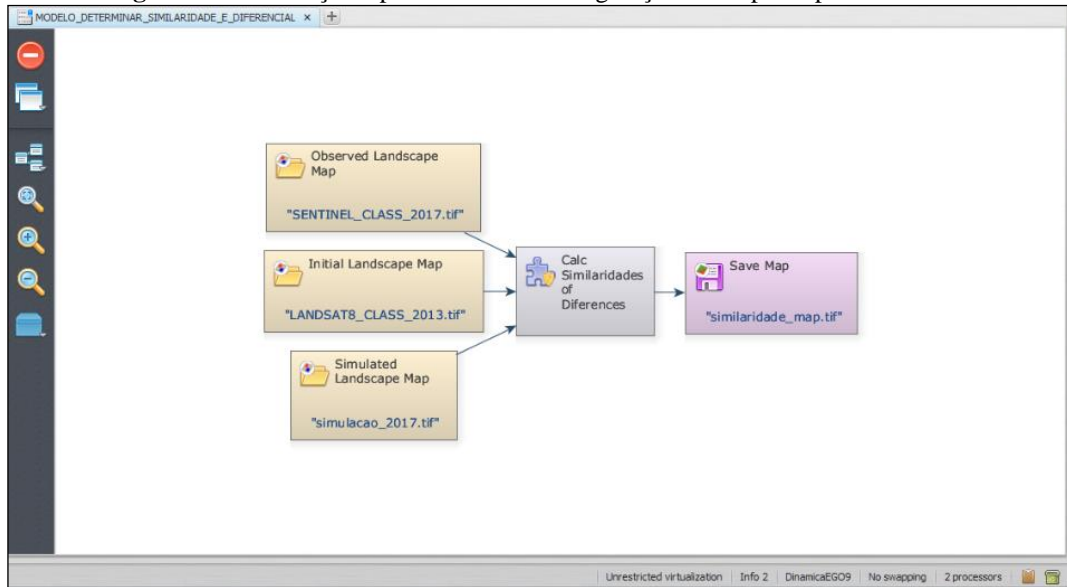
3.6.7. Validação do modelo

Para a validação das simulações do modelo, medidas de similaridade de *Fuzzy* foram aplicadas em função da incerteza da localização de uma classe em sua vizinhança local, com objetivo de identificar a similaridade entre os padrões espaciais do mapa simulado (2017) e o mapa real (2017) tido como referência.

Por não se considerar a dubiedade da categoria ou estado da célula, o vetor de vizinhança “*fuzzy neighborhood*” pode representar a dubiedade de localização (HAGEN, 2003, p. 241). Nesta pesquisa, a etapa de validação do modelo foi realizada por meio do índice de similaridade *fuzzy*, comparando os mapas finais (simulado e real). Neste caso, como dados de entrada no modelo (Figura 19) foram inseridos além do mapa inicial (2013), o mapa real de 2017 (SENTINEL_CLASS_2017.tif) e o mapa simulado para 2017 (simulacao_2017.tif). em ambos os casos, foram observadas as semelhanças e diferenças entre os mapas, de forma que

se estiverem muito diferentes, volta-se à fase de calibração e realização de novas simulações, até que estes apresentem a maior semelhança possível.

Figura 19 – Validação a partir do modelo de geração do mapa de probabilidades

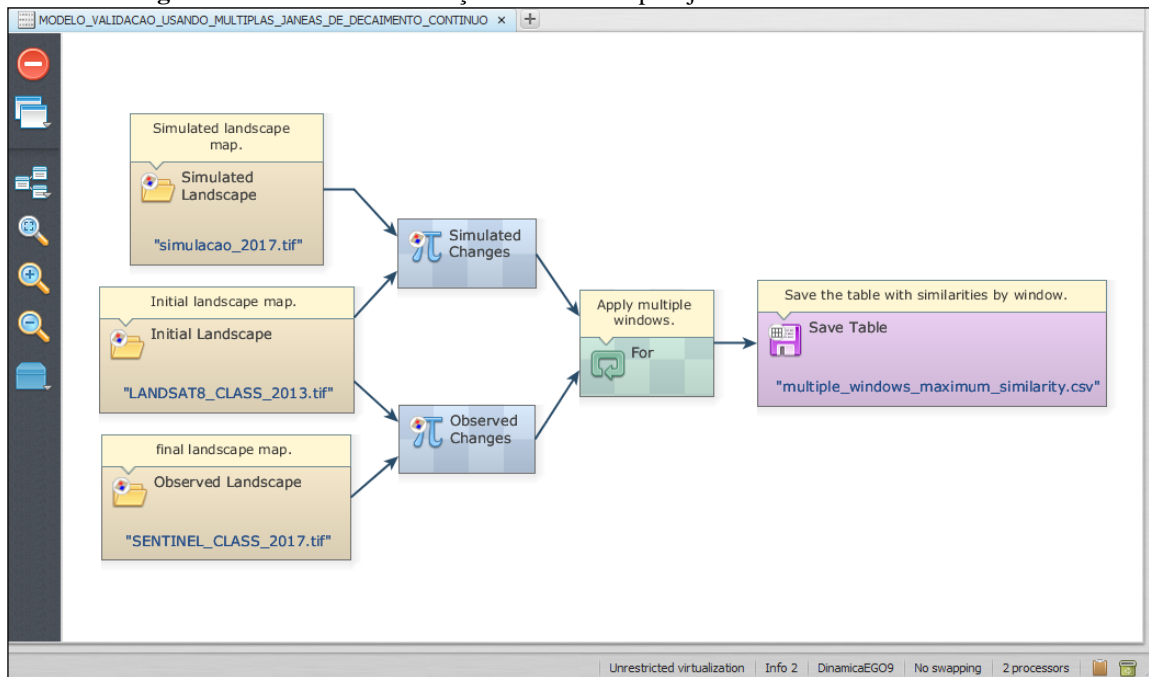


Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

O mapa resultante neste modelo, descreve apenas as células que foram alteradas. É aconselhável neste caso, sempre escolher o menor valor de similaridade, já que mapas aleatórios tendem a produzir um ajuste artificialmente alto quando comparados, pois, eles espalham as mudanças por todo o mapa.

Foi utilizado nesta etapa também, o modelo de validação utilizando múltiplas janelas de decaimento contínuo (Figura 20) que permite salvar os mapas de menor similaridade, os quais apresentam a similaridade mínima e máxima alcançada no cruzamento das informações de entrada, onde foi empregado o método de múltiplas janelas, onde a resolução da comparação entre as imagens real e simulada é diminuída na medida em que a janela de amostragem é aumentada criada a partir da tabela “*save table*” de saída (multiple_windows_maximum_similarity.csv).

Figura 20 – Modelo de validação usando múltiplas janelas de decaimento contínuo



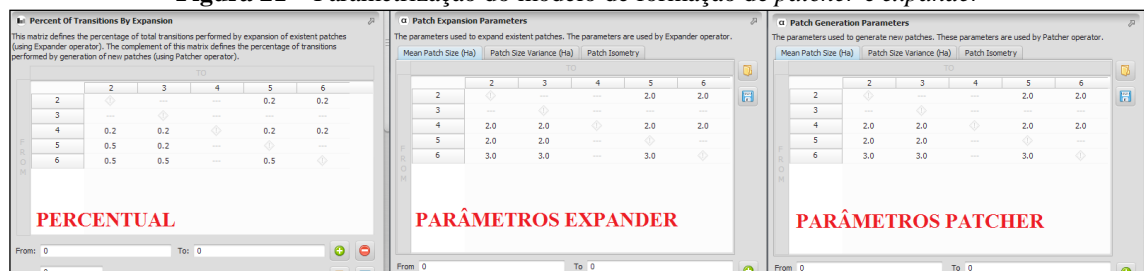
Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

3.6.8. Formação de manchas e simulação de cenários futuros

O software Dinamica EGO é capaz de simular mudanças de uma paisagem a partir de padrões espaciais calculando suas transições célula a célula, levando em consideração sua vizinhança e variações dos parâmetros de transição (*Expander* e *Patcher*).

Nesta etapa, é feito o modelo responsável pela formação de *patche* e *expander* para simulação de cenários para o ano de 2017, tendo como entrada o mapa inicial de 2013. Os parâmetros de *patcher* e *expander* inseridos no *functor* “Allocate Transitions” foram definidos conforme imagem (Figura 21) a seguir.

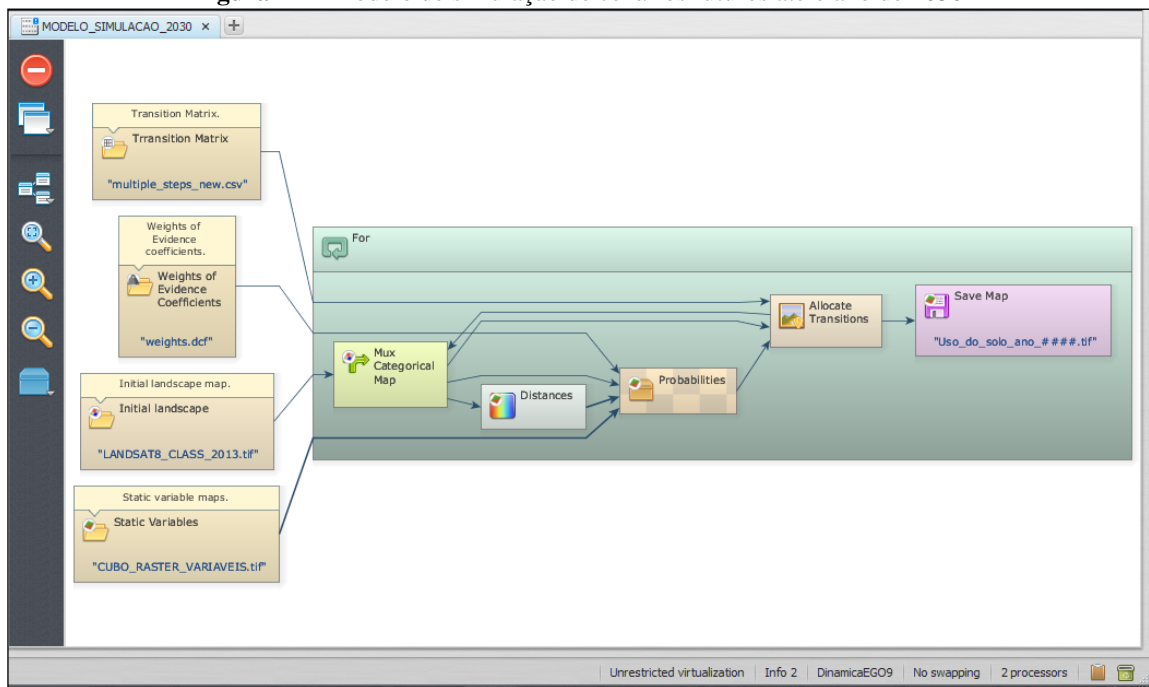
Figura 21 – Parametrização do modelo de formação de *patcher* e *expander*



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Os parâmetros foram definidos após vários testes até o ponto em que o mapa simulado gerado no modelo se assemelha ao máximo do mapa real observado. Posteriormente a esta etapa, o modelo (Figura 22) pode ser rodado para simular tendências futuras, que neste trabalho, o objetivo é analisar a dinâmica ocorrida na paisagem até o ano de 2030.

Figura 22 – Modelo de simulação de cenários futuros até o ano de 2030



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

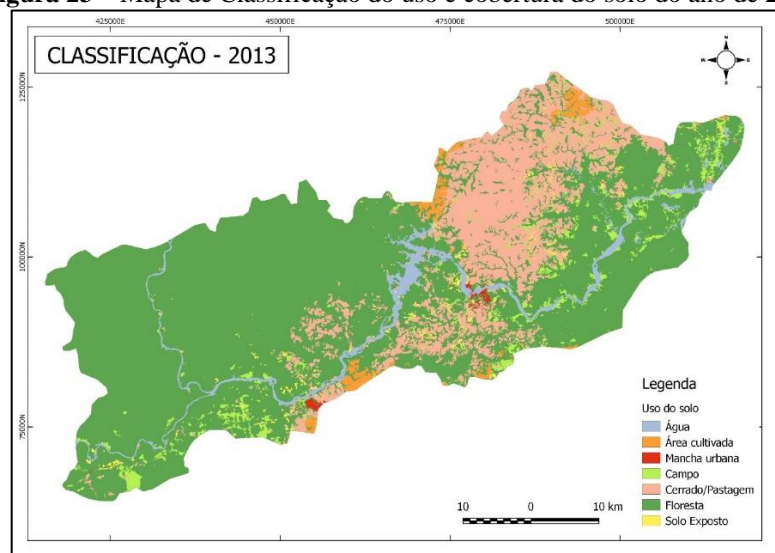
As únicas diferenças desse modelo ao modelo de simulação de 2013-2017, é que o mapa representando o cenário inicial é o de 2017 (gerado na última simulação), e o número de interações definido como “13” que equivale ao número de vezes que o modelo vai repetir a partir do *functor* “For” até o ano de 2030, gerando como saída todos os mapas dentre este intervalo. Os valores de parametrização da simulação do período 2013-2017 foram mantidos, no que tange ao tamanho médio e variância das manchas de paisagem, percentual de *expander* e *patcher* e índice de isometria.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. MAPAS DE USO E COBERTURA DO SOLO

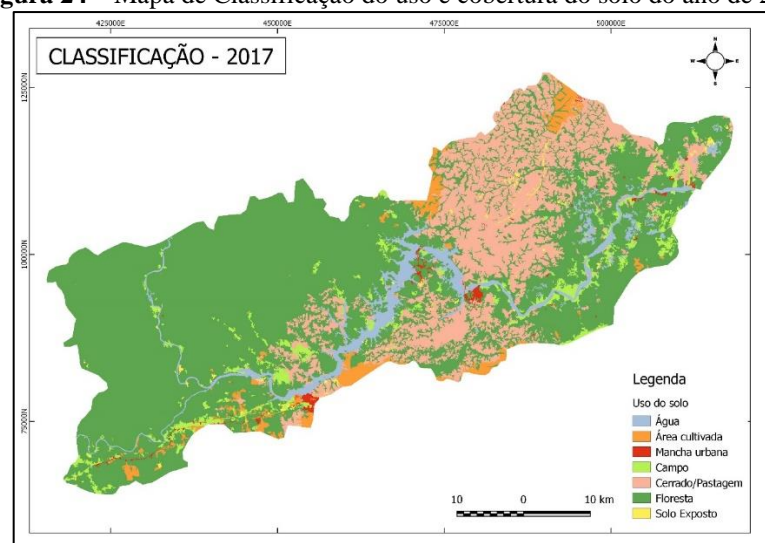
Conforme descrito no tópico 3.4 deste trabalho, a partir do método de classificação orientada a objeto, foram gerados os mapas de uso e cobertura do solo classificados das imagens Landsat-8 e Sentinel-2 dos mapas dos respectivos anos de 2013 (Figura 23) e 2017 (Figura 24), que servirão como dados de entrada no modelo de simulação do Dinâmica ego.

Figura 23 – Mapa de Classificação do uso e cobertura do solo do ano de 2013



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Figura 24 – Mapa de Classificação do uso e cobertura do solo do ano de 2017



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

A partir dos arquivos *shapefile* gerados na etapa de classificação, foi possível obter os valores das áreas (em hectare) que cada uso e cobertura da terra abrangia nos seus respectivos anos (2013 e 2017) juntamente com o cálculo percentual do uso e cobertura do solo em relação a área total estudada (Tabela 5).

Tabela 5 – Área (ha) de cada classe conforme o ano

| Classe | 2013 | | 2017 | |
|-------------------------|-----------|---------|-----------|---------|
| | Área (ha) | (%) | Área (ha) | (%) |
| Água | 8593.68 | 2.85% | 14260.38 | 4.72% |
| Área Cultivada | 4092.53 | 1.36% | 8400.90 | 2.78% |
| Área Urbana | 720.82 | 0.24% | 1789.53 | 0.59% |
| Campo | 10159.39 | 3.37% | 10870.27 | 3.60% |
| Cerrado/Pastagem | 55041.83 | 18.23% | 62958.48 | 20.85% |
| Floresta | 221234.14 | 73.28% | 202662.84 | 67.13% |
| Solo exposto | 2060.49 | 0.68% | 960.48 | 0.32% |
| Total | 301902.89 | 100.00% | 301902.89 | 100.00% |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

A tabela 6 mostra a faixa de mudança entre o mapa de 2013 e 2017 e o valor percentual da área alterada. Os valores negativos, indicam que houve redução no tamanho da área, enquanto os valores positivos na mesma coluna, indicam que houve aumento da área da determinada classe.

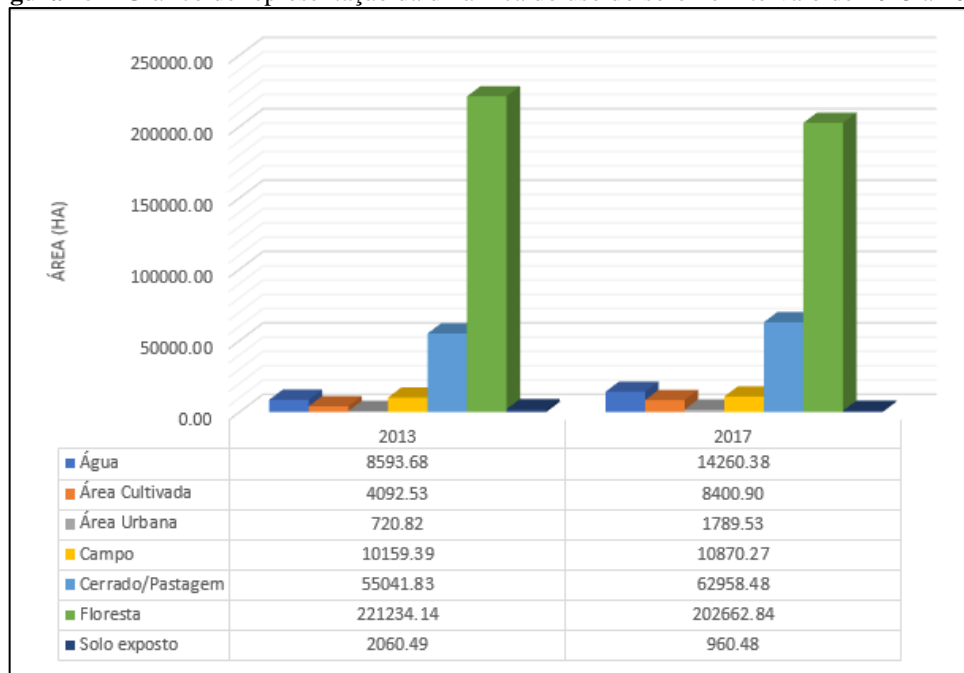
Tabela 6 – Quadro de mudança entre os anos

| Classe | Área (ha) | | Mudança entre os anos | percentual de mudança em relação a área inicial |
|-------------------------|-----------|-----------|-----------------------|---|
| | 2013 | 2017 | | |
| Água | 8593.68 | 14260.38 | 5666.70 | 65.94% |
| Área Cultivada | 4092.53 | 8400.90 | 4308.37 | 105.27% |
| Área Urbana | 720.82 | 1789.53 | 1068.71 | 148.26% |
| Campo | 10159.39 | 10870.27 | 710.88 | 7.00% |
| Cerrado/Pastagem | 55041.83 | 62958.48 | 7916.65 | 14.38% |
| Floresta | 221234.14 | 202662.84 | -18571.30 | -8.39% |
| Solo exposto | 2060.49 | 960.48 | -1100.01 | -53.39% |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Por meio do gráfico (Figura 25), é possível observar a dinâmica do uso e cobertura do solo nesse intervalo de tempo (2013-2017).

Figura 25 – Gráfico de representação da dinâmica do uso do solo no intervalo de 2013 a 2017



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

4.2. MATRIZ DE TRANSIÇÃO

Foram geradas a partir da execução do modelo de cálculo da matriz de transição, as tabelas correspondentes a matriz de passo simples (*Single-step*) e a matriz de passos múltiplos (*Multiple-Steps*). Para este trabalho, foi utilizado em todo o modelo a matriz de passos múltiplos, que corresponde na taxa anual de transição dentre as classes.

A matriz de transição representa o resultado do cruzamento dos mapas de uso e cobertura do solo do ano de 2013 e 2017, ela demonstra a quantidades de células que mudaram de uma classe para outra.

A tabela 7 a seguir mostra a matriz de transição “Multiple-step” gerada a partir dos mapas de entrada (2013 e 2017) inseridos no modelo.

Tabela 7 – Matriz de transição envolvendo todas as classes, Multiple-step

| de/para | Água | Área Cultivada | Área Urbana | Campo | Cerrado/ Pastagem | Floresta | Solo exposto |
|----------------------|---------|----------------|-------------|---------|----------------------|----------|--------------|
| Água | - | 0 | 0.00185 | 0.01624 | 0.001856 | 0.038 | 0.00185 |
| Área Cultivada | 0.00113 | - | 0.00026 | 0.00460 | 0.036721 | 0.02966 | 0 |
| Área Urbana | 0.03045 | 0.00175 | - | 0.01614 | 0.040129 | 0.0140 | 0.00469 |
| Campo | 0.01846 | 0.06529 | 0.00814 | - | 0.137563 | 0.173 | 0.03416 |
| Cerrado/ Pastagem | 0.00201 | 0.00515 | 0.00177 | 0.00342 | - | 0.03064 | 0.00782 |
| Floresta | 0.00716 | 0.00186 | 0.00065 | 0.02128 | 0.011590 | - | 0.00032 |
| Solo exposto | 0.06262 | 0.02572 | 0.01516 | 0.10633 | 0.243887 | 0.132 | - |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Nos primeiros testes ao executar o modelo, foi utilizada essa matriz com todas essas transições, porém na etapa de calibração, observou-se que seria necessário trabalhar com apenas as transições de classes mais relevantes na área de estudo. Então, para a nova matriz de transição de passos múltiplos, foram definidas as transições (Figura 26) a seguir.

Figura 26 – Bloco de anotação com as transições relevantes para a simulação do modelo

```

TRANSIÇÕES_RELEVANTES_E_LEGENDA - Bloco de n...
Arquivo Editar Formatar Exibir Ajuda

legenda classes do DinamicaEGO:
1 = Agua
2 = Area Cultivada
3 = Area Urbana
4 = Campo
5 = Cerrado/Pastagem
6 = Floresta
7 = Solo Exposto

Transições relevantes
2-5 (Area Cultivada p/ Cerrado/pastagem)
2-6 (Area Cultivada p/ Floresta)
4-2 (Campo p/ Area Cultivada)
4-3 (Campo p/ Area Urbana)
4-5 (Campo p/ Cerrado/pastagem)
4-6 (Campo p/ Floresta)
5-2 (Cerrado/pastagem p/ Area Cultivada)
5-3 (Cerrado/pastagem p/ Area Urbana)
6-2 (Floresta p/ Area Cultivada)
6-3 (Floresta p/ Area Urbana)
6-5 (Floresta p/ Cerrado/pastagem)

Ln 23, Col 1

```

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

A tabela (Tabela 8) a seguir, mostra a matriz de transição com os valores das transições selecionadas a partir da primeira calibração.

Tabela 8 – Matriz com transições mais relevantes para a pesquisa, “*Multiple-Step_new*”

| de\para | Área Cultivada | Área Urbana | Campo | Cerrado/Pastagem | Floresta |
|------------------|----------------|-------------|-------|------------------|----------|
| Área Cultivada | - | 0.0 | 0.0 | 0.03672 | 0.02966 |
| Área Urbana | 0.0 | - | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| Campo | 0.065292 | 0.00814 | - | 0.13756 | 0.17334 |
| Cerrado/Pastagem | 0.005157 | 0.00177 | 0.0 | - | 0.0 |
| Floresta | 0.001867 | 0.00065 | 0.0 | 0.01159 | - |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

A tabela (Tabela 9) a seguir, demonstra os valores percentuais das transições entre as classes, utilizada para quantificação das mudanças ocorridas. Essa matriz, corresponde a quantificação de células sujeitas a mudança, de forma percentual, de uma classe para outra.

Tabela 9 – Matriz com transições mais relevantes para a pesquisa em valor percentual

| de\para | Área Cultivada | Área Urbana | Campo | Cerrado/Pastagem | Floresta |
|------------------|----------------|-------------|-------|------------------|----------|
| Área Cultivada | - | - | - | 3.67% | 2.97% |
| Área Urbana | - | - | - | - | - |
| Campo | 6.53% | 0.81% | - | 13.76% | 17.33% |
| Cerrado/Pastagem | 0.52% | 0.18% | - | - | - |
| Floresta | 0.19% | 0.07% | - | 1.16% | - |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

As áreas da classe de Área Cultivada no cenário inicial têm 224508 células, das quais foram alteradas em percentual de 6,64% células durante esse período, onde foram convertidas 3,67% células para a classe Cerrado/Pastagem, e 2,97% células para a classe Floresta.

As áreas de Campo foram a que mais apresentou células com mudança, onde interagiu com todas as classes presentes na matriz, das 487137 células presente no mapa inicial, 6,53% apresentam uma tendência em se converterem em áreas cultivadas, 0,81% foi convertida

para Área Urbana, 13,76% dessas células convertidas para a classe Cerrado/Pastagem e 17,33% apresentam a transição da classe Campo para Floresta.

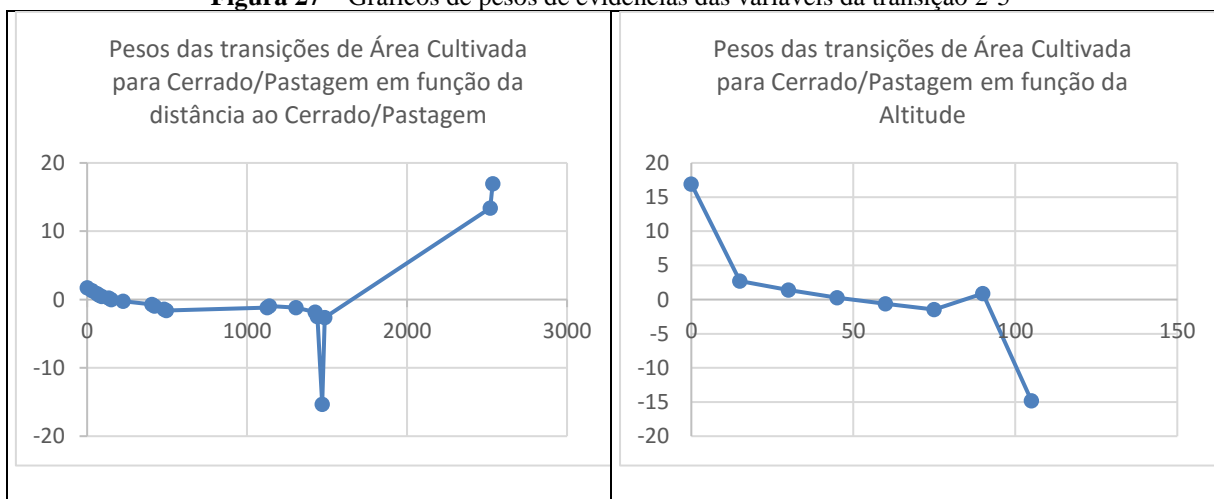
A classe de Cerrado/Pastagem, apresentou no seu total, 2441060 células, a segunda maior classe contida na área de estudo. É possível observar que a transição da área de Cerrado/Pastagem para Área cultivada equivale aí em 0,52% das células do mapa e a transição para área urbana é bem pequena, 0,18%, tendo em vista que as áreas urbanas encontram um pouco distantes de onde há predominantemente o bioma cerrado/pastagem.

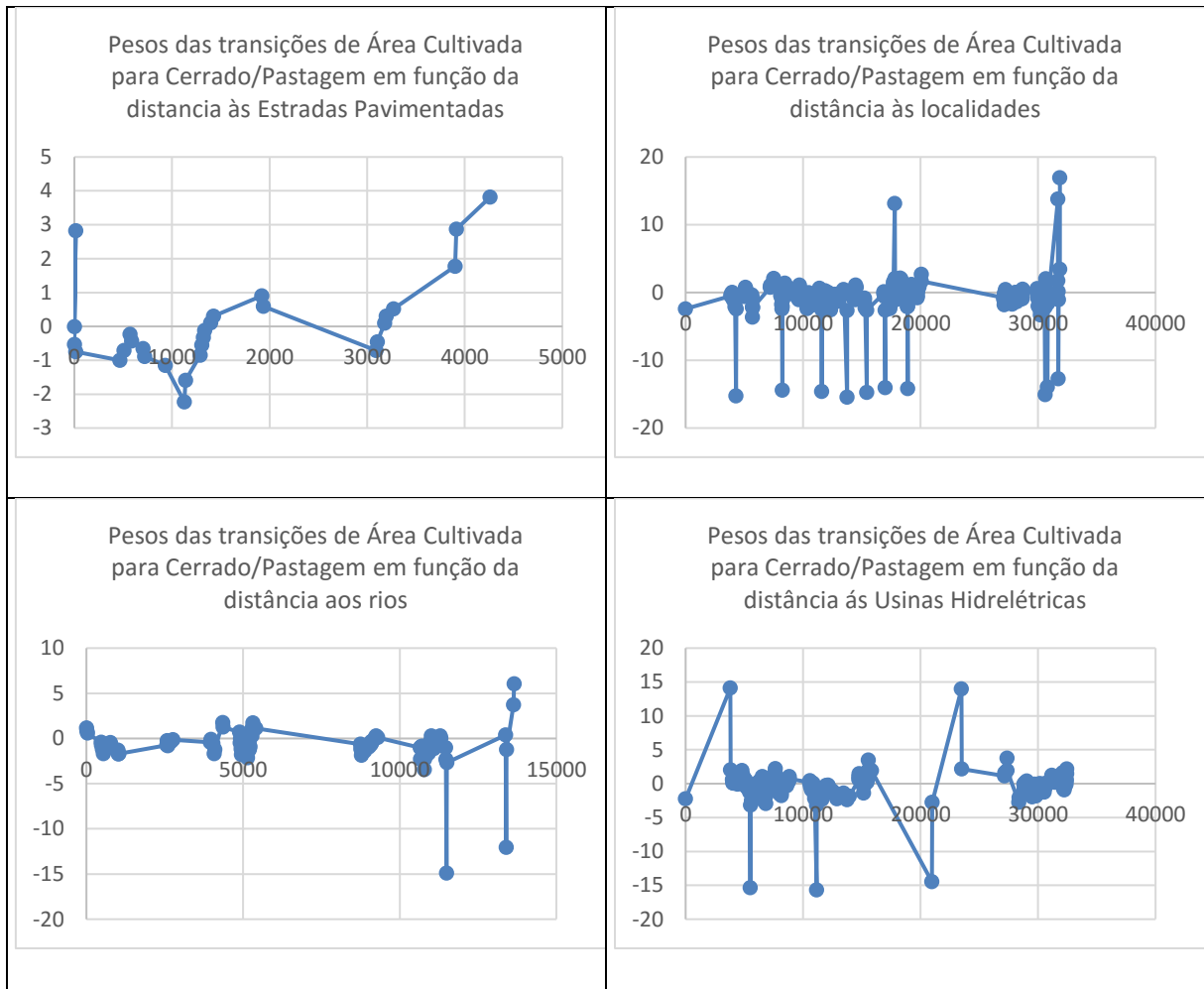
Por fim, a classe Floresta, predominante na área de estudo apresentou transição junto as classes de área cultivada, área urbana e cerrado. A área corresponde no número total de 9446598 células e dessas, 0,19% mudara para área cultivada, 0,07% para área urbana e 1,16% mudaram para a classe cerrado/pastagem. restauração florestal da região de estudo, uma vez que não houve análise da conversão dessas classes para Floresta ou Manguezal.

4.3. PESOS DE EVIDÊNCIAS

Para cada transição entre as classes, são calculados os pesos de evidências em relação as variáveis do modelo. O quadro (Figura 27) mostra os pesos ($W+$) em relação à distância entre as variáveis e classe da transição referente à mudança de Área cultivada para Cerrado/Pastagem (transição 2-5).

Figura 27 – Gráficos de pesos de evidências das variáveis da transição 2-5

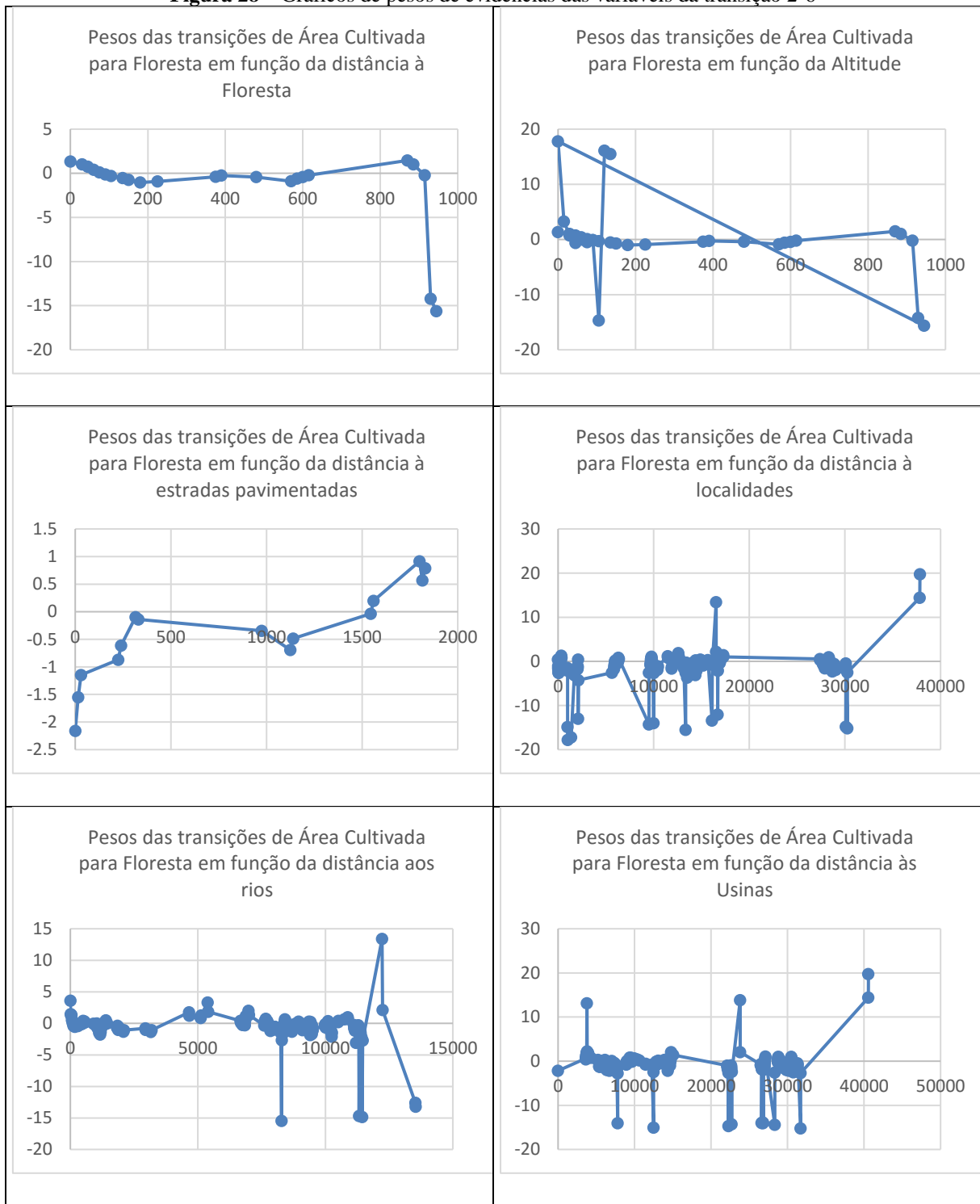




Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

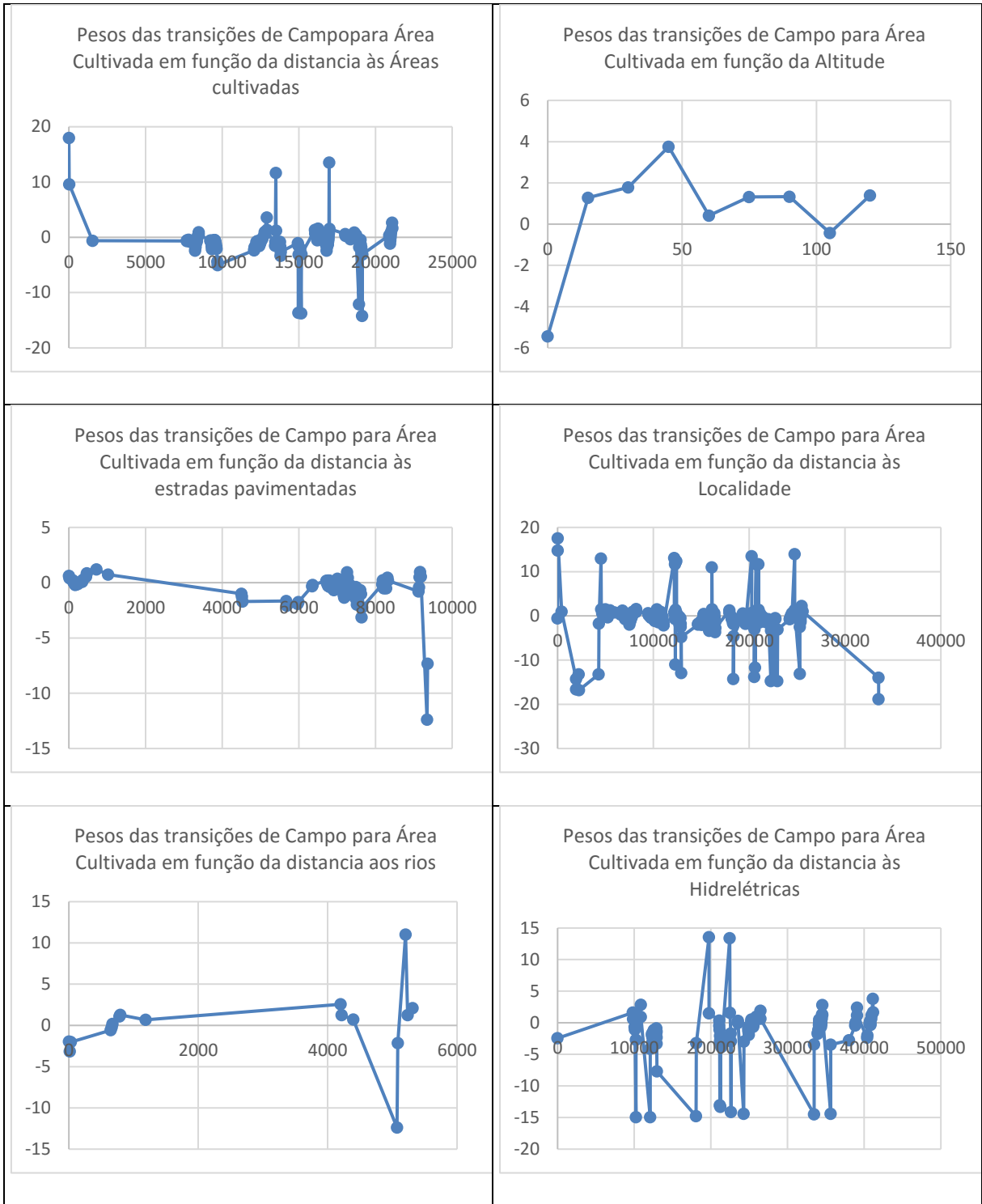
O quadro (Figura 28) mostra os pesos ($W+$) em relação à distância entre as variáveis e classe da transição referente à mudança de Área cultivada para Floresta (transição 2-5), em função da distância à floresta, e as variáveis: Altitude, Distância às localidades, Distância à rios, Distância às Usinas, Distância às estradas pavimentadas.

Segundo Soares Filho (*et al* 2019, p. 28), os valores de pesos de evidência positivos referem-se à associação positiva entre a evidência e o evento, ou seja, favorecem a mudança de estado; já valores negativos indicam a repulsão causada pela evidência (variável) para a ocorrência do fenômeno (evento de mudança), e valores próximos de zero significam que a variável não exerce efeito sobre a transição.

Figura 28 – Gráficos de pesos de evidências das variáveis da transição 2-6

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

O quadro (Figura 29) mostra os pesos ($W+$) em relação à distância entre as variáveis e classe da transição referente à mudança de Área cultivada para Floresta (transição 4-2), em função da distância à floresta, e as variáveis: Altitude, Distância às localidades, Distância à rios, Distância às Usinas, Distância às estradas pavimentadas.



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

4.4. ANÁLISE DA CORELAÇÃO ENTRE OS MAPAS

O modelo de análise de correlação entre os mapas gerou os valores referentes ao índice de *Crammer* e *Join Information Uncertainty* (Incerteza de Informações Conjuntas) que podem ser observados na Tabela 10 (Em apêndice) que mostra o resultado da análise para todas as variáveis consideradas na execução do modelo.

Segundo Bonham-Carter (1994 apud Kawashima, 2016, p. 7), valores inferiores a 0,5 nesses índices indicam associação significativa entre pares de variáveis, caso esse valor exceda, uma das variáveis deve ser excluída do modelo, ou ambas combinadas em um único plano de informação para evitar viés no modelo.

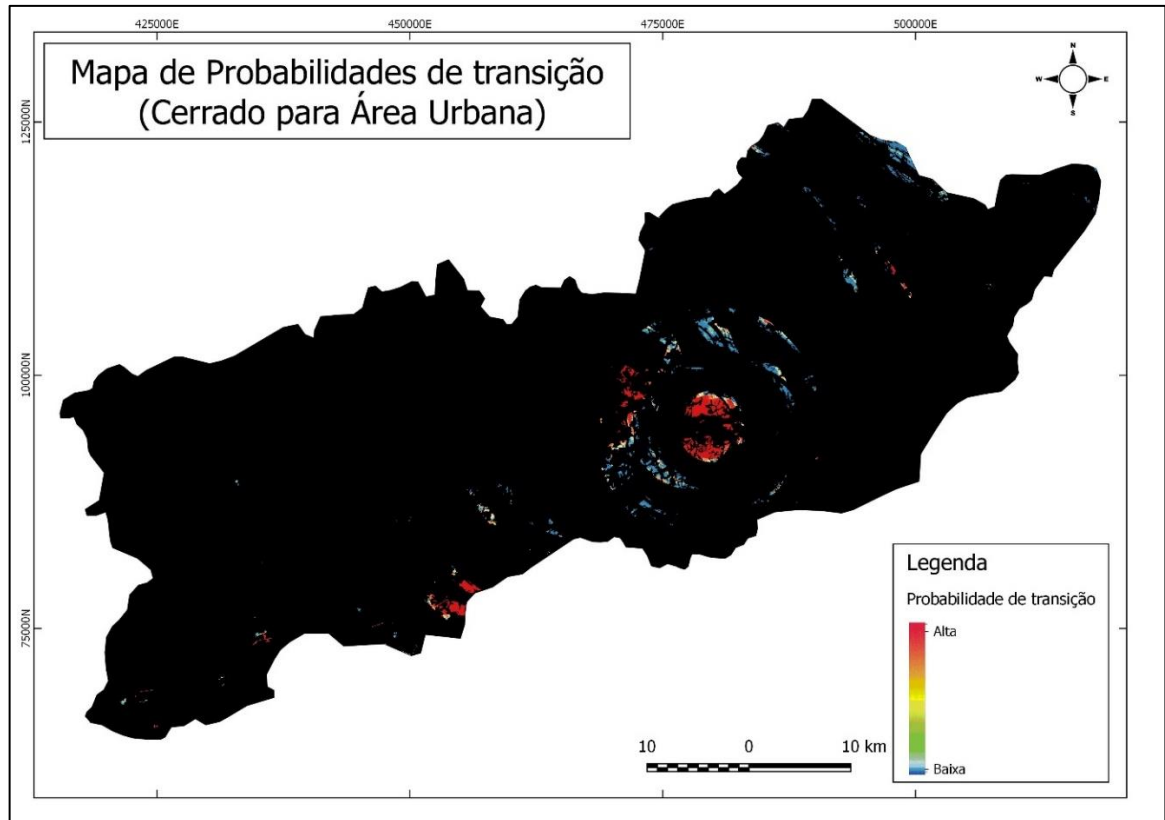
Neste trabalho, a análise das associações realizadas não excedeu os valores de 0,5 no índice de *Crammer* e *Join Information Uncertainty* (Incerteza de Informações Conjuntas), encerrando assim, esta etapa de calibração do modelo a partir da análise visual dos resultados gerados no modelo.

4.5. AJUSTE E EXECUÇÃO DO MODELO DE SIMULAÇÃO

Nesta etapa de ajuste, a partir da parametrização para simulação do cenário de 2013 a 2017, foram gerados após a execução do modelo, os mapas de probabilidades de transição entre as classes, e o mapa simulado do ano de 2017.

Dentre os mapas de probabilidades, foram selecionados para discussão dos resultados, os mapas que apresentaram maior tendência de transição na área de estudo que são os mapas: Probabilidade de transição de Cerrado/Pastagem para área Urbana (Figura 29); Probabilidade de transição de Floresta para área Cultivada (Figura 30); Probabilidade de transição de Floresta para área Urbana (Figura 31); Probabilidade de transição de Cerrado/Pastagem para área cultivada (Figura 32); e Probabilidade de transição de Floresta para Cerrado/Pastagem (Figura 33).

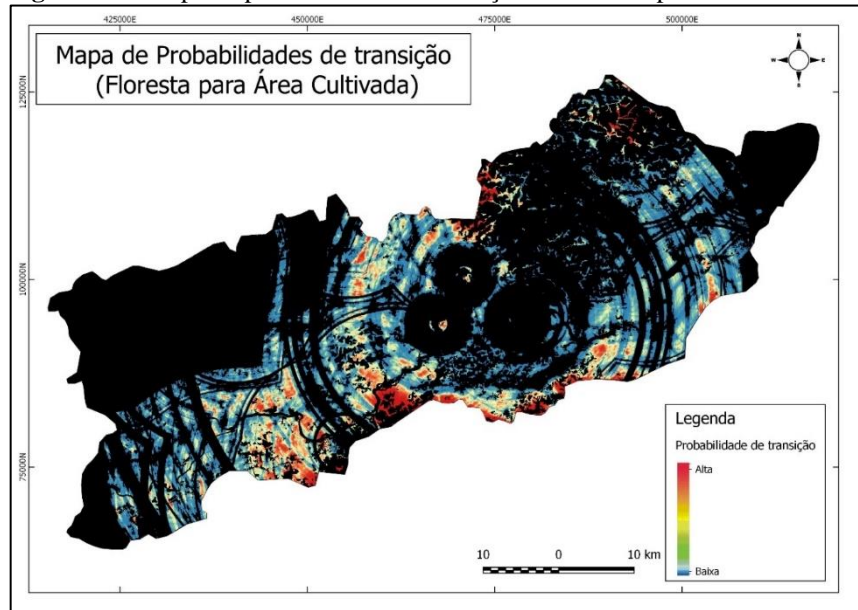
Figura 29 – Mapa de probabilidade de transição do Cerrado/Pastagem para Área urbana



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

É possível observar neste mapa, que há índices altos da probabilidade dessa mudança de cerrado/pastagem para área urbana acontecer, pois nessa região central, além de estar localizada a sede do município de Ferreira Gomes, encontram-se também os três empreendimentos hidrelétricos que podem favorecer essa transição.

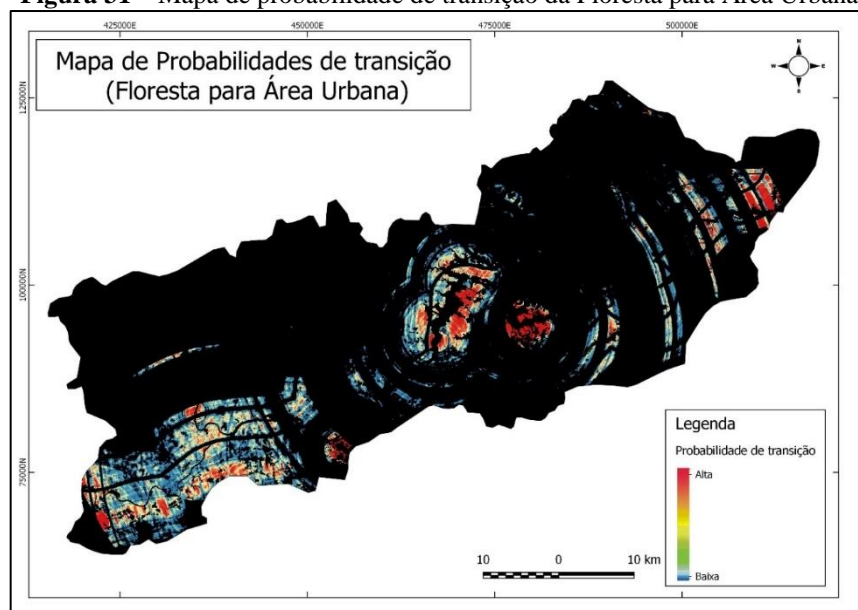
Figura 30 – Mapa de probabilidade de transição da Floresta para Área Cultivada



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

A probabilidade de transição entre essas classes, tem alta chance de ocorrer nessa região mais avermelhada pelo fato de que nesse trecho longo mais a sul, já haver áreas de plantação e o trecho da estrada BR-210 nesse local favorece na suposição desta tendência acontecer.

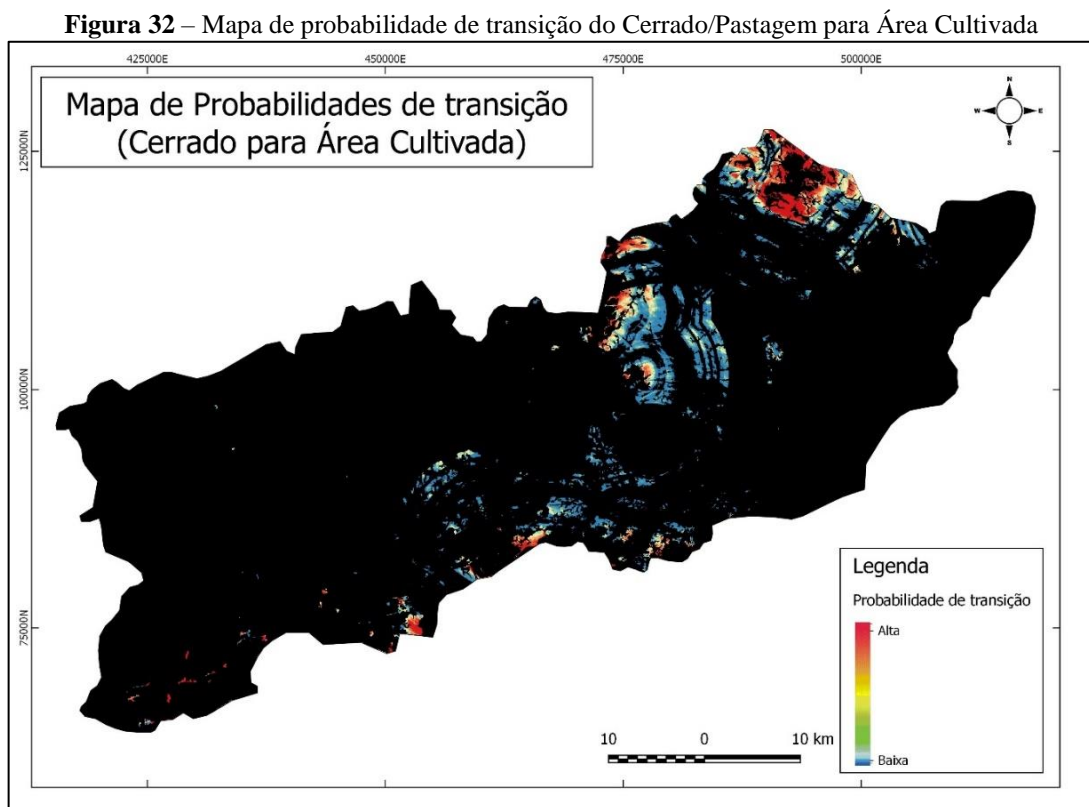
Figura 31 – Mapa de probabilidade de transição da Floresta para Área Urbana



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Neste mapa, a probabilidade de transformação da floresta em área urbana no cenário futuro é grande já próximo aos locais de concentração de mancha urbana. É uma tendência natural essa transição ocorrer. É importante observar também, que no decorrer da estrada BR-160, tem manchas de alta tendência de transição, ou seja, em uma faixa bem próxima à estrada.

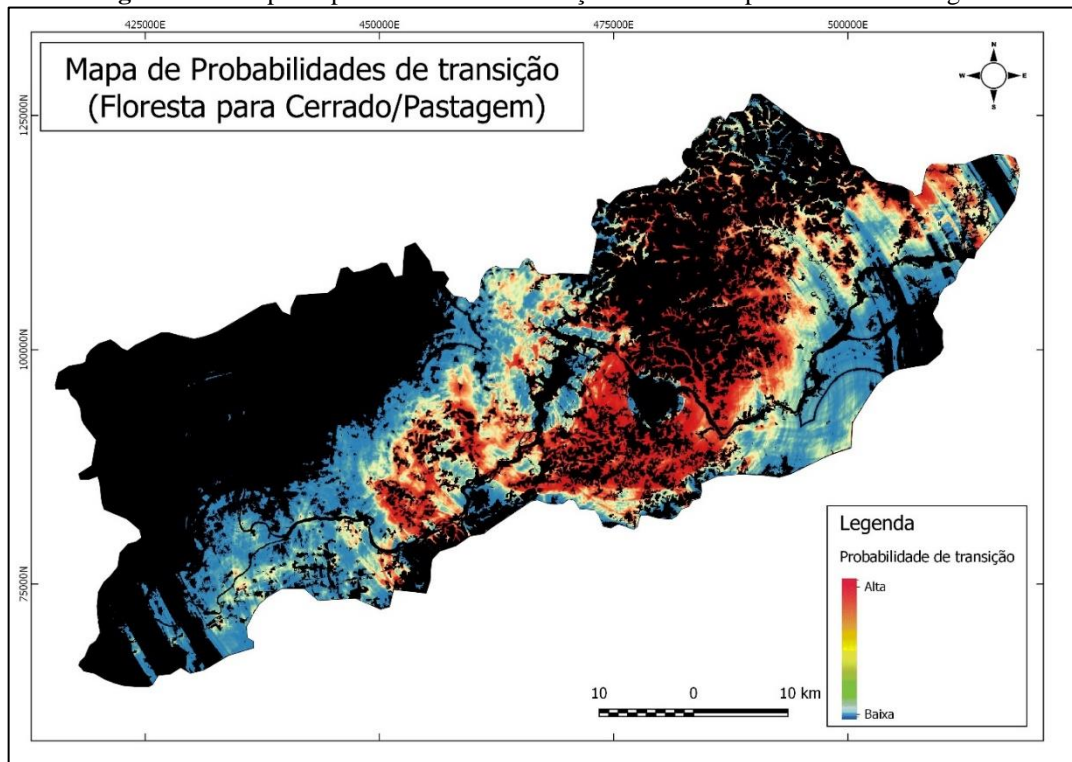
No mapa seguinte (Figura 32), o de probabilidade de transição de cerrado/pastagem para área cultivada, é possível perceber que as probabilidades de mudança são alto na região do município de Tartarugalzinho, a nordeste da imagem. Essa tendência é favorecida pelo fato de nessa região as áreas de plantação de eucalipto estarem crescendo, tomando conta das áreas de ocupação do cerrado ou pastagem.



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Observa-se que no seguinte mapa há a probabilidade de transição entre as classes predominantes da área de estudo, talvez haja um conflito de transição entre as classes.

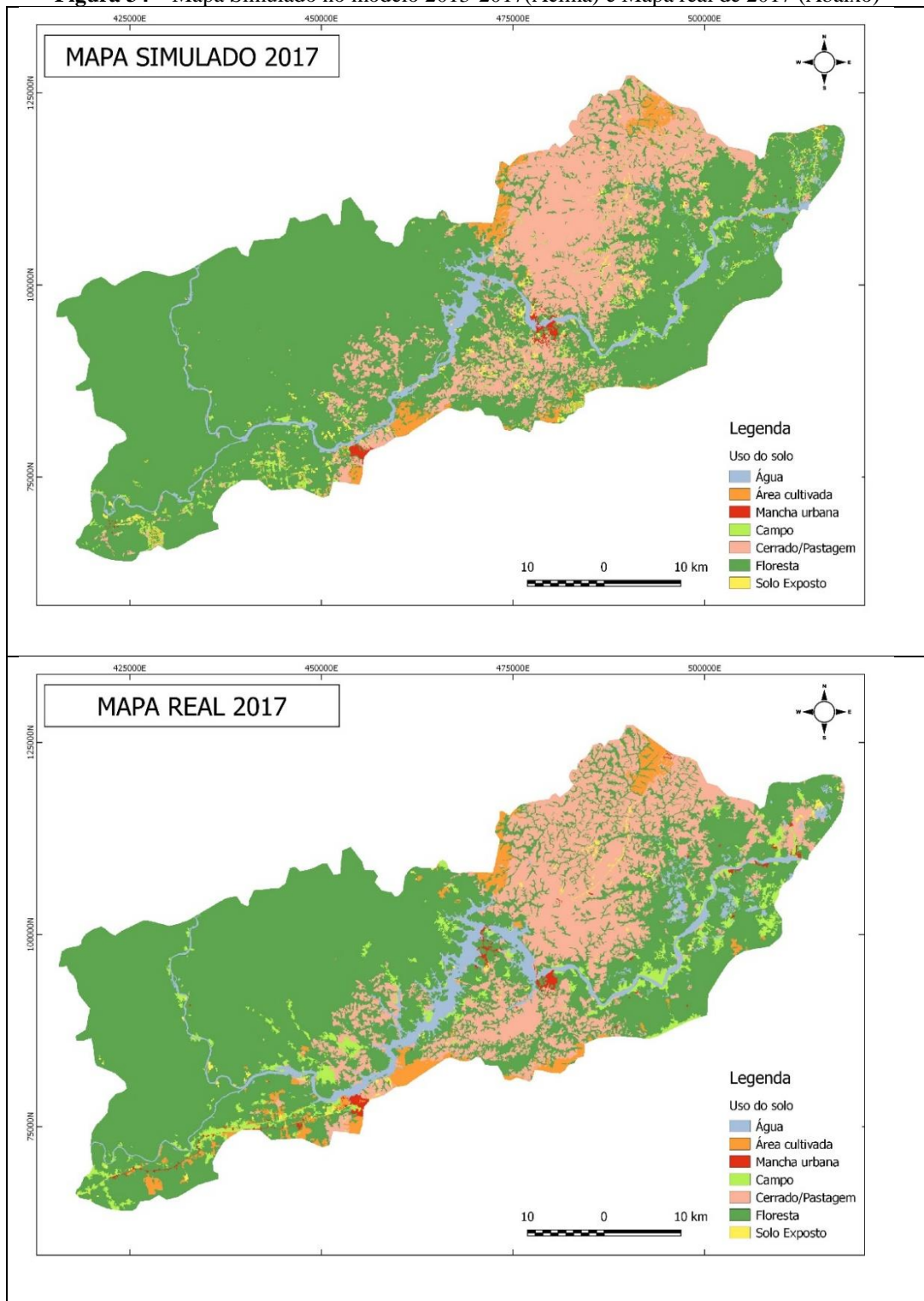
Figura 33 – Mapa de probabilidade de transição do Floresta para Cerrado/Pastagem



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Nesta etapa de ajuste também, a simulação da paisagem do cenário 2013 resultou no mapa simulado do ano de 2017, que foi utilizado para fins de comparação ao mapa real de 2017 conforme Figura 34 a seguir.

Figura 34 – Mapa Simulado no modelo 2013-2017(Acima) e Mapa real de 2017 (Abaixo)

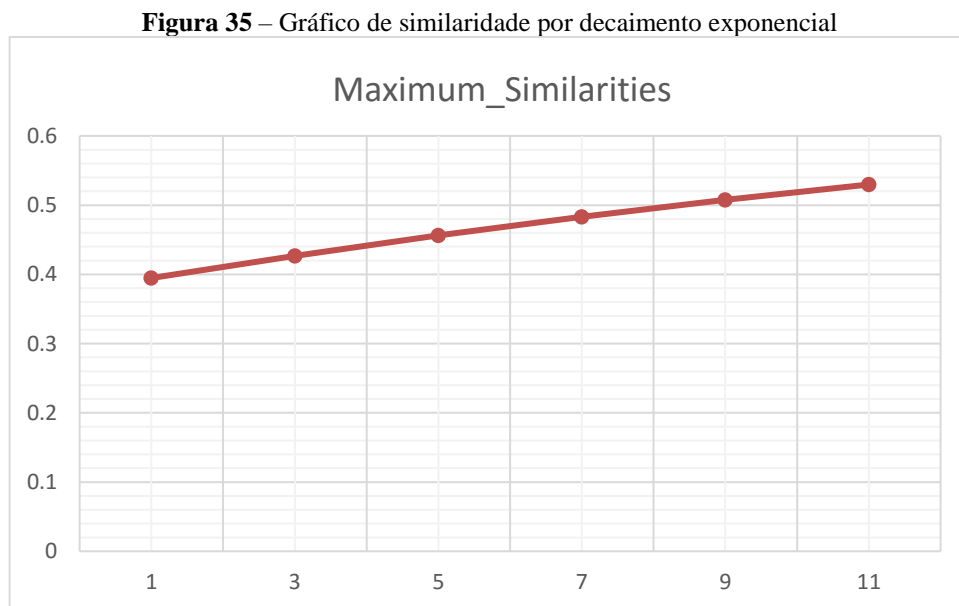


Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

4.6. VALIDAÇÃO

O resultado obtido da validação do modelo para a simulação do ano de 2013-2017 foi obtido por meio de decaimento exponencial, a partir do método de similaridade fuzzy, feito diretamente com o mapa final simulado e real, conforme descrito na sessão anterior.

O modelo foi avaliado tendo como base os valores máximos de similaridade para cada uma das janelas de amostragem conforme demonstrado no gráfico (Figura 35) a seguir. Da qual apresentou resultados favoráveis nas janelas 7x7 e 9x9 da qual apresentaram valores 0.48 e 0.50 respectivamente.



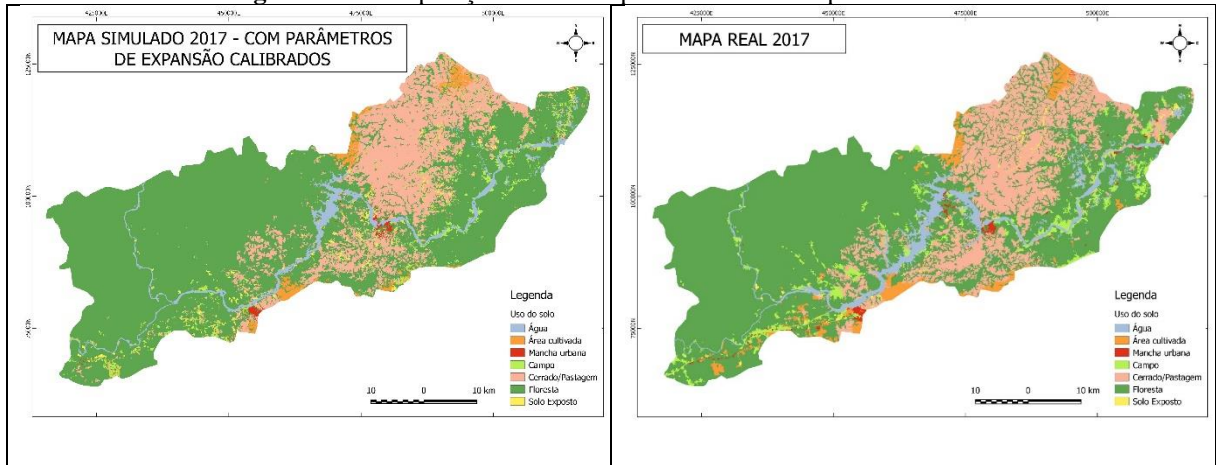
Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

4.7. FORMAÇÃO DE MANCHAS E SIMULAÇÃO DE CENÁRIOS FUTUROS.

A parametrização executada na fase do modelo de formação de manchas *patcher* e *expander*, gerou um novo mapa (Figura 36) simulado do ano de 2017. Os valores adotados nas janelas de parâmetros foram fundamentais para controlar o nível de formação e o agrupamento

entre as células fazendo com que o novo mapa simulado de 2017 se assemelhasse ainda mais com o mapa real.

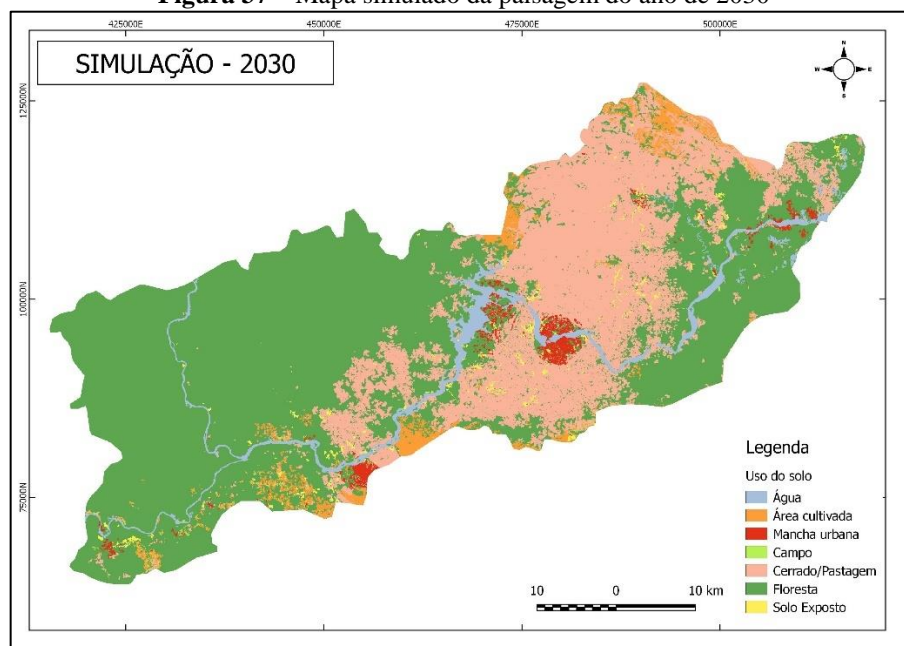
Figura 36 – Comparação entre o mapa simulado e o mapa real de 2017



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

Após a calibração e validação deste modelo com a formação das manchas, foi possível gerar o mapa de paisagem futura para cada ano, desde o de 2018 até 2030. O mapa (Figura 37) a seguir mostra a paisagem simulado para o ano de 2030. Os demais mapas encontram-se anexo ao trabalho.

Figura 37 – Mapa simulado da paisagem do ano de 2030



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018

.Nota-se que a partir da simulação de cenário futuro simulado para o ano de 2030 foi possível analisar a dinâmica ocorrida classe a classe, observa-se que a classe área cultivada apresenta tendências crescimento próximo a região nordeste da área de estudo na área abrangente do município de Tartarugalzinho e também ao lado direito do rio Araguari próximo ao município de Porto Grande no entorno da BR-210, a classe cerrado/pastagem tende a crescer ainda mais na sua região de predomínio ao lado esquerdo do Rio Araguari, no entorno da BR-165 e também na região próximo à sede municipal de Ferreira Gomes; a área de Floresta tende a perder espaço por conta da transição de Floresta para Cerrado/Pastagem e reduz também próximo as sedes urbanas que tendem a se expandir nos seus arredores por conta da influência dos empreendimentos hidrelétricos e do crescimento das sedes municipais de Porto Grande e Ferreira Gomes.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O trabalho em questão, buscou mostrar que a simulação de cenários futuros pode auxiliar em diversos tipos de análises e por conseguintes diversos e múltiplos espaços que podem auxiliar na tomada de decisão, diagnósticos e prognósticos.

Os mapas de probabilidades, favoreceram na melhor análise de tendências futuras, pois a partir deles foi possível perceber o comportamento das classes analisadas e a relação entre elas. Por outro lado, o intervalo longo utilizado na simulação talvez não chegue próximo do que poderá ser, pois podem posteriormente surgir outros fatores que possam reduzir ou acelerar esse processo de mudança. Por isso, o recomendável é que para simulação de cenários futuros, o usuário utilize intervalos menores de tempo.

Foi possível perceber, que quanto maior o conhecimento da área, melhor pode ser a calibração e a parametrização dos dados utilizados no modelo. Ou se houvesse intervalos maiores e mais imagens o algoritmo pode ser melhor treinado para identificação de padrões pela IA.

Os resultados da simulação do mapa final do ano de 2030, mostrou que as Usinas Hidrelétrica Ferreira Gomes, Cachoeira Caldeirão e Coaracy Nunes exercerão forte influência em todas as classes e transições entre as classes, inclusive as que mostraram alto índice de transição nas faixas mais próximas conforme observado nos gráficos de pesos de evidências e nos mapas de probabilidades.

No que se refere aos resultados da classificação do uso e cobertura do solo dos mapas de 2013 e 2017, é que foi possível notar a mudança no corpo hídrico na área correspondente as represas. Tendo em consideração que no ano de 2013 havia em funcionamento apenas uma das três usinas, a UHE Coaracy Nunes, a mais antiga da região amazônica. A usina hidrelétrica Ferreira Gomes nesse período estava em fase final de construção e a UHE Cachoeira Caldeirão encontrava-se na etapa inicial de planejamento para construção. Por isso, observa-se também que este é um dos fatores que contribuiu no crescimento urbano na sede de Ferreira Gomes.

É importante ressaltar que no Dinamica EGO seja recomendável trabalhar com um número menor de classes, ou para um interesse específicas conforme estudos de alguns referenciais abordados. Pois o número alto de classes de uso e cobertura do solo fez com que o processo de calibração do modelo demandasse mais tempo. Pois quanto maior o número de

classe, maior o número de interações entre si. Tanto que a primeira matriz de transição gerada proporcionaria trabalhar com 40 transições no total, no entanto neste trabalho foram selecionadas as transições mais relevantes, totalizando em 11 transições trabalhadas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIAR, A.P.D. **Modelagem de mudanças de uso e cobertura do solo na Amazônia: Questões Gerais**. CAPÍTULO 4. 2012. In.: CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. (org.) **Introdução à Modelagem Dinâmica Espacial**. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/cursos/tutoriais/modelagem/>> Acessado em: 23/10/2018.

BÁRBARA, V. F.; CUNHA, A. C.; SIQUEIRA, E. Q. **Análise da qualidade das águas do Rio Araguari (AP) utilizando o sistema de modelagem QUAL2E**. In: CONGRESSO DE PESQUISA, ENSINO E EXTENSÃO DA UFG - CONPEEX, 2., 2005, Goiânia. Anais eletrônicos do XIII Seminário de Iniciação Científica. Goiânia: UFG, 2005. n.p.

CÂMARA, Gilberto; CLODOVEU, Davis e MONTEIRO, Antônio M. V. **Introdução à Ciência da Geoinformação**. INPE. São José dos Campos, 2009.

CÂMARA, Gilberto; MONTEIRO, Antônio M. V; MEDEIROS, José S. **Fundamentos Epistemológicos da Ciência da Geoinformação**. In: CÂMARA, Gilberto; CLODOVEU, Davis e MONTEIRO, Antônio M. V. **Introdução à Ciência da Geoinformação**. INPE. São José dos Campos, 2001.

CHRISTOFOLETTI, A. **Modelagem de sistemas ambientais**. Ed. São Paulo: Edgar Blucher, 1999. 236 p.

CHRISTOFOLETTI, A. **Problèmes de Géographie Humaine**. Paris: Librairie Armand Colin, 1952. p. 25 – 34. Tradução de Jaci Silva Fonseca.

CORTÊS, J. C., D'ANTONA, Á. O. **Dinâmicas no uso e cobertura da terra**. Revista Brasileira de Estudos Populares, Rio de Janeiro, v.32, n.1, p. 191-210, jan./jun. 2014.

ECOTUMUCUMAQUE, EIA - **Estudo de Impacto Ambiental do Empreendimento Avaliação Hidroelétrico Ferreira Gomes: Diagnóstico Meio Físico**, 2010.

ECOTUMUCUMAQUE, EIA – **PBA: Plano Básico Ambiental da Usina Hidrelétrica Ferreira Gomes**. Volume I. 2010. 282 p.

ECOTUMUCUMAQUE, EIA – **PBA: Plano Básico Ambiental da Usina Hidrelétrica Ferreira Gomes**. Volume II. 2010. 223 p.

ECOTUMUCUMAQUE, EIA – **PBA: Plano Básico Ambiental da Usina Hidrelétrica Ferreira Gomes**. Volume III. 2010. 78 p.

ELETRONORTE. **Estudos de Inventário Hidrelétrico - Bacia Hidrográfica do rio Araguari no Estado do Amapá: Relatório Final**. Macapá. 1999.

FEARNSIDE, P.M. **Impactos ambientais e sociais de barragens hidrelétricas na Amazônia brasileira: As implicações para a indústria de alumínio**. pp. 261-288. In: P.M. Fearnside (ed.) **Hidrelétricas na Amazônia: Impactos Ambientais e Sociais na Tomada de Decisões sobre Grandes Obras**. Vol. 2. Editora do INPA, Manaus. 297 pp. 2015.

FERREIRA GOMES. **Plano Diretor Participativo do Município de Ferreira Gomes. Diagnóstico das Condicionantes, Deficiências e Potencialidades Municipais Propostas e Ações.** Ferreira Gomes: Ferreira Gomes Energia, Estado do Amapá, 2011.

FISCH, G.; MARENCO, J.A.; NOBRE, C.A. **Uma revisão geral sobre o clima da Amazônia.** ACTA AMAZONICA 28(02), 1998, p. 101-126. Disponível em: <https://www.researchgate.net/profile/Gilberto_Fisch/publication/37680132_Clima_da_Amazonia/links/551d599d0cf2fcae4456d358.pdf>. Acesso em: 21 dez. 2018.

GARCIA, Paula M. B; SOBREIRA, F; MOURA, Ana Clara M. **Potencial de expansão e ocupação urbana no município de Timóteo-MG.** REVISTA BRASILEIRA DE GEOCIÊNCIAS, v. 42, p. 27-38, 2012.

INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **“INPE registra 6.947 km² de desmatamento na Amazônia em 2017”.** Coordenação Geral de Observação da Terra. 2018. Publicado em 14/05/2018, Disponível em:< <http://www.obt.inpe.br/OBT/noticias/inpe-registra-6-947-km2-de-desmatamento-na-amazonia-em-2017>>. Acesso em: 21 dez. 2018.

MIRANDA, J. I. **Fundamentos de Sistemas de Informações Geográficas.** EMBRAPA Informação Tecnológica. Brasília, 2005.

MOURA, Ana Clara M. 2005. **Geoprocessamento na gestão e planejamento urbano.** 2ª edição. Belo Horizonte: Ed. da autora.

MOURA, Ana Clara M. 2007. **Reflexões metodológicas como subsídio para estudos ambientais baseados em Análises de Multicritérios.** Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, INPE, p. 2899-2906, 2007.

PEDROSA, B. M.; CÂMARA, G. **Modelagem dinâmica e geoprocessamento.** In: *"Análise Espacial de Dados Geográficos"*. Brasília, EMBRAPA, 2004 (ISBN: 85-7383-260-6).

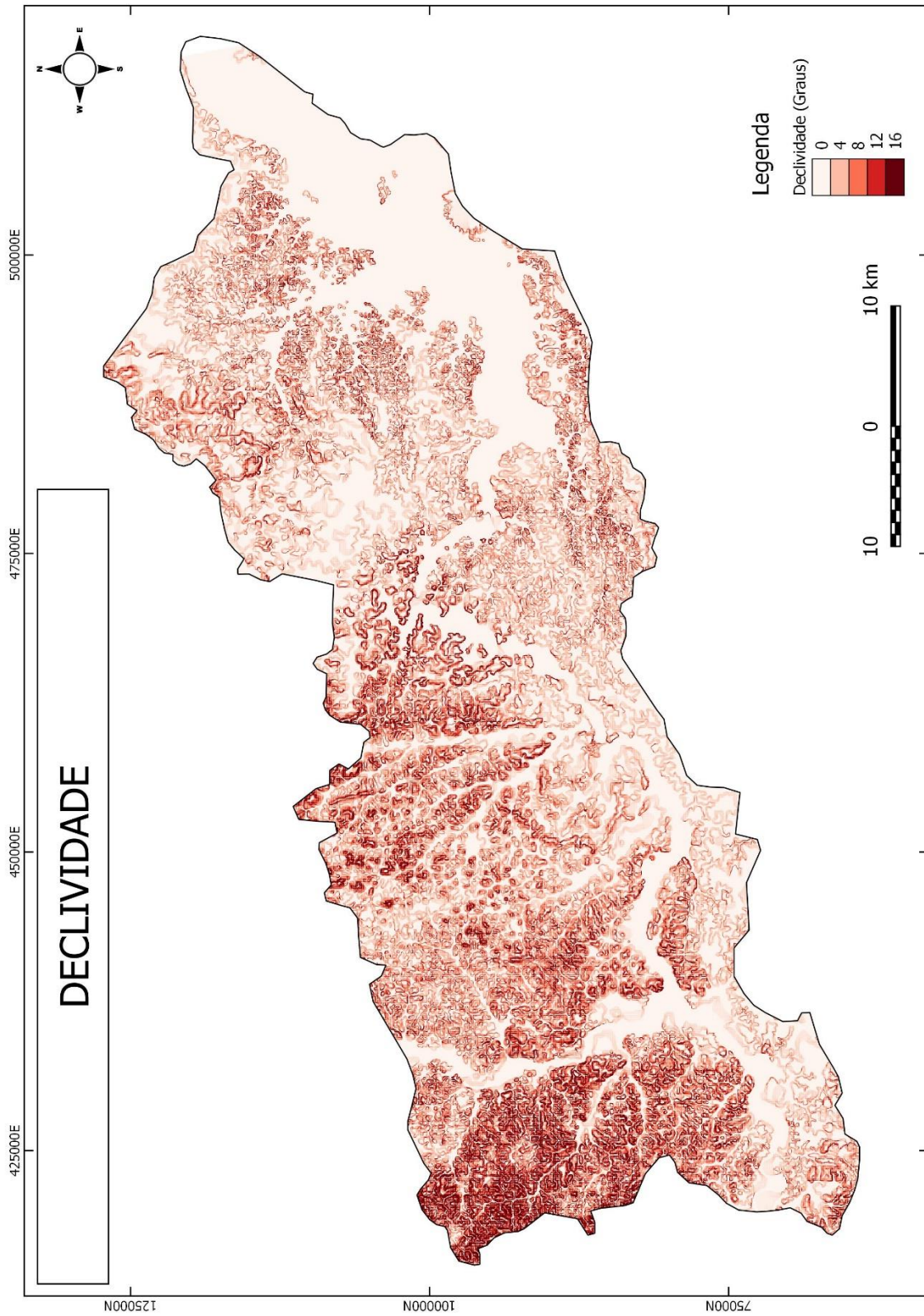
PEDROSA, B., CÂMARA, G. **Modelagem Dinâmica: conceitos básicos e exemplos de sistemas (Capítulo 1).** In: CÂMARA, G., MONTEIRO, A. (Orgs). *Introdução a Modelagem Dinâmica Espacial.* Belo Horizonte: INPE, p 1-41, 2003.

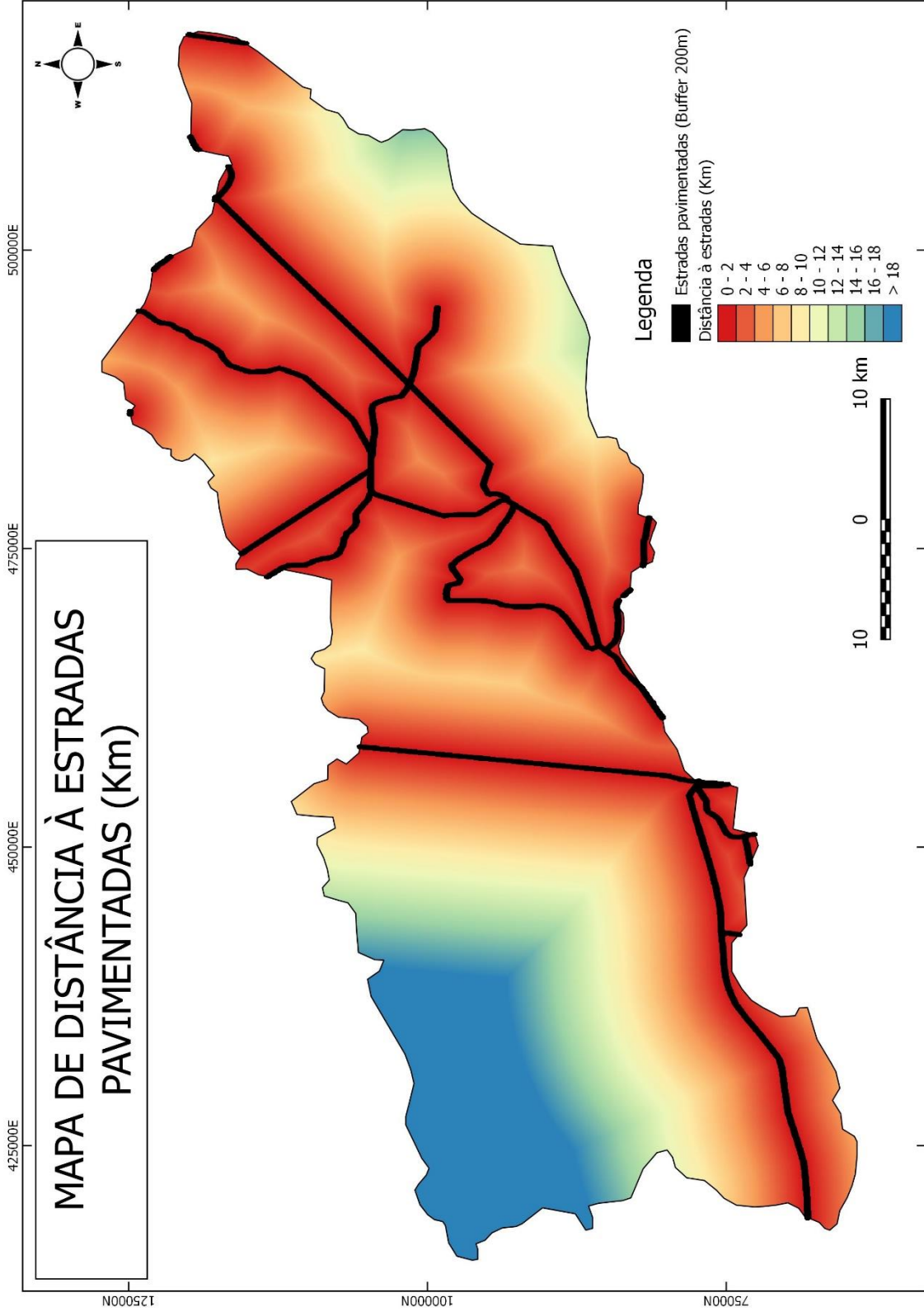
SANTOS, E. S. **Modelagem hidrodinâmica e qualidade da água na foz do Rio Araguari – AP.** Dissertação de Mestrado em Biodiversidade Tropical PPGBIO/Universidade Federal do Amapá. 2012. 108p.

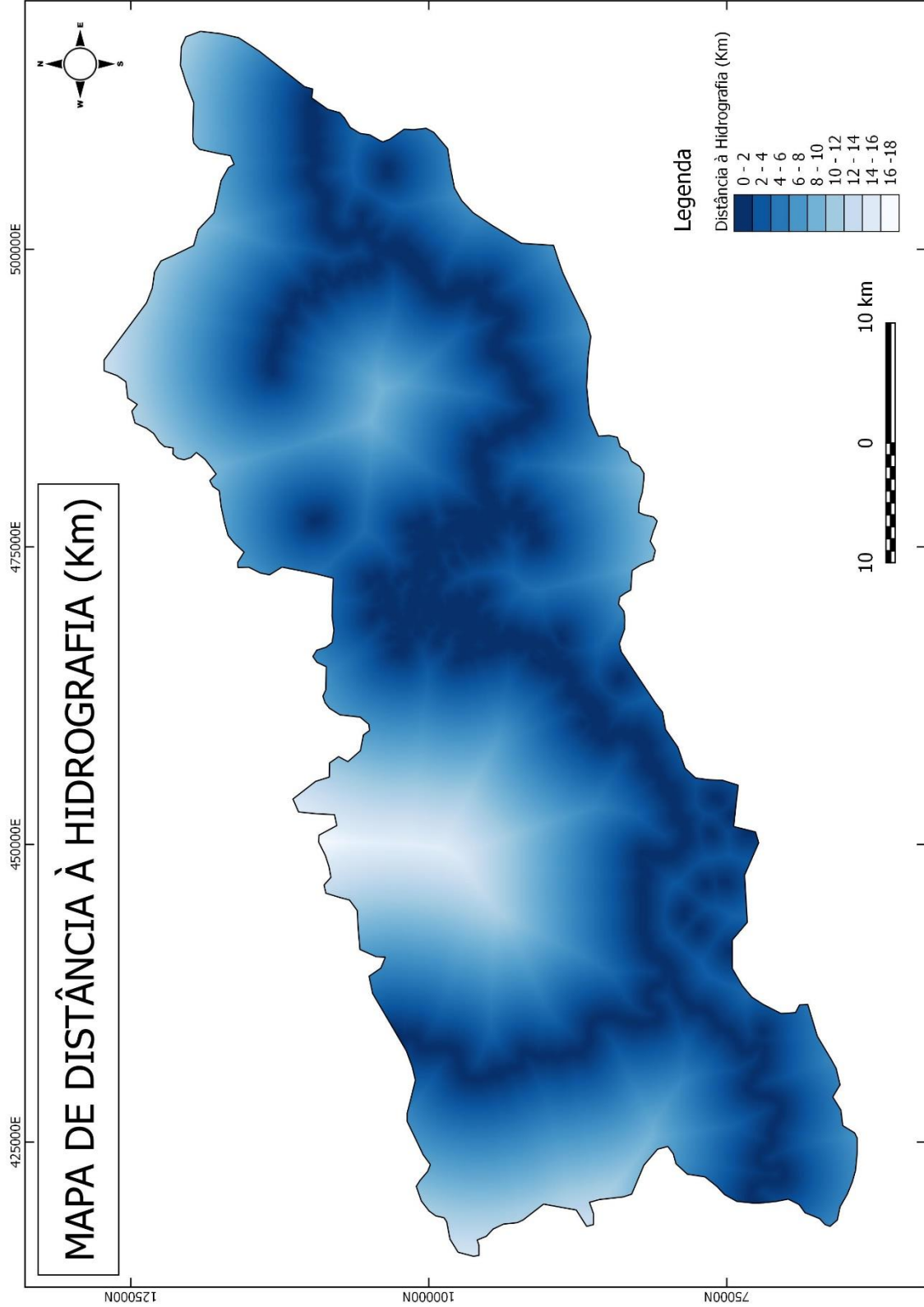
SOARES-FILHO, B. S. **Modelagem da dinâmica de paisagem de uma região de fronteira de colonização amazônica.** 1998. Tese (Doutorado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo. 1998.

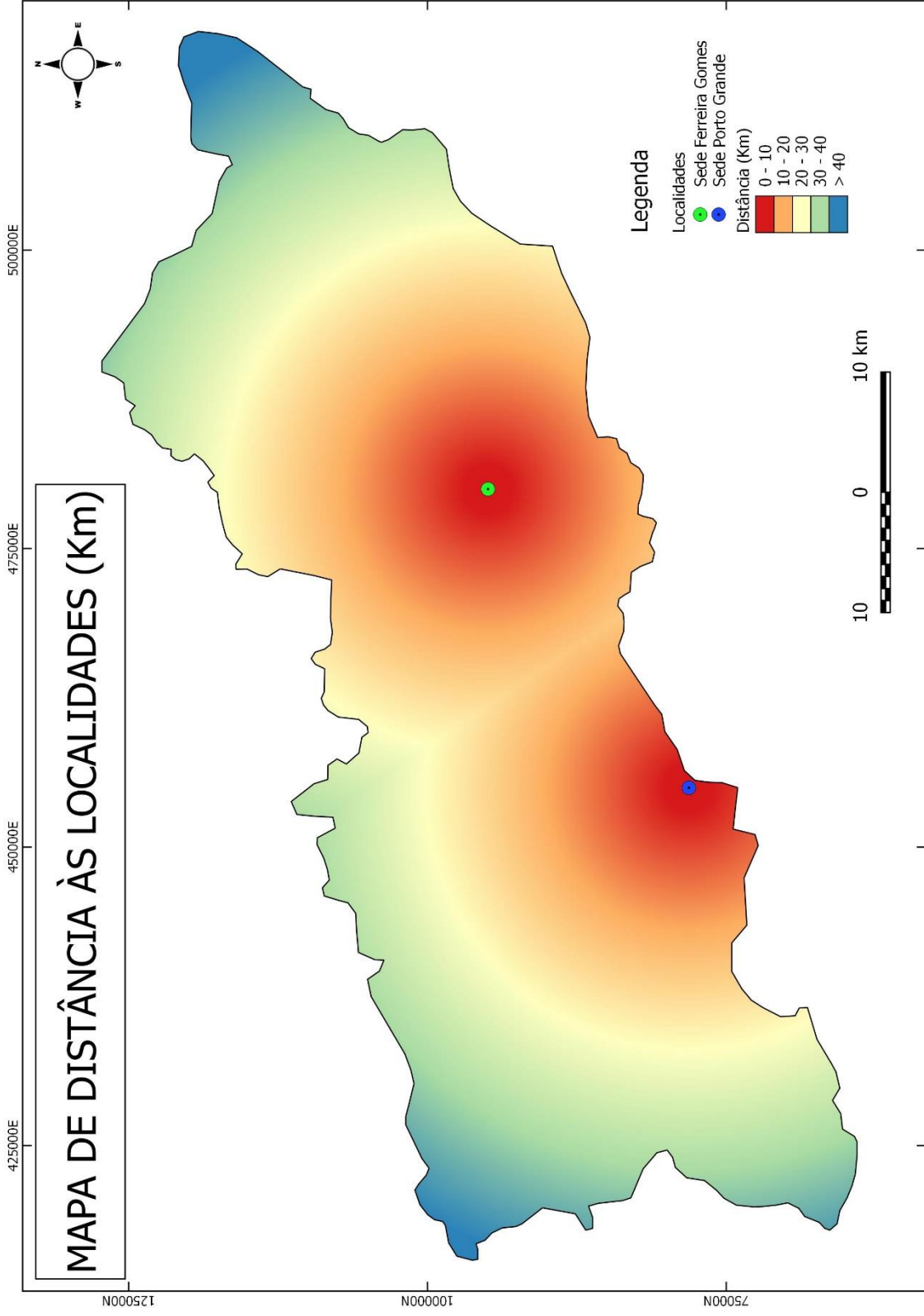
SOARES-FILHO, B. S.; CERQUEIRA, G. C.; ARAÚJO, W. L. **Modelagem de dinâmica de paisagem: concepção e potencial de aplicação de modelos de simulação baseados em autômato celular.** In: Albernaz, A. L.; Silva, J. M. C. D. Valeriano, D. (Org.). *Ferramentas para modelagem da distribuição de espécies em ambientes tropicais.* Belém: Editora Museu Paraense Emílio Goeldi 1 ed., v.1, 2003a. p. 100.

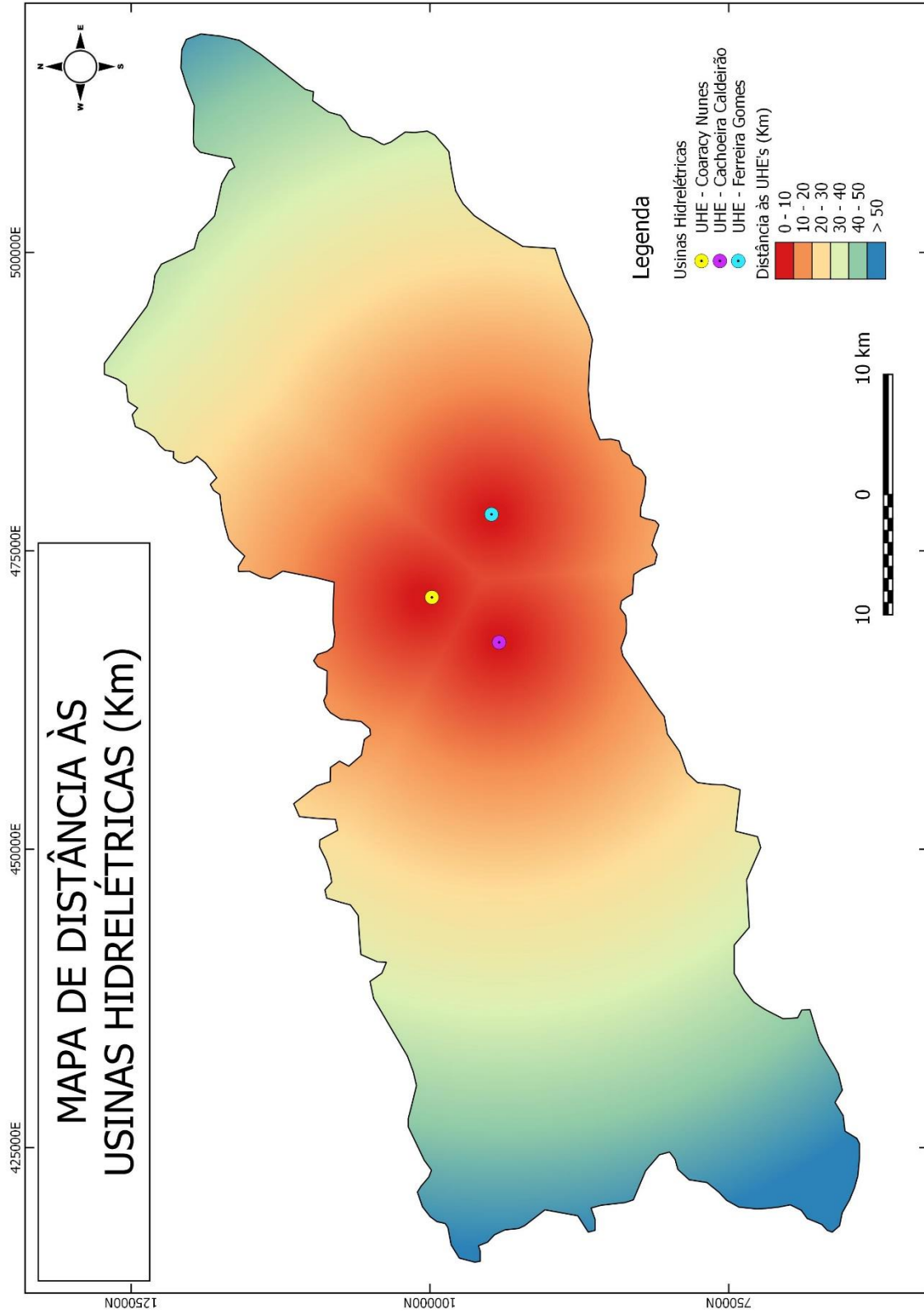
APÊNDICE A – MAPAS DAS VARIÁVEIS DE FORMA DETALHADA

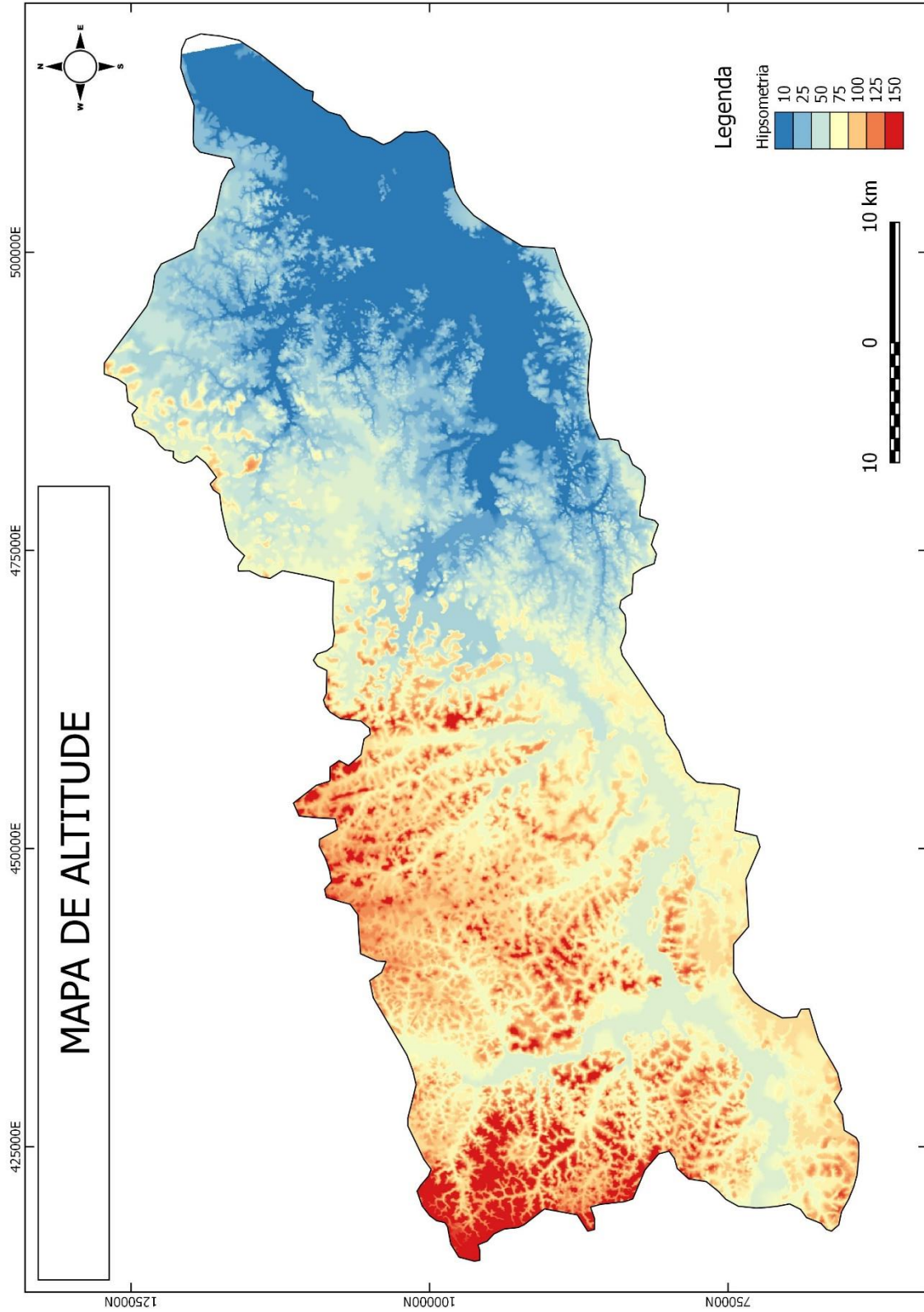




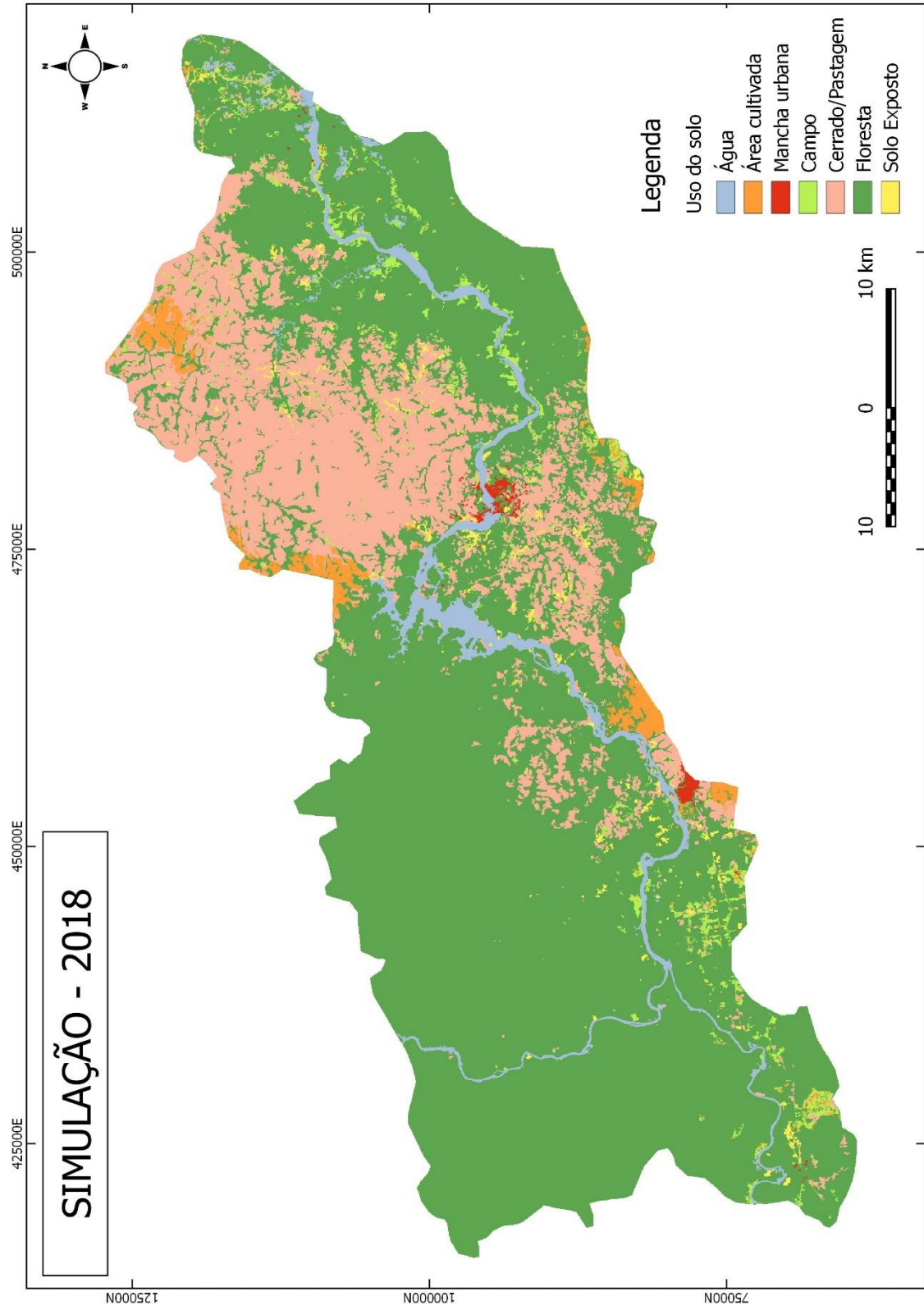


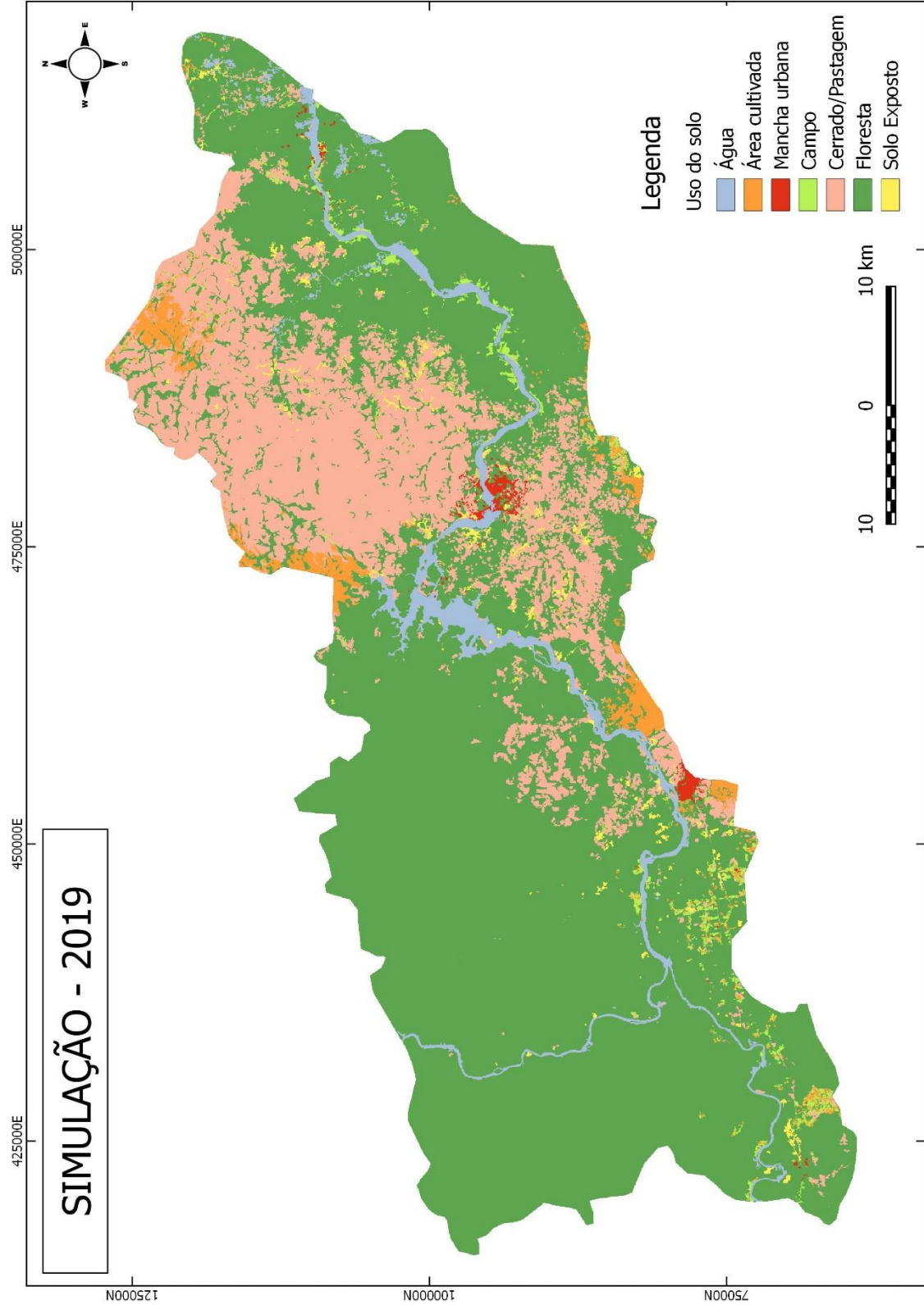


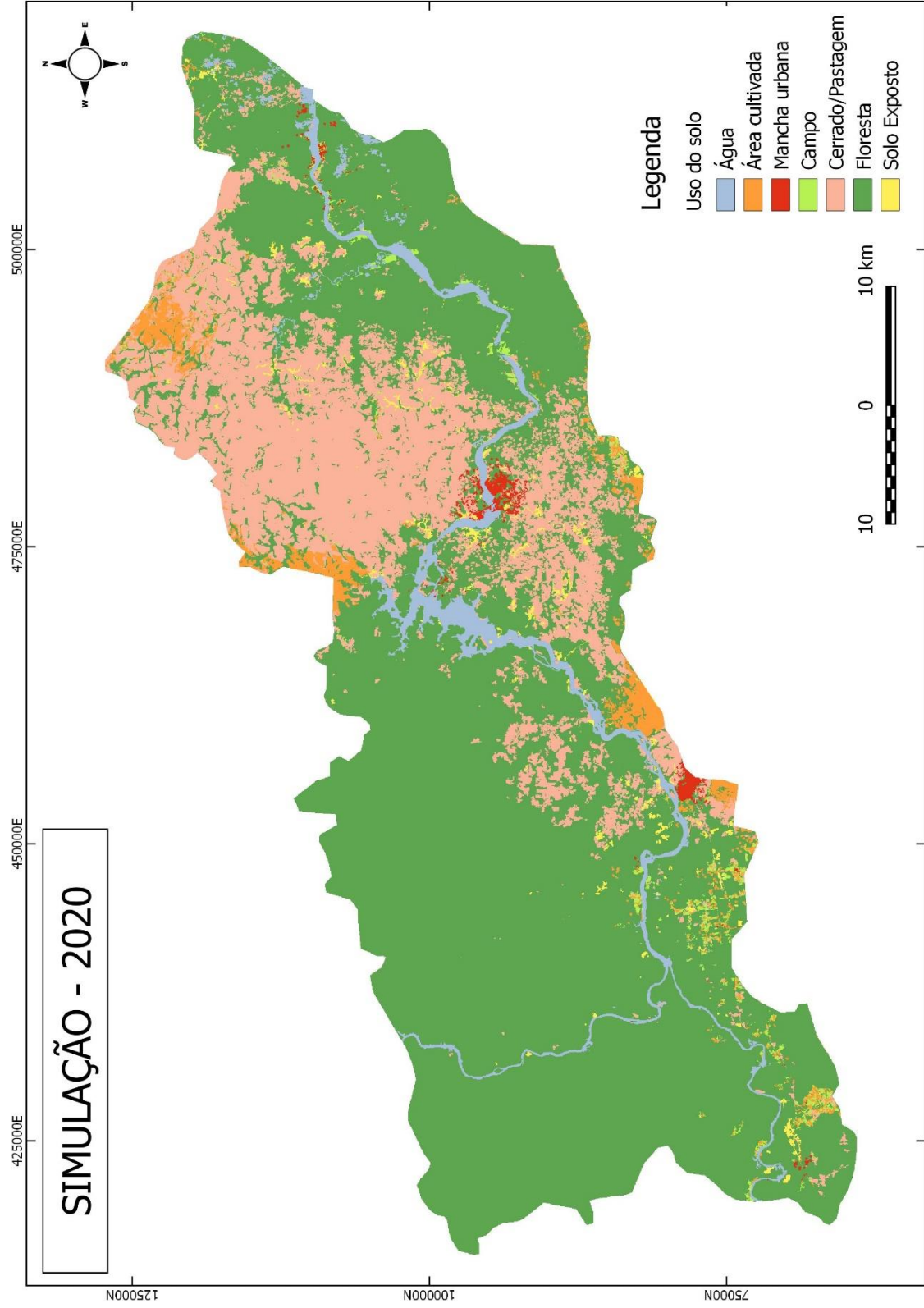


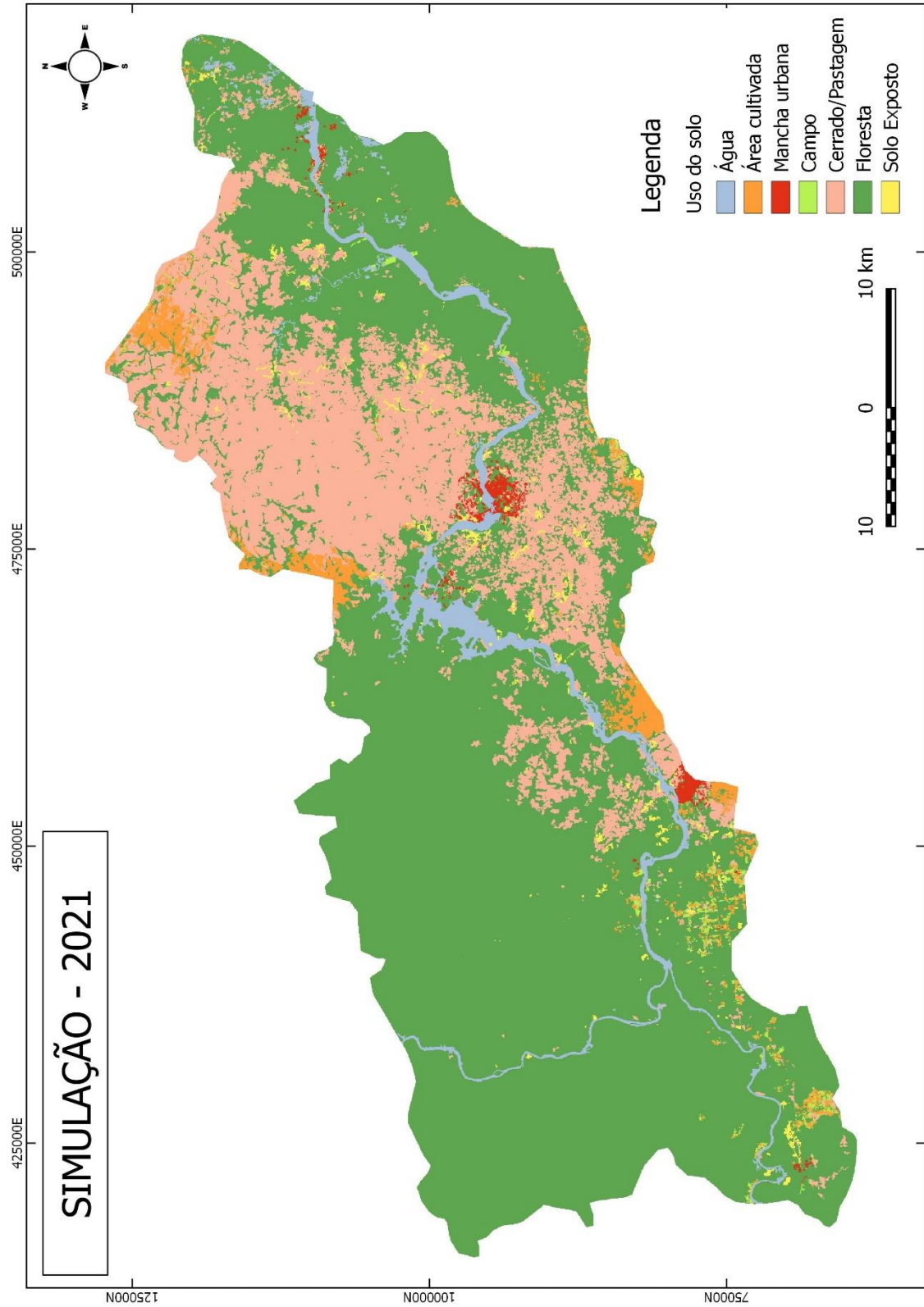


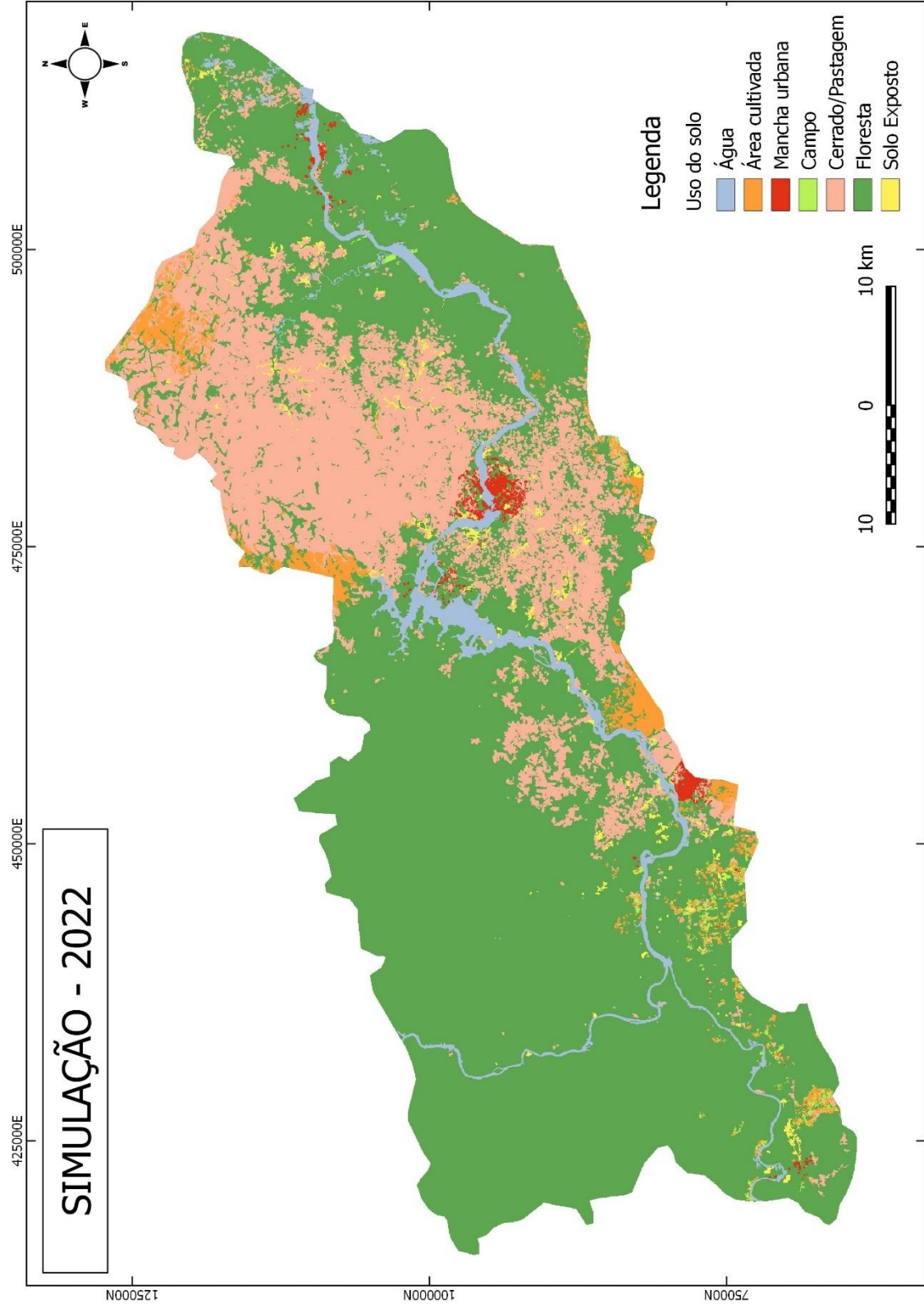
APÊNDICE B – MAPAS DA SIMULAÇÃO DE 2018 A 2030

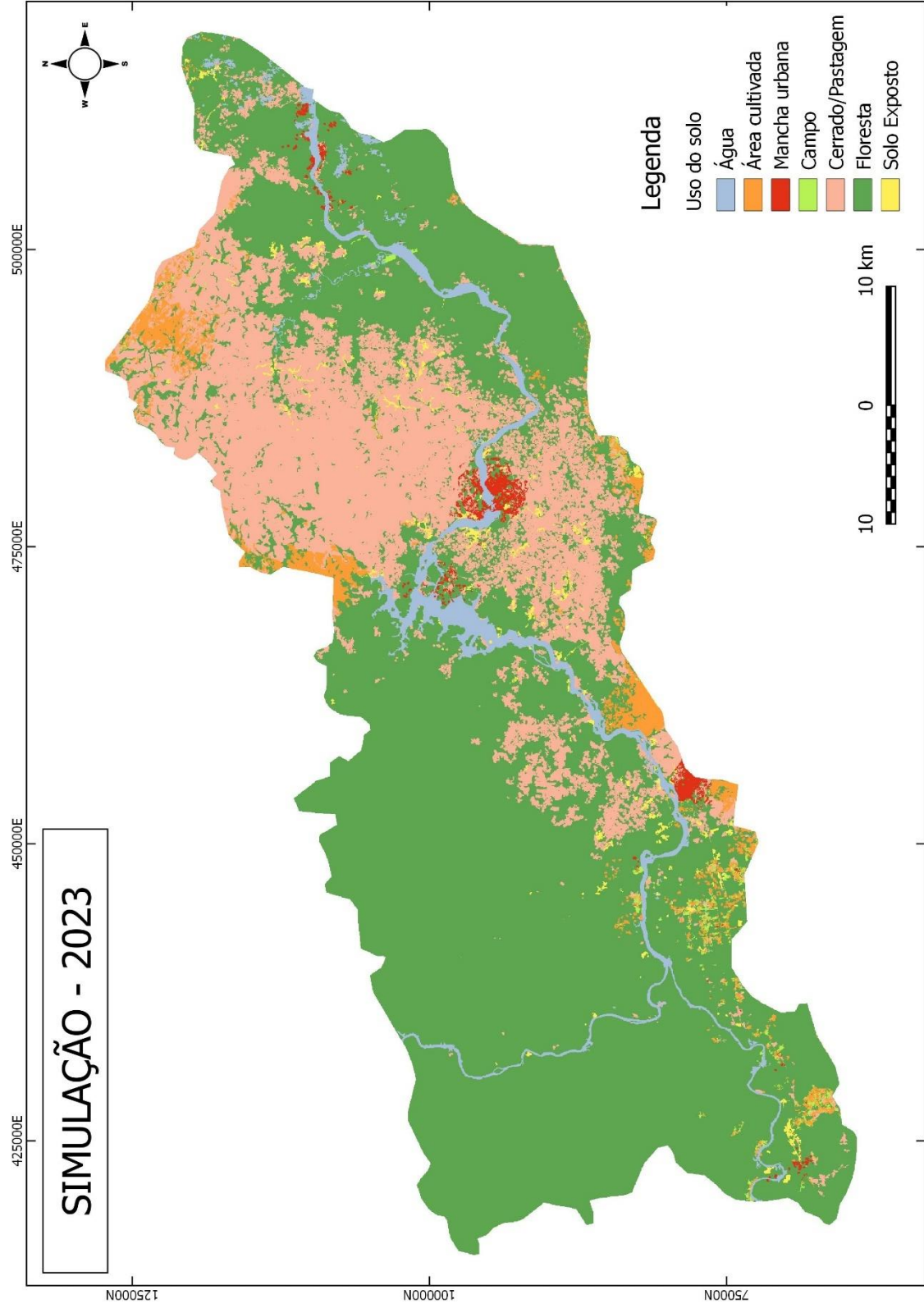


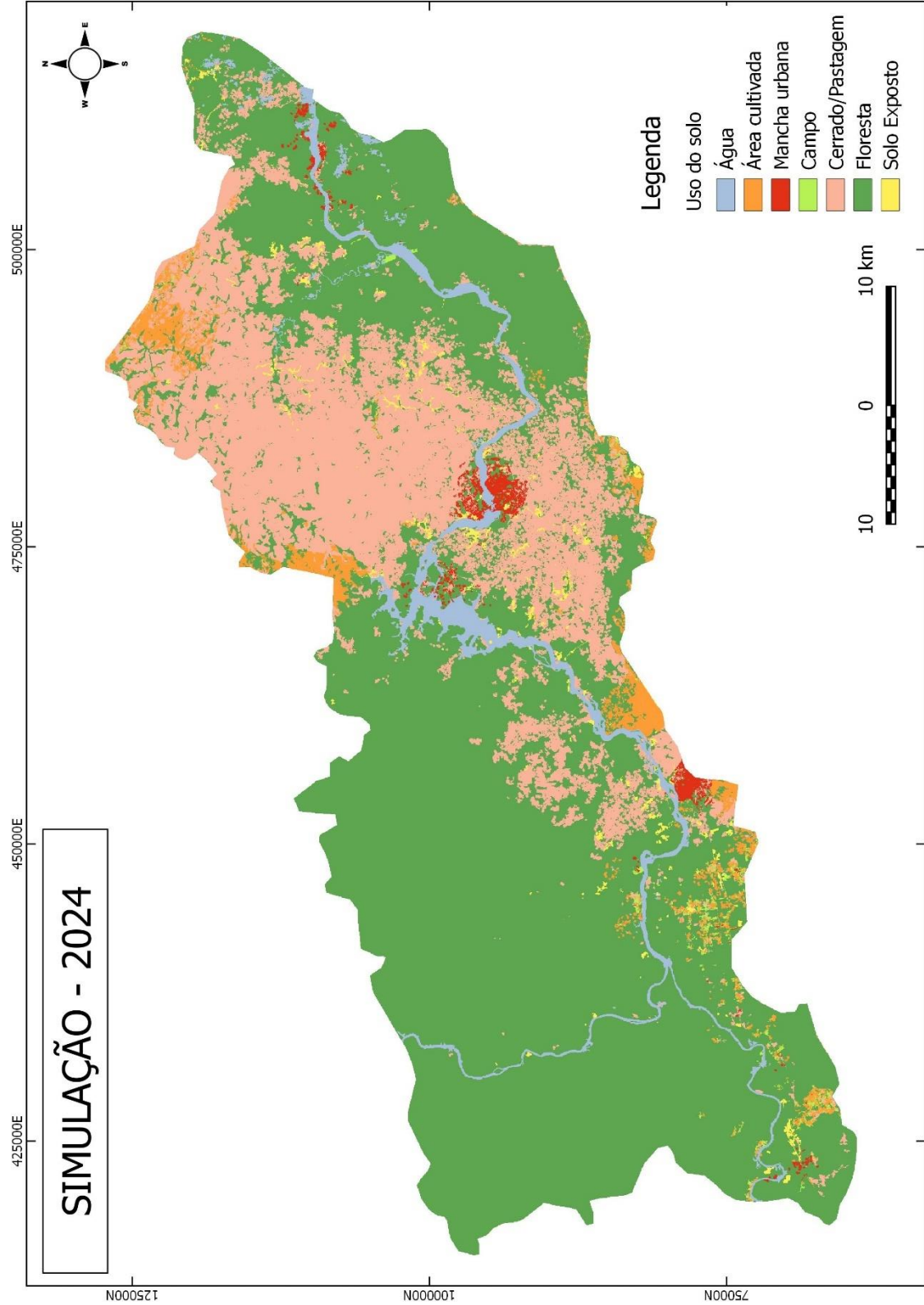


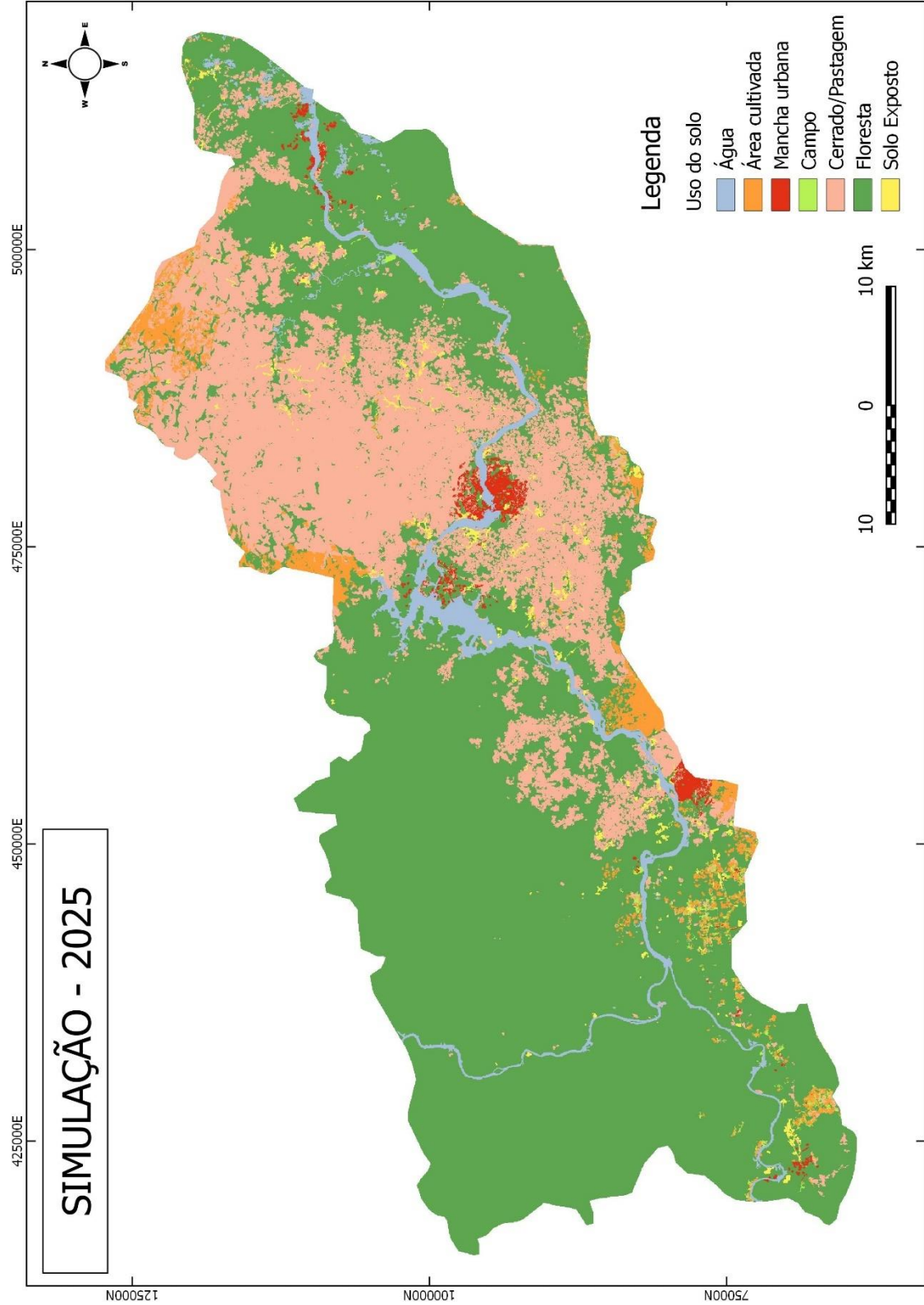


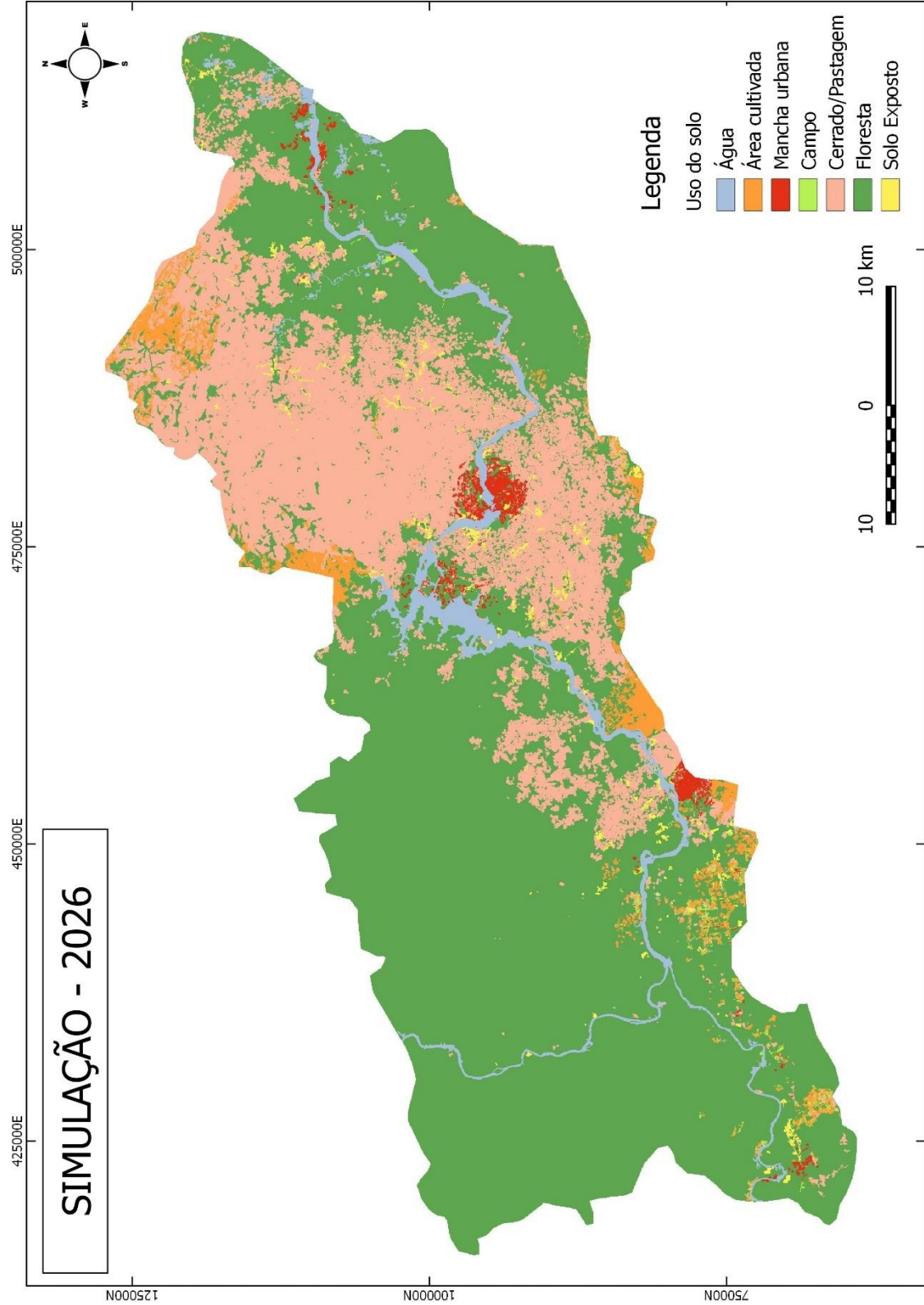


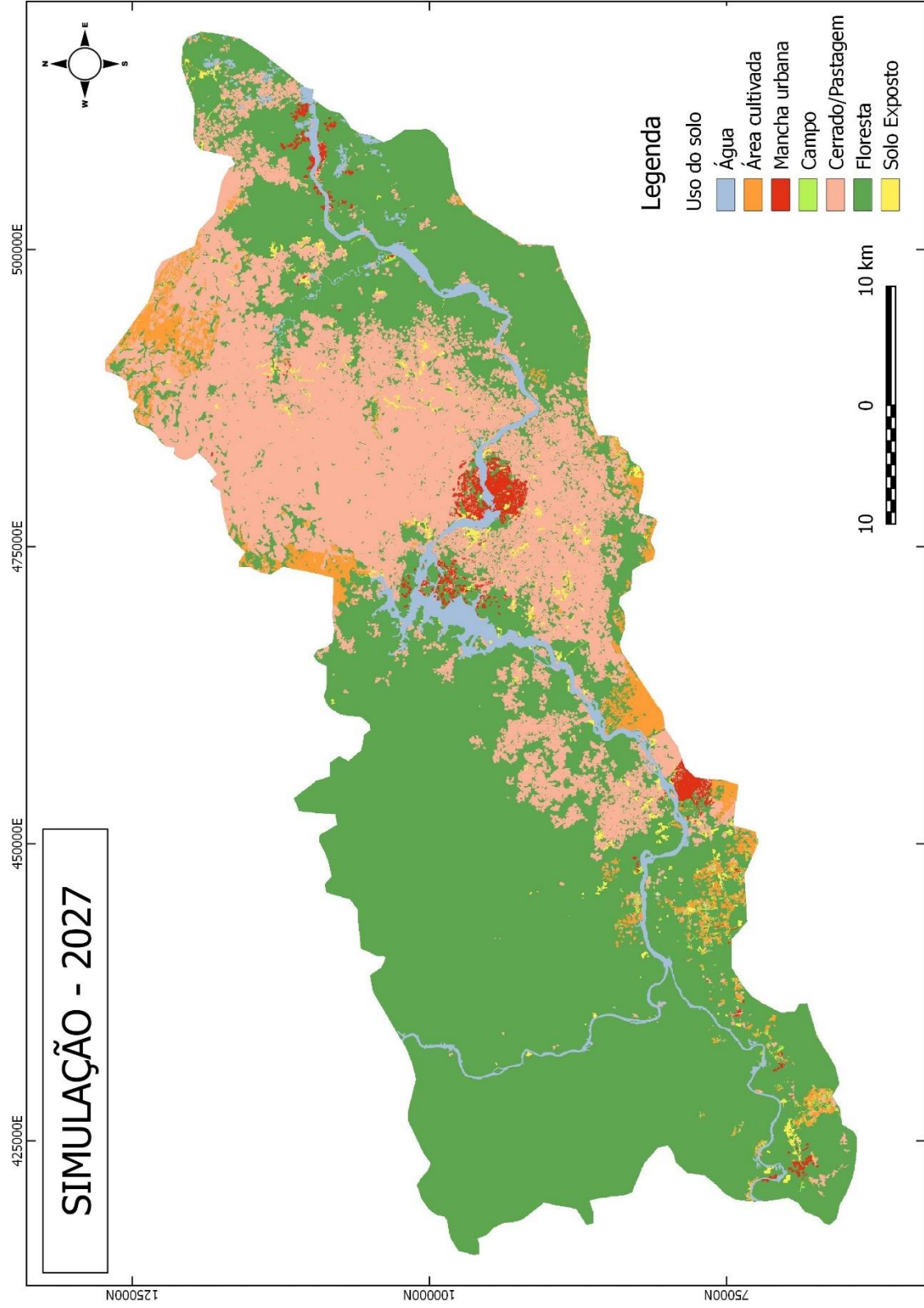


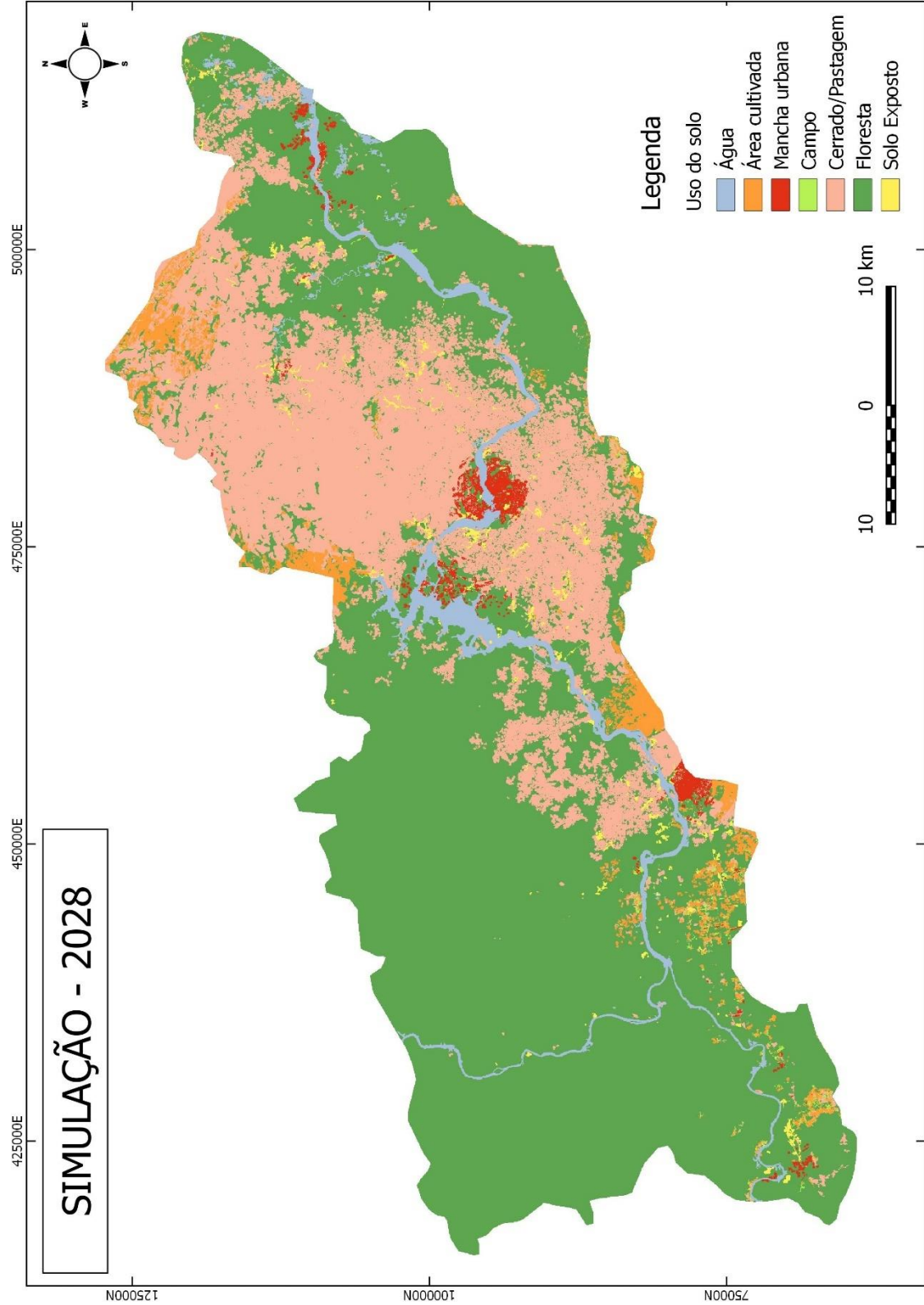


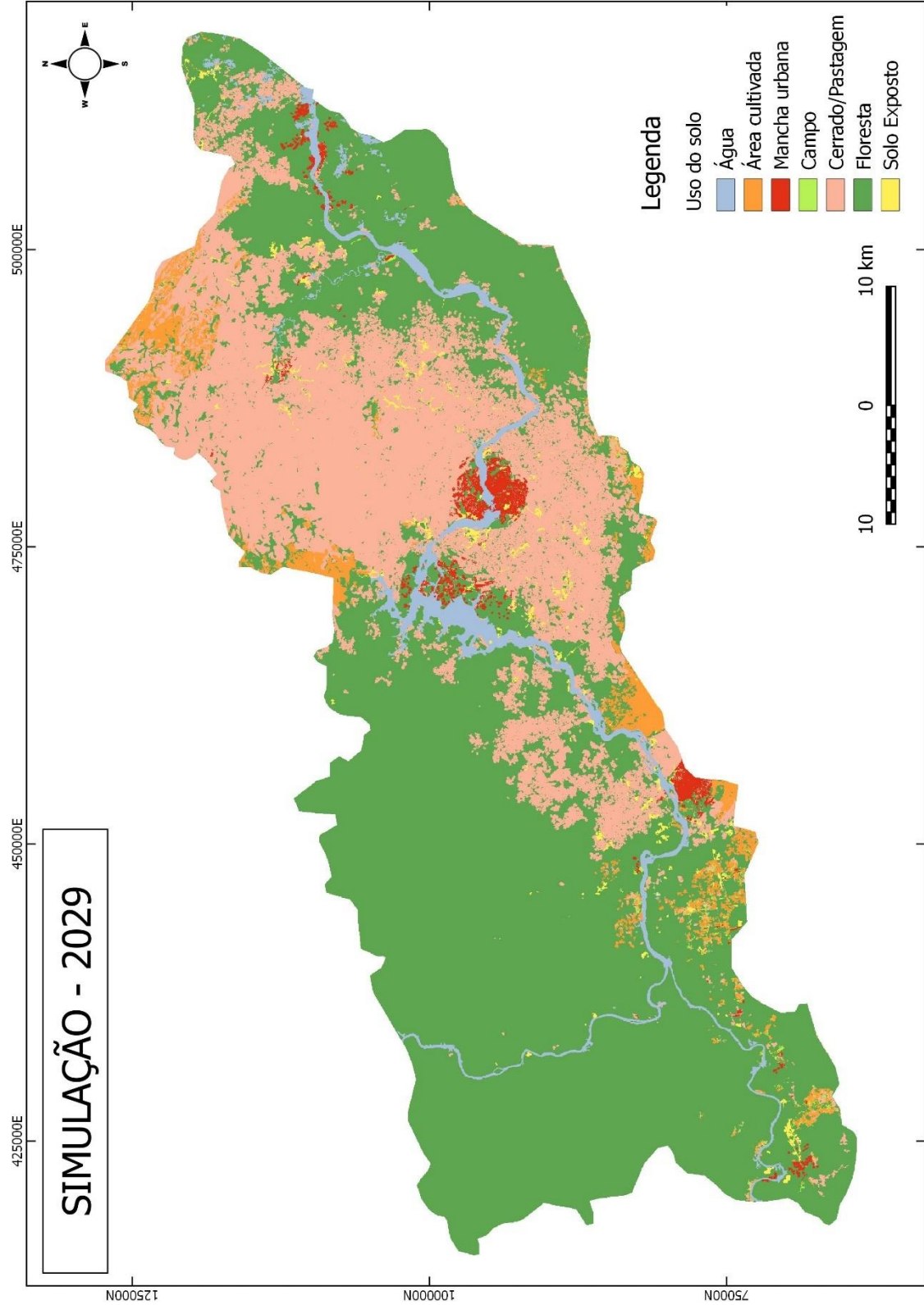


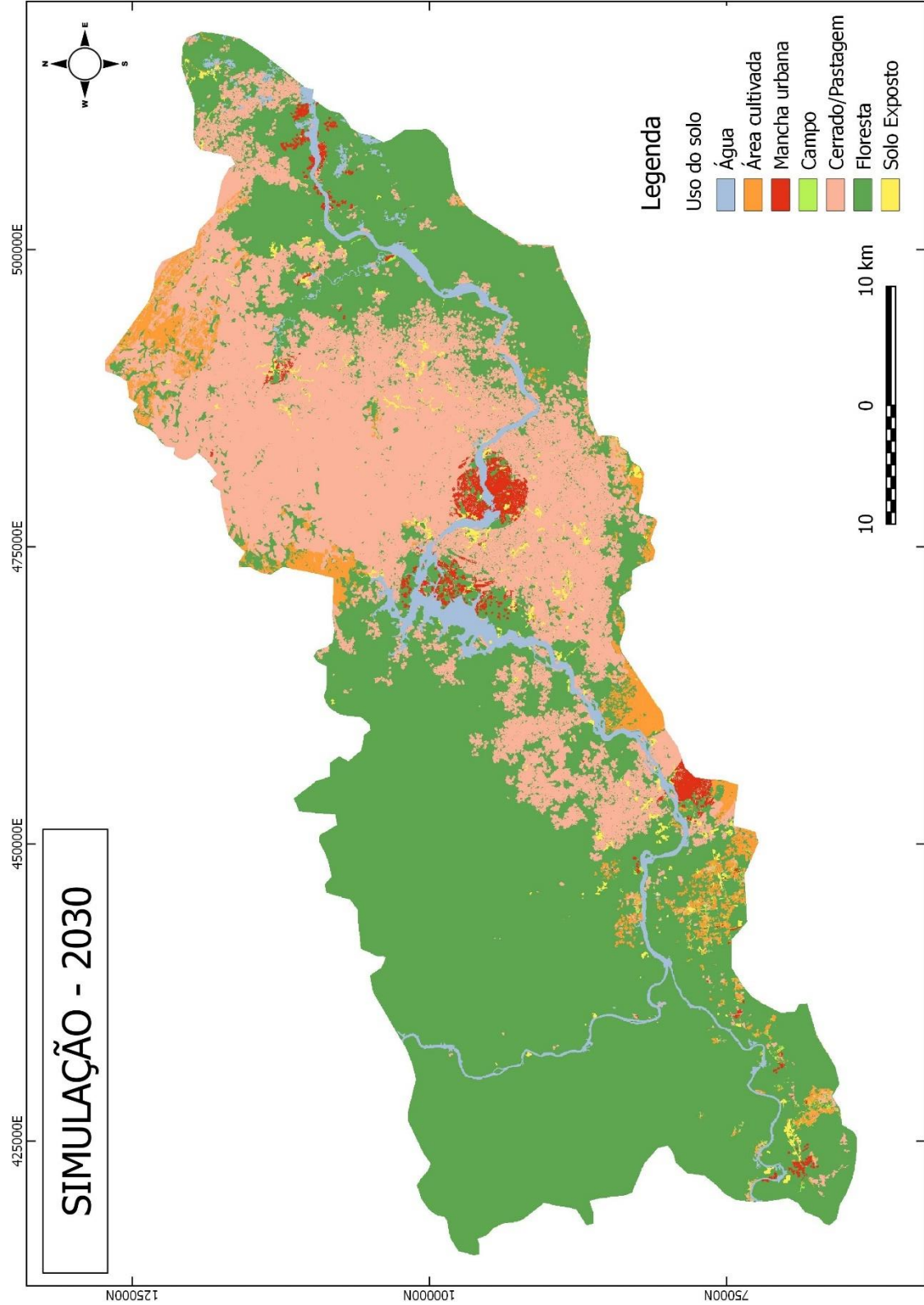












APÊNDICE C – TABELA DE ANÁLISE DA CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS

Tabela 10 – Análise de correlação das variáveis.

| de | p/ | Primeira variável | Segunda variável | Cramer | Joint Uncertainty |
|----|----|-------------------------|-------------------------|----------|-------------------|
| 2 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/ALTITUDE | 0.220057 | 0.110882114 |
| 2 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DECLIVIDADE | 0.09621 | 0.010082791 |
| 2 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.139631 | 0.103973557 |
| 2 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_LOC | 0.132891 | 0.072760356 |
| 2 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_RIOS | 0.114203 | 0.056920015 |
| 2 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_UHEs | 0.116643 | 0.060906836 |
| 2 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.165583 | 0.024885949 |
| 2 | 5 | static_var/ALTITUDE | Static_var/DIST_EST_PAV | 0.204997 | 0.095201253 |
| 2 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.176568 | 0.048698605 |
| 2 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.188426 | 0.072000976 |
| 2 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.171692 | 0.055454369 |
| 2 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.113383 | 0.012093558 |
| 2 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.090903 | 0.004859741 |
| 2 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.068982 | 0.004450535 |
| 2 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.087588 | 0.005561387 |
| 2 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0.108836 | 0.057401938 |
| 2 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0.078296 | 0.032301101 |
| 2 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0.113412 | 0.067864957 |
| 2 | 5 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0.057763 | 0.051551172 |
| 2 | 5 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.204704182 |
| 2 | 5 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0.076379 | 0.078361915 |
| 2 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/ALTITUDE | 0.095188 | 0.022753539 |
| 2 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DECLIVIDADE | 0.027133 | 0.000817476 |
| 2 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.040799 | 0.007213929 |
| 2 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DIST_LOC | 0.065808 | 0.014648962 |
| 2 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DIST_RIOS | 0.065623 | 0.017349987 |
| 2 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DIST_UHEs | 0.072715 | 0.017433205 |
| 2 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.172697 | 0.02501645 |
| 2 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.190209 | 0.098911695 |
| 2 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.261022 | 0.059028152 |
| 2 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.182954 | 0.062807894 |
| 2 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.182093 | 0.061726192 |
| 2 | 6 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.117993 | 0.016243178 |
| 2 | 6 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.087675 | 0.005875448 |
| 2 | 6 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.071478 | 0.003670928 |
| 2 | 6 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.101564 | 0.006176902 |
| 2 | 6 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0.147921 | 0.078457322 |
| 2 | 6 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0.0865 | 0.024678892 |

| | | | | | |
|---|---|-------------------------|-------------------------|----------|-------------|
| 2 | 6 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0.146286 | 0.076262226 |
| 2 | 6 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.053345338 |
| 2 | 6 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.206259979 |
| 2 | 6 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.08611207 |
| 4 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/ALTITUDE | 0.172265 | 0.072161089 |
| 4 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DECLIVIDADE | 0.09905 | 0.010970639 |
| 4 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.042207 | 0.027757993 |
| 4 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_LOC | 0.066272 | 0.08477912 |
| 4 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_RIOS | 0.074624 | 0.023487401 |
| 4 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_UHEs | 0.128878 | 0.175378736 |
| 4 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.149571 | 0.025020904 |
| 4 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.204041 | 0.092042911 |
| 4 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.188878 | 0.051607208 |
| 4 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.181451 | 0.080692231 |
| 4 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.186455 | 0.067188615 |
| 4 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.098585 | 0.011210187 |
| 4 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.078633 | 0.004675068 |
| 4 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.057791 | 0.005890032 |
| 4 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.091345 | 0.008231549 |
| 4 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0.072078 | 0.071900737 |
| 4 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0.099747 | 0.038006282 |
| 4 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0.071493 | 0.089022719 |
| 4 | 2 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0.12198 | 0.05167685 |
| 4 | 2 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0.125732 | 0.202592937 |
| 4 | 2 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0.139905 | 0.07086062 |
| 4 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/ALTITUDE | 0.204336 | 0.07467293 |
| 4 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DECLIVIDADE | 0.04912 | 0.003215527 |
| 4 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.087863 | 0.056193479 |
| 4 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_LOC | 0 | 0.208632717 |
| 4 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_RIOS | 0.109133 | 0.078579678 |
| 4 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.179007209 |
| 4 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.149571 | 0.025020904 |
| 4 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.208101 | 0.097586708 |
| 4 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.189286 | 0.052967226 |
| 4 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.17613 | 0.07784897 |
| 4 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.203158 | 0.067481983 |
| 4 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.099302 | 0.011950114 |
| 4 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.079617 | 0.00501962 |
| 4 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.059449 | 0.006623021 |
| 4 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.097797 | 0.00710405 |
| 4 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0.106685 | 0.0780461 |
| 4 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0.057729 | 0.02512693 |
| 4 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0.105619 | 0.082252682 |
| 4 | 3 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0.085776 | 0.045800235 |
| 4 | 3 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.216986939 |

| | | | | | |
|---|---|-------------------------|-------------------------|----------|-------------|
| 4 | 3 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0.126231 | 0.085596394 |
| 4 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/ALTITUDE | 0.233288 | 0.135153336 |
| 4 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DECLIVIDADE | 0.101424 | 0.013307616 |
| 4 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.108189 | 0.097880546 |
| 4 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_LOC | 0.108487 | 0.078267963 |
| 4 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_RIOS | 0.167939 | 0.085924367 |
| 4 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_UHEs | 0.109766 | 0.074572749 |
| 4 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.149571 | 0.025020904 |
| 4 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.206728 | 0.087420055 |
| 4 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.194844 | 0.047334823 |
| 4 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.163066 | 0.075716243 |
| 4 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.195432 | 0.059321264 |
| 4 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.101337 | 0.009200862 |
| 4 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.081531 | 0.004145817 |
| 4 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.052991 | 0.005581031 |
| 4 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.097078 | 0.005710107 |
| 4 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0 | 0.066654694 |
| 4 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0.128617 | 0.036616218 |
| 4 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.0810099 |
| 4 | 5 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0.146883 | 0.044749628 |
| 4 | 5 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0.154489 | 0.204554886 |
| 4 | 5 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0.219479 | 0.080054204 |
| 4 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/ALTITUDE | 0.084757 | 0.020791377 |
| 4 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DECLIVIDADE | 0.022958 | 0.001063649 |
| 4 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.059447 | 0.0086336 |
| 4 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DIST_LOC | 0.083633 | 0.010474301 |
| 4 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DIST_RIOS | 0.083444 | 0.019179325 |
| 4 | 6 | distance/distance_to_6 | static_var/DIST_UHEs | 0.082173 | 0.011385121 |
| 4 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.149571 | 0.025020904 |
| 4 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.218757 | 0.090109286 |
| 4 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.199302 | 0.051571657 |
| 4 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.176021 | 0.082316783 |
| 4 | 6 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.182224 | 0.061041456 |
| 4 | 6 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.109235 | 0.009774536 |
| 4 | 6 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.079833 | 0.004706871 |
| 4 | 6 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.058425 | 0.005948833 |
| 4 | 6 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.093431 | 0.006755379 |
| 4 | 6 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0 | 0.078839539 |
| 4 | 6 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0.13395 | 0.042389841 |
| 4 | 6 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.095283457 |
| 4 | 6 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0.139023 | 0.052060559 |
| 4 | 6 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.205680693 |
| 4 | 6 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0.185711 | 0.076584627 |
| 5 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/ALTITUDE | 0.177795 | 0.061138802 |
| 5 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DECLIVIDADE | 0.102163 | 0.007556667 |

| | | | | | |
|---|---|-------------------------|-------------------------|----------|-------------|
| 5 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.047914 | 0.024717985 |
| 5 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_LOC | 0.089056 | 0.073604826 |
| 5 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_RIOS | 0.047321 | 0.023678484 |
| 5 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_UHEs | 0.136395 | 0.120860823 |
| 5 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.149571 | 0.025020904 |
| 5 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.197872 | 0.075225802 |
| 5 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.176981 | 0.04721685 |
| 5 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.182727 | 0.058919091 |
| 5 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.180889 | 0.057607805 |
| 5 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.092042 | 0.007716146 |
| 5 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.078812 | 0.004318706 |
| 5 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.061973 | 0.003288932 |
| 5 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.087614 | 0.005614172 |
| 5 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0.070448 | 0.052890135 |
| 5 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0.059299 | 0.033855984 |
| 5 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0.07756 | 0.064907616 |
| 5 | 2 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0.055368 | 0.049213375 |
| 5 | 2 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.219511113 |
| 5 | 2 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0.08008 | 0.082480144 |
| 5 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/ALTITUDE | 0.208515 | 0.071221569 |
| 5 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DECLIVIDADE | 0.050055 | 0.002583164 |
| 5 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.048353 | 0.035816635 |
| 5 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_LOC | 0 | 0.212172565 |
| 5 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_RIOS | 0.073488 | 0.076140323 |
| 5 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.181493517 |
| 5 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.149571 | 0.025020904 |
| 5 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.198164 | 0.073279879 |
| 5 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.17597 | 0.047990638 |
| 5 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.182317 | 0.060379363 |
| 5 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.183252 | 0.059457799 |
| 5 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.092039 | 0.007362871 |
| 5 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.078262 | 0.004438803 |
| 5 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.060403 | 0.003364833 |
| 5 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.089152 | 0.005846507 |
| 5 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0.056327 | 0.05267981 |
| 5 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0.049642 | 0.03541223 |
| 5 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0.062031 | 0.065352757 |
| 5 | 3 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0.057126 | 0.050991945 |
| 5 | 3 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.224820568 |
| 5 | 3 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0.083901 | 0.087881362 |
| 6 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/ALTITUDE | 0.141529 | 0.051832281 |
| 6 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DECLIVIDADE | 0.125915 | 0.005821542 |
| 6 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_EST_PAV | 0 | 0.037475037 |
| 6 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_LOC | 0.255071 | 0.084463571 |
| 6 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.038441139 |

| | | | | | |
|---|---|-------------------------|-------------------------|----------|-------------|
| 6 | 2 | distance/distance_to_2 | static_var/DIST_UHEs | 0.392708 | 0.12676505 |
| 6 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.175415 | 0.024623417 |
| 6 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.177504 | 0.072557472 |
| 6 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.19302 | 0.048393595 |
| 6 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.138807 | 0.052828251 |
| 6 | 2 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.161079 | 0.056705426 |
| 6 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.129819 | 0.006587992 |
| 6 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.097046 | 0.003790959 |
| 6 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.074092 | 0.002827032 |
| 6 | 2 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.117515 | 0.004945798 |
| 6 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0 | 0.073169232 |
| 6 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.050812859 |
| 6 | 2 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.086638612 |
| 6 | 2 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.051592853 |
| 6 | 2 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0.329307 | 0.21418259 |
| 6 | 2 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.097365528 |
| 6 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/ALTITUDE | 0.208771 | 0.064719514 |
| 6 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DECLIVIDADE | 0.05946 | 0.002180067 |
| 6 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_EST_PAV | 0 | 0.066450153 |
| 6 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_LOC | 0.349782 | 0.206937839 |
| 6 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.068776936 |
| 6 | 3 | distance/distance_to_3 | static_var/DIST_UHEs | 0.321692 | 0.194357862 |
| 6 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.175415 | 0.024623417 |
| 6 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.177657 | 0.071466435 |
| 6 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.185778 | 0.047215632 |
| 6 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.13848 | 0.052856269 |
| 6 | 3 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.163912 | 0.055454134 |
| 6 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.129813 | 0.006455727 |
| 6 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.097 | 0.0036738 |
| 6 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.073175 | 0.002819256 |
| 6 | 3 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.118231 | 0.004812492 |
| 6 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0 | 0.07155947 |
| 6 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.049909727 |
| 6 | 3 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.084349259 |
| 6 | 3 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.050944182 |
| 6 | 3 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.208501736 |
| 6 | 3 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.096308605 |
| 6 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/ALTITUDE | 0.21731 | 0.094968085 |
| 6 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DECLIVIDADE | 0.145555 | 0.007627636 |
| 6 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_EST_PAV | 0.077857 | 0.076596393 |
| 6 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_LOC | 0.087767 | 0.081370356 |
| 6 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_RIOS | 0.087141 | 0.068150975 |
| 6 | 5 | distance/distance_to_5 | static_var/DIST_UHEs | 0.119035 | 0.091268713 |
| 6 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DECLIVIDADE | 0.175415 | 0.024623417 |
| 6 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.177362 | 0.073748397 |

| | | | | | |
|---|---|-------------------------|-------------------------|----------|-------------|
| 6 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_LOC | 0.213342 | 0.050084214 |
| 6 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_RIOS | 0.138599 | 0.053544082 |
| 6 | 5 | static_var/ALTITUDE | static_var/DIST_UHEs | 0.16016 | 0.057580284 |
| 6 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_EST_PAV | 0.129781 | 0.006741491 |
| 6 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_LOC | 0.097658 | 0.003956111 |
| 6 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_RIOS | 0.073199 | 0.002874164 |
| 6 | 5 | static_var/DECLIVIDADE | static_var/DIST_UHEs | 0.116113 | 0.005051111 |
| 6 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_LOC | 0 | 0.075545338 |
| 6 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.05107534 |
| 6 | 5 | static_var/DIST_EST_PAV | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.088094208 |
| 6 | 5 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_RIOS | 0 | 0.053091771 |
| 6 | 5 | static_var/DIST_LOC | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.222381394 |
| 6 | 5 | static_var/DIST_RIOS | static_var/DIST_UHEs | 0 | 0.098493987 |

Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2018