

SIMULAÇÃO DE CENÁRIOS DE USO E COBERTURA DA TERRA DA REGIÃO HIDROGRÁFICA DO GUANDU (RJ) NO PERÍODO DE 2017-2020

Bárbara Costa Lima¹

Luiz Fernando Duarte de Moraes²

Monika Richter³

1. Doutoranda do Programa de Pós-graduação Profissional Biodiversidade em Unidades de Conservação - Instituto de Pesquisas Jardim Botânico do Rio de Janeiro/Escola Nacional de Botânica/ - Rua Pacheco Leão, 2040, Jardim Botânico, Rio de Janeiro - RJ (barbaracosta@jbrj.gov.br)

2. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA) - Rodovia BR-465, Km 7, Seropédica - RJ (luiz.moraes@embrapa.br)

3. Universidade Federal Fluminense - Departamento de Geografia e Políticas Públicas/Instituto de Educação de Angra dos Reis - Avenida do Trabalhador, 179, Verolme, Angra dos Reis - RJ (mrichter@id.uff.br)

RESUMO

As geotecnologias são cada vez mais aplicadas na gestão de território, possibilitando avaliações dos padrões de uso e cobertura da terra e aplicação de técnicas de modelagem dinâmica espacial. Este estudo objetivou realizar simulações de cenário de uso e cobertura da terra para 2020, com base na transição entre 2017 e 2020 na Região Hidrográfica do Guandu. Foi utilizado o *software* Dinamica-EGO 6.0, o qual trabalha com modelos de autômatos celulares, a partir de operadores de álgebra cartográfica. As imagens com a classificação do uso e cobertura da terra foram adquiridas na plataforma do Projeto MapBiomass, com resolução espacial de 30m. As variáveis escolhidas foram hidrografia, Unidades de Conservação, Zonas de Amortecimento de Unidades de Conservação, altimetria, estradas e Reservas Legais das propriedades rurais, dentre 10 transições de uso, modeladas a partir de cinco classes de uso do solo. Durante a calibração dos parâmetros dos algoritmos de transição, realizada de forma heurística, foram geradas oito simulações de cenários. Ao realizar comparação através de interpretação visual, identificou-se que a oitava simulação apresentou o melhor desempenho.

Palavras-chave: modelagem dinâmica; uso e cobertura da terra; mata atlântica; paisagem.

ABSTRACT

Geotechnologies are increasingly being applied to land management, enabling assessments of land use and land cover patterns and the application of spatial dynamic modeling techniques. This study aimed to perform land use and land cover scenario simulations for 2020, based on the transition between 2017 and 2020 in the Guandu Hydrographic Region. Dinamica-EGO 6.0 software was used, which works with cellular automata models, based on cartographic algebra operators. The images with the classification of land use and land cover were acquired on the MapBiomass Project platform, with a spatial resolution of 30m. The variables chosen were hydrography, Conservation Units, Buffer Zones of Conservation Units, altimetry, roads and Legal Reserves of rural properties, among 10 transitions of use, modeled from five classes of land use. During the calibration of the parameters of the transition algorithms, performed heuristically, eight scenario simulations were generated. When performing a comparison through visual interpretation, it was identified that the eighth simulation presented the best performance.

Keywords: dynamic modeling; land use and land cover; atlantic forest; landscape.

INTRODUÇÃO

A Região Hidrográfica (RH) do Guandu possui uma área de 404.515 hectares, sendo 44% com a cobertura de vegetação nativa (Comitê de Bacia do Guandu, 2021) e 3.303 propriedades rurais cadastradas (SiCAR, 2020). De acordo com a base do INEA (2021),

além de importantes remanescentes florestais da Mata Atlântica e Áreas de Preservação Permanente, abrange 78 Unidades de Conservação, das quais 48 pertencem a categoria de Uso Sustentável e 30 à de Proteção Integral, sendo 65 vinculadas a esfera municipal, 10 à estadual e três à federal. Somadas, estas UC correspondem a 64% do território da RH, que conta ainda com a inserção de Zonas de Amortecimento de cinco Unidades de Conservação de Proteção Integral sob jurisdição estadual (Figura 1). Desde 2007 tem o Plano Estratégico de Recursos Hídricos das Bacias Hidrográficas dos Rios Guandu, da Guarda e Guandu Mirim, o qual aponta uma série de problemas decorrentes da forma do uso e ocupação do solo e gestão dos seus recursos hídricos, propondo diversas ações para a melhoria das condições de qualidade, quantidade e gestão dos recursos hídricos da bacia (TNC, 2013; INEA, 2021).

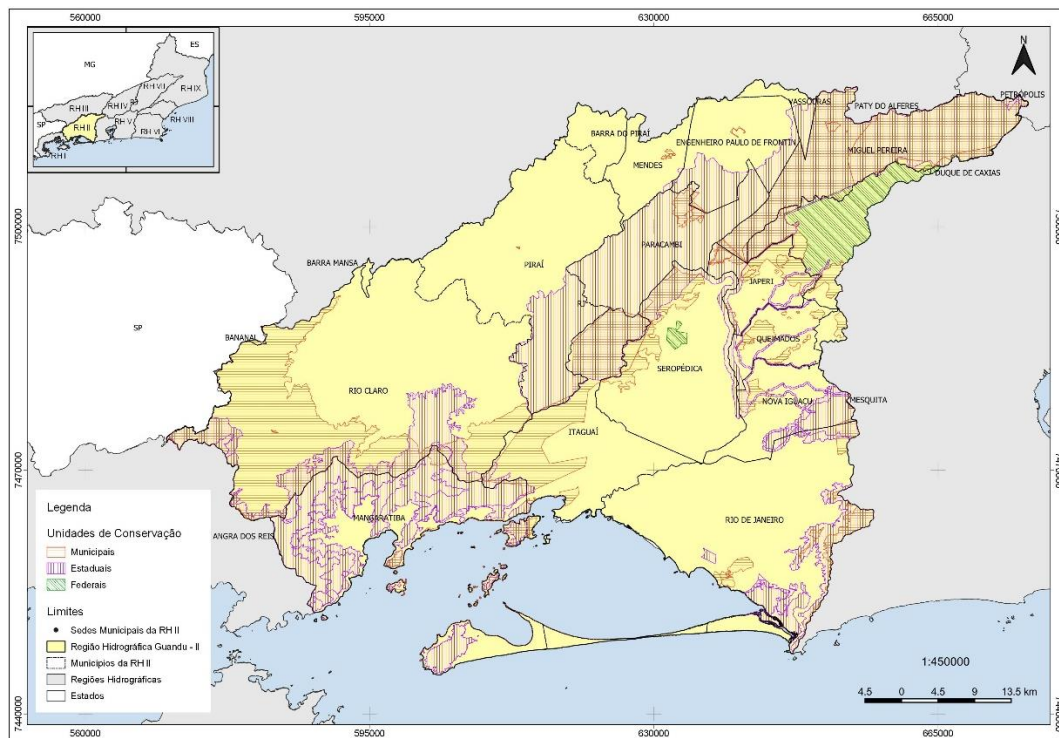


Figura 1. Unidades de Conservação inseridas na Região Hidrográfica do Guandu. Fonte: Adaptado de INEA (2021).

A escolha da Região Hidrográfica (RH) do Guandu para a modelagem considerou a sua importância no abastecimento de água para a região metropolitana do Estado do Rio de Janeiro, onde se concentram cerca de nove milhões de pessoas, o que configura um perfil de manancial estratégico e com alto índice de biodiversidade de fauna e flora, e justifica a conservação e restituição das condições ecossistêmicas próximas às originais (TNC, 2013; COMITÊ DE BACIA DO GUANDU, 2021).

Neste contexto, o bioma Mata Atlântica, onde a RH do Guandu está inserida, é considerado como um *hotspot* mundial de biodiversidade, muito ameaçado pela proximidade às áreas mais adensadas da América Latina (JOLY; METZGER; TABARELLI, 2014). A velocidade da expansão urbana ocorrida em seu território contribuiu para a fragmentação e redução da cobertura de vegetação nativa, alterações na permeabilidade da matriz aos fluxos biológicos e na dispersão de espécies (LAURANCE *et al.*, 2012).

Para minimizar este processo de fragmentação, perda de ecossistemas e biodiversidade, são criadas as Unidades de Conservação (UC), que garantem a conservação das espécies e fornecem serviços ecossistêmicos fundamentais como conservação de solo e água (LAURANCE *et al.*, 2012). Porém, sofrem ameaças constantes pela intensificação do desenvolvimento urbano; além de serem afetados pelo crime, vandalismo, despejo de lixo e poluição luminosa e sonora; e ainda expostos aos efeitos de borda urbana como incêndios, poluição do ar e da água e a introdução de espécies exóticas invasoras (TRZYNA, 2014). Nesse sentido, um dos aspectos mais importantes a considerar para as áreas protegidas urbanas diz respeito à dificuldade de definição ou à ausência de uma zona de amortecimento (ZA), área no entorno das UC em que as atividades humanas estão sujeitas a regras e restrições específicas. As ZA são muito importantes visto que os esforços de conservação baseados somente em UC podem não ser capazes de manter os processos ecológicos, que se estendem além das áreas protegidas (LAURANCE *et al.*, 2012).

No Brasil, 30% da cobertura total de vegetação de Mata Atlântica está localizada dentro de áreas protegidas, sendo que o restante (70% dos maciços), está alocado em propriedades privadas (Rezende *et al.*, 2018), o que perfaz cerca de 19,7 milhões de hectares de florestas nativas (SILVA, PINTO, SCARANO, 2021). Portanto, a conservação da biodiversidade fora das Unidades de Conservação atua como um complemento às estratégias já consolidadas de proteção ambiental, gerando informações essenciais para compreensão da estrutura da paisagem em áreas urbanas contribuindo com a tomada de decisão em suporte ao planejamento urbano e implementação de políticas públicas (SMITH *et al.* 2018).

Existem diversos esforços nas mais variadas esferas que buscam minimizar impactos da ocupação urbana e/ou ações de degradação ambiental que coloquem em risco a disponibilidade de recursos locais, levando em consideração parâmetros como o histórico do uso e cobertura da terra e aspectos físicos/abióticos (altitude, precipitação, insolação, temperatura, umidade, características do solo, relevo e clima), distância de remanescentes florestais, dentre outros (RODRIGUES *et al.* 2011; CHAZDON E GUARIGUATA 2016).

As geotecnologias aliadas à ecologia da paisagem são cada vez mais aplicadas ao planejamento urbano e gestão territorial ambiental (Farina, 2006), permitindo a interpretação da estrutura de uma paisagem através de avaliações dos padrões de uso e cobertura da terra, obtidos por meio de imagens de satélites, métricas de paisagem, entre outros (MCGARIGAL, 2015).

Os modelos de simulação espacial objetivam contribuir no entendimento dos processos de desenvolvimento de sistemas ambientais, bem como definir como evoluem frente a diferentes cenários traduzidos por quadros socioeconômicos, políticos e ambientais. Neste contexto, foi desenvolvido o *software* Dinamica-EGO como uma ferramenta para investigar trajetórias de paisagens e dinâmica de eventos espaciais, empregado em diversos estudos que envolvem a modelagem de dinâmica intraurbana (Almeida *et al.* 2003; Godoy e Soares-Filho 2007), propostas de zoneamento ecológico-econômico (Castro *et al.* 2007) e desmatamento desde uma escala local a da bacia Amazônica. Os autômatos celulares são sistemas formais baseados em grades, e em cada célula da grade é representado um processo de mudança, como um simples mapeamento do estado atual de uma célula e das suas vizinhas para o estado da mesma no instante de tempo seguinte. Fornecem uma representação de alta resolução da dinâmica espacial urbana e, conseqüentemente, oferecem as previsões mais realistas da evolução estrutural urbana (SOARES-FILHO *et al.* 2004).

O presente estudo objetivou realizar simulações de cenário de uso e cobertura da terra para o ano de 2020 com base na transição entre 2017 e 2020 da RH do Guandu, considerando a modelagem de variáveis (aspectos físicos e da ecologia de paisagem) que contribuem com a conservação da biodiversidade e o desmatamento de vegetação nativa.

METODOLOGIA

Modelagem dinâmica espacial

A abordagem metodológica utilizada neste trabalho foi orientada pela modelagem espacial, utilizando o *software* Dinamica-EGO versão 6.0, com suporte à versão 64 bits do Windows. Trata-se de um programa com modelo de autômatos celulares, baseado na vizinhança de Moore, desenvolvido pela UFMG. Ele define um controle de tarefas, sobre o qual funcionam os operadores de álgebra cartográfica e a infraestrutura de simulação, sendo os operadores que realizam as tarefas chamados de funtores (*functors*). Cada *functor* é responsável pela execução de uma tarefa específica, tais como cálculo de caminho de menor custo e cálculo de mapas usando-se de expressões lógicas e aritméticas (SOARES-FILHO *et al.* 2007), vide fluxograma apresentado na Figura 2.

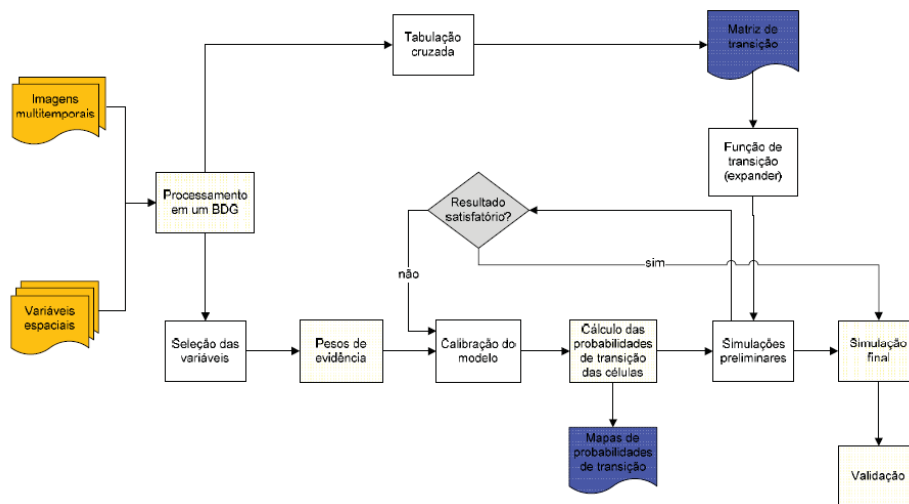


Figura 2. Fluxograma demonstrativo das principais etapas do trabalho.

Banco de Dados da RH do Guandu

Para alcançar o objetivo, obteve-se a classificação das imagens de uso e cobertura da terra do satélite LANDSAT/TM para a RH do Guandu dos anos de 2017 e 2020, disponibilizada pelo Projeto MapBiomas, cuja resolução espacial é de 30 m (30x30). Trata-se de iniciativa do Observatório do Clima, desenvolvida por uma rede multi-institucional que mapeia anualmente o uso e cobertura da terra do Brasil, através do processamento em nuvem com classificador automatizado baseado em aprendizado de máquina, operado através da plataforma *Google Earth Engine* (MAPBIOMAS, 2021). A escolha deste recorte temporal considera o tempo médio onde se acredita já ser possível identificar alterações mais expressivas de desmatamento e regeneração. Após importar o arquivo *shapefile* do recorte da RH do Guandu na plataforma do *Google Earth Engine*, e obtida a imagem (extensão *TIF*) exportada via *Google drive*, o mesmo foi trabalhado em ambiente SIG, utilizando o *software* QGIS 3.6.12, para que fossem identificadas as classes de uso e cobertura da terra geradas pelos classificadores, através da interpretação dos Códigos de Legenda para a Coleção 6 disponibilizados pelo Projeto. Os mapas de uso e cobertura para 2017 e 2020 foram reclassificados no *software* Dinamica-EGO, obtendo-se ao final as seguintes classes: afloramento rochoso (29), água (33), área urbana (24), formação florestal (3), formação natural não florestal (32), pastagem/silvicultura (15) e praias/dunas (23).

Em seguida, foi realizada a escolha das variáveis físico-ambientais para a modelagem do ano de 2020, sendo utilizadas as seguintes variáveis: hidrografia, perímetros de Unidades de Conservação, perímetros de Zona de Amortecimento de Unidades de Conservação, altimetria (Modelo Digital de Elevação), estradas (rodovias e ferrovias), perímetros de Reservas Legais das propriedades rurais, cujas fontes são apresentadas na Tabela 1.

TABELA 1. BASE DE DADOS CARTOGRÁFICOS.

Fonte	Informação	Formato
IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística	- Dados Georreferenciados de Hidrografia (Projeto RJ 25 SEAS/IBGE)	TIFF – 30m
INEA – Instituto Estadual do Ambiente	- Dados Georreferenciados de Unidades de Conservação (Federais, Estaduais e Municipais) - Dados Georreferenciados de Zonas de Amortecimento de Unidades de Conservação (GEOINEA)	Shapefile (polígonos)
INPE – Instituto de Pesquisas Espaciais	- Modelo Digital de Elevação (Altimetria) (Projeto TOPODATA - SRTM/USGS)	GeoTIFF – 30m
Ministério da Infraestrutura (Brasil)	- Dados Georreferenciados de Rodovias - Dados Georreferenciados de Ferrovias	Shapefile (linhas)
SiCAR – Sistema Nacional de Cadastro Ambiental Rural	- Dados Georreferenciados de Reservas legais de propriedades rurais	Shapefile (polígonos)

Fonte: Os autores

Além dos mapas das bases de dados mencionados na Tabela 1, foram produzidos:

- no *software* Dinamica-EGO os mapas de distância (dinâmicos), cujos elementos da paisagem sofrem alterações ao longo do processo de modelagem, para as seguintes variáveis: Estradas (Rodovias e Ferrovias), Hidrografia, Reserva Legal e Unidades de Conservação/Zona de Amortecimento.

- no *software* QGIS, a partir o raster de Altimetria, o mapa de Declividade da RH do Guandu.

Importante ressaltar que, para obter os mapas de distância das variáveis Unidades de Conservação/Zona de Amortecimento (Figura 3), foi considerado um limite extrapolado da RH Guandu, sendo resultado posteriormente recortado para a área de estudo, de forma a permitir que a distância levasse em consideração a influência externa (entorno). Todas as variáveis foram convertidas ao formato *raster* no QGIS, possibilitando a criação do cubo raster no Dinamica-EGO.

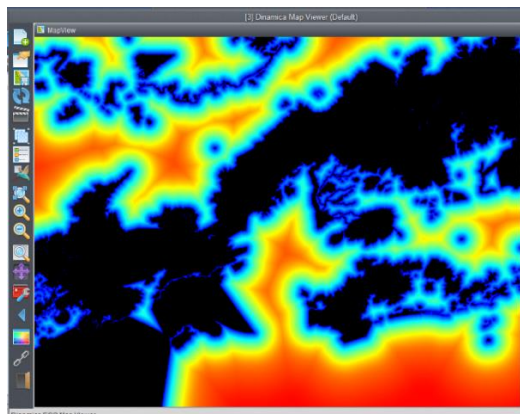


Figura 3. Mapas de distâncias às Unidades de Conservação e Zonas de Amortecimento obtidos no *software* Dinamica-EGO.

Modelagem

A execução da modelagem foi iniciada a partir a construção do cubo raster, sendo que os modelos foram disponibilizados previamente em um banco de dados da UFMG. Foi orientada seguindo as etapas detalhadas abaixo:

Etapa 1 – Determinação da matriz de transição (passos único e múltiplo);

Etapa 2 – Geração do esqueleto dos pesos de evidência;

Etapa 3 – Determinação dos pesos de evidência e análise dos resultados;

Etapa 4 – Determinação da correlação dos pesos de evidência e análise dos resultados;

Etapa 5 – Simulações de cenário para o ano de 2020;

Etapa 6 – Validação das simulações de cenário para o ano de 2020 utilizando decaimento constante.

Antes de iniciar a modelagem, foi feita uma análise entre os mapas de uso e cobertura da terra escolhidos para este estudo. Foi realizada a tabulação cruzada (Figura 4) no QGIS entre os mapas (inicial e final), com auxílio do plugin *Semi Automatic Classification* (SCP), seguida de planilhamento no Excel, onde constatou-se algumas transições espúrias, como a conversão de: afloramento rochoso para formação florestal, água para formação florestal ou pastagem para água. Após as devidas correções, procedeu-se nova classificação do mapa para o ano de 2020, excluindo-se a classe zero, a qual não possui dados associados (*no data*).

Na Etapa 1, ao inserir os mapas de uso e cobertura dos anos inicial (2017) e final (2020), foram geradas a partir do functor *Determine transition matrix* as matrizes de transição anual (matriz unitária) e global (matriz periódica), calculadas para o período temporal de três anos para obtenção das taxas de mudanças de uma classe de uso e cobertura da terra para outra classe.

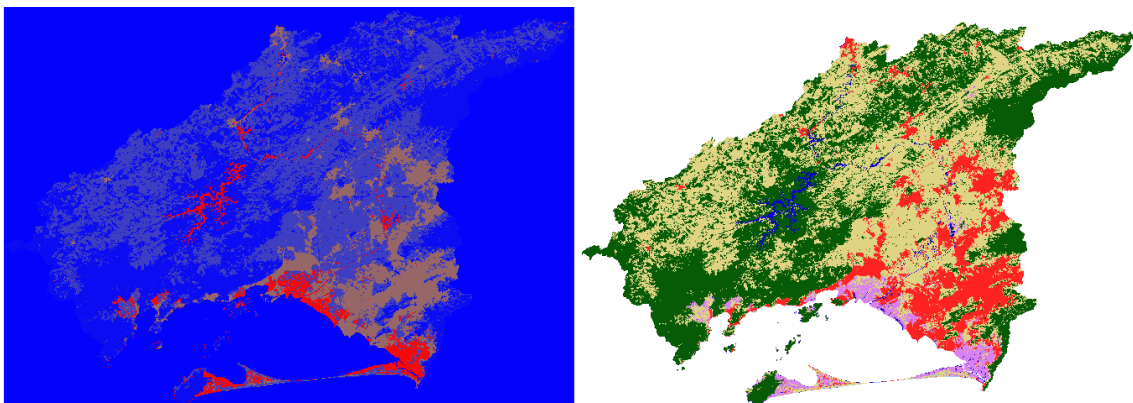


Figura 4. Resultado da reclassificação após o processamento da tabulação cruzada no QGIS.

Na Etapa 2, para gerar o esqueleto dos pesos de evidência, foram inseridas as seguintes transições:

- Classe formação florestal (3) para pastagem/silvicultura (15);
- Classe formação florestal (3) para área urbana (24);
- Classe pastagem/silvicultura (15) para formação florestal (3);
- Classe pastagem/silvicultura (15) para área urbana (24);
- Classe pastagem/silvicultura (15) para formação natural não florestal (32);
- Classe praias/dunas (23) para pastagem/silvicultura (15);
- Classe praias/dunas (23) para área urbana (24);
- Classe formação natural não florestal (32) para formação florestal (3);
- Classe formação natural não florestal (32) para pastagem/silvicultura (15);
- Classe formação natural não florestal (32) para área urbana (24).

Nesta etapa, no functor *Determine Weights of Evidence Ranges*, foram selecionadas as transições de interesse e escolhidas as seguintes variáveis:

- Quando a transição envolveu conversão para as classes formação florestal (3), formação natural não florestal (32), pastagem/silvicultura (15) e/ou praias/dunas (23):
 - Distância a Estradas;
 - Distância a Hidrografia;
 - Distância a Unidades de Conservação;
 - Distância às Zonas de Amortecimento de Unidades de Conservação;
 - Limites Reservas Legais (categórica);
 - Limites Unidades de Conservação (categórica).
- Quando a transição envolveu conversão para a classe área urbana (24):
 - Altimetria;
 - Distância a Estradas;
 - Distância a Hidrografia;
 - Distância a Unidades de Conservação;
 - Distância às Zonas de Amortecimento de Unidades de Conservação;
 - Limites Unidades de Conservação (categórica).

Importante destacar que, as variáveis Declividade, Distância a Reserva Legal e Distância a Zona de Amortecimento de Unidades de Conservação foram descartadas, após a realização das simulações de teste, considerando que não apresentaram resultados para as transições escolhidas.

Na Etapa 3, para a determinação dos pesos de evidência, no functor *Calc Distance Map* as classes escolhidas para o cálculo dos mapas de distância foram: formação florestal (3), pastagem/silvicultura (15), praias/dunas (23), área urbana (24) e formação natural não florestal (32). Na sequência, a partir dos resultados obtidos na etapa anterior, no

functor *Determine Weights of Evidence Coefficients* foram obtidas as correlações dos pesos de evidência com as variáveis escolhidas e inseridas na modelagem (Etapa 4). Posteriormente, no functor *Modulate Change Matrix* foi utilizado 0.9 (90%) nas transições, e os valores dos algoritmos de transição *Patcher* e *Expander* são descritos na Tabela 2.

TABELA 2. VALORES DOS PARÂMETROS PARA CALIBRAÇÃO DO MODELO.

Simulação / Algoritmos	Média	Variância	Isometria
<i>Simulação 01</i>			
<i>Expander</i>	300	500	1,5
<i>Patcher</i>	300	500	1,5
<i>Simulação 02</i>			
<i>Expander</i>	200	300	0,9
<i>Patcher</i>	200	300	0,9
<i>Simulação 03</i>			
<i>Expander</i>	100	100	0,7
<i>Patcher</i>	100	100	0,7
<i>Simulação 04</i>			
<i>Expander</i>	150	200	1,1
<i>Patcher</i>	100	100	0,7
<i>Simulação 05</i>			
<i>Expander</i>	150	200	1,1
<i>Patcher</i>	150	200	1,1
<i>Simulação 06</i>			
<i>Expander</i>	0,36	0,72	1,0
<i>Patcher</i>	0,36	500	1,5
<i>Simulação 07</i>			
<i>Expander</i>	0,36	0,72	1,0
<i>Patcher</i>	0,36	0,72	1,0
<i>Simulação 08*</i>			
<i>Expander</i>	0,36	0,72	1,0
<i>Patcher</i>	0,36	0,72	1,0

Fonte: Os autores

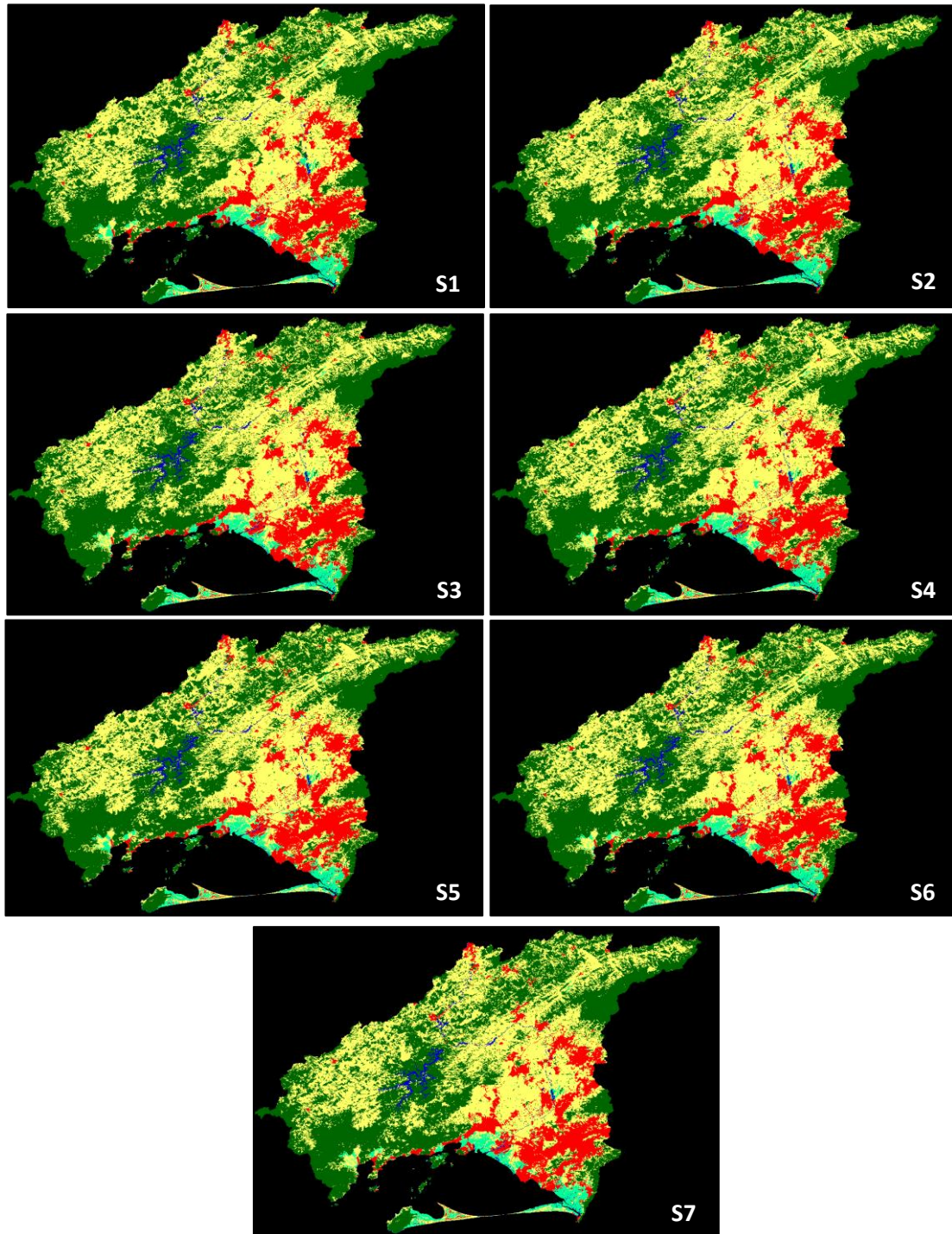
*Sem as variáveis de Declividade, Distância a Reservas Legais e Distância às Zonas de Amortecimento de Unidades de Conservação.

Para concluir a modelagem da simulação de cenários para o ano de 2020, foi executado o processo de validação, em nível de janelas de pixels de 3x3 a 11x11, por meio de lógica *fuzzy* no Dinamica-EGO, através do functor *Calc Reciprocal Similarity Map* (mapa de similaridade). Este corresponde à similaridade atingida ao comparar as modificações simuladas às reais, considerando incremento ou decaimento constante de 2 pixels, para formar os mapas que geram um diagnóstico (similaridade mínima e máxima), o qual indica se o modelo está bom ou não.

RESULTADOS

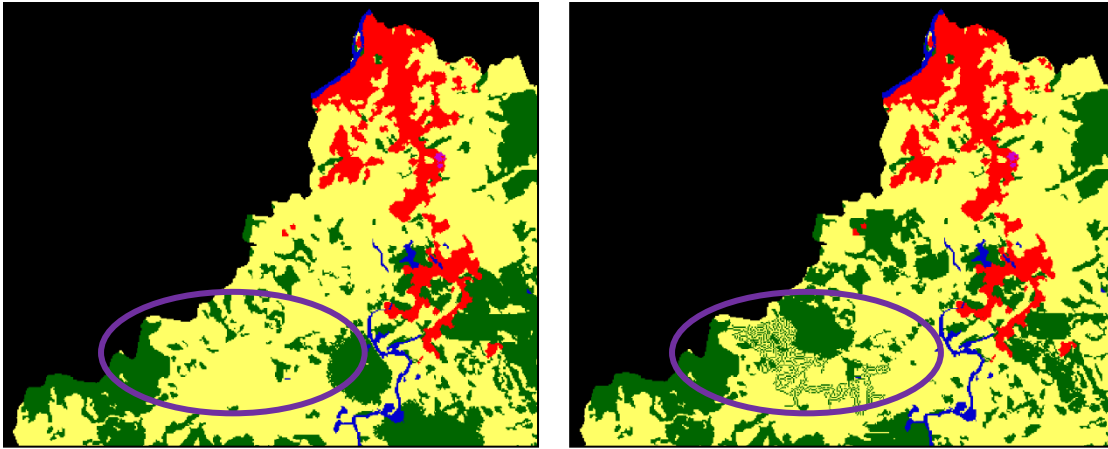
Simulações de teste

Ao todo foram realizadas oito simulações de cenários, sendo que nas simulações S1 e S2, os parâmetros geraram principalmente manchas maiores de formação florestal, onde deveria ter sido considerada a classe de pastagem, conforme Figuras 5 a 11.



Figuras 5 a 11. Resultados das simulações de teste S0 a S7.

Entretanto, este problema foi amenizado ou corrigido significativamente a partir da simulação S4, sendo na S7 constatada a formação de manchas muito próximas ao mapa real, vide Figuras 12 e 13.



Figuras 12 e 13. Detalhe da fragmentação ou expansão de áreas de formação florestal durante a interpretação visual nas simulações de teste S7 (a esquerda) e S4 (a direita).

Após a execução e análise por interpretação visual dos mapas gerados nas simulações de teste, o processo de modelagem detalhado na metodologia foi concluído na oitava simulação, pois foi a que apresentou melhor desempenho em relação as demais.

As matrizes obtidas na Etapa 1 para a simulação S8, calculadas para o período temporal de três anos (2017-2020) para as taxas de mudanças de classes vide Figuras 14 e 15.

Na Etapa 2, para alimentar o esqueleto dos pesos de evidência, foram inseridas as variáveis para serem discretizadas nas transições de interesse, vide detalhamento apresentado na metodologia. Na etapa seguinte, para determinação dos pesos de evidência nas transições de interesse, dentre as variáveis estáticas que alimentaram o modelo, os maiores pesos apresentados foram:

Transition*	Rate
3.015	0.00511566478446004
3.024	5.11672974057298e-06
15.003	0.0101366849792684
15.024	0.00153718165995239
15.032	0.00138539218939128
23.015	0.00170611110836817
23.024	0.00681187652571519
32.003	0.000176521874343303
32.015	0.00573159401041376
32.024	0.000454635966416057

Transition*	Rate
3.015	0.0150582213150297
3.024	3.91314923905111e-05
15.003	0.0298388189622875
15.024	0.00456310931135362
15.032	0.00406988098749293
23.015	0.005005005005005
23.024	0.0202702702702703
32.003	0.000695864875693229
32.015	0.0168413357794038
32.024	0.00138470081324814

Figuras 14 e 15. Taxas de mudanças das matrizes de transição (passos único e múltiplo).

- Classe formação florestal (3) para pastagem/silvicultura (15): Distância a Estradas

- Classe formação florestal (3) para área urbana (24): Altimetria

- Classe pastagem/silvicultura (15) para formação florestal (3): Reserva Legal

- Classe pastagem/silvicultura (15) para formação natural não florestal (32):

Distância a Hidrografia

- Classe praias/dunas (23) para pastagem/silvicultura (15): Distância a Unidades de Conservação de Proteção Integral

- Classe praias/dunas (23) para área urbana (24): Distância a Estradas

- Classe formação natural não florestal (32) para formação florestal (3): Distância a Estradas

- Classe formação natural não florestal (32) para pastagem/silvicultura (15):

Distância a Unidades de Conservação de Proteção Integral

- Classe formação natural não florestal (32) para área urbana (24): Distância a Estradas

É possível observar uma coerência em relação as variáveis e respectivas transições, considerando que é natural uma grande influência de estradas ou altimetria para proximidade a áreas ou núcleos urbanos, tendo em vista a facilidade de acesso em áreas com menor cota altimétrica, o que eventualmente pode ser verificado como tendência em áreas de pastagem/silvicultura.

Já para as classes associadas as formações vegetacionais (3 e 32), uma vez que se espera encontrar maiores fragmentos preservados em áreas com características predominantemente rurais, as variáveis distância a hidrografia e Reserva Legal exercem maior influência.

Interessante também considerar que, a variável distância a estradas se destacou na transição entre as formações vegetacionais (3 e 32) existentes na região de estudo, o que permite compreender que regiões remotas, com acessos mais precários, facilitarão a regeneração ou alteração da fitofisionomia local, favorecendo um avanço em seu estágio sucessional.

A simulação S8 apresentou dentre as maiores correlações dos pesos de evidência (Etapa 4), considerando o *Joint Information Uncertainty* (JIU) as seguintes variáveis/transições:

- Transição classe formação florestal (3) para pastagem/silvicultura (15) = 0,385

- Transição classe formação natural não florestal (32) para formação florestal (3) = 0,343

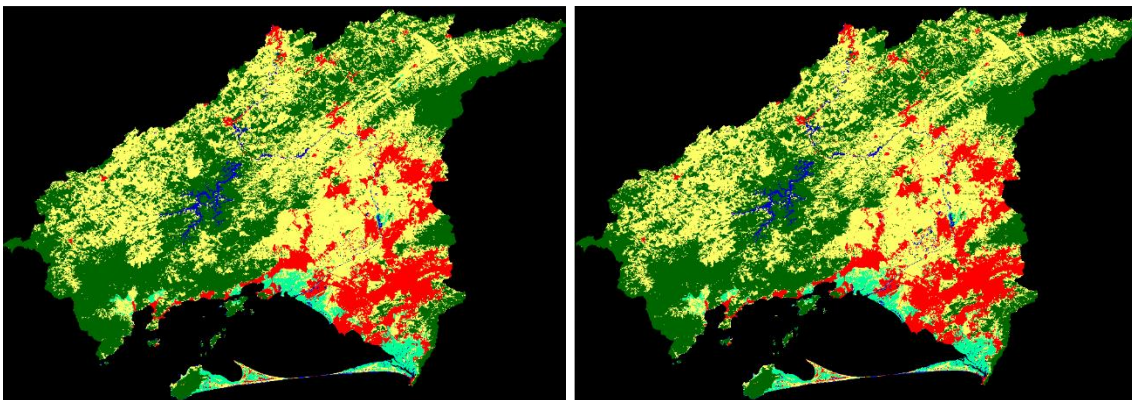
- Transição classe formação natural não florestal (32) para pastagem/silvicultura (15) = 0,304
- Transição classe pastagem/silvicultura (15) para formação florestal (3) = 0,296

Nenhuma variável apresentou JIU superior a 0,5, portanto, não foi identificada associação espacial entre as variáveis utilizadas neste trabalho. A Figura 16 apresenta os maiores valores deste índice obtidos em algumas das transições processadas.

Transition_From [Real]	Transition_To [Real]	First_Variable [String]	Second_Variable [String]	Chi_2 [Real]	Cramer [Real]	Contingency [Real]	Joint_Entropy [Real]	Joint_Uncertainty [Real]
3	15	distance/distance_to_15	static_var/DistHidrogr...	8107282.53...	0.466940646166878	0.68253225374864	2.22785199315909	0.38562836569435
32	3	distance/distance_to_3	static_var/DistHidrogr...	12513021.7...	0.386735345753391	0.7574673069839...	3.42802579744536	0.342911013675904
32	15	distance/distance_to_15	static_var/DistHidrogr...	9683794.53...	0.385769407918309	0.7142957201910...	3.44434833573686	0.304290444062845
15	3	distance/distance_to_3	static_var/DistHidrogr...	7661167.74...	0.45391184033382	0.6721589213602...	2.13702407398153	0.296194735574216
23	15	distance/distance_to_15	static_var/DistHidrogr...	8227413.99...	0.332614136572139	0.685209564533...	3.0977980558934	0.294577289189739
15	15	static_var/DistEstradas	static_var/DistHidrogr...	5866377.69...	0.15595154778889	0.6224015285703...	3.06785689081375	0.185539099623147
32	24	distance/distance_to_24	static_var/Altimetria	1982704.61...	0.327802617291672	0.5482794878915...	2.19900310989893	0.184459246063571
3	24	distance/distance_to_24	static_var/DistEstradas	8114714.22...	0.40942409927039	0.6752569402059...	3.11671038244624	0.176290560818718
23	24	distance/distance_to_24	static_var/Altimetria	1294951.84...	0.37464954950196	0.4681794444038...	1.61332810491042	0.172552465815358
32	24	distance/distance_to_24	static_var/DistEstradas	7121655.07...	0.28588475876302	0.6510151312128...	4.26762646017789	0.160810648470938
3	15	distance/distance_to_15	static_var/DistEstradas	5228877.52...	0.27776466943025	0.5921823294518...	3.76240430896424	0.153222103086862
3	15	static_var/DistEstradas	static_var/DistHidrogr...	4398385.99...	0.344277013909085	0.5671181812143...	3.3966296678669	0.149491791256381
32	3	distance/distance_to_3	static_var/DistEstradas	7811905.58...	0.299418773888533	0.6682477411122...	4.53961875606533	0.149225708899997
32	3	static_var/DistEstradas	static_var/DistHidrogr...	6817984.88...	0.168125154441141	0.6508485240274...	5.18640953763053	0.149198844216855
3	24	distance/distance_to_24	static_var/Altimetria	1742136.27...	0.354808356555576	0.5235791610624...	2.55626587707313	0.146492323806427
15	3	static_var/DistEstradas	static_var/DistHidrogr...	2725222.15...	0.270995645772176	0.4765037927554...	1.77768905216957	0.142234728518411
23	24	distance/distance_to_24	static_var/DistEstradas	3277378.72...	0.260195692236372	0.5028916884878...	2.38808709484892	0.141600924574856
15	3	distance/distance_to_3	static_var/DistEstradas	4077337.28...	0.290218509173921	0.5443680240620...	2.06553926778324	0.1318457786643
23	15	static_var/DistEstradas	static_var/DistHidrogr...	7878922.33...	0.105710460989714	0.6776785284892...	6.72905178740671	0.130285704330379
32	15	static_var/Dist_PI_UC	static_var/Dist_US_UC	1757539.91...	0.133563557271907	0.5628994700630...	3.36956390441732	0.122072136435587
23	15	distance/distance_to_15	static_var/DistEstradas	2210248.75...	0.168926340443402	0.4311139831072...	2.38233723201467	0.108705485775803
32	3	static_var/Dist_PI_UC	static_var/Dist_US_UC	2336406.35...	0.11217554852649	0.6175854552961...	5.19328822761327	0.10583897750227
23	15	static_var/Dist_US_UC	static_var/UC	1056450.99...	0.28737505806125	0.4456007190611...	2.31133434376213	0.10398725568909
3	24	static_var/Altimetria	static_var/UC	1410124.78...	0.31937015909001	0.4840438661187...	3.00921744893568	0.103659138502615

Figura 16. Índice de Joint Information Uncertainty nas transições modeladas no estudo.

Na penúltima etapa do processo de modelagem para a simulação S8, foram obtidos os mapas para os anos 2018, 2019 e 2020. Tendo em vista que para o ano de 2020 as validações obtidas nas simulações de teste foram inferiores a 60%, a simulação S8 demonstrou melhor desempenho na validação, apresentando 67% de similaridade em relação ao mapa real. Os mapas de probabilidade de transição para cada classe de uso e cobertura da terra foram analisados através de interpretação visual e o mapa da paisagem do ano de 2020, comparado ao mapa simulado. As Figuras 17 e 18 apresentam os mapas simulado e real do ano de 2020, respectivamente.



Figuras 17 e 18. A esquerda o mapa simulado para o ano de 2020 e a direita o mapa real de 2020, respectivamente.

Embora a simulação S8 tenha apresentado o melhor resultado no processo de validação, é necessário realizar novos testes incluindo as variáveis ambientais distância às Reservas Legais e distância às Zonas de Amortecimento de Unidades de Conservação, a fim de também de verificar a qualidade do dado, bem como qual o melhor formato a ser inserido no modelo, analisando a habilidade que os algoritmos têm de incorporar variáveis categóricas ou contínuas no processo da modelagem.

CONCLUSÕES

A modelagem no Dinamica-EGO demonstrou as potencialidades no processamento das simulações de cenários de uso e cobertura da terra, porém, seria oportuno buscar outras variáveis ambientais para serem incorporadas no processo da modelagem, com o intuito do aprimoramento do mesmo, especialmente as que facilitem a distinção entre as classes formação florestal e pastagem.

Considerando as limitações pela dimensão da área de estudo, o modelo apresentou um desempenho satisfatório, ainda que tenham sido inseridas poucas variáveis no processo.

A partir da calibração realizada nos parâmetros durante as simulações de teste (S0 a S7), foi possível identificar uma melhora expressiva no modelo da simulação S8, resultante após a redução das dimensões dos algoritmos *patcher* e *expander*.

É necessário melhorar a parametrização do modelo, tendo em vista a discrepância encontrada entre as validações por decaimento exponencial e constante. Para tanto, sugere-se regionalizar as modelagens posteriores, de forma a facilitar a interpretação visual, além de realizar o cálculo de Média e Variância dos algoritmos para proceder novos ajustes nos parâmetros de calibração.

Devido à grande quantia de transições espúrias identificadas no pré-processamento dos dados, acredita-se que alimentando o modelo com mapas de uso e cobertura de escala de maior detalhe haverá uma melhor resposta no processo da modelagem dinâmica.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, C.; BATTY, M.; MONTEIRO, M.; CAMARA, G.; SOARES-FILHO, B.; CERQUEIRA, G.; PENNACHIN, C. L. Stochastic cellular automata modeling of urban land use dynamics: empirical development and estimation. *Computers, Environment and Urban Systems*, 27, pp. 481–509, 2003.

CASTRO, F. V. F.; SOARES-FILHO, B.S.; MENDOZA, E. Modelagem de cenários de mudanças na região de Brasília aplicada ao zoneamento ecológico-econômico do Estado do Acre. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR)*, 13, 2007, Santa Catarina.

CHAZDON, R.L. e GUARIGUATA, M.R. 2016. A regeneração natural como ferramenta para a restauração florestal em larga escala nos trópicos: perspectivas e desafios *Biotropica* 48 844–55.

COMITÊ DE BACIA DO GUANDU (AGEVAP). Notícias PAF. Disponível em: <<http://comiteguandu.org.br/noticias.php?id=728>> Acesso em out de 2021.

FARINA, F. C. Abordagem sobre as técnicas de geoprocessamento aplicadas ao planejamento e gestão urbana. Cadernos EBAPE.BR, v. 4, n. 4, p. 01–13, Dec. 2006.

GODOY, M. M. G.; SOARES-FILHO, B. S. Modelagem da dinâmica intra-urbana no bairro Savassi, em Belo Horizonte. In: ALMEIDA, C. M.; CÂMARA, G.; VIEIRA, A. M. (org.). *Geoinformação em urbanismo: cidade real x cidade virtual*. São Paulo (SP). Ed. Oficina de Textos: 2007. p. 286-304.

JOLY, C. A.; METZGER, J. P.; TABARELLI, M. Experiences from the Brazilian Atlantic Forest: ecological findings and conservation initiatives. *The New Phytologist*, v. 204, n. 3, p. 459–473, Nov. 2014.

LAURANCE, W. F. *et al.* Averting biodiversity collapse in tropical forest protected areas. *Nature*, v. 489, n. 7415, p. 290–294, 13 Set. 2012.

MAPBIOMAS. “Projeto Mapbiomas – Coleção 6 da série anual de mapas de cobertura e uso de solo do Brasil”, Acessado em dez 2021 através do link: <http://mapbiomas.org>.

METZGER, J. P., BUSTAMANTE, M. M. C., FERREIRA, J., FERNANDES, G. W., LIBRÁN-EMBED, F., PILLAR, V. D., ... Overbeck, G. E. (2019). Why Brazil needs its Legal Reserves. Perspectives in Ecology and Conservation, 17(3), 91–103. <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2019.07.002>

P.G. Molin, R. Chazdon, S.F.B. Ferraz, P.H.S. Brancalion. A landscape approach for cost effective large-scale forest Restoration *J. Appl. Ecol.*, 55 (2018), pp. 2767-2778.

REZENDE, C.L.; UEZU, A. ; SCARANO, F.R; ARAUJO, D.S.D. Atlantic Forest spontaneous regeneration at landscape scale *Biodivers. Conserv.*, 24 (2015), pp. 2255-2272

RODRIGUES, R.R; GANDOLFI S.; NAVE, A.G.; ARONSON, J.; BARRETO, T.E.; VIDAL, C.Y. E BRANCALION, P.H.S. 2011. Restauração ecológica em larga escala de florestas tropicais de alta diversidade no Sudeste do Brasil. *Ecol. Gerir.* 261 1605–13

SILVA, J. M. C, PINTO, L. P., & SCARANO, F. R. (2021) Toward integrating private conservation lands into national protected area systems: Lessons from a megadiversity country. *Conservation Science and Practice*. 2021; 3:e433. <https://doi.org/10.1111/csp2.433>

SOARES-FILHO, B.S.; ALENCAR, A.; NEPSTAD D.; CERQUEIRA, G.; VERA-DIAZ, M.; RIVERO, S.; SOLÓRZANO, L.; Voll, E.. 2004. Simulating the Response of Land-Cover Changes to Road Paving and Governance Along a Major Amazon Highway: The Santarém-Cuiabá Corridor. *Global Change Biology*. v. 10, n. 5, p. 745-764, 2004.

THE NATURE CONSERVANCY (TNC). Estudo de viabilidade de implantação do programa PRO-PSA na região hidrográfica do Guandu – Rio de Janeiro, 2013.

TRZYNA, T. (ED.). Urban Protected Areas: Profiles and best practice guidelines. xiv. ed. Gland, Switzerland: IUCN, 2014. p. 110