ReGeo ISSN: 2177-3246

SIMULAÇÃO DE CENÁRIOS DE USO E COBERTURA DA TERRA PARA A PAISAGEM DE MORRO DO CHAPÉU, BAHIA

LAND USE AND LAND COVER SCENARIO SIMULATION FOR THE LANDSCAPE OF MORRO DO CHAPÉU, BAHIA, BRAZIL

SIMULACIÓN DE ESCENARIOS DE USO Y COBERTURA DE LA TIERRA PARA EL PAISAJE DE MORRO DO CHAPÉU, BAHÍA, BRASIL

https://doi.org/10.56238/revgeov17n10-106

Data de submissão: 16/09/2026 **Data de publicação:** 16/10/2026

Naíara Mota dos Santos
Mestra em Ciências Ambientais
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana
E-mail: mota.naiara29@gmail.com

Washington de Jesus Sant'Anna da Franca Rocha
Doutor em Geologia
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana
E-mail: wrocha@uefs.br

Mariana Martins Medeiros de Santana
Doutora em Ecologia
Instituição: Universidade do Estado do Amapá
E-mail: mariana.medeiros@ueap.edu.br

Luanna Maia Carneiro
Doutora em Geoquímica do Petróleo e Meio Ambiente
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana
E-mail: lmcarneiro@uefs.br

Rodrigo Nogueira de Vasconcelos
Doutor em Ecologia
Instituição: Universidade Estadual de Feira de Santana
E-mail: rnv@uefs.br

RESUMO

A Caatinga é o único bioma exclusivamente brasileiro, concentra a maior riqueza biológica entre as regiões semiáridas do mundo e permanece entre os ambientes menos protegidos e menos monitorados do país. Estudos retrospectivos de uso e cobertura da terra são numerosos, mas raramente avançam para o exercício prognóstico que o ordenamento territorial exige, sobretudo em municípios que combinam áreas protegidas, geossítios de interesse internacional, agricultura irrigada e expansão de parques eólicos. Este estudo teve como objetivo simular cenários tendenciais de uso e cobertura da terra para o município de Morro do Chapéu, Bahia, nos horizontes de 2025 e 2030, a partir das mudanças observadas entre 1999 e 2019, e avaliar em que medida um modelo markoviano estacionário reproduz o padrão de mudança dessa paisagem semiárida. Foram utilizados os mapas anuais da Coleção 5.0 do MapBiomas, reclassificados em seis classes, e um autômato celular estocástico calibrado pelo método de pesos de evidência no aplicativo Dinamica EGO, com oito variáveis explicativas estáticas — altitude, declividade, solos e distâncias a rodovias, hidrografia, unidades de

conservação, poços tubulares e aerogeradores — e variáveis dinâmicas de distância às classes de uso. Entre 1999 e 2019, 14,39% da área analisada (82.890,90 ha de 575.746,11 ha) mudou de classe: a vegetação natural recuou de 418.003,92 ha para 413.666,55 ha (−4.337,37 ha; −1,04%) e os usos antrópicos avançaram de 157.598,73 ha para 162.056,97 ha (+4.458,24 ha; +2,83%), sendo a conversão de formação savânica em agropecuária a maior transição individual do período (28.822,77 ha). A calibração para 2019 alcançou similaridade fuzzy máxima de 0,9229 e mínima de 0,5198 em janela de 11×11 pixels sob decaimento constante, e de 0,5713 e 0,2923 sob decaimento exponencial. Os cenários projetados não reproduzem a tendência líquida do período observado: em 2025 há acréscimo de formação florestal e savânica com decréscimo de agropecuária, e inversão parcial em 2030. Esse comportamento não deve ser lido como evidência de recuperação da vegetação nativa: a aplicação direta da matriz estacionária ao mapa de 2019 projeta a continuidade da tendência observada, e o deslocamento de todas as classes simuladas em direção aos valores de 1999 sugere aplicação das taxas em sentido inverso ou restrição do algoritmo de alocação, a ser verificada. O estudo contribui ao documentar a magnitude e a direção dos fluxos de conversão em um município-chave da Chapada Diamantina e ao explicitar os limites do emprego de modelos markovianos estacionários em ambientes semiáridos, cujos produtos de mapeamento apresentam oscilação interanual entre classes de vegetação aberta.

Palavras-chave: Cenários Prospectivos. Mudança de Uso e Cobertura da Terra. Autômatos Celulares. Pesos de Evidência. Caatinga.

ABSTRACT

The Caatinga is the only exclusively Brazilian biome, holds the highest biological richness among the semi-arid regions of the world and remains one of the least protected and least monitored environments in the country. Retrospective land use and land cover studies are numerous, but they rarely move on to the prognostic exercise that territorial planning requires, particularly in municipalities that combine protected areas, geosites of international interest, irrigated agriculture and expanding wind farms. This study aimed to simulate trend scenarios of land use and land cover for the municipality of Morro do Chapéu, Bahia, Brazil, for 2025 and 2030, based on the changes observed between 1999 and 2019, and to assess the extent to which a stationary Markovian model reproduces the change pattern of this semi-arid landscape. Annual maps from MapBiomas Collection 5.0 were reclassified into six classes and used in a stochastic cellular automaton calibrated by the weights of evidence method in the Dinamica EGO software, with eight static explanatory variables — elevation, slope, soils and distances to roads, hydrography, protected areas, tubular wells and wind turbines — and dynamic variables of distance to land cover classes. Between 1999 and 2019, 14.39% of the analysed area (82,890.90 ha out of 575,746.11 ha) changed class: natural vegetation decreased from 418,003.92 ha to 413,666.55 ha (−4,337.37 ha; −1.04%) and anthropic uses increased from 157,598.73 ha to 162,056.97 ha (+4,458.24 ha; +2.83%), with the conversion of savanna formation into agriculture and pasture being the largest single transition of the period (28,822.77 ha). Calibration for 2019 reached maximum fuzzy similarity of 0.9229 and minimum of 0.5198 in an 11×11 pixel window under constant decay, and 0.5713 and 0.2923 under exponential decay. The projected scenarios do not reproduce the net trend of the observed period: in 2025 forest and savanna formations increase while agriculture and pasture decrease, with partial inversion in 2030. This behaviour should not be read as evidence of native vegetation recovery: applying the stationary matrix directly to the 2019 map projects a continuation of the observed trend, and the shift of all simulated classes towards their 1999 values suggests that the transition rates were

applied in reverse or constrained by the allocation algorithm, which requires verification. The study contributes by documenting the magnitude and direction of conversion flows in a key municipality of the Chapada Diamantina and by making explicit the limits of stationary Markovian models in semi-arid environments, whose mapping products show interannual oscillation among open-vegetation classes.

Keywords: Prospective Scenarios. Land Use and Land Cover Change. Cellular Automata. Weights of Evidence. Caatinga.

RESUMEN

La Caatinga es el único bioma exclusivamente brasileño, concentra la mayor riqueza biológica entre las regiones semiáridas del mundo y sigue siendo uno de los ambientes menos protegidos y menos monitoreados del país. Los estudios retrospectivos de uso y cobertura de la tierra son numerosos, pero rara vez avanzan hacia el ejercicio prognóstico que exige el ordenamiento territorial, especialmente en municipios que combinan áreas protegidas, geositios de interés internacional, agricultura de riego y expansión de parques eólicos. Este estudio tuvo como objetivo simular escenarios tendenciales de uso y cobertura de la tierra para el municipio de Morro do Chapéu, Bahía, Brasil, en los horizontes de 2025 y 2030, a partir de los cambios observados entre 1999 y 2019, y evaluar en qué medida un modelo markoviano estacionario reproduce el patrón de cambio de ese paisaje semiárido. Se utilizaron los mapas anuales de la Colección 5.0 de MapBiomas, reclasificados en seis clases, y un autómata celular estocástico calibrado por el método de pesos de evidencia en el programa Dinamica EGO, con ocho variables explicativas estáticas — altitud, pendiente, suelos y distancias a carreteras, hidrografía, unidades de conservación, pozos tubulares y aerogeneradores — y variables dinámicas de distancia a las clases de uso. Entre 1999 y 2019, el 14,39% del área analizada (82.890,90 ha de 575.746,11 ha) cambió de clase: la vegetación natural disminuyó de 418.003,92 ha a 413.666,55 ha (−4.337,37 ha; −1,04%) y los usos antrópicos aumentaron de 157.598,73 ha a 162.056,97 ha (+4.458,24 ha; +2,83%), siendo la conversión de formación sabánica en agropecuaria la mayor transición individual del período (28.822,77 ha). La calibración para 2019 alcanzó una similitud difusa máxima de 0,9229 y mínima de 0,5198 en una ventana de 11×11 píxeles con decaimiento constante, y de 0,5713 y 0,2923 con decaimiento exponencial. Los escenarios proyectados no reproducen la tendencia neta del período observado: en 2025 aumentan las formaciones forestal y sabánica y disminuye la agropecuaria, con inversión parcial en 2030. Este comportamiento no debe leerse como evidencia de recuperación de la vegetación nativa: la aplicación directa de la matriz estacionaria al mapa de 2019 proyecta la continuidad de la tendencia observada, y el desplazamiento de todas las clases simuladas hacia sus valores de 1999 sugiere la aplicación de las tasas en sentido inverso o restricciones del algoritmo de asignación, lo que debe verificarse. El estudio contribuye al documentar la magnitud y la dirección de los flujos de conversión en un municipio clave de la Chapada Diamantina y al explicitar los límites del empleo de modelos markovianos estacionarios en ambientes semiáridos, cuyos productos de mapeo presentan oscilación interanual entre clases de vegetación abierta.

Palabras clave: Escenarios Prospectivos. Cambio de Uso y Cobertura de la Tierra. Autómatas Celulares. Pesos de Evidencia. Caatinga.

ISSN: 2177-3246

1 INTRODUÇÃO

O Bioma Caatinga ocupa uma área de aproximadamente 800.000 km² (Leal; Tabarelli; Silva, 2003) na porção nordeste do Brasil. É o único bioma exclusivamente brasileiro e apresenta variadas feições paisagísticas e espécies endêmicas (Ganen, 2017). É caracterizado, principalmente, pelo clima semiárido, com baixa precipitação anual e temperatura média elevada, o que confere a ideia subestimada de um ambiente carente, embora apresente elevados valores de biodiversidade em relação a outras regiões semiáridas (Ganen, 2017). A Caatinga detém a maior riqueza de biodiversidade entre as regiões semiáridas do mundo e encontra-se seriamente ameaçada (Arraes et al., 2017); apesar da importância ecológica deste bioma, ele ainda é um ambiente pouco explorado dentro da comunidade científica (Leal et al., 2005).

A conversão da vegetação nativa na Caatinga não decorre de uma frente única de desmatamento, e sim da superposição de vetores de pressão que operam em escalas distintas: pecuária extensiva, agricultura irrigada, extração de lenha, mineração e, mais recentemente, infraestrutura de geração eólica. A reconstrução das séries anuais de uso e cobertura da terra para os biomas brasileiros (Souza Jr. et al., 2020) tornou esse mosaico observável de forma sistemática, mas também evidenciou uma dificuldade analítica específica dos ambientes semiáridos: em vegetações abertas e caducifólias, a resposta espectral das classes savânica, campestre e agropecuária é próxima, de modo que parte da variação interanual observada nas séries corresponde a oscilação fenológica e a instabilidade de classificação, e não a conversão efetiva. Jardim et al. (2022) mostram, para o conjunto do bioma, que mudanças de uso e cobertura e variabilidade climática atuam conjuntamente sobre a condição da vegetação, o que reforça a necessidade de distinguir, em qualquer leitura de tendência, o que é conversão do que é ruído.

Embora haja estudos acerca do passado e do presente de ambientes semiáridos, é necessária uma visão prognóstica para que diferentes panoramas sejam traçados, objetivando o melhor planejamento e ordenamento territorial. Por meio da modelagem espacial dinâmica é possível identificar tendências de cenários e processos físicos que variam no espaço e no tempo (Almeida, 2004). A fim de criar ações ou alternativas preventivas que beneficiem toda a comunidade social e ambiental, modelos espaciais dinâmicos podem auxiliar na tomada de decisões e na implementação de políticas ambientais direcionadas ao melhor gerenciamento de paisagens. Dentre outros propósitos, esses modelos têm sido amplamente utilizados para entender as causas da mudança na paisagem, para detectar limiares estruturais nos padrões de desmatamento e também para prever resultados de diferentes cenários de manejo do uso da terra (Soares-Filho et al., 2007; Pisani; Demarchi; Riedel, 2016).

ISSN: 2177-3246

Modelos de simulação espacial auxiliam no entendimento dos processos de formação de diferentes cenários e dos fatores que exercem influência nesse movimento de construção e reconstrução da paisagem (Rodrigues; Soares-Filho; Costa, 2007). Baseiam-se majoritariamente em autômatos celulares, que permitem identificar a dinâmica dos padrões espaciais a partir de probabilidades, regras e funções de transição, representadas por um conjunto de células que assumem diferentes estados com o passar do tempo (Wolfram, 1983; Almeida, 2004). A modelagem dinâmica busca superar a visão estática e bidimensional por meio da simulação de processos de acordo com as relações espaciais que se estabelecem ao longo do tempo (Burrough, 1998): a configuração de cada célula em dado intervalo de tempo depende do estado atual e da condição das células vizinhas, juntamente com um conjunto de regras, fatores e parâmetros de atração a novas mudanças (Wolfram, 1983; Pedrosa; Câmara, 2003).

No campo específico da simulação de mudanças de uso e cobertura da terra, três componentes metodológicos consolidaram-se de forma relativamente estável. O primeiro é a descrição da mudança por matrizes de transição markovianas, cuja formulação em tempo contínuo e sob hipótese de estacionariedade foi estabelecida por Bell e Hinojosa (1977). O segundo é a estimação da probabilidade espacial de cada transição, para a qual o método bayesiano de pesos de evidência (Bonham-Carter, 1994) oferece a vantagem de tratar cada variável explicativa separadamente e de expressar o resultado em termos de atração ou repulsão mensuráveis. O terceiro é a alocação das mudanças no espaço por autômatos celulares, implementada de forma pioneira no modelo Dinamica (Soares-Filho; Cerqueira; Pennachin, 2002; Soares-Filho; Assunção; Pantuzzo, 2001) e posteriormente generalizada na plataforma Dinamica EGO (Rodrigues; Soares-Filho; Costa, 2007). Aplicações dessa arquitetura já foram reportadas para frentes de expansão agropecuária na Amazônia (Maeda et al., 2011), para bacias hidrográficas do Sudeste e do Sul do país (Lima, 2014; Pisani; Demarchi; Riedel, 2016) e para áreas urbanas (Almeida et al., 2003; Almeida et al., 2005).

Persistem, entretanto, três lacunas no emprego desses modelos em ambientes semiáridos brasileiros. A primeira é de cobertura territorial: a maior parte das aplicações concentra-se em frentes de desmatamento amazônicas e em bacias do Sudeste, restando poucos exercícios prognósticos na Caatinga, justamente o bioma em que a base de dados de uso e cobertura é mais recente e menos avaliada. A segunda é conceitual: raramente se examina em que medida a hipótese de estacionariedade das taxas de transição se sustenta em paisagens marcadas por rotatividade bidirecional intensa entre vegetação aberta e uso agropecuário, situação em que fluxos de ida e de volta de magnitude semelhante podem produzir trajetórias simuladas divergentes do balanço líquido observado. A terceira é de avaliação: a validação é frequentemente reportada apenas pelo melhor valor de similaridade obtido,

sem discussão do limite inferior nem separação entre concordância devida à persistência e concordância devida à mudança, prática criticada na literatura de avaliação de modelos de mudança (Hagen, 2003; van Vliet; Bregt; Hagen-Zanker, 2011; Pontius Jr.; Millones, 2011).

O município de Morro do Chapéu, no norte da Chapada Diamantina, constitui um caso particularmente informativo para examinar essas três lacunas. Em um único território convivem o Parque Estadual de Morro do Chapéu, criado em 1998 (Bahia, 1998), duas outras unidades de conservação, uma proposta de geoparque assentada em geossítios de interesse internacional (Rocha; Pedreira, 2012), agricultura irrigada em expansão, pecuária extensiva, mineração e um dos maiores adensamentos de parques eólicos do interior baiano. Essa superposição de usos e de instrumentos de proteção incide sobre formações vegetais de elevado endemismo, sobretudo campos rupestres (Bastos; Berg, 2012; Staudt; Roque, 2020), e produz uma paisagem em que as transições não se organizam como uma frente contínua, mas como um mosaico de manchas de pequeno porte.

Diante desse contexto, a estratégia adotada neste estudo consistiu em calibrar um autômato celular estocástico por pesos de evidência no aplicativo Dinamica EGO, utilizando 1999 como tempo inicial e 2019 como tempo final, validar a calibração pela simulação do próprio ano de 2019 e, somente então, projetar a paisagem para 2025 e 2030 sob a premissa de manutenção do padrão observado. A escolha desse arranjo permite que o exercício prognóstico seja lido em conjunto com uma medida explícita do seu desempenho, e que as trajetórias projetadas sejam discutidas como consequência das premissas do modelo, e não como previsão.

Esta modelagem não pretende esgotar as possibilidades de cenários, dada a abrangência e a complexidade do ambiente na área de estudo, mas explorar as trajetórias que decorreriam da manutenção do padrão de usos observado.

A contribuição do estudo é, portanto, de três ordens. No plano empírico, quantifica e espacializa, para um município-chave da Chapada Diamantina, a magnitude e a direção dos fluxos de conversão em duas décadas, incluindo os fluxos de retorno usualmente omitidos em balanços líquidos. No plano metodológico, documenta o comportamento de um modelo markoviano estacionário em uma paisagem de alta rotatividade e explicita os limites que esse comportamento impõe à leitura prognóstica. No plano da gestão, oferece um diagnóstico espacial das áreas de maior probabilidade de conversão, útil ao ordenamento territorial municipal, à gestão do parque estadual e à avaliação da proposta de geoparque.

1.1 OBJETIVO GERAL

Simular cenários tendenciais de uso e cobertura da terra para o município de Morro do Chapéu,

ISSN: 2177-3246

Bahia, nos horizontes de 2025 e 2030, a partir da dinâmica observada entre 1999 e 2019, e avaliar em que medida um modelo markoviano estacionário calibrado por pesos de evidência reproduz o padrão de mudança dessa paisagem semiárida.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

a) quantificar as áreas das classes de uso e cobertura da terra em 1999 e em 2019 e os fluxos de conversão entre elas, por meio de matriz de transição em hectares e de matrizes de taxas de passo único e de múltiplos passos;
b) estimar, pelo método de pesos de evidência, a associação espacial entre cada transição observada e as oito variáveis explicativas estáticas selecionadas, identificando as faixas de valor que favorecem ou inibem cada mudança;
c) testar a hipótese de independência espacial entre todos os pares de variáveis explicativas atribuídos a uma mesma transição, condição exigida pelo método de pesos de evidência;
d) calibrar e validar o modelo mediante a simulação do ano de 2019 e a comparação com o mapa real do mesmo ano por similaridade fuzzy, sob funções de decaimento exponencial e constante;
e) projetar a paisagem municipal para 2025 e 2030 e interpretar as trajetórias resultantes à luz das premissas do modelo, das limitações dos dados de entrada e da literatura sobre dinâmica de uso e cobertura da terra em ambientes semiáridos.

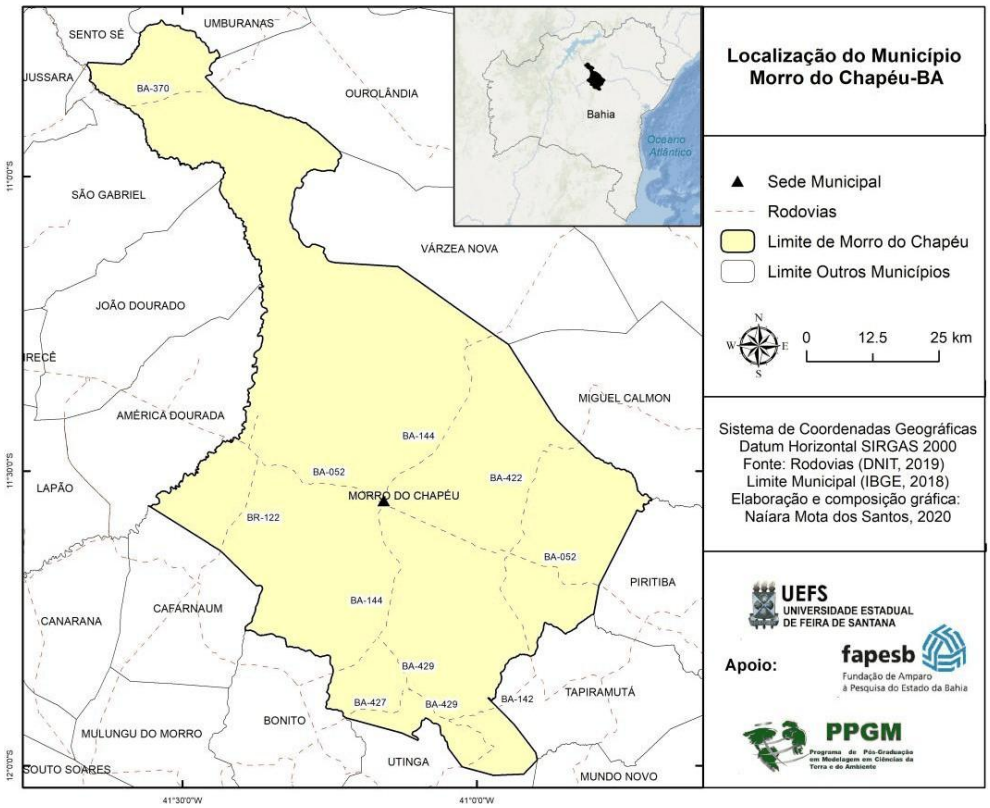
2 ÁREA DE ESTUDO

O município de Morro do Chapéu está localizado a 384 km de Salvador, ao norte da Chapada Diamantina, e abrange em seu território 5.744 km², com população estimada em 35.413 habitantes em 2019 (IBGE, 2019a). Faz parte da Mesorregião do Centro Norte Baiano, da Microrregião Geográfica e Administrativa de Jacobina e da região econômica do Piemonte da Chapada Diamantina (Figura 1).

Registre-se que os dados demográficos e as bases cartográficas utilizadas referem-se aos períodos de aquisição indicados em cada caso, não devendo ser lidos como retrato da situação contemporânea do município.

ISSN: 2177-3246

Figura 1 – Localização do município de Morro do Chapéu, Bahia, Brasil.

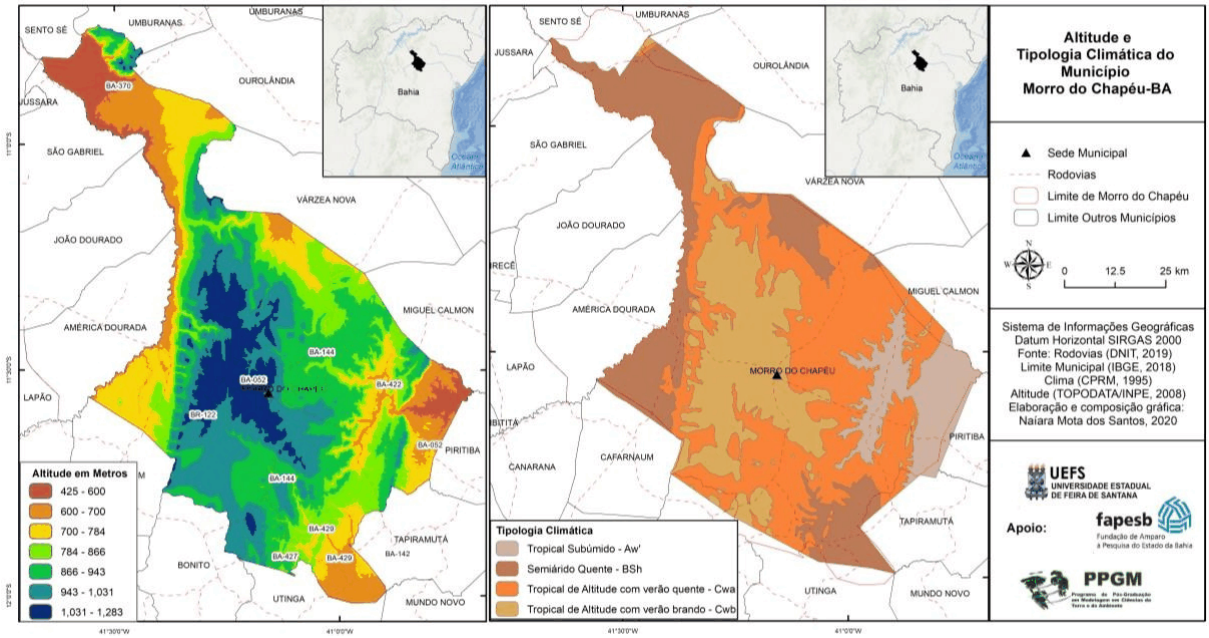


Fonte: Elaborada pelos próprios autores, com base em IBGE (2019b) e DNIT (2019).

A fisiografia do município apresenta altitudes que variam entre 480 m e 1.293 m, está inserido no semiárido baiano e sua posição geográfica lhe atribui características climáticas do tipo tropical com grandes alterações influenciadas pelo relevo (Figura 2). Segundo a tipologia de Köppen, na área central do município, com altitude superior a 1.000 m, predomina o clima tropical de altitude (Cwb), com verão brando, temperatura média inferior a 18 °C em julho, mês mais frio, e inferior a 22 °C em janeiro, mês mais quente. Nas altitudes entre 800 m e 1.000 m também é encontrado o clima tropical de altitude, com verão quente (Cwa), e nessas áreas a temperatura média no mês mais frio é inferior a 18 °C, porém são registradas temperaturas acima de 22 °C no mês mais quente. Onde a altitude é inferior a 800 m, foram identificados os climas semiárido quente (BSh) e tropical subúmido (Aw') (CPRM, 1995).

ISSN: 2177-3246

Figura 2 – Altitude e tipologia climática do município de Morro do Chapéu, Bahia, Brasil.

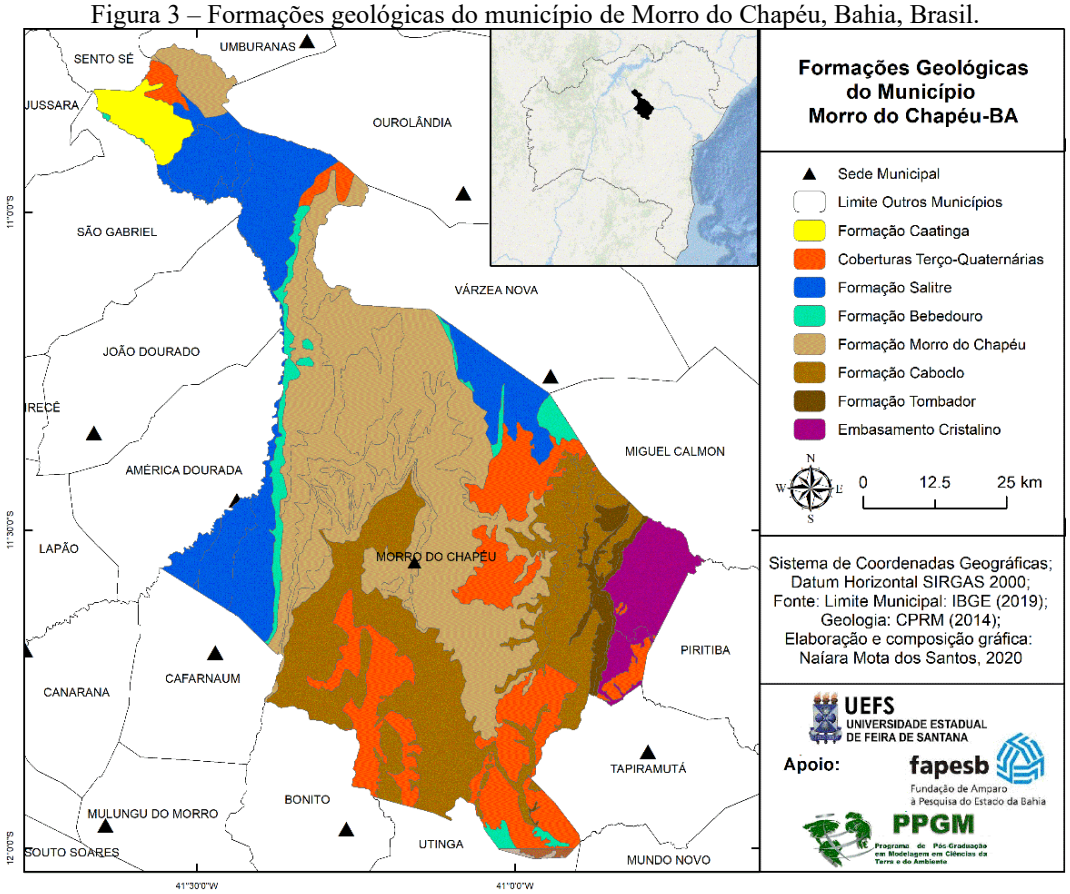


Fonte: Elaborada pelos próprios autores, com base em INPE (2020) e CPRM (1995).

A geologia predominante é constituída pelas formações Tombador, Caboclo e Morro do Chapéu, pertencentes ao Grupo Chapada Diamantina, que se sobrepõem aos terrenos granito-gnáissicos do embasamento cristalino e são recobertos pelos depósitos siliciclásticos e carbonáticos do Grupo Una, compostos pelas formações Bebedouro e Salitre (CPRM, 1995) (Figura 3).

ISSN: 2177-3246

Figura 3 – Formações geológicas do município de Morro do Chapéu, Bahia, Brasil.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores, com base em CPRM (1995, 2014).

A vegetação de Morro do Chapéu apresenta grande complexidade: integra o Bioma Caatinga, mas reúne diferentes formações vegetais, como floresta secundária, cerrado, caatinga e vegetação rupestre (Lobão, 2006). A leste do município, em decorrência da orientação do relevo, ocorrem chuvas orográficas, o que atribui a essa área maior potencialidade para o desenvolvimento de atividades agrícolas em função da pluviosidade; nessa região encontra-se cobertura vegetal do tipo florestal, com predomínio da floresta estacional decidual ou semidecidual, que se estende também à porção sul do município, onde se concentra a maior mancha de formação florestal (Figura 7). Em áreas mais altas dos chapadões centrais podem ser encontrados campos cerrados e caatinga (CPRM, 1995).

As atividades econômicas do município envolvem agricultura extensiva, agricultura irrigada, pecuária, caprinocultura, mineração, comércio e turismo ecológico. A agricultura apresenta-se de forma diversificada, com culturas temporárias como mandioca, milho e feijão, e culturas permanentes, com destaque para o café e alguns cultivos de abacate, banana e laranja (CPRM, 1995).

O território deste município faz parte das bacias hidrográficas dos rios Paraguaçu e São Francisco, sendo divisor de águas das bacias dos rios Jacaré, Salitre, Jacuípe e Utinga, separados por feições do relevo como as serras do Bebeco, do Estreito, das Carnaíbas, Isabel Dias, Candial e Martin

Afonso, localizadas na área do Parque Estadual de Morro do Chapéu (Lobão; Vale, 2007).

Com base no Decreto n.º 7.413, de 17 de agosto de 1998 (Bahia, 1998), foi criado o Parque Estadual de Morro do Chapéu, onde existem características biológicas classificadas pelo Ministério do Meio Ambiente como de alta importância para conservação. Destacam-se espécies endêmicas dos campos rupestres da Chapada Diamantina, além de sítios arqueológicos e de pinturas rupestres que necessitam atenção por estarem ameaçados pela ação antrópica (INEMA, 2011).

Devido ao grande potencial geoambiental, Morro do Chapéu também possui uma proposta de implantação de geoparque, pela presença de diversos geossítios de interesses locais, regionais, nacionais e internacionais, os quais perpassam aspectos paisagísticos, arqueológicos, históricos e geológicos (Rocha; Pedreira, 2012). O conceito de geoparque perpassa vetores de desenvolvimento econômico, integrando a valorização, a conservação, a promoção e o uso sustentável do patrimônio geológico, biológico, cultural, turístico e recreativo, com o objetivo de subsidiar o planejamento estratégico e a gestão territorial local (Santos-Pinto et al., 2018).

Em Morro do Chapéu existem ainda mais duas unidades de conservação: a Área de Proteção Ambiental Gruta dos Brejões/Vereda do Romão Gramacho, de uso sustentável, e o Monumento Natural Cachoeira do Ferro Doido, de proteção integral.

Diferentemente de outros estados da Região Nordeste do Brasil, a Bahia concentra seu potencial eólico no interior, e não no litoral, com adensamento de parques eólicos na Chapada Diamantina. Grande parte dos complexos eólicos presentes em Morro do Chapéu localiza-se na zona de amortecimento de unidades de conservação, como o Parque Estadual de Morro do Chapéu e a Área de Proteção Ambiental Gruta dos Brejões.

Foram identificados significativos impactos ambientais provenientes da implantação e da operação dos parques eólicos, a saber: perda de patrimônio arqueológico e paisagístico, presença de ruído, poeira e fuligem, corte e aterro do relevo para ampliação e construção de rede viária, afugentamento de fauna, supressão da vegetação e perda de espécies de flora, surgimento de doenças em função da chegada de prestadores de serviços, elevação de preços e degradação de atrativos turísticos e de sítios de arte rupestre, caso não haja medidas de controle de acesso e de proteção (Staut, 2011).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 BASE DE DADOS E PRÉ-PROCESSAMENTO

Antes de processar o modelo de simulação dinâmica de uso e cobertura da terra, as variáveis de entrada necessitaram de ajustes para que ficassem no mesmo sistema de coordenadas (projeção

cartográfica) e datum, também com a mesma quantidade de linhas e colunas, atendendo às exigências do aplicativo Dinamica EGO, utilizado para realizar a modelagem do cenário futuro, ancorado no paradigma de autômatos celulares e baseado no método de pesos de evidência.

Todos os planos de informação foram compatibilizados no Sistema de Coordenadas Geográficas, datum horizontal SIRGAS 2000, com resolução espacial de 30 m, conforme registrado nos elementos cartográficos das Figuras 1 a 5 e 7 a 13. O recorte de análise corresponde ao limite municipal e totaliza 575.746,11 ha de células classificadas, valor que corresponde ao total da matriz de transição apresentada na Tabela 4.

O Dinamica EGO apresenta diversas funções e possibilidades para modelagem ambiental e ganha destaque na modelagem dinâmica espacial, permitindo analisar a dinâmica da paisagem e investigar trajetórias de fenômenos espaciais (Cayo, 2018). Apresenta uma interface gráfica relativamente intuitiva, baseada na teoria de grafos direcionados entre functores, que representam nós e são operadores convencionais, além de contêineres, que são operadores em grupo, conectados por meio de setas que direcionam o início e o fim do processamento desejado (Rodrigues; Soares-Filho; Costa, 2007).

As variáveis de entrada do modelo representam um banco de dados geoespacializado de variáveis estáticas e dinâmicas da área de estudo, associadas aos processos de mudança da paisagem. As variáveis dinâmicas correspondem a distâncias às classes de uso e cobertura da terra, calculadas a partir dos mapas dos anos de 1999 e 2019, obtidos na Coleção 5.0 do Projeto MapBiomas (Souza Jr. et al., 2020). Os mapas dinâmicos recebem esta denominação porque são atualizados e recalculados a cada passo de tempo, visto que o uso e a cobertura se alteram a cada iteração do programa e, portanto, as distâncias a eles devem ser recalculadas a cada passo.

Foi utilizado 1999 como ano inicial, por se tratar de momento em que a paisagem de Morro do Chapéu apresentou um novo padrão em relação aos anos anteriores, e o ano de 2019 como final, por ser o último ano com dados disponíveis na Coleção 5.0 do MapBiomas. O mapa de 2019 também foi utilizado como referência para a validação do modelo. Os mapas de uso e cobertura da terra do MapBiomas foram reclassificados de acordo com as classes elencadas no Quadro 1.

Quadro 1 – Classes de uso e cobertura da terra da Coleção 5.0 do MapBiomas e reclassificação adotada.

Código MapBiomas	Classe original	Natureza	Classe final
1.1.1	Formação Florestal	Natural	Formação Florestal
1.1.2	Formação Savânica	Natural	Formação Savânica
2.2	Formação Campestre	Natural	Formação Natural Não Florestal
2.4	Afloramento Rochoso	Natural	Formação Natural Não Florestal
3.1	Pastagem	Antrópico	Agropecuária
3.2	Agricultura	Antrópico	Agropecuária
3.2.1	Lavoura Temporária	Antrópico	Agropecuária
3.2.1.1	Soja (a partir de 2000)	Antrópico	Agropecuária
3.2.1.2	Cana	Antrópico	Agropecuária
3.2.1.3	Outras Lavouras Temporárias	Antrópico	Agropecuária
3.2.2	Lavoura Perene	Antrópico	Agropecuária
3.3	Mosaico de Agricultura e Pastagem	Antrópico	Agropecuária
4.2	Infraestrutura Urbana	Antrópico	Áreas Não Vegetadas
4.3	Mineração	Antrópico	Áreas Não Vegetadas
4.4	Outras Áreas Não Vegetadas	Antrópico e natural	Áreas Não Vegetadas
5.1	Rio, Lago e Oceano	Natural	Água

Fonte: Adaptado de Souza Jr. et al. (2020).

A reclassificação reduziu as dezesseis classes originais a seis classes finais, identificadas no modelo pelos códigos 3 (Formação Florestal), 4 (Formação Savânica), 10 (Formação Natural Não Florestal), 14 (Agropecuária), 22 (Áreas Não Vegetadas) e 33 (Água). Registre-se que a classe Formação Natural Não Florestal agrega formação campestre e afloramento rochoso, o que reúne em uma única categoria os campos rupestres e os lajedos expostos, feições de composição florística e de fragilidade bastante distintas — aspecto retomado entre as limitações do estudo.

As variáveis estáticas, discretas ou contínuas, são constituídas por um banco de dados relacionado ao processo de mudança de uso e cobertura da terra. Foram utilizados mapas de rodovias, declividade, altitude, hidrografia, unidades de conservação, poços tubulares de captação de água subterrânea, aerogeradores e solos (Quadro 2).

Quadro 2 – Variáveis de entrada utilizadas na modelagem dinâmica espacial e respectivas fontes.

Variável	Natureza no modelo	Fonte
Distâncias às classes de uso e cobertura da terra (1999 e 2019)	Dinâmica	MapBiomas Coleção 5.0 (Souza Jr. et al., 2020)
Altitude	Estática, categorizada	TopoData/INPE (INPE, 2020)
Declividade (graus)	Estática, categorizada	TopoData/INPE (INPE, 2020)
Hidrografia (distância)	Estática, categorizada	TopoData/INPE (INPE, 2020)
Rodovias (distância)	Estática, categorizada	DNIT (2019)
Unidades de conservação (distância)	Estática, categorizada	ICMBio (2019)
Poços tubulares (distância)	Estática, categorizada	CPRM (2019)
Aerogeradores (distância)	Estática, categorizada	ANEEL (2019)
Solos	Estática, categórica	IBGE (2019b)

Fonte: Elaborado pelos próprios autores.

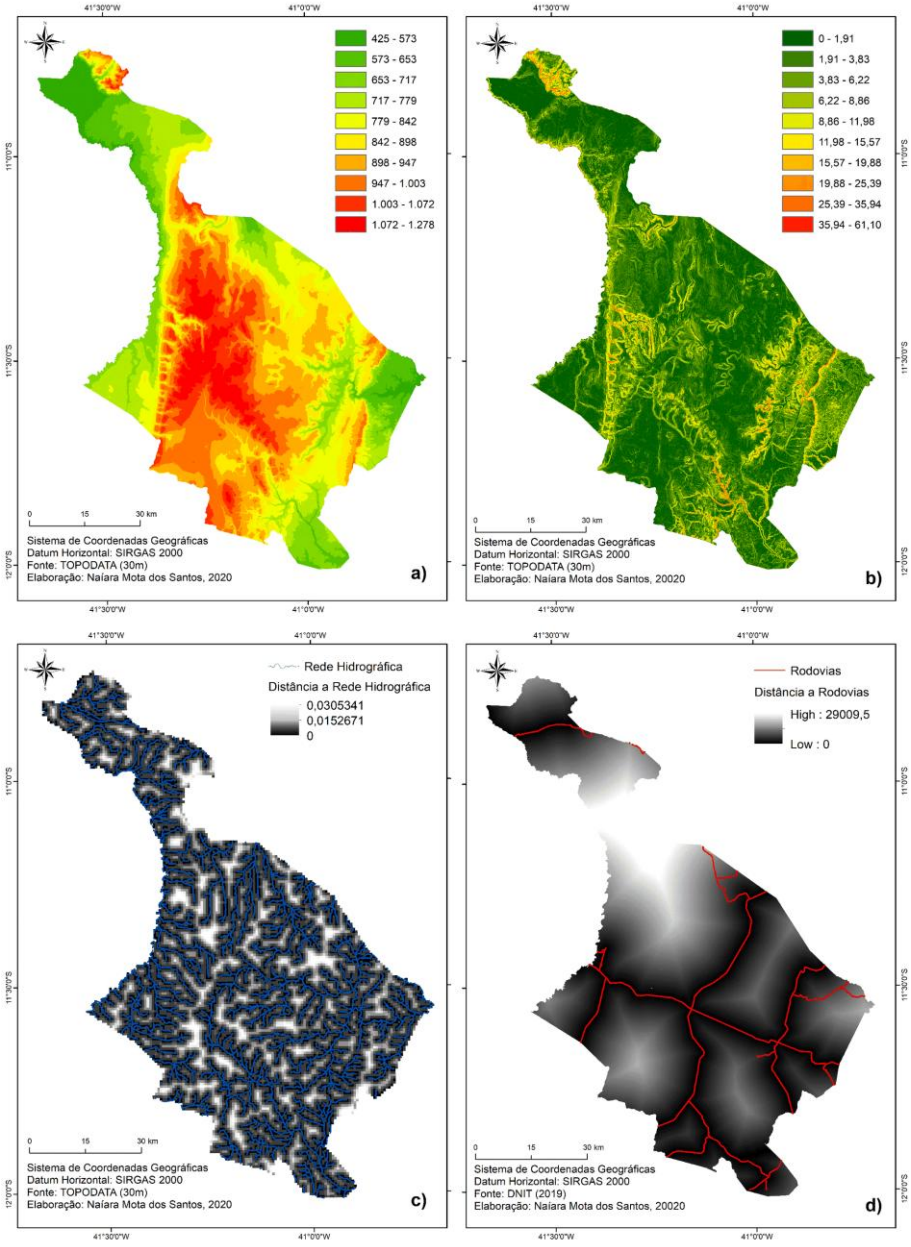
ISSN: 2177-3246

Após delimitadas as variáveis estáticas, foram gerados mapas de distância a partir das rodovias, da hidrografia, das unidades de conservação, dos poços tubulares e dos aerogeradores, com 30 m de resolução espacial. Neste modelo, as variáveis estáticas são transformadas em mapas de distâncias para que sejam fatiadas e convertidas em mapas categóricos, uma vez que o método de pesos de evidência apresenta essa exigência. Não foi necessário gerar mapas de distância para os mapas de declividade, altitude e solos, pois estes já se apresentavam de forma categórica, original ou por reclassificação.

Os oito planos de informação estáticos efetivamente submetidos ao modelo são apresentados nas Figuras 4 e 5. A leitura conjunta dessas figuras evidencia que as variáveis se organizam em dois grupos com estruturas espaciais contrastantes: altitude, declividade e solos descrevem gradientes contínuos associados ao compartimento de chapada e às escarpas, enquanto as distâncias a rodovias, hidrografia, poços, aerogeradores e unidades de conservação descrevem campos de proximidade organizados em torno de elementos pontuais ou lineares concentrados. Essa distinção é relevante porque, no método de pesos de evidência, variáveis com estrutura espacial semelhante tendem a apresentar associação entre si, condição que precisa ser testada antes da calibração.

ISSN: 2177-3246

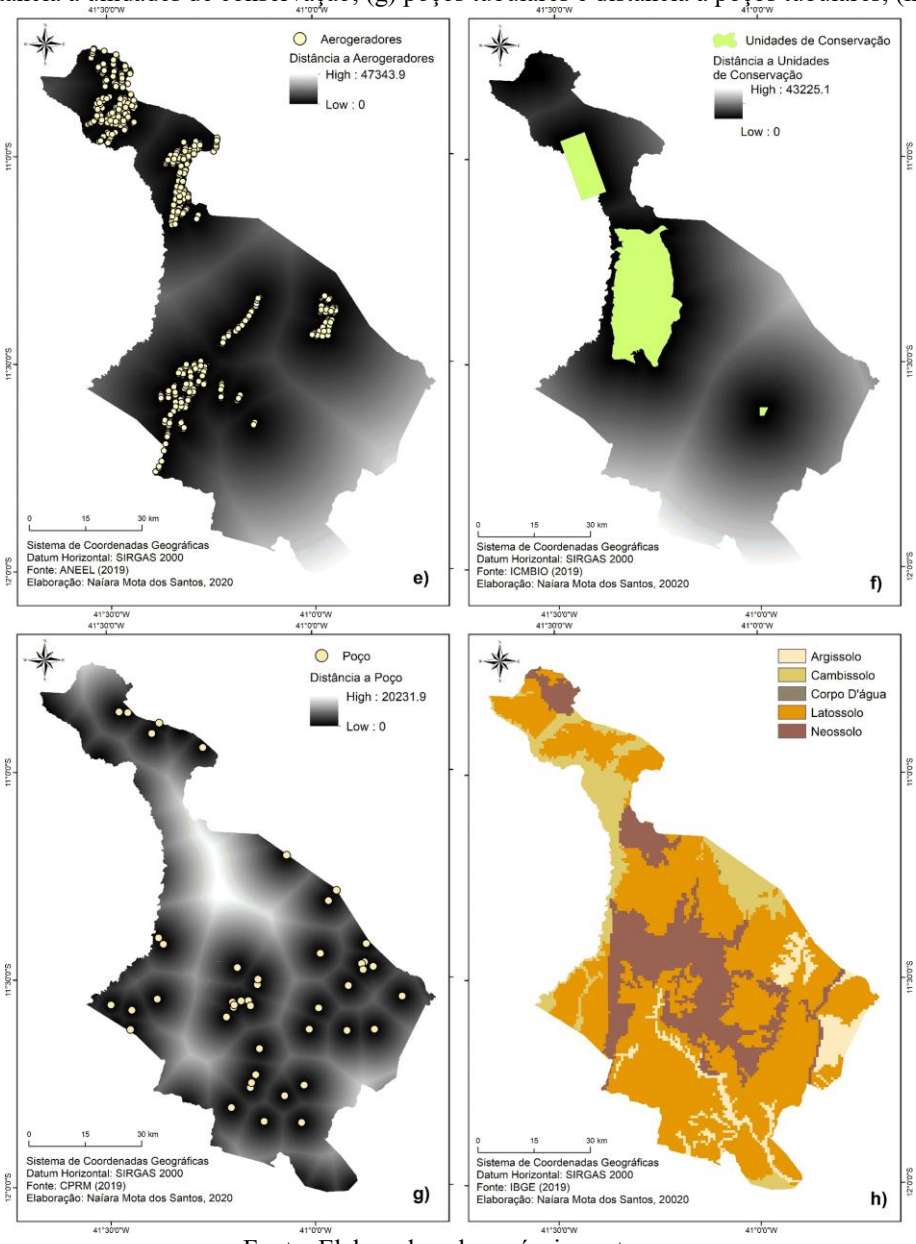
Figura 4 – Variáveis estáticas de entrada do modelo: (a) altitude; (b) declividade, em graus; (c) rede hidrográfica e distância à rede hidrográfica; (d) rodovias e distância a rodovias.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

ISSN: 2177-3246

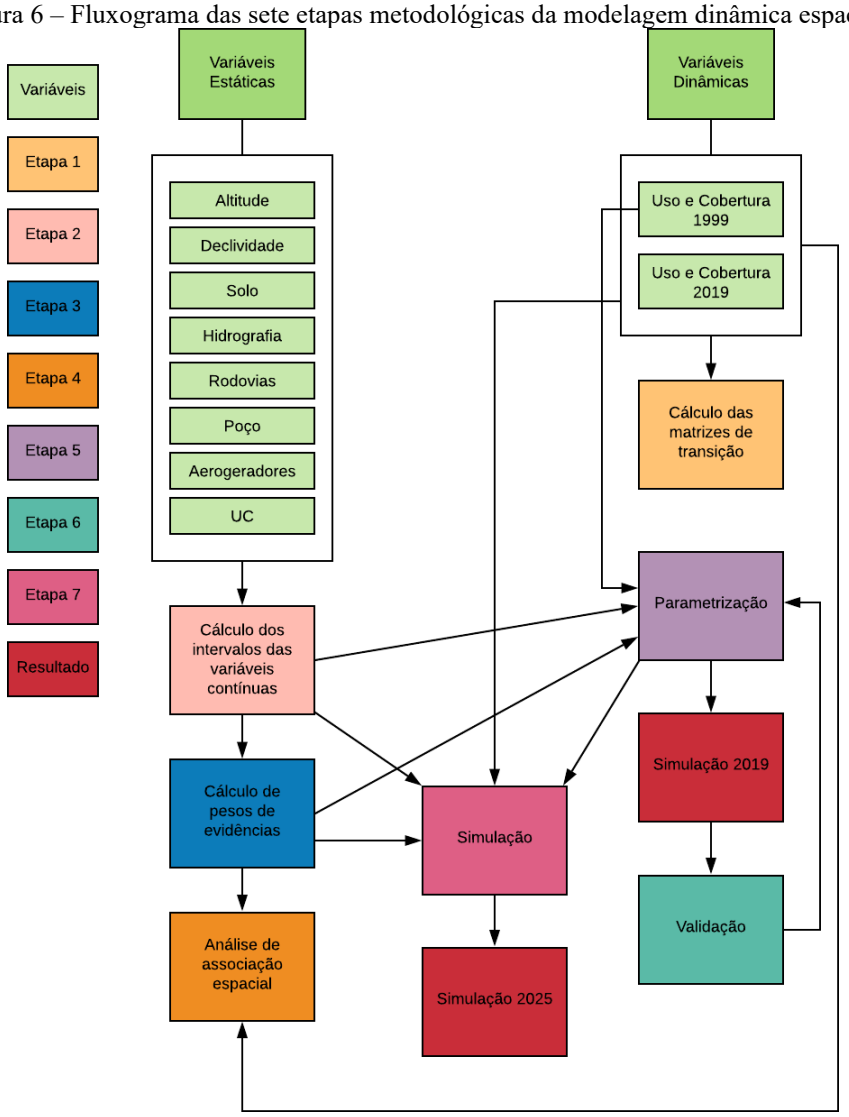
Figura 5 – Variáveis estáticas de entrada do modelo: (e) aerogeradores e distância a aerogeradores; (f) unidades de conservação e distância a unidades de conservação; (g) poços tubulares e distância a poços tubulares; (h) classes de solos.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

A execução do modelo de simulação de mudança de uso e cobertura da terra no Dinamica EGO é realizada em uma sequência de etapas, ilustradas pelo fluxograma metodológico da Figura 6 e descritas a seguir.

Figura 6 – Fluxograma das sete etapas metodológicas da modelagem dinâmica espacial.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

3.2 ETAPA 1: CÁLCULO DAS MATRIZES DE TRANSIÇÃO

Para a construção de um modelo de simulação de mudanças, é necessário definir os elementos ou estados de uma paisagem e suas transições possíveis (Quadro 3). Uma maneira de representar o estado e as transições possíveis em um modelo de simulação de mudanças é por meio da matriz de transição, dada pela Equação 1 (Soares-Filho et al., 2007). A matriz de transição descreve a mudança da paisagem em intervalos discretos de tempo, em que o valor da variável em dado período é a soma das porcentagens fixas dos valores de todas as variáveis no passo de tempo precedente.

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ . \\ j \end{bmatrix}_{t=v} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{1.} & P_{1j} \\ P_{21} & P_{22} & P_{2.} & P_{2j} \\ P_{31.} & P_{32} & P_{33} & P_{3j} \\ P_{j1} & P_{j2} & P_{j.} & P_{jj} \end{bmatrix}^{v} * \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ . \\ j \end{bmatrix}_{t=0} \quad (1)$$

em que: P é a matriz de transição; Pij é a probabilidade de uma célula no estado i passar ao estado j; i e j são os estados (classes) da paisagem, i, j = 1, 2, …, n, com n = 6 classes neste estudo; t = 0 é o tempo inicial (1999) e t = v é o tempo final (2019); e v é o número de passos de tempo, expresso em anos. Os vetores à esquerda e à direita representam, respectivamente, a distribuição das classes no tempo final e no tempo inicial. As probabilidades são adimensionais e variam entre 0 e 1, satisfazendo a condição expressa na Equação 2, segundo a qual a soma das probabilidades de transição a partir de um mesmo estado inicial é igual à unidade. A formulação markoviana em tempo contínuo e sob hipótese de estacionariedade adotada nesta etapa remonta a Bell e Hinojosa (1977).

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

A probabilidade de cada transição da matriz bruta é calculada dividindo-se o número de células da respectiva transição pelo número total de células pertencentes ao uso de origem no tempo inicial, o que corresponde à própria operação de tabulação cruzada. Já a matriz líquida é obtida pelo produto da matriz de autovetores da matriz bruta, ou de passo único, seguida pela matriz de autovalores dessa matriz bruta elevada a 1/n, em que n é o número de passos de tempo, e, por fim, pela matriz inversa de autovetores da matriz bruta (Bell; Hinojosa, 1977).

As taxas de passo único, correspondentes ao intervalo completo de vinte anos, são apresentadas na Tabela 1, e as taxas líquidas, ou de múltiplos passos, efetivamente empregadas em cada iteração do programa, na Tabela 2.

Foram identificadas 29 transições efetivamente observadas entre 1999 e 2019, listadas no Quadro 3. Das 30 combinações teoricamente possíveis entre as seis classes, apenas a transição de Formação Natural Não Florestal para Água não registrou ocorrência, o que é coerente com o valor nulo da célula correspondente na Tabela 4.

Quadro 3 – Transições de uso e cobertura da terra observadas entre 1999 e 2019 e respectivos códigos de classe.

Classe de origem (1999)	Código	Código	Classe de destino (2019)
Formação Florestal	3	4	Formação Savânica
Formação Florestal	3	10	Formação Natural Não Florestal
Formação Florestal	3	14	Agropecuária
Formação Florestal	3	22	Áreas Não Vegetadas
Formação Florestal	3	33	Água
Formação Savânica	4	3	Formação Florestal
Formação Savânica	4	10	Formação Natural Não Florestal
Formação Savânica	4	14	Agropecuária
Formação Savânica	4	22	Áreas Não Vegetadas
Formação Savânica	4	33	Água
Formação Natural Não Florestal	10	3	Formação Florestal
Formação Natural Não Florestal	10	4	Formação Savânica
Formação Natural Não Florestal	10	14	Agropecuária
Formação Natural Não Florestal	10	22	Áreas Não Vegetadas
Agropecuária	14	3	Formação Florestal
Agropecuária	14	4	Formação Savânica
Agropecuária	14	10	Formação Natural Não Florestal
Agropecuária	14	22	Áreas Não Vegetadas
Agropecuária	14	33	Água
Áreas Não Vegetadas	22	3	Formação Florestal
Áreas Não Vegetadas	22	4	Formação Savânica
Áreas Não Vegetadas	22	10	Formação Natural Não Florestal
Áreas Não Vegetadas	22	14	Agropecuária
Áreas Não Vegetadas	22	33	Água
Água	33	3	Formação Florestal
Água	33	4	Formação Savânica
Água	33	10	Formação Natural Não Florestal
Água	33	14	Agropecuária
Água	33	22	Áreas Não Vegetadas

Fonte: Elaborado pelos próprios autores, a partir das Tabelas 1 e 4.

Tabela 1 – Matriz de transição bruta, ou de passo único, do uso e da cobertura da terra entre 1999 e 2019.

De	Para	Taxa
Formação Florestal	Formação Savânica	0,017972259
Formação Florestal	Formação Natural Não Florestal	0,000287438
Formação Florestal	Agropecuária	0,033831723
Formação Florestal	Áreas Não Vegetadas	1,4740E-05
Formação Florestal	Água	3,19E-05
Formação Savânica	Formação Florestal	0,005203614
Formação Savânica	Formação Natural Não Florestal	0,008152062
Formação Savânica	Agropecuária	0,09159465
Formação Savânica	Áreas Não Vegetadas	5,89E-05
Formação Savânica	Água	2,26E-05
Formação Natural Não Florestal	Formação Florestal	0,001128797
Formação Natural Não Florestal	Formação Savânica	0,138192249
Formação Natural Não Florestal	Agropecuária	0,207441075

De	Para	Taxa
Formação Natural Não Florestal	Áreas Não Vegetadas	0,001092867
Agropecuária	Formação Florestal	0,006986085
Agropecuária	Formação Savânica	0,145547505
Agropecuária	Formação Natural Não Florestal	0,05965158
Agropecuária	Áreas Não Vegetadas	0,008833221
Agropecuária	Água	3,32E-05
Áreas Não Vegetadas	Formação Florestal	0,0007576
Áreas Não Vegetadas	Formação Savânica	0,009122763
Áreas Não Vegetadas	Formação Natural Não Florestal	0,113892484
Áreas Não Vegetadas	Agropecuária	0,302787335
Áreas Não Vegetadas	Água	0,0008523
Água	Formação Florestal	0,040777917
Água	Formação Savânica	0,370138018
Água	Formação Natural Não Florestal	0,101003764
Água	Agropecuária	0,444792974
Água	Áreas Não Vegetadas	0,004391468

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Tabela 2 – Matriz de transição líquida, ou de múltiplos passos, do uso e da cobertura da terra entre 1999 e 2019.

De	Para	Taxa
Formação Florestal	Formação Savânica	0,000827
Formação Florestal	Agropecuária	0,001923
Formação Florestal	Água	5,02E-06
Formação Savânica	Formação Florestal	0,000263
Formação Savânica	Formação Natural Não Florestal	0,000314
Formação Savânica	Agropecuária	0,005437
Formação Savânica	Água	3,51E-06
Formação Natural Não Florestal	Formação Savânica	0,007792
Formação Natural Não Florestal	Agropecuária	0,013992
Agropecuária	Formação Florestal	0,000383
Agropecuária	Formação Savânica	0,008424
Agropecuária	Formação Natural Não Florestal	0,004073
Agropecuária	Áreas Não Vegetadas	0,000652
Agropecuária	Água	4,20E-06
Áreas Não Vegetadas	Formação Natural Não Florestal	0,008201
Áreas Não Vegetadas	Agropecuária	0,02116
Áreas Não Vegetadas	Água	0,000194
Água	Formação Florestal	0,005999
Água	Formação Savânica	0,051963
Água	Formação Natural Não Florestal	0,01622
Água	Agropecuária	0,075455
Água	Áreas Não Vegetadas	0,000238

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

3.3 ETAPA 2: CATEGORIZAÇÃO DAS VARIÁVEIS CONTÍNUAS E MÉTODO DE PESOS DE EVIDÊNCIA

Técnicas de análise espacial são usadas para quantificar os efeitos espaciais das variáveis que afetam as mudanças. A análise do efeito dessas variáveis resulta no mapa de probabilidade de mudança, que pode se basear em diferentes métodos probabilísticos, como a regressão logística (Ludeke; Maggio; Reid, 1990; Turner; Wear; Flamm, 1996; Soares-Filho; Assunção; Pantuzzo, 2001; Almeida

et al., 2003), métodos semiparamétricos ou não paramétricos, sendo que somente o método de pesos de evidência (Bonham-Carter, 1994; Soares-Filho et al., 2003; Almeida et al., 2005) se encontra implementado na plataforma Dinamica EGO.

Pesos de evidência é um método bayesiano que analisa, individualmente, a influência de cada variável ou categoria observada em um processo de provável transição, e pode ser calculado de acordo com as equações a seguir, apresentadas por Bonham-Carter (1994).

$$O\{D / B\} = O\{D\} \frac{P\{B / D\}}{P\{B / \overline{D}\}} \quad (3)$$

em que: D é o evento de interesse, isto é, a ocorrência de determinada transição de i para j; B é a evidência, isto é, a faixa de valores de uma variável explicativa; O{D | B} é a chance (odds) condicional, ou a posteriori, de D dado B; O{D} é a chance a priori de D; P{B | D} é a probabilidade de ocorrência da evidência B na presença do evento D; e P{B | $\bar{D}$} é a probabilidade de ocorrência de B na ausência de D. A razão P{B | D} / P{B | $\bar{D}$} é conhecida como razão de suficiência. Todos os termos são adimensionais.

No método de pesos de evidência, calcula-se o logaritmo natural da equação, sendo W^+ o peso positivo (Equação 4) e W^- o peso negativo (Equação 5), este último relativo à ocorrência do evento D na ausência da evidência B, dado um padrão espacial ou evidência B.

$$\log O\{D \mid B\} = \log O\{D\} + W^+ \quad (4)$$

$$\log O\{D \mid \bar{B}\} = \log O\{D\} + W^- \quad (5)$$

em que: W^+ e W^- são os pesos de evidência positivo e negativo, expressos em unidades logarítmicas naturais; $\bar{B}$ indica a ausência da evidência B; e os demais termos são os definidos na Equação 3. Valores positivos de W^+ indicam atração entre a evidência e a transição; valores negativos indicam repulsão.

A probabilidade posterior de uma transição de i para j, dado um conjunto de padrões espaciais ou evidências (B, C, D, …, N), é expressa pela Equação 6.

$$P\{i \Rightarrow j \mid B \cap C \cap D \ldots \cap N\} = \frac{e^{\sum W_N^+}}{1 + e^{\sum W_N^+}} \quad (6)$$

em que: $P\{i \Rightarrow j \mid B \cap C \cap D \ldots \cap N\}$ é a probabilidade de transição da classe i para a classe j na célula de coordenadas (x, y); B, C, D, …, N são os valores das N variáveis espaciais, ou evidências, medidos naquela célula; e ΣW^{+}_{n} é a soma dos pesos positivos das N evidências presentes na célula. A probabilidade resultante é adimensional e limitada ao intervalo entre 0 e 1 pela forma logística da equação.

É importante salientar que, nesta etapa, é necessário que as variáveis sejam introduzidas como dados categóricos. Esses dados entram no modelo como um cubo de dados (stack layer) no formato .ERS, admitido no Dinamica EGO, como também outros formatos, a exemplo do GeoTIFF. Este cubo foi gerado no aplicativo ER Mapper e contém as camadas de distância a rodovias, distância à hidrografia, distância às unidades de conservação, distância aos poços tubulares, distância aos aerogeradores, declividade, altitude e solos. Esta etapa resulta em um arquivo denominado esqueleto de pesos de evidência, que apresenta os intervalos de categorização com todos os pesos iguais a zero.

Para cada mudança foi atribuído um conjunto de variáveis que podem estar associadas ao processo de mudança. A distribuição das variáveis conforme a mudança está descrita no Quadro 4.

Quadro 4 – Variáveis explicativas atribuídas a cada transição no cálculo dos pesos de evidência.

De	Para	Altitude	Declividade	Aerogeradores	Hidrografia	Rodovias	Poços	Unidades de conservação	Solos
3	4	x	x			x			x
3	14	x	x		x	x	x		x
3	10	x	x						x
3	22	x	x	x	x	x	x		x
3	33	x	x		x				
4	3	x	x					x	
4	10	x	x			x			x
4	14	x	x		x	x	x		x
4	22	x	x	x	x	x	x		x
4	33	x	x		x				
10	3	x	x					x	x
10	4	x	x		x			x	x
10	14	x	x		x	x	x		x
10	22	x	x	x	x	x	x		x
10	33	x	x						
14	3	x	x					x	
14	4	x	x					x	
14	10	x	x					x	x
14	22	x	x	x					
14	33	x	x		x				
22	3	x	x					x	
22	4	x	x					x	
22	10	x	x						x
22	14	x	x		x	x	x		x
22	33	x	x						
33	3	x	x					x	
33	4	x	x						

De	Para	Altitude	Declividade	Aerogeradores	Hidrografia	Rodovias	Poços	Unidades de conservação	Solos
33	10	x	x						
33	14	x	x		x	x	x		x
33	22	x	x	x	x	x	x		x

Fonte: Elaborado pelos próprios autores.

3.4 ETAPA 3: CÁLCULO DOS PESOS DE EVIDÊNCIA

Nesta etapa é empregado o mesmo conjunto de dados da etapa anterior, calculando-se efetivamente os pesos de evidência para cada uma das transições. Os valores de W^+ representam a atração entre determinada transição da paisagem e certa variável ou evidência: quanto maior o valor de W^+, maior a probabilidade de ocorrer aquela transição. Por outro lado, valores negativos de W^+ ou positivos de W^- indicam menor probabilidade de determinada transição em face da presença da evidência.

Nesta etapa obtêm-se as faixas de categorização, o tamanho do buffer em células, o número de transições ocorridas dentro de cada buffer, os coeficientes, a medida do contraste e o resultado do teste de significância estatística. O contraste mede o efeito de associação ou repulsão e é dado pela subtração entre o peso positivo e o peso negativo de evidência, sendo o primeiro calculado para a presença da evidência e o segundo em relação à sua ausência. Próximo a zero, não há efeito; quanto maior e positivo o valor, maior a atração; quanto maior e negativo, maior o efeito de repulsão. Todos os pesos calculados para cada uma das evidências presentes nas transições encontram-se no Apêndice A, nas Figuras A1 a A20.

3.5 ETAPA 4: ANÁLISE DA ASSOCIAÇÃO ESPACIAL ENTRE MAPAS DE VARIÁVEIS

No método de pesos de evidência é necessário que as variáveis de entrada no modelo sejam independentes; portanto, é preciso avaliar a associação ou dependência espacial entre todas as combinações possíveis de pares de variáveis selecionadas para explicar uma mesma transição. Variáveis com associação espacial devem ser removidas do modelo ou combinadas com outras variáveis (Almeida, 2004).

O Dinamica EGO executa testes em pares de mapas categóricos para verificar a suposição de independência espacial. Assim, submetem-se os pares de variáveis aos testes do coeficiente de Cramér e do Índice de Incerteza de Informação Conjunta (Joint Information Uncertainty – JIU).

Adotou-se o JIU como critério de decisão. Nesse método, pares de variáveis são combinados para se testar sua associação, que varia de 0 a 1: quanto mais próximo de 1, maior a dependência entre as variáveis analisadas. Combinações que apresentam valores superiores a 0,5 indicam associação

significativa (Bonham-Carter, 1994) e, nesse caso, é necessário que uma das variáveis seja excluída ou substituída, ou ainda que ambas sejam combinadas em uma única camada, caso isso seja possível. Os valores obtidos no teste de associação ou independência espacial encontram-se no Apêndice B.

3.6 ETAPA 5: AJUSTE E PARAMETRIZAÇÃO DA SIMULAÇÃO

Nesta etapa é realizada a parametrização do modelo de simulação de mudança, em que um mapa de probabilidade de transição é calculado para cada transição especificada, com base nos pesos de evidência e de acordo com as equações da Etapa 2. Usando os valores de W^+ relativos às diversas variáveis geoespaciais empregadas na análise das mudanças de uso e cobertura da terra, o Dinamica EGO calcula as probabilidades de transição das células para cada transição. Portanto, as células da grade recebem um valor de probabilidade para determinada transição e, conforme dito anteriormente, mapas de probabilidade são gerados para as respectivas transições. Foi gerada uma simulação para o ano de 2019, a fim de testar a qualidade da calibração do modelo ao compará-la com o mapa real de 2019, tendo essa simulação sido posteriormente validada.

O modelo desenvolvido no Dinamica EGO utiliza os algoritmos expander e patcher para reproduzir os padrões espaciais de mudança, respaldando-se no paradigma de autômatos celulares (Soares-Filho; Cerqueira; Pennachin, 2002). Para a construção do cenário de 2019 foram atribuídos valores de tamanho médio de mancha, variância de tamanho e índice de isometria ao algoritmo de alocação de mudanças por difusão denominado patcher. Esse algoritmo seleciona uma célula para que seja o núcleo (célula-semente) e, em seguida, escolhe um número específico de células ao redor para transição, de acordo com sua probabilidade. O índice de isometria é adimensional, varia de 0 a 2 e, quanto mais próximo de 2, mais compactas serão as manchas. O tamanho das manchas segue uma distribuição lognormal aleatória, com base nos valores de média e variância fornecidos pelo usuário.

Para a modelagem preditiva de Morro do Chapéu, a Tabela 3 apresenta os valores atribuídos ao tamanho médio de mancha (mean patch size) para as diferentes transições, considerando o algoritmo de alocação de mudanças patcher. Para a variância do tamanho das manchas formadas pelo patcher (patch size variance) adotou-se o valor 0,001, e foi estabelecido o valor 2,0 para o índice de isometria (patch isometry) em todas as transições.

Tabela 3 – Parâmetros de tamanho médio de mancha (mean patch size) atribuídos à função patcher, por transição.

	3	4	10	14	22	33
3	–	0,015	0,02	0,02	0,015	0,015
4	0,01	–	0,02	0,02	0,015	0,015
10	0,01	0,02	–	0,02	0,02	0,02
14	0,01	0,02	0,02	–	0,02	0,02
22	0,01	0,015	0,02	0,02	–	0,015
33	0,01	0,015	0,02	0,02	0,015	–

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

3.7 ETAPA 6: VALIDAÇÃO POR FUNÇÕES DE DECAIMENTO EXPONENCIAL E CONSTANTE

Para validar a calibração realizada anteriormente, o Dinamica EGO utiliza funções de decaimento exponencial e constante para comparar dois mapas-diferença entre si, sendo um deles resultante da subtração entre o mapa final real e o mapa inicial, e o outro entre o mapa final simulado e o mapa inicial, com base no método de Hagen (2003).

A função de decaimento exponencial funciona a partir do conceito de incerteza de localização (fuzziness of location), em que a representação de uma célula é influenciada por si própria e, em menor proporção, pela vizinhança. Sem considerar a incerteza da categoria ou estado da célula, a incerteza da localização é dada pelo vetor de vizinhança difusa (fuzzy neighbourhood) (Cayo, 2018).

Neste método é analisada a similaridade (crisp) de cada célula no mapa dentro de uma vizinhança de tamanhos variados, de 1×1 a 11×11 pixels. A similaridade apresenta a quantidade de elementos igual à quantidade de categorias de uso e cobertura da terra analisadas. Na função de decaimento constante é atribuído o valor 1 para a categoria igual a i e 0 para a categoria diferente de i. Para a função de decaimento exponencial, as categorias iguais a i que estejam em posições distintas do centro da janela, porém dentro dela, recebem o valor de $2^{-d/2}$. A distância d é unitária, medida de centroide a centroide de cada célula, sendo d = 1 para células imediatamente abaixo, acima, à direita e à esquerda da célula central, e d = √2 na diagonal (Novaes, 2010). O cálculo da similaridade é dado pela Equação 7.

$$V_{nbhood} = \begin{bmatrix} \mu_{nbhood\ 1} \\ \mu_{nbhood\ 3} \\ \vdots \\ \mu_{nbhood\ 3} \end{bmatrix}$$

$$\mu_{nbhood} = \left| \mu_{crisp(i,1)} * m_1, \mu_{crisp(i,2)} * m_1, \ldots . \mu_{crisp(i,n)} * m_n \right| \qquad (7)$$

em que: V_nbhood é o vetor de similaridade da vizinhança; μ_nbhood i é a similaridade para a categoria i dentro de uma vizinhança de N células, com N = n² e n igual à dimensão da janela; μ_crisp(i,j) é a similaridade da categoria i para a célula vizinha j, assumindo-se no vetor crisp o valor

1 para i e 0 para categorias diferentes de i (i ∈ C); e m_j é a similaridade baseada na distância da célula vizinha j, em que m se refere a uma função de decaimento da distância, como por exemplo um decaimento exponencial ($m = 2^{-d/2}$), sendo d a distância unitária de centroide a centroide das células (Maeda et al., 2011; Cayo, 2018). Todos os termos são adimensionais e a similaridade resultante varia entre 0 e 1.

3.8 ETAPA 7: EXECUÇÃO DO MODELO DE SIMULAÇÃO DE PROGNÓSTICO

Após validar o modelo anterior, executou-se uma nova simulação adotando-se o mapa final real (2019) como entrada e observando-se os mesmos valores da Etapa 5 atribuídos à função patcher, utilizando-se um período de 6 anos com vistas a simular a paisagem em 2025 e de 11 anos para simular a paisagem de 2030. Os valores foram mantidos para simular as taxas de transição a partir do padrão de mudanças observado.

Cabe explicitar a premissa que sustenta esta etapa: as taxas de transição estimadas para o intervalo 1999–2019 são mantidas constantes ao longo de todo o horizonte de projeção, sem introdução de variáveis exógenas de política pública, mercado, clima ou expansão programada de infraestrutura. Os resultados obtidos devem, por conseguinte, ser lidos como cenários tendenciais condicionais — o que ocorreria caso o padrão observado se mantivesse — e não como previsão da paisagem futura.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 DINÂMICA OBSERVADA DO USO E DA COBERTURA DA TERRA ENTRE 1999 E 2019

A matriz de transição em hectares entre 1999 e 2019 é apresentada na Tabela 4, e os mapas de uso e cobertura da terra dos dois anos, na Figura 7.

Tabela 4 – Matriz de transição do uso e da cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, entre 1999 (linhas) e 2019 (colunas), em hectares.

1999 (ha) \ 2019 (ha)	**Formação Florestal**	**Formação Savânica**	**Formação Natural Não Florestal**	**Agropecuária**	**Áreas Não Vegetadas**	**Água**	**Total em 1999**
Formação Florestal	69.447,87	1.316,79	21,06	2.478,78	1,08	2,34	73.267,92
Formação Savânica	1.637,46	281.626,29	2.565,27	28.822,77	18,54	7,11	314.677,44
Formação Natural Não Florestal	33,93	4.153,86	19.602,54	6.235,38	32,85	0,00	30.058,56
Agropecuária	1.081,08	22.523,13	9.230,94	120.540,42	1.366,92	5,13	154.747,62
Áreas Não Vegetadas	2,16	26,01	324,72	863,28	1.632,51	2,43	2.851,11
Água	5,85	53,10	14,49	63,81	0,63	5,58	143,46

1999 (ha) \ 2019 (ha)	Formação Florestal	Formação Savânica	Formação Natural Não Florestal	Agropecuária	Áreas Não Vegetadas	Água	Total em 1999
Total em 2019	72.208,35	309.699,18	31.759,02	159.004,44	3.052,53	22,59	575.746,11

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Dos 575.746,11 ha analisados, 492.855,21 ha (85,61%) permaneceram na mesma classe nos vinte anos considerados, enquanto 82.890,90 ha (14,39%) registraram mudança. A persistência elevada não significa estabilidade da paisagem: a mudança concentra-se quase inteiramente em dois fluxos de sentidos opostos entre as mesmas duas classes. A conversão de Formação Savânica em Agropecuária responde por 28.822,77 ha, isto é, 34,77% de toda a área que mudou, e a conversão inversa, de Agropecuária em Formação Savânica, por 22.523,13 ha, ou 27,17%. Somados, esses dois fluxos concentram 61,94% da mudança observada no município.

O balanço líquido por classe é comparativamente modesto. A Formação Florestal recuou de 73.267,92 ha para 72.208,35 ha (−1.059,57 ha; −1,45%) e a Formação Savânica de 314.677,44 ha para 309.699,18 ha (−4.978,26 ha; −1,58%), ao passo que a Formação Natural Não Florestal cresceu de 30.058,56 ha para 31.759,02 ha (+1.700,46 ha; +5,66%), a Agropecuária de 154.747,62 ha para 159.004,44 ha (+4.256,82 ha; +2,75%) e as Áreas Não Vegetadas de 2.851,11 ha para 3.052,53 ha (+201,42 ha; +7,06%). A classe Água apresentou a maior variação relativa do conjunto, reduzindo-se de 143,46 ha para 22,59 ha (−120,87 ha; −84,26%). Agregando as três classes de vegetação natural, o recuo foi de 418.003,92 ha para 413.666,55 ha (−4.337,37 ha; −1,04%), enquanto os usos antrópicos avançaram de 157.598,73 ha para 162.056,97 ha (+4.458,24 ha; +2,83%).

A leitura por fluxos brutos, e não por saldos, revela onde a paisagem é efetivamente instável. As classes de maior rotatividade proporcional são as de menor extensão: 96,11% da área ocupada por Água em 1999 e 42,74% das Áreas Não Vegetadas mudaram de classe, seguidas pela Formação Natural Não Florestal, com 34,79% (10.456,02 ha de 30.058,56 ha), e pela Agropecuária, com 22,10% (34.207,20 ha). A Formação Savânica, matriz da paisagem, perdeu 33.051,15 ha para outras classes, o equivalente a 10,50% de sua extensão inicial, e a Formação Florestal apenas 3.820,05 ha, ou 5,21%. A alta taxa de conversão da Formação Savânica em termos absolutos justifica-se por essa classe caracterizar-se como a matriz da paisagem, ou seja, o elemento mais extenso e mais conectado (Casimiro, 2009), condição que a torna simultaneamente a maior fonte e o maior destino de conversões.

Considerado o sentido das conversões, 37.589,40 ha de vegetação natural foram convertidos em usos antrópicos no período, enquanto 33.188,04 ha seguiram o caminho inverso. A diferença entre esses dois volumes, e não o valor bruto de qualquer um deles, é o que sustenta o saldo negativo da

ISSN: 2177-3246

vegetação nativa. Esse padrão é distinto do observado em frentes de desmatamento consolidadas, em que o fluxo de retorno é marginal (Soares-Filho; Assunção; Pantuzzo, 2001; Maeda et al., 2011), e aproxima-se do que se descreve para paisagens semiáridas em que pastagem extensiva, capoeira e vegetação savânica se alternam em ciclos curtos de uso e pousio. Parte desse fluxo de retorno é ecologicamente real, correspondendo a regeneração em áreas abandonadas; parte, no entanto, decorre da própria instabilidade de classificação em vegetação aberta e caducifólia, um problema reconhecido nas séries do MapBiomas para a Caatinga (Souza Jr. et al., 2020) e agravado pela superposição entre variabilidade climática interanual e sinal de uso da terra (Jardim et al., 2022). Os dados disponíveis não permitem separar as duas componentes, e essa indeterminação é considerada entre as limitações do estudo.

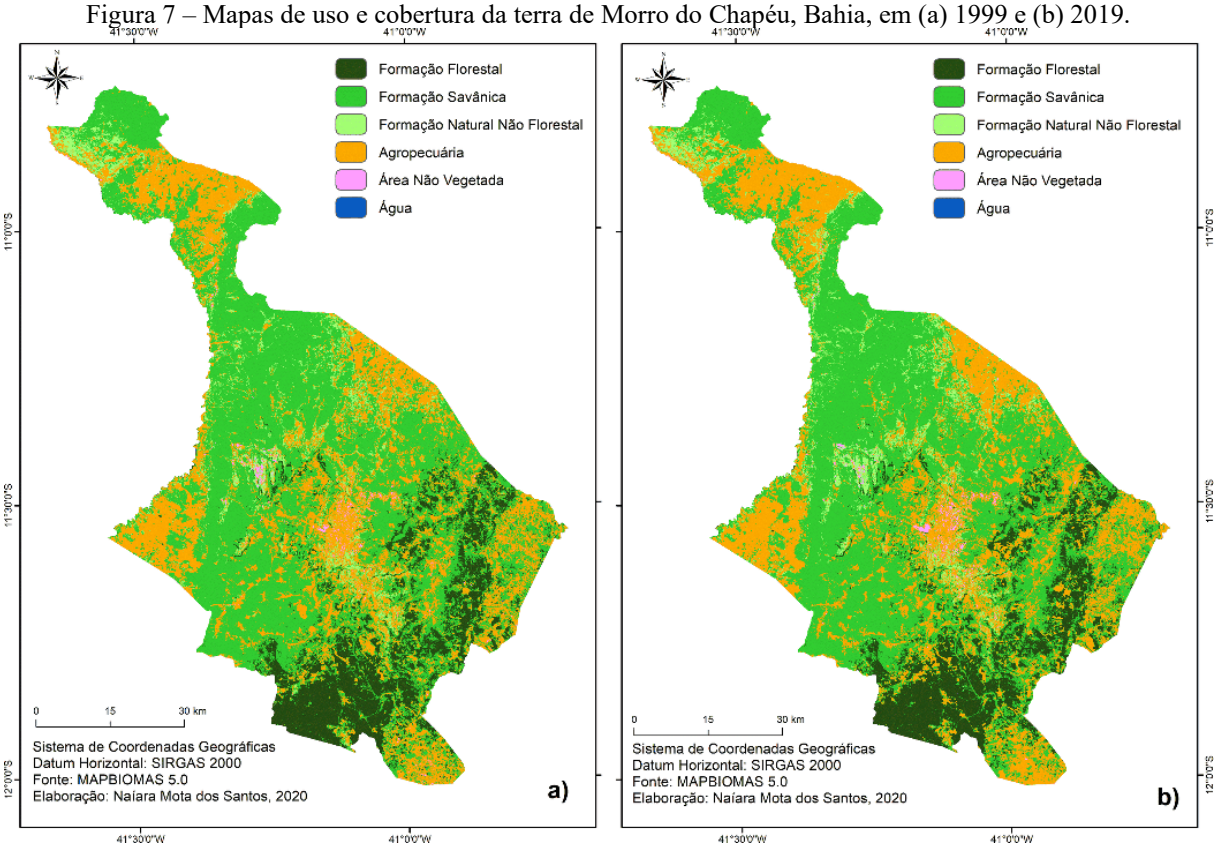
Dentre as classes de formações naturais convertidas em outras classes, as maiores transições ocorreram em favor da agropecuária. Os campos rupestres de Morro do Chapéu, aqui incluídos na classe Formação Natural Não Florestal, constituem uma zona de contato entre cerrado de altitude e áreas úmidas temporárias, com alto grau de fragilidade e vulnerabilidade devido à pressão de atividades econômicas, principalmente a agropecuária (Figura 7).

A perda de cobertura vegetal nativa em Morro do Chapéu representa grande ameaça à biodiversidade local, inclusive a espécies endêmicas de fauna e flora, apontadas por Bastos e Berg (2012) e por Silva, Tabarelli e Fonseca (2004). Há vertebrados mamíferos, como o roedor Proechimys albispinus minor, lagartos e anuros, como Tropidurus erythrocephalus, e uma nova espécie do gênero Gymnodactylus (Silva; Tabarelli; Fonseca, 2004). Existem também várias espécies florísticas em Morro do Chapéu que vêm sofrendo grande ameaça devido ao avanço de áreas de agropecuária, notadamente em áreas de campo rupestre, onde ocorre elevado grau de endemismo. Foram apontadas por Staudt e Roque (2020) espécies de Asteraceae das tribos Eupatorieae e Vernonieae com diminuição de população e perda de hábitat, sendo sete espécies endêmicas e dois gêneros monoespecíficos da tribo Eupatorieae.

Vale sublinhar a implicação de conservação que decorre da estrutura dos fluxos. Como 61,94% da mudança se concentra no par Formação Savânica–Agropecuária e apenas 2,99% corresponde à conversão direta de Formação Florestal em Agropecuária, o principal risco à biodiversidade local no período não foi a supressão de floresta, mas a rotatividade da vegetação savânica e dos campos rupestres, formações que concentram o endemismo regional e cuja recuperação após uso agropecuário é lenta e floristicamente incompleta.

ISSN: 2177-3246

Figura 7 – Mapas de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, em (a) 1999 e (b) 2019.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores, com base em Souza Jr. et al. (2020).

4.2 DETERMINANTES ESPACIAIS DAS TRANSIÇÕES: PESOS DE EVIDÊNCIA E INDEPENDÊNCIA DAS VARIÁVEIS

Ao avaliar a influência das variáveis explicativas nos fenômenos de mudança de cada uma das transições, conforme o Quadro 4, que indica as variáveis atribuídas a cada mudança, e o Apêndice A, que contém os pesos de evidência do modelo, observou-se que as variáveis altitude e distância a rodovias exerceram influência positiva em conversões direcionadas principalmente à agropecuária, com W^+ em variadas faixas de distância.

Foram observados pesos positivos em decorrência da altitude, principalmente em transições direcionadas a formações florestais, agropecuária, formações naturais não florestais e áreas não vegetadas. A altitude apresentou menor influência em transições para savana, com exceção da formação natural não florestal, com peso positivo em variadas altitudes nas conversões, e da formação florestal, na qual a altitude influenciou desde 464 m até 766 m em favor da savana. Tratando-se de perda de área, esta variável influenciou principalmente nas mudanças de savana, formação natural não florestal e áreas não vegetadas para outras categorias.

A declividade, dada em graus, exerceu influência em quase todas as transições, com exceção apenas de formação natural não florestal para água, cujos pesos foram inteiramente nulos. Notou-se,

em sua grande maioria, transições em áreas menos inclinadas, especialmente quando se trata de mudança de coberturas naturais para uso ou para áreas não vegetadas. Observou-se maior influência de declividade mais acentuada em transições para formação natural não florestal e formações florestais.

As rodovias apresentaram pesos positivos em todas as transições, com mais efetividade em conversões de áreas não vegetadas para agropecuária. A hidrografia favoreceu transformações de formações florestais, formações savânicas e áreas não vegetadas para agropecuária, bem como de formação natural não florestal para áreas não vegetadas. A proximidade a poços de captação de água também apresentou pesos positivos em relação a conversões de formação florestal para agropecuária.

O conjunto dos pesos descreve, portanto, um mecanismo coerente de alocação da mudança: as conversões para uso antrópico concentram-se nos compartimentos de relevo suave e de altitude intermediária, nas proximidades da malha viária e dos pontos de captação de água subterrânea, isto é, onde a mecanização é viável e a irrigação é possível. Trata-se do mesmo padrão de determinantes reportado para frentes agrícolas em outros contextos brasileiros, nos quais acessibilidade e aptidão física respondem pela maior parte da variância espacial da conversão (Ludeke; Maggio; Reid, 1990; Soares-Filho; Assunção; Pantuzzo, 2001; Maeda et al., 2011). Importa, contudo, distinguir o que os pesos de evidência efetivamente medem: eles expressam associação espacial entre a evidência e a transição no período de calibração, não relação causal, e não incorporam qualquer variável de decisão dos agentes que operam a mudança.

A hipótese de independência espacial entre as variáveis explicativas, exigida pelo método, foi avaliada em 165 pares de mapas categóricos, cujos resultados integrais constam do Apêndice B. Pelo critério adotado, o Índice de Incerteza de Informação Conjunta não atingiu o limiar de 0,5 em nenhum dos pares testados: o valor máximo observado foi 0,206, para altitude e solos na transição de Formação Savânica em Agropecuária, e o mínimo 0,001, de modo que nenhuma variável precisou ser excluída ou combinada. Registre-se, entretanto, que o coeficiente de Cramér, também calculado pelo aplicativo, ultrapassou 0,5 em três dos 165 pares — 0,632 e 0,533 para altitude e solos nas transições de Áreas Não Vegetadas em Formação Natural Não Florestal e em Agropecuária, e 0,512 para solos e unidades de conservação na transição de Agropecuária em Formação Natural Não Florestal —, e o coeficiente de contingência alcançou 0,93 para poços e rodovias na transição de Formação Florestal em Agropecuária. Os dois critérios, portanto, não convergem, e a decisão apoiada exclusivamente no JIU retém pares com associação não trivial. Como a associação mais forte envolve, em todos os casos, altitude e solos — variáveis cuja correlação é esperada, dado que a distribuição pedológica do município acompanha os compartimentos de chapada e de escarpa —, é plausível que parte do peso atribuído a uma delas esteja sendo contabilizada duas vezes, o que tende a concentrar excessivamente

a probabilidade de transição nessas faixas.

Há ainda uma lacuna de cobertura no teste de independência: das 30 transições listadas no Quadro 4, apenas 25 aparecem no Apêndice B, estando ausentes as cinco transições que têm a Formação Natural Não Florestal como classe de origem. Justamente essa classe é a que apresenta a maior rotatividade proporcional entre as classes de vegetação natural (34,79%) e a que reúne os campos rupestres, de maior endemismo. A verificação da independência para essas transições não pode ser recuperada a partir do material disponível e permanece como pendência a ser sanada em versões futuras do modelo.

4.3 CENÁRIOS SIMULADOS PARA 2025 E 2030

De acordo com o modelo prognóstico de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu para o ano de 2025, verifica-se crescimento de coberturas naturais, como formação florestal e formação savânica, ao passo que agropecuária e áreas não vegetadas são reduzidas. No entanto, observa-se o comportamento inverso em 2030, quando os usos antrópicos voltam a crescer, enquanto as coberturas vegetais florestais e savânicas se reduzem, conforme a Tabela 5.

Tabela 5 – Área das classes de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, no ano inicial (1999), no ano final (2019) e nos horizontes de prognóstico (2025 e 2030), em hectares.

Classe	1999 (ha)	2019 (ha)	2025 (ha)	2030 (ha)
Formação Florestal	73.267,92	72.208,35	72.915,03	72.624,24
Formação Savânica	314.677,44	309.699,18	313.006,3	311.716,7
Formação Natural Não Florestal	30.058,56	31.759,02	30.638,88	31.088,7
Agropecuária	154.747,62	159.004,44	156.174,5	157.260,3
Áreas Não Vegetadas	2.851,11	3.052,53	2.946,33	3.017,52
Água	143,46	22,59	65,07	38,61
Total	575.746,11	575.746,11	575.746,11	575.746,11

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Esse resultado merece leitura cuidadosa, porque a trajetória projetada não reproduz a tendência líquida do período de calibração. Entre 1999 e 2019 a vegetação natural recuou e a agropecuária avançou; entre 2019 e 2025 o modelo projeta o contrário, com acréscimo de 706,68 ha de Formação Florestal e de 3.307,1 ha de Formação Savânica e decréscimo de 2.829,9 ha de Agropecuária, e entre 2025 e 2030 inverte parcialmente esse movimento. A interpretação mais parcimoniosa não é ecológica, mas metodológica: a matriz estacionária estimada para vinte anos contém fluxos de ida e de volta de magnitude semelhante entre Formação Savânica e Agropecuária (28.822,77 ha e 22.523,13 ha), e o mapa de partida do prognóstico (2019) apresenta, em relação a 1999, mais área de Agropecuária e menos de Formação Savânica. Essa explicação, contudo, não se confirma aritmeticamente: aplicada

diretamente ao mapa de 2019 ($x_{2025} = x_{2019} \cdot P^{(6/20)}$), a matriz estacionária da Tabela 1 projeta a continuidade da tendência observada, com cerca de 71.901 ha de Formação Florestal, 308.476 ha de Formação Savânica e 160.053 ha de Agropecuária em 2025, e não sua reversão. Nota-se, ademais, que todas as seis classes simuladas para 2025 deslocam-se na direção de seus valores de 1999, inclusive a Água (de 22,59 ha para 65,07 ha), padrão compatível com a aplicação das taxas em sentido inverso (de 2019 para 1999) ou com restrições do algoritmo de alocação, hipóteses que devem ser verificadas nos arquivos de parametrização do modelo. Trata-se, portanto, de um resultado do experimento de simulação que requer verificação, e não de evidência de regeneração da vegetação nativa. Assumir o contrário seria apresentar uma inferência de modelo como observação de campo.

Essa é também a razão pela qual os resultados aqui apresentados são tratados como cenário tendencial único, e não como conjunto de cenários alternativos. A simulação de cenários contrastantes — por exemplo, de manutenção, de intensificação e de contenção da conversão — exigiria a manipulação deliberada das taxas de transição ou a introdução de variáveis exógenas de política e de mercado, procedimento não realizado neste experimento. O desempenho da calibração que sustenta estas projeções é apresentado na seção 4.4 e deve ser considerado na leitura das Figuras 8 a 11.

Nos modelos prognósticos, nota-se que o avanço da agropecuária se limitou à presença dos cambissolos nas porções leste e oeste do município, como também ao relevo menos acidentado, com baixa declividade e até aproximadamente 800 m de altitude. O crescimento de agropecuária associado à presença de cambissolos e, em menor grandeza, de latossolos, ocorre em decorrência de características específicas desses solos. Comportamento similar a este foi observado em lavouras de café na região fisiográfica do Alto São Francisco, em Minas Gerais (Serafim et al., 2013).

Os latossolos de Morro do Chapéu apresentam nível de fertilidade natural muito baixo; os locais com registros eutróficos podem estar associados à proximidade de calcário, sendo, portanto, mais férteis (CPRM, 1995). Os cambissolos, por sua vez, são solos pouco desenvolvidos, com horizonte B incipiente sobrejacente à rocha calcária da Formação Salitre, sendo, em razão do material de origem carbonático, frequentemente eutróficos, bem drenados, com profundidade variada, textura média e, portanto, detentores de boa fertilidade natural (Embrapa, 2018; Silva, 2020).

A presença de aerogeradores esteve associada à redução de agropecuária e à conversão desse uso para formação natural não florestal ou formações savânicas de 2019 até 2025, não se observando interferência em formações florestais, visto que esse tipo de formação se localiza mais ao sul do município, em áreas que não abrigam tais equipamentos. Sobrinho-Junior, Morais e Silva (2020) constataram supressão de atividades agrícolas em áreas de implantação de sítios eólicos no município de Serra do Mel, no Rio Grande do Norte, embora esse não seja o interesse de uso prioritário para os

agricultores e haja interesse na reestruturação das áreas agrícolas.

Há evidências de interferência de parques eólicos na temperatura do ar próximo à superfície, alternada entre aquecimento e refrigeração durante a noite e o dia (Roy; Traiteur, 2010). Esse elemento do clima influencia significativamente o rendimento de culturas, e tal variação de temperatura pode ser um fator limitante ao desenvolvimento agrícola próximo a torres eólicas. Além disso, a locação de propriedades rurais para a instalação de aerogeradores pode viabilizar maior lucro do que a exploração de atividades agropecuárias.

Convém, todavia, delimitar o alcance dessa leitura. O que o experimento evidencia é uma associação espacial, no período de calibração, entre proximidade a aerogeradores e transições de Agropecuária para classes naturais, associação que o modelo então propaga para os horizontes projetados. Nenhum desenho contrafactual foi empregado — não houve, por exemplo, comparação com áreas pareadas sem aerogeradores —, de modo que não é possível atribuir aos parques eólicos um efeito causal de contenção da agropecuária. Os mecanismos sugeridos pela literatura, como a alteração microclimática (Roy; Traiteur, 2010) e a substituição de renda agrícola por renda de arrendamento (Sobrinho-Junior; Morais; Silva, 2020), são hipóteses plausíveis a serem testadas, e não explicações demonstradas por estes resultados. Cabe registrar, além disso, que a contenção da agropecuária não equivale a ganho ambiental líquido, dado o conjunto de impactos associados à implantação e à operação desses empreendimentos na área de estudo (Staut, 2011).

Os resultados positivos de proteção e recuperação ambiental observados por meio da gestão de unidades de conservação são amplamente discutidos na comunidade científica (Hassler, 2005; Young; Medeiros, 2018). Ainda que ocorram em menor quantidade em relação aos outros biomas brasileiros, as unidades de conservação têm demonstrado grande importância para a preservação do Bioma Caatinga, um dos ecossistemas menos protegidos do Brasil (Teixeira, 2016; Oliveira; Silva; Moura, 2019).

Nos limites do Parque Estadual de Morro do Chapéu, com o passar do tempo, nota-se crescimento de formações naturais não florestais em áreas que em 2019 eram ocupadas por agropecuária. O modelo projeta, também, o desenvolvimento de formações naturais não florestais em áreas anteriormente não vegetadas nas dependências do parque. Nos limites da Área de Proteção Ambiental Gruta dos Brejões, observou-se redução e fragmentação das manchas de agropecuária, ao mesmo tempo que houve o surgimento de manchas de formações naturais não florestais.

Também aqui a inferência precisa ser qualificada. A distância a unidades de conservação entrou no modelo como variável explicativa de transições de uso antrópico para classes naturais (Quadro 4), de modo que o comportamento observado nos mapas projetados reflete, antes de tudo, a associação

ISSN: 2177-3246

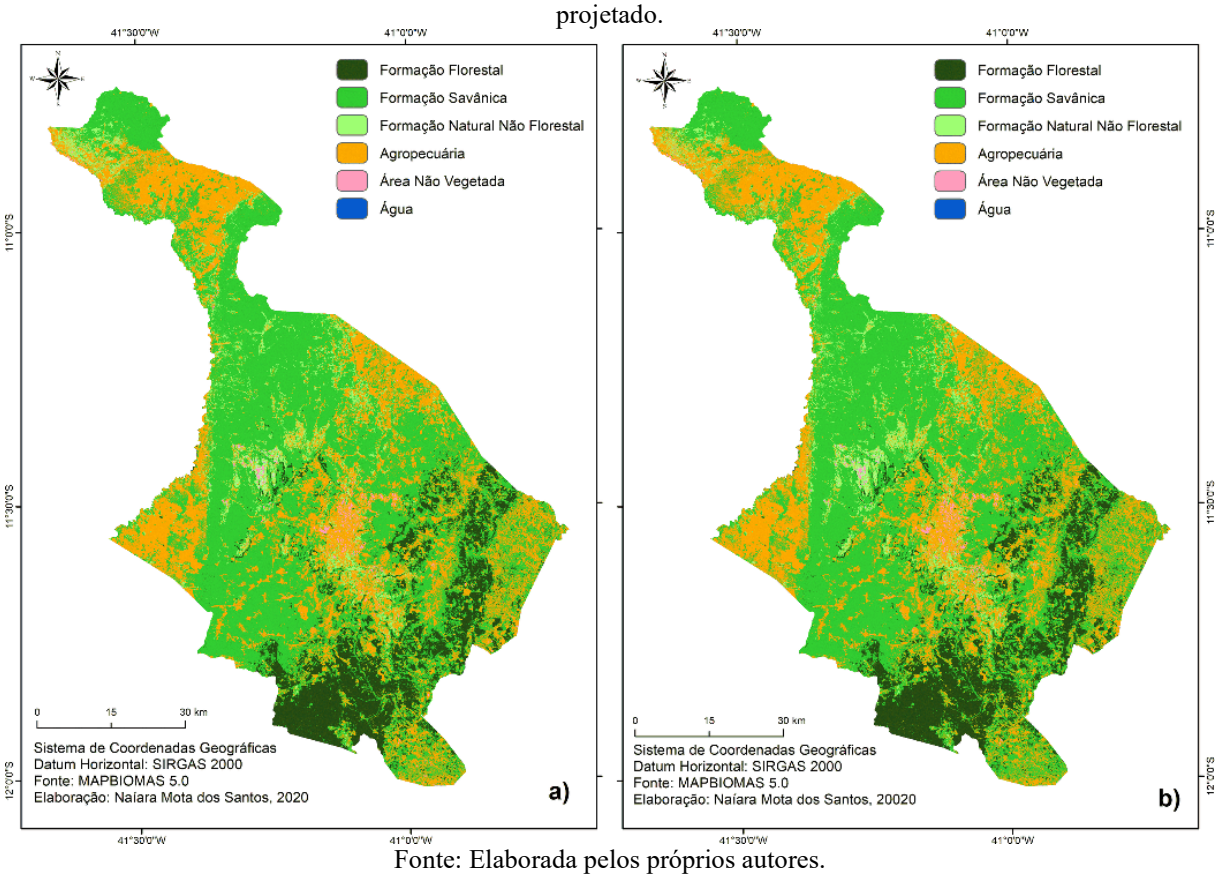
estatística estimada na calibração. A literatura demonstra que a efetividade de áreas protegidas depende do regime de governança e, sobretudo, da localização — unidades situadas em áreas de baixa pressão tendem a exibir desempenho aparente superior ao real quando não se controla o contrafactual (Nolte et al., 2013). Uma avaliação da efetividade do Parque Estadual de Morro do Chapéu exigiria esse controle, que está fora do escopo do presente experimento.

A comparação entre as Figuras 8 e 10 permite acompanhar essa reorganização: a Figura 8 contrasta o mapa real de 2019 com o cenário projetado para 2025, e a Figura 10 contrasta os cenários de 2025 e 2030. As Figuras 9 e 11 reproduzem os mesmos pares após a aplicação do filtro de maioria, que suprime células isoladas e evidencia a estrutura das manchas; a leitura conjunta dos pares filtrados e não filtrados mostra que boa parte da mudança projetada ocorre em manchas de pequeno porte, dispersas na matriz savânica, e não em frentes contínuas de conversão.

Na região sudeste do município, nota-se que áreas próximas à rede hidrográfica apresentaram tendência ao surgimento de novas manchas de agropecuária convertidas de formações savânicas; nessa região, as manchas de agropecuária tornam-se menores e menos conectadas com o passar do tempo. Ao sul do município, áreas que eram agropecuária em 2019 tendem a ser convertidas, no modelo, em formação florestal, reduzindo-se a agropecuária ao longo dos anos. O modelo projeta, entre 2019 e 2025, perda de formação natural não florestal em função da agropecuária na porção noroeste do território municipal, transição que se acentua de 2025 a 2030. Nos mapas projetados, a proximidade aos poços não se traduziu em concentração visível de novas conversões, embora os pesos de evidência indiquem associação positiva com a conversão de Formação Florestal em Agropecuária (seção 4.2).

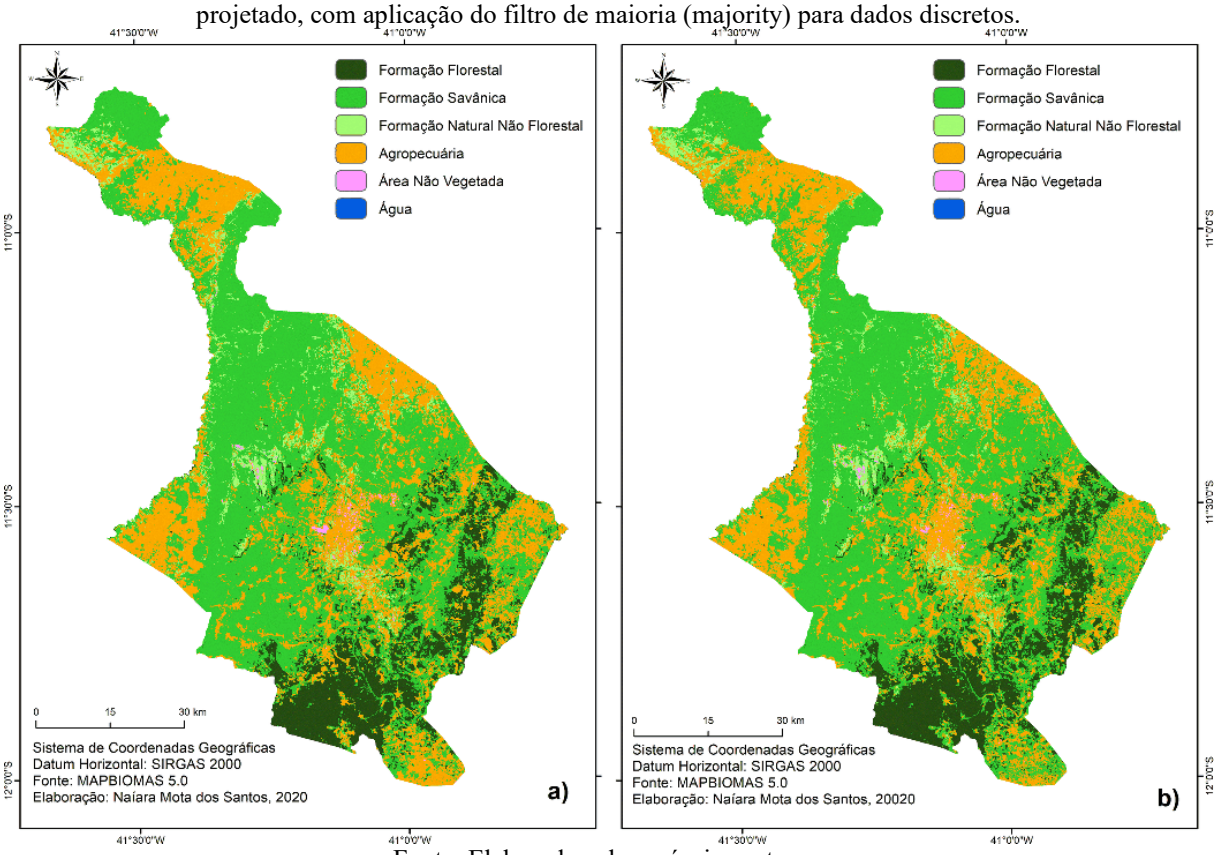
ISSN: 2177-3246

Figura 8 – Mapas de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, em (a) 2019, mapa real, e (b) 2025, cenário projetado.



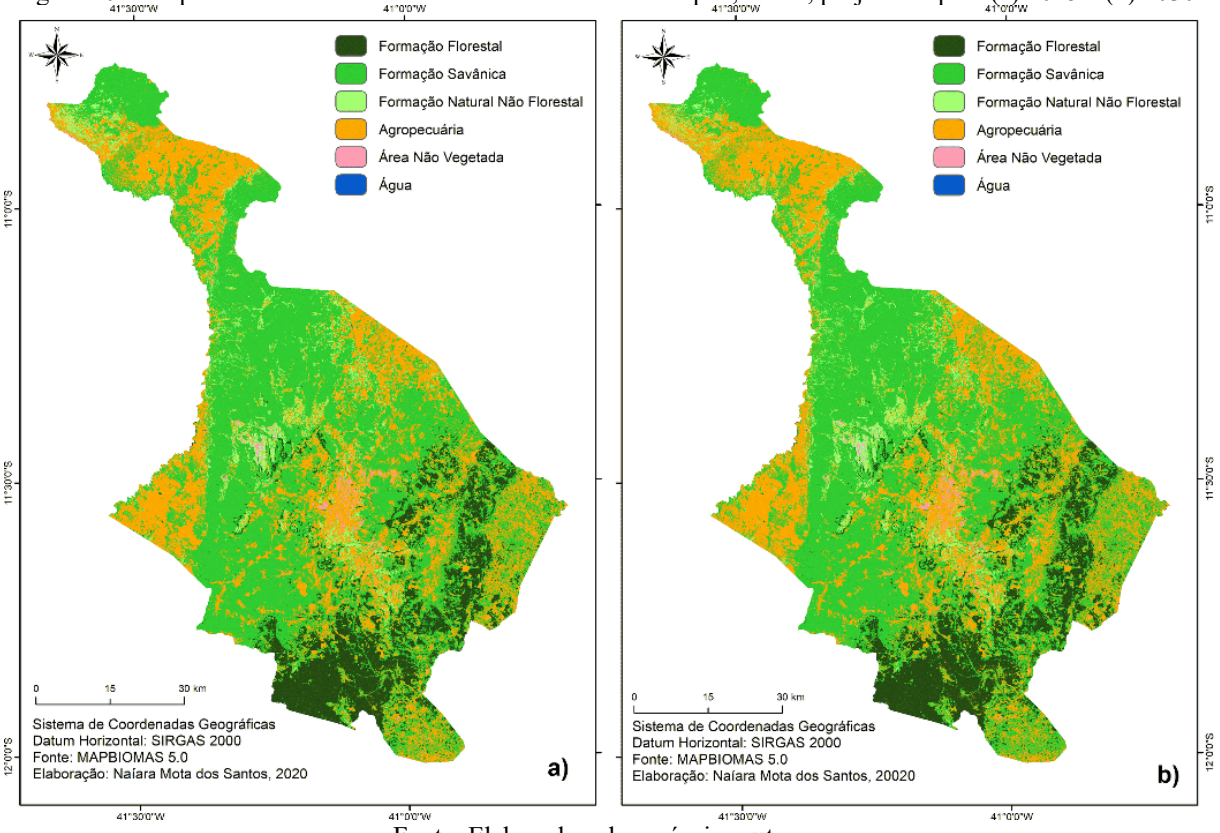
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura 9 – Mapas de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, em (a) 2019, mapa real, e (b) 2025, cenário projetado, com aplicação do filtro de maioria (majority) para dados discretos.



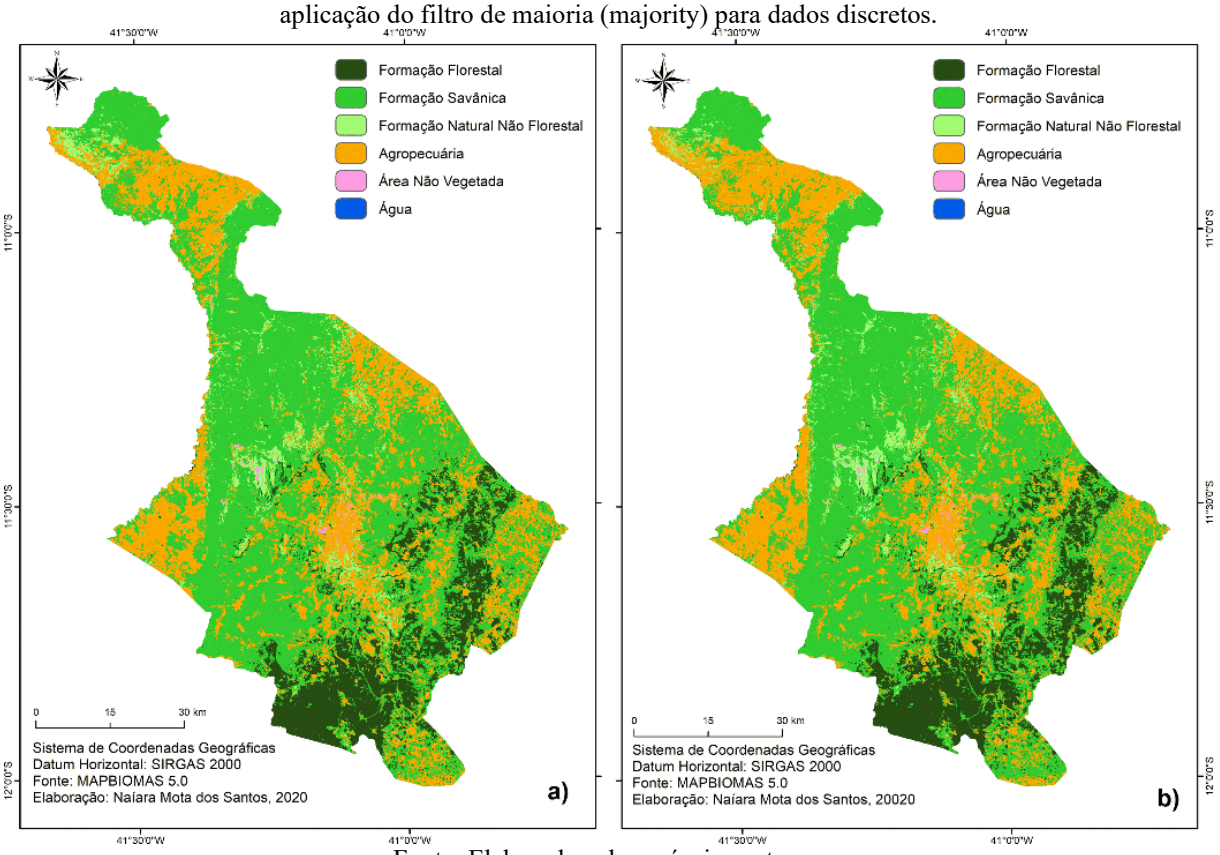
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura 10 – Mapas de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, projetados para (a) 2025 e (b) 2030.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura 11 – Mapas de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, projetados para (a) 2025 e (b) 2030, com aplicação do filtro de maioria (majority) para dados discretos.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

4.4 VALIDAÇÃO DO MODELO

O modelo foi inicialmente calibrado para simular o ano de 2019, e o resultado dessa modelagem foi submetido à comparação com o mapa de uso e cobertura da terra real de 2019, a fim de avaliar a similaridade entre o mapa simulado e o real e, assim, validar a parametrização atribuída ao modelo preditivo. Para tanto, dois mapas-diferença foram gerados, sendo o primeiro resultante da subtração entre o mapa final real (2019) e o mapa inicial (1999), e o segundo da subtração entre o mapa final simulado (2019) e o mapa inicial (1999). Os valores de similaridade fuzzy obtidos com a função de decaimento exponencial, em janela de 11×11 pixels, são apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 – Validação do modelo pela função de decaimento exponencial, em janela de 11×11 pixels.

Medida	**Similaridade fuzzy (janela 11×11)**
Similaridade máxima	0,5713
Similaridade mínima	0,2923

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Na função de decaimento constante, foi calculada a similaridade fuzzy entre os mesmos mapas-diferença a partir de um conjunto de janelas de diferentes resoluções: 1×1, 3×3, 5×5, 7×7, 9×9 e 11×11 pixels. O menor ajuste variou de 0,1453 na janela de 1×1 pixel a 0,5198 na janela de 11×11 pixels, ao

passo que o maior ajuste variou de 0,1453 na resolução de 1×1 pixel até 0,9229 na resolução de 11×11 pixels (Tabela 7). Se a classe presente na célula central de uma janela posicionada sobre um dos mapas-diferença é encontrada em qualquer posição dentro da janela correspondente posicionada sobre o outro mapa-diferença, o ajuste terá valor 1, independentemente da localização da célula na janela de vizinhança.

Em aplicações do Dinamica EGO, valores mais elevados, como por exemplo acima de 0,7 para janelas de 5×5 pixels com decaimento constante, indicam similaridade satisfatória entre o mapa simulado e o mapa real, sendo que o valor 1 significa que ambos os mapas são completamente idênticos, o que nunca ocorre na prática. O método de Hagen (2003), contudo, não estabelece limiar universal de aceitação, e esse patamar deve ser lido como convenção empírica.

Tabela 7 – Validação do modelo pela função de decaimento constante, por tamanho de janela.

Tamanho da janela (pixels)	Similaridade mínima	Similaridade máxima
1×1	0,1453	0,1453
3×3	0,2392	0,5771
5×5	0,3261	0,7923
7×7	0,4008	0,8701
9×9	0,4647	0,9039
11×11	0,5198	0,9229

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

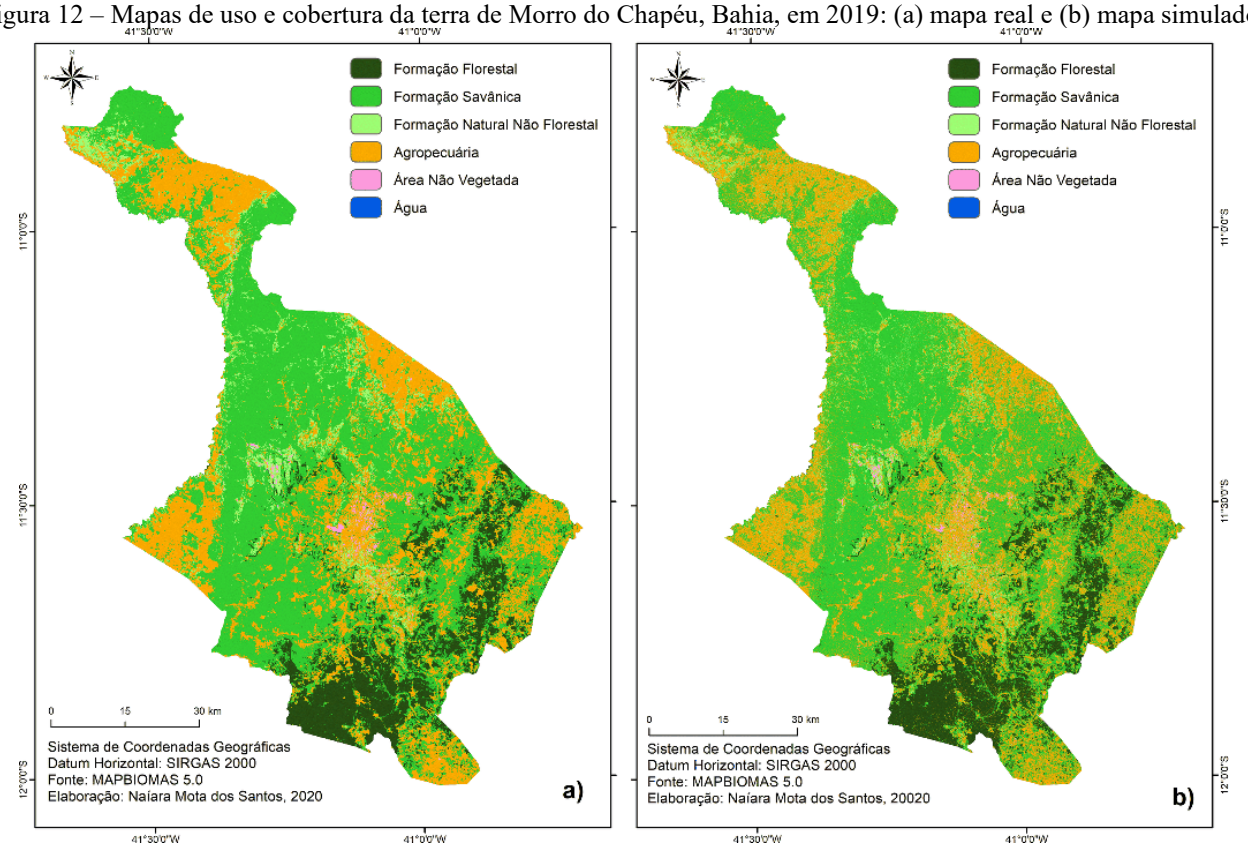
A avaliação desse desempenho requer que se distinga o limite superior do limite inferior das medidas obtidas. Pelo critério empírico usual, o ajuste máximo com decaimento constante em janela de 5×5 pixels (0,7923) situa-se acima do patamar de 0,7 e autoriza considerar a calibração aceitável para fins de alocação espacial aproximada. O limite inferior, porém, é substancialmente menor na mesma janela (0,3261) e só alcança 0,5198 na vizinhança de 11×11 pixels, isto é, em uma janela de cerca de 330 m de lado, equivalente a uma tolerância de cerca de 150 m em torno de cada célula. Sob decaimento exponencial, que pondera a vizinhança pela distância e é, por isso, mais exigente, os valores caem para 0,5713 e 0,2923. Reportar apenas o valor máximo, como é prática frequente, oferece uma leitura otimista do desempenho: a diferença entre os dois limites indica que o modelo acerta a quantidade e a vizinhança geral da mudança com razoável aproximação, mas não a sua localização célula a célula.

Duas ressalvas metodológicas reforçam essa leitura. A primeira é que a comparação entre mapas-diferença mede concordância de mudança, o que é adequado, mas as métricas de similaridade categórica são sensíveis à proporção de persistência e podem ser infladas quando a área que muda é pequena em relação ao total — no caso, 14,39% —, razão pela qual se recomenda decompor o desacordo em componentes de quantidade e de alocação em lugar de reportar um índice único (van

ISSN: 2177-3246

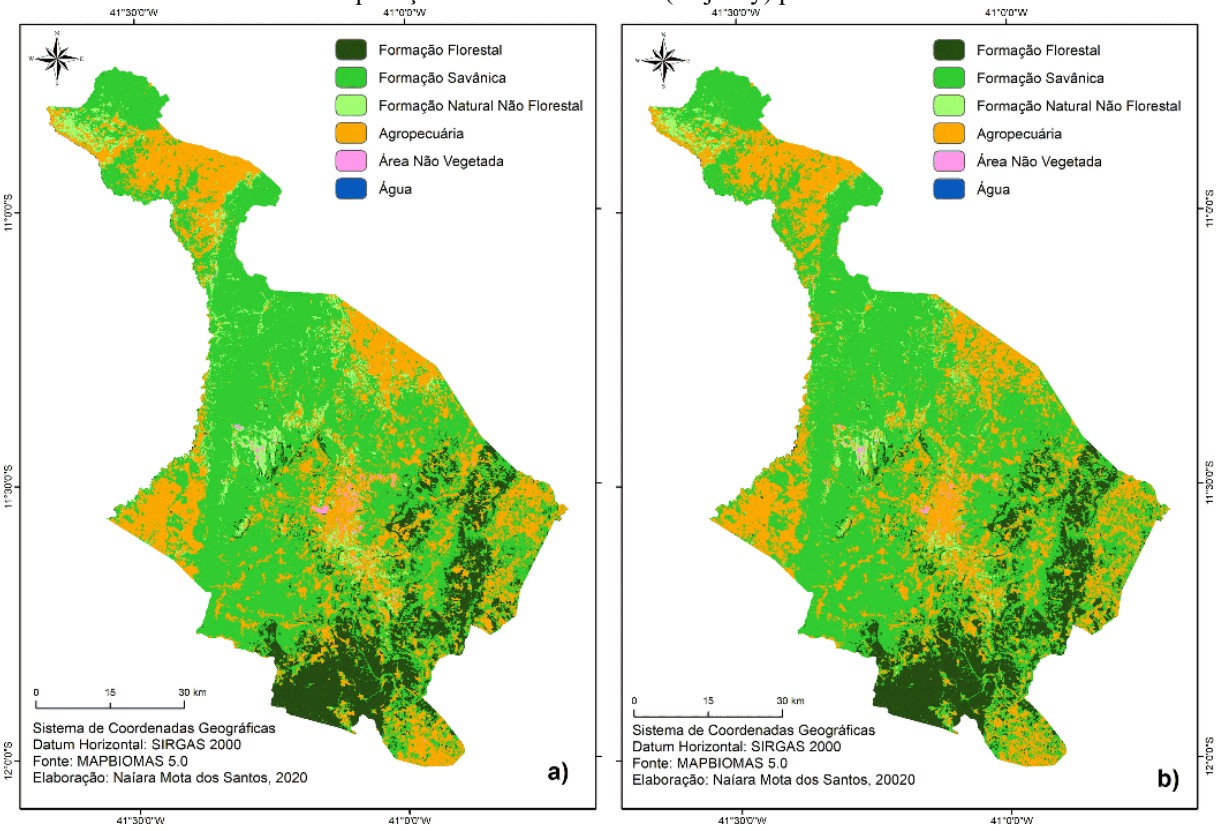
Vliet; Bregt; Hagen-Zanker, 2011; Pontius Jr.; Millones, 2011). A segunda é que a validação foi realizada sobre o mesmo intervalo empregado na calibração, o que caracteriza uma verificação de ajuste, e não um teste independente; uma validação mais robusta exigiria calibrar em um subintervalo, por exemplo 1999–2010, e testar em outro, 2010–2019. Comparações visuais entre o mapa real e o mapa simulado de 2019 são apresentadas nas Figuras 12 e 13.

Figura 12 – Mapas de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, em 2019: (a) mapa real e (b) mapa simulado.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura 13 – Mapas de uso e cobertura da terra de Morro do Chapéu, Bahia, em 2019: (a) mapa real e (b) mapa simulado, ambos com aplicação do filtro de maioria (majority) para dados discretos.



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

4.5 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Os resultados devem ser lidos à luz de sete limitações. A primeira é temporal: os dados de entrada encerram-se em 2019 e os horizontes de 2025 e 2030 foram definidos a partir daquele ponto, de modo que as projeções aqui apresentadas descrevem a continuação do padrão 1999–2019 e não incorporam mudanças ocorridas após a aquisição dos dados; coleções mais recentes do MapBiomas permitiriam recalibrar o modelo e verificar retrospectivamente o cenário de 2025.

A segunda limitação é a hipótese de estacionariedade. Taxas de transição constantes ao longo de onze anos desconsideram alterações de política ambiental, de preços agrícolas, de disponibilidade hídrica e do ritmo de implantação de parques eólicos, fatores que atuaram de forma não linear no período. Como discutido na seção 4.3, contudo, a trajetória oscilante projetada não é explicada apenas por essa hipótese, uma vez que a aplicação direta da matriz estacionária projeta a continuidade da tendência observada.

A terceira decorre da resolução e da natureza dos dados de cobertura. A resolução de 30 m e a legenda em seis classes não resolvem manchas pequenas, faixas ripárias estreitas nem gradientes internos de degradação; além disso, a classe Formação Natural Não Florestal agrega campos rupestres

ISSN: 2177-3246

e afloramentos rochosos, reunindo em uma única categoria feições de composição florística e de fragilidade muito distintas, o que é particularmente restritivo em um município cujo endemismo se concentra justamente nos campos rupestres.

A quarta é a incerteza do produto de mapeamento. Em vegetação aberta e caducifólia, a oscilação interanual entre as classes savânica, campestre e agropecuária mistura conversão efetiva, resposta fenológica à variabilidade pluviométrica e erro de classificação (Souza Jr. et al., 2020; Jardim et al., 2022). Como o modelo é calibrado sobre essas transições, parte da rotatividade incorporada à matriz pode não corresponder a mudança real na superfície, e os dados disponíveis não permitem quantificar essa fração.

A quinta refere-se à parametrização. Não foram registrados a unidade dos valores de tamanho médio de mancha da Tabela 3, os parâmetros do algoritmo expander nem a repartição das mudanças entre expander e patcher, e não foi conduzida análise de sensibilidade desses parâmetros. Como a geometria das manchas simuladas depende diretamente deles, a reprodutibilidade integral desta etapa fica comprometida.

A sexta é a verificação incompleta da independência espacial das variáveis explicativas, ausente para as cinco transições que têm a Formação Natural Não Florestal como origem, e a divergência entre os critérios de Cramér e de JIU observada em três pares, conforme discutido na seção 4.2.

A sétima é a ausência de desenho contrafactual. As associações identificadas entre transições e proximidade a unidades de conservação ou a aerogeradores não autorizam conclusões causais sobre a efetividade dessas estruturas, cuja avaliação requer comparação com áreas pareadas de pressão equivalente (Nolte et al., 2013). Nenhuma dessas limitações invalida os resultados; todas, porém, delimitam o tipo de afirmação que eles sustentam.

4.6 CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA

A contribuição empírica do estudo consiste em quantificar e espacializar, para um município que concentra áreas protegidas, geossítios de interesse internacional, agricultura irrigada e adensamento eólico, a magnitude e a direção dos fluxos de conversão de uso e cobertura da terra em duas décadas, incluindo os fluxos de retorno habitualmente suprimidos em balanços líquidos. A contribuição metodológica reside em documentar, com verificação aritmética, o comportamento de um modelo markoviano estacionário calibrado por pesos de evidência quando aplicado a uma paisagem semiárida de alta rotatividade bidirecional, e em mostrar que, nessas condições, a trajetória projetada de curto prazo pode divergir do balanço observado o que, no presente caso, exige a verificação da implementação, uma vez que a aplicação direta da matriz estacionária projeta a continuidade da

tendência observada — resultado que recomenda cautela na leitura prognóstica de exercícios semelhantes na Caatinga. A contribuição para a gestão está no mapeamento das faixas de altitude, declividade e proximidade viária e hídrica em que a conversão é mais provável, informação diretamente utilizável no ordenamento territorial municipal, na definição da zona de amortecimento do Parque Estadual de Morro do Chapéu e na avaliação da proposta de geoparque. Por fim, o estudo contribui para o monitoramento ao estabelecer uma linha de base de referência (1999–2019) contra a qual coleções futuras do MapBiomas podem ser comparadas.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A simulação de cenários tendenciais de uso e cobertura da terra para Morro do Chapéu mostrou que, entre 1999 e 2019, 14,39% da área municipal mudou de classe e que essa mudança se concentrou em dois fluxos opostos entre Formação Savânica e Agropecuária, responsáveis por 61,94% de toda a área convertida. O saldo desse processo foi negativo para a vegetação natural, que recuou 4.337,37 ha (−1,04%), e positivo para os usos antrópicos, que avançaram 4.458,24 ha (+2,83%). A maior transição individual do período foi a conversão de Formação Savânica em Agropecuária, com 28.822,77 ha, o que confirma a agropecuária como principal vetor de pressão sobre a vegetação nativa local — não pela supressão de floresta, que respondeu por apenas 2,99% da mudança, mas pela rotatividade da vegetação savânica e dos campos rupestres, formações que concentram o endemismo regional.

Como resultado secundário, a análise dos pesos de evidência indicou que as conversões para uso antrópico se concentram em relevo suave, altitudes intermediárias e proximidade da malha viária e dos pontos de captação de água subterrânea, e que os solos, sobretudo os cambissolos, delimitam espacialmente o avanço da agropecuária. A calibração para 2019 alcançou similaridade fuzzy máxima de 0,7923 em janela de 5×5 pixels com decaimento constante, acima do patamar de referência de 0,7, mas similaridade mínima de apenas 0,3261 na mesma janela, o que indica que o modelo reproduz melhor a quantidade e a vizinhança da mudança do que a sua localização precisa.

O significado científico do trabalho está menos no valor numérico das projeções do que no que elas revelam sobre o próprio instrumento. As trajetórias obtidas para 2025 e 2030 não reproduzem a tendência líquida do período de calibração e não devem ser lidas como indício de recuperação da vegetação nativa: não decorrem da simples aplicação da matriz de transição estacionária, que, aplicada diretamente ao mapa de 2019, projetaria a continuidade da tendência observada, o que indica a necessidade de verificar a implementação do modelo antes de seu uso prognóstico. Essa verificação é condição para o uso responsável de modelos dinâmicos em ambientes semiáridos.

Por razões distintas, os parques eólicos e as unidades de conservação apareceram associados à

contenção do avanço agropecuário na área de estudo. Os parques eólicos, embora associados à retração da agropecuária no período, podem estar desencadeando outros problemas ambientais, como risco ao patrimônio geológico, bem como poluição sonora e visual em áreas indicadas à conservação por apresentarem interesse geocientífico, a exemplo da proposta do Geoparque Morro do Chapéu.

Registre-se, contudo, que essas associações foram estimadas a partir do próprio período de calibração e propagadas pelo modelo, sem qualquer controle contrafactual, razão pela qual não sustentam conclusão causal sobre a efetividade de unidades de conservação ou de parques eólicos na conservação da vegetação nativa.

Além de fornecer prognósticos de processos de mudança de uso e cobertura da terra, a presente investigação mostrou-se propícia ao auxílio na formulação de diretrizes e na tomada de decisões que envolvam o monitoramento de processos antrópicos que oferecem riscos a ambientes semiáridos, como o Bioma Caatinga, inclusive em ambientes complexos como o município de Morro do Chapéu, Bahia.

O modelo reproduziu de forma aproximada a quantidade e a vizinhança geral das mudanças da paisagem, com exceção da categoria Água, a qual não apresentou resultados satisfatórios.

Esse desempenho insuficiente da classe Água é coerente com a sua própria natureza no conjunto de dados: com apenas 143,46 ha em 1999 e 22,59 ha em 2019, e com 96,11% de sua área inicial convertida, trata-se de uma classe de extensão muito reduzida e de comportamento fortemente dependente da variabilidade pluviométrica, para a qual taxas de transição estimadas sobre um número pequeno de células são inevitavelmente instáveis.

Como perspectivas, recomenda-se: recalibrar o modelo com as coleções mais recentes do MapBiomas e verificar retrospectivamente o cenário projetado para 2025; adotar validação em intervalos independentes de calibração e teste, com decomposição do desacordo em componentes de quantidade e de alocação; conduzir análise de sensibilidade dos parâmetros de alocação; completar o teste de independência espacial para as transições originadas na Formação Natural Não Florestal; desagregar essa classe de modo a separar campos rupestres de afloramentos rochosos; e simular cenários alternativos de política territorial, contrastando manutenção, intensificação e contenção da conversão, de forma a transformar o exercício tendencial em instrumento efetivo de apoio à decisão.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi apoiado pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e pelo Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação (MCTI), por meio do edital CNPq/MCTI nº 441271/2023-5 –Presente, Passado e Futuro da Biodiversidade do Semiárido: Inventários,

ISSN: 2177-3246

Monitoramento, Impactos das Mudanças Climáticas e Implicações para o Uso e Conservação da Flora, Fauna e Fungos. W.J.F.R. foi apoiado por bolsa de produtividade em pesquisa do CNPq (processo nº 314954/2021-0), Projeto Prospecta 4.0 –CNPq (processo nº 407907/2022-0) e pelo projeto 30202010010121001 –CTBIO –FINEP, associada ao Centro Temático de Bioeconomia do Semiárido (UEFS –CTBio-CIMATEC SERTÃO). Os autores agradecem ao Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia em Estudos Interdisciplinares e Transdisciplinares em Ecologia e Evolução (INCT IN-TREE), financiado pelo CNPq (408930/2024-1), pela CAPES (88887.195651/2025-00) e pela FAPESP. Financiamento adicional foi fornecido pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado da Bahia (FAPESB), por meio do programa Bioeconomia, Recursos Hídricos e Sustentabilidade Ambiental na Bahia, no âmbito da Chamada nº 38/2022, Acordo de Cooperação Técnica nº 294/2023 e Termo de Outorga nº PPF0003/2023. Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente (PPGM/UEFS) pelo apoio institucional, bem como ao SENAI CIMATEC pela contribuição no desenvolvimento científico e tecnológico voltado à inovação aplicada.R.N.V. foi apoiado pelo INCT IN-TREE e agradece a bolsa SET-G 30202010010121001 –CTBIO –FINEP, associada ao Centro Temático de Bioeconomia doSemiárido (UEFS –CTBio-CIMATEC SERTÃO), vinculado a Projetos Especiais.

ISSN: 2177-3246

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). Sistema de Informações Geográficas do Setor Elétrico (SIGEL). Brasília: ANEEL, 2019. Disponível em: https://sigel.aneel.gov.br/Down/. Acesso em: 7 dez. 2020.

ALMEIDA, Cláudia Maria de. Modelagem da dinâmica espacial como uma ferramenta auxiliar ao planejamento: simulação de mudanças de uso da terra em áreas urbanas para as cidades de Bauru e Piracicaba (SP), Brasil. 2004. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2004.

ALMEIDA, Cláudia Maria de; MONTEIRO, Antonio Miguel Vieira; CÂMARA, Gilberto; SOARES-FILHO, Britaldo Silveira; CERQUEIRA, Gustavo Coutinho; ARAÚJO, Willian Leite; PANTUZZO, Alexandre E. Modeling the urban evolution of land use transitions using cellular automata and logistic regression. In: IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS), 2003, Toulouse. Proceedings. Toulouse: IEEE, 2003. v. 3, p. 1564-1566.

ALMEIDA, Cláudia Maria de; MONTEIRO, Antonio Miguel Vieira; CÂMARA, Gilberto; SOARES-FILHO, Britaldo Silveira; CERQUEIRA, Gustavo Coutinho; PENNACHIN, Cássio Lopes; BATTY, Michael. GIS and remote sensing as tools for the simulation of urban land-use change. International Journal of Remote Sensing, v. 26, n. 4, p. 759-774, 2005. DOI: https://doi.org/10.1080/01431160512331316865.

ARRAES, Kátia Alves; CUELLAR, Miguel Zanic; FAUSTINO, Aline Berto; PEREIRA, Gabriela de Oliveira. O uso das geotecnologias na compreensão do bioma Caatinga. In: SIMPÓSIO REGIONAL DE GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO, 2017, Salvador. Anais. Salvador: Geonordeste, 2017. p. 201-208.

BAHIA. Decreto n.º 7.413, de 17 de agosto de 1998. Cria o Parque Estadual de Morro do Chapéu e dá outras providências. Salvador: Governo do Estado da Bahia, 1998.

BASTOS, Cláudia Araújo; BERG, Cássio van den. A família Orchidaceae no município de Morro do Chapéu, Bahia, Brasil. Rodriguésia, v. 64, n. 4, p. 883-927, 2012.

BELL, Earl J.; HINOJOSA, Ramon C. Markov analysis of land use change: continuous time and stationary processes. Socio-Economic Planning Sciences, v. 11, n. 1, p. 13-17, 1977. DOI: https://doi.org/10.1016/0038-0121(77)90041-6.

BONHAM-CARTER, Graeme F. Geographic information systems for geoscientists: modelling with GIS. Ontario: Pergamon, 1994.

BURROUGH, Peter A. Dynamic modelling and geocomputation. In: LONGLEY, Paul A.; BROOKS, Sue M.; MCDONNELL, Rachael; MACMILLAN, Bill (org.). Geocomputation: a primer. London: John Wiley & Sons, 1998.

CASIMIRO, Pedro Cortesão. Estrutura, composição e configuração da paisagem: conceitos e princípios para a sua quantificação no âmbito da ecologia da paisagem. Revista Portuguesa de Estudos Regionais, n. 20, p. 101-125, 2009.

ISSN: 2177-3246

CAYO, Efrain Yury Turpo. Modelagem de mudanças espaço-temporais de ambientes glaciais dos Andes do Sul, Peru. 2018. Dissertação (Mestrado em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente) – Universidade Estadual de Feira de Santana, Feira de Santana, 2018.

CPRM – SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL. GeoSGB: dados, informações e produtos geológicos. Brasília: CPRM, 2014. Disponível em: http://geosgb.cprm.gov.br/geosgb/downloads.html. Acesso em: 14 ago. 2020.

CPRM – SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL. Projeto mapas municipais: município de Morro do Chapéu, BA. Salvador: CPRM, 1995.

CPRM – SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL. SIAGAS: Sistema de Informações de Águas Subterrâneas. Brasília: CPRM, 2019. Disponível em: http://siagasweb.cprm.gov.br/. Acesso em: 7 dez. 2020.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES (DNIT). VGeo: visualizador geográfico. Brasília: DNIT, 2019. Disponível em: http://servicos.dnit.gov.br/vgeo/. Acesso em: 7 dez. 2020.

EMBRAPA. Sistema brasileiro de classificação de solos. 5. ed. rev. e ampl. Brasília: Embrapa, 2018.

GANEN, Roseli Senna. Caatinga: estratégias de conservação. Brasília: Câmara dos Deputados, 2017.

HAGEN, Alex. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. International Journal of Geographical Information Science, v. 17, n. 3, p. 235-249, 2003. DOI: https://doi.org/10.1080/13658810210157822.

HASSLER, Márcio Luís. A importância das unidades de conservação no Brasil. Sociedade & Natureza, v. 17, n. 33, p. 79-89, 2005.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Downloads: geociências. Rio de Janeiro: IBGE, 2019b. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/geociencias/downloads-geociencias.html. Acesso em: 7 dez. 2020.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Morro do Chapéu (BA): panorama. Estimativas da população residente com data de referência 1.º de julho de 2019. Rio de Janeiro: IBGE, 2019a. Disponível em: https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ba/morro-do-chapeu/panorama. Acesso em: 18 ago. 2020.

INSTITUTO CHICO MENDES DE CONSERVAÇÃO DA BIODIVERSIDADE (ICMBIO). Downloads: mapa temático e dados geoestatísticos das unidades de conservação. Brasília: ICMBio, 2019. Disponível em: https://www.icmbio.gov.br/portal/geoprocessamentos. Acesso em: 7 dez. 2020.

INSTITUTO DE MEIO AMBIENTE E RECURSOS HÍDRICOS (INEMA). Proposta de redefinição da poligonal do Parque Estadual de Morro do Chapéu, Bahia: relatório técnico consolidado (resumo executivo). Salvador: Inema, 2011.

ISSN: 2177-3246

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). TopoData: banco de dados geomorfométricos do Brasil. São José dos Campos: INPE, 2020. Disponível em: http://www.webmapit.com.br/inpe/topodata/. Acesso em: 14 ago. 2020.

JARDIM, Alexandre Maniçoba da Rosa Ferraz; ARAÚJO JÚNIOR, George do Nascimento; SILVA, Marcos Vinícius da; SANTOS, Anderson dos; SILVA, Jhon Lennon Bezerra da; PANDORFI, Héliton; OLIVEIRA-JÚNIOR, José Francisco de; TEIXEIRA, Antônio Heriberto de Castro; TEODORO, Paulo Eduardo; LIMA, João L. M. P. de et al. Using remote sensing to quantify the joint effects of climate and land use/land cover changes on the Caatinga biome of Northeast Brazilian. Remote Sensing, v. 14, n. 8, e1911, 2022. DOI: https://doi.org/10.3390/rs14081911.

LEAL, Inara R.; SILVA, José Maria Cardoso da; TABARELLI, Marcelo; LACHER JR., Thomas E. Mudando o curso da conservação da biodiversidade na Caatinga do Nordeste do Brasil. Megadiversidade, v. 1, n. 1, p. 139-146, 2005.

LEAL, Inara R.; TABARELLI, Marcelo; SILVA, José Maria Cardoso da (ed.). Ecologia e conservação da Caatinga. Recife: Editora Universitária da UFPE, 2003.

LIMA, Ednardo Correia. Modelagem da dinâmica de paisagem: simulação de cenários na região do baixo curso do rio dos Sinos, RS. 2014. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

LOBÃO, Jocimara Souza Britto. Análise socioambiental do município de Morro do Chapéu: baseada em geotecnologias. 2006. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2006.

LOBÃO, Jocimara Souza Britto; VALE, Raquel de Matos Cardoso. Microbacias na região do Parque Estadual de Morro do Chapéu (PEMC): um modelo em SIG para análise ambiental. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. Anais. São José dos Campos: INPE, 2007. p. 2769-2776.

LUDEKE, Aaron Kim; MAGGIO, Robert C.; REID, Leslie M. An analysis of anthropogenic deforestation using logistic regression and GIS. Journal of Environmental Management, v. 31, n. 3, p. 247-259, 1990.

MAEDA, Eduardo E.; ALMEIDA, Cláudia Maria de; XIMENES, Arimatéa de Carvalho; FORMAGGIO, Antonio R.; SHIMABUKURO, Yosio E.; PELLIKKA, Petri. Dynamic modeling of forest conversion: simulation of past and future scenarios of rural activities expansion in the fringes of the Xingu National Park, Brazilian Amazon. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 13, n. 3, p. 435-446, 2011. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jag.2010.09.008.

NOLTE, Christoph; AGRAWAL, Arun; SILVIUS, Kirsten M.; SOARES-FILHO, Britaldo S. Governance regime and location influence avoided deforestation success of protected areas in the Brazilian Amazon. Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 110, n. 13, p. 4956-4961, 2013. DOI: https://doi.org/10.1073/pnas.1214786110.

NOVAES, Maikon Roberth. Análise da redução da queima na colheita da cana-de-açúcar por meio de modelagem dinâmica espacial. 2010. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010.

ISSN: 2177-3246

OLIVEIRA, Cícero Diogo Lins; SILVA, Ana Paula Alves; MOURA, Anderson Gomes. Distribuição e importância das unidades de conservação no domínio Caatinga. Anuário do Instituto de Geociências – UFRJ, v. 42, n. 1, p. 425-429, 2019.

PEDROSA, Bianca Maria; CÂMARA, Gilberto. Modelagem dinâmica: conceitos básicos e exemplos de sistemas. In: CÂMARA, Gilberto; MONTEIRO, Antônio Miguel Vieira (org.). Introdução à modelagem dinâmica. São José dos Campos: INPE, 2003. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/cursos/tutoriais/modelagem/. Acesso em: 18 ago. 2020.

PISANI, Rodrigo José; DEMARCHI, Julio; RIEDEL, Paulina Setti. Simulação de cenário prospectivo de mudanças no uso e cobertura da terra na sub-bacia do rio Capivara, Botucatu, SP, por meio de modelagem espacial dinâmica. Revista Cerrados, v. 14, n. 2, p. 3-9, 2016.

PONTIUS JR., Robert Gilmore; MILLONES, Marco. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. International Journal of Remote Sensing, v. 32, n. 15, p. 4407-4429, 2011. DOI: https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923.

PROJETO MAPBIOMAS. Coleção 5.0 da série anual de mapas de cobertura e uso da terra do Brasil. 2020. Disponível em: https://mapbiomas.org/. Acesso em: 18 ago. 2020.

ROCHA, Antônio José Dourado; PEDREIRA, Augusto J. Geoparque Morro do Chapéu, Bahia (proposta). In: SCHOBBENHAUS, Carlos; SILVA, Cassio Roberto da (org.). Geoparques do Brasil: propostas. Rio de Janeiro: CPRM, 2012. v. 1, p. 59-110.

RODRIGUES, Hermann Oliveira; SOARES-FILHO, Britaldo Silveira; COSTA, William Leles de Souza. Dinamica EGO, uma plataforma para modelagem de sistemas ambientais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. Anais. São José dos Campos: INPE, 2007. p. 3089-3096.

ROY, Somnath Baidya; TRAITEUR, Justin J. Impacts of wind farms on surface air temperatures. Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 107, n. 42, p. 17899-17904, 2010. DOI: https://doi.org/10.1073/pnas.1000493107.

SANTOS-PINTO, Marilda; SANTOS FILHO, Humberto; SANTOS, Ivanara Pereira Lopes dos; AZEVEDO, Renato Pimenta de; PEREIRA, Ricardo Galeno Fraga de Araújo; CARVALHO, Wilton Pinto de; ESPINHEIRA, Antônio R. Leone; MARTINS, Violeta de Souza; SANTOS, José da Silva Amaral; SILVA, Marco Antônio G. Advíncula. Planejamento estratégico para a implantação de geoparques no estado da Bahia. Revista de Geologia, v. 31, n. 2, p. 143-157, 2018.

SERAFIM, Milton Evaldo; OLIVEIRA, Geraldo César; CURI, Nilton; LIMA, José Maria; GUIMARÃES, Paulo Tácito Gontijo; LIMA, Vico Mendes Pereira. Potencialidades e limitações de uso de latossolos e cambissolos, sob sistema conservacionista em lavouras cafeeiras. Bioscience Journal, v. 29, n. 6, p. 1640-1652, 2013.

SILVA, José Maria Cardoso da; TABARELLI, Marcelo; FONSECA, Mônica Tavares. Áreas e ações prioritárias para a conservação da biodiversidade na Caatinga. In: SILVA, José Maria Cardoso da; TABARELLI, Marcelo; FONSECA, Mônica Tavares; LINS, Lúcio Vilar (org.). Biodiversidade da Caatinga: áreas e ações prioritárias para a conservação. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2004. p. 349-374.

ISSN: 2177-3246

SILVA, Luciada da Luz. Modelagem do carbono orgânico no solo por espectrorradiometria de reflectância em Morro do Chapéu, BA. 2020. Dissertação (Mestrado em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente) – Universidade Estadual de Feira de Santana, Feira de Santana, 2020.

SOARES-FILHO, Britaldo Silveira; ASSUNÇÃO, Renato M.; PANTUZZO, Alexandre E. Modeling the spatial transition probabilities of landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. BioScience, v. 51, n. 12, p. 1039-1046, 2001.

SOARES-FILHO, Britaldo Silveira; CERQUEIRA, Gustavo Coutinho; ARAÚJO, Willian Leite; VOLL, Eliane. Modelagem de dinâmica de paisagem: concepção e potencial de aplicação de modelos de simulação baseados em autômato celular. Megadiversidade, v. 3, n. 1-2, p. 74-86, 2007.

SOARES-FILHO, Britaldo Silveira; CERQUEIRA, Gustavo Coutinho; PENNACHIN, Cássio Lopes. Dinamica: a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. Ecological Modelling, v. 154, n. 3, p. 217-235, 2002. DOI: https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00059-5.

SOARES-FILHO, Britaldo Silveira; CORRADI-FILHO, Leonardo; CERQUEIRA, Gustavo Coutinho; ARAÚJO, Willian Leite. Simulating the patterns of change through the use of the Dinamica model. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11., 2003, Belo Horizonte. Anais. São José dos Campos: INPE, 2003. p. 721-728.

SOBRINHO-JUNIOR, Manoel Fortunato; MORAIS, Elis Regina Costa; SILVA, Paulo César Moura. Uso e ocupação do solo de áreas agrícolas com energia eólica. Mercator, v. 19, p. 1-13, 2020.

SOUZA JR., Carlos M.; SHIMBO, Julia Z.; ROSA, Marcos R.; PARENTE, Leandro L.; ALENCAR, Ane A.; RUDORFF, Bernardo F. T.; HASENACK, Heinrich; MATSUMOTO, Marcelo; FERREIRA, Laerte G.; SOUZA-FILHO, Pedro W. M. et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. Remote Sensing, v. 12, n. 17, e2735, 2020. DOI: https://doi.org/10.3390/rs12172735.

STAUDT, Mariana Guerra; ROQUE, Nádia. As tribos Vernonieae e Eupatorieae (Asteraceae) de Morro do Chapéu, Bahia, Brasil. Rodriguésia, v. 71, p. 1-46, 2020.

STAUT, Fabiano. O processo de implantação de parques eólicos no Nordeste brasileiro. 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental Urbana) – Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2011.

TEIXEIRA, Marília Gomes. Unidades de conservação da Caatinga: distribuição e contribuições para a conservação. 2016. Dissertação (Mestrado em Ecologia) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2016.

TURNER, Monica G.; WEAR, David N.; FLAMM, Richard O. Land ownership and land-cover change in the southern Appalachian highlands and the Olympic Peninsula. Ecological Applications, v. 6, n. 4, p. 1150-1172, 1996.

VAN VLIET, Jasper; BREGT, Arnold K.; HAGEN-ZANKER, Alex. Revisiting Kappa to account for change in the accuracy assessment of land-use change models. Ecological Modelling, v. 222, n. 8, p. 1367-1375, 2011. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.01.017.

ISSN: 2177-3246

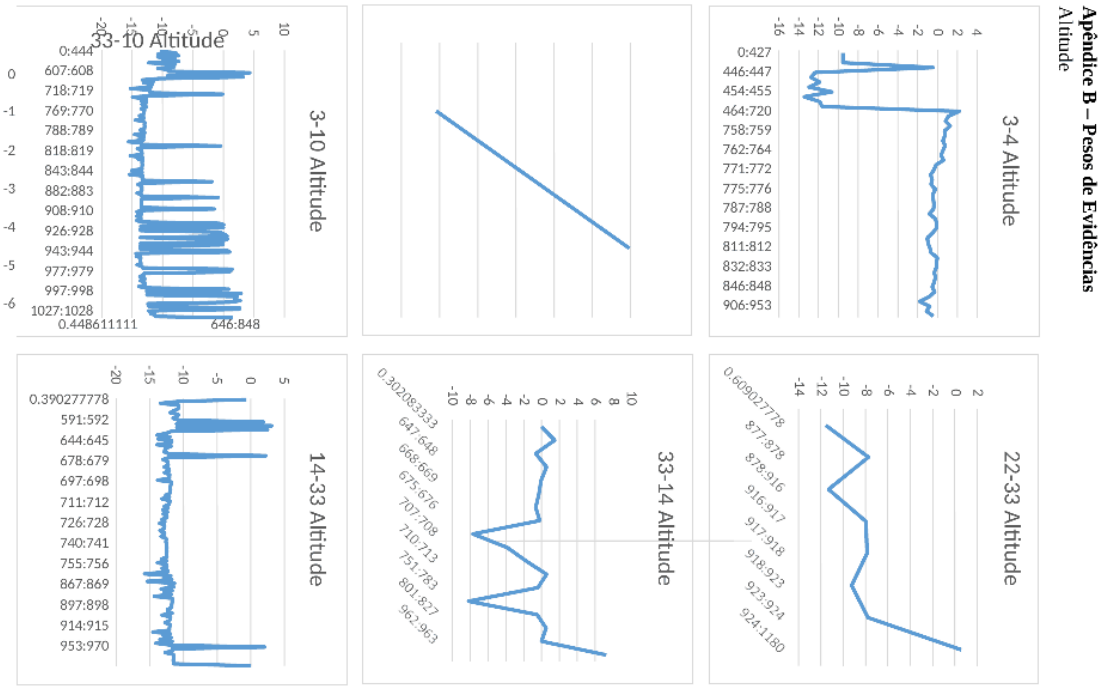
WOLFRAM, Stephen. Statistical mechanics of cellular automata. Reviews of Modern Physics, v. 55, n. 3, p. 601-644, 1983. DOI: https://doi.org/10.1103/RevModPhys.55.601.

YOUNG, Carlos Eduardo Frickmann; MEDEIROS, Rodrigo (org.). Quanto vale o verde: a importância econômica das unidades de conservação brasileiras. Rio de Janeiro: Conservação Internacional, 2018. 180 p.

APÊNDICE A – PESOS DE EVIDÊNCIA CALCULADOS PARA CADA TRANSIÇÃO

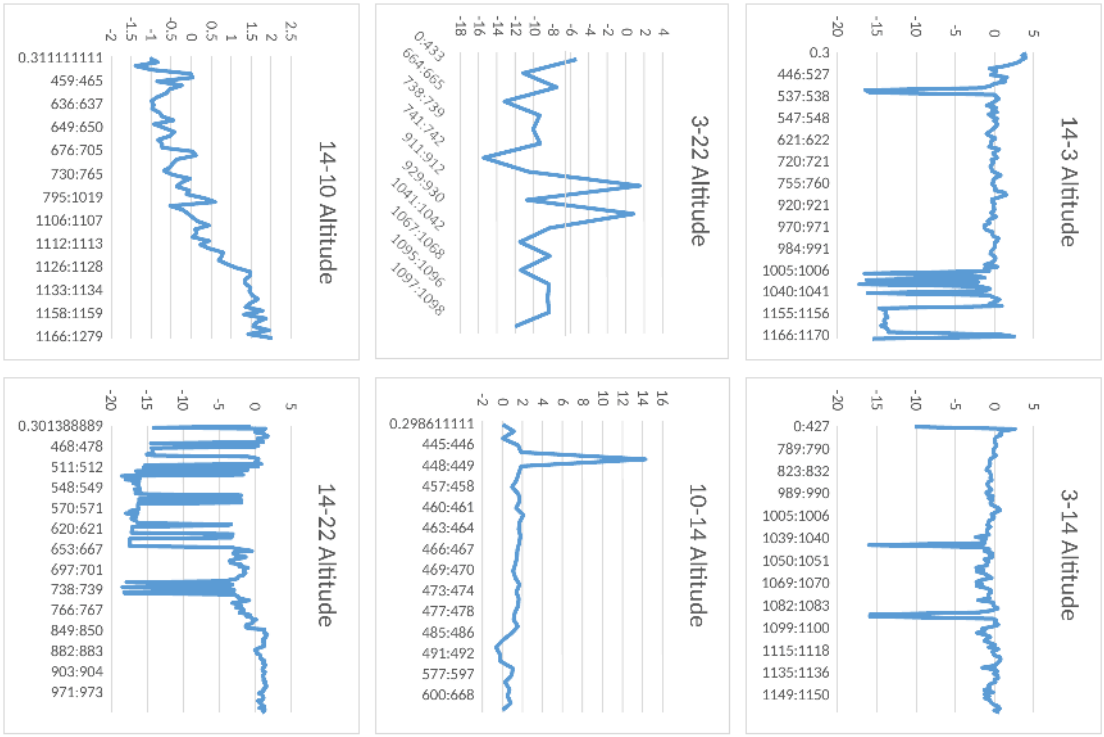
As figuras deste apêndice apresentam os pesos de evidência (W^+) calculados para cada combinação de transição e variável explicativa, conforme descrito na seção 3.4. Em cada gráfico, o eixo das abscissas indica as faixas de categorização da variável e o eixo das ordenadas o valor do peso; o título de cada gráfico identifica a transição, pelos códigos de classe do Quadro 3, e a variável correspondente.

Figura A1 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 1 de 20).



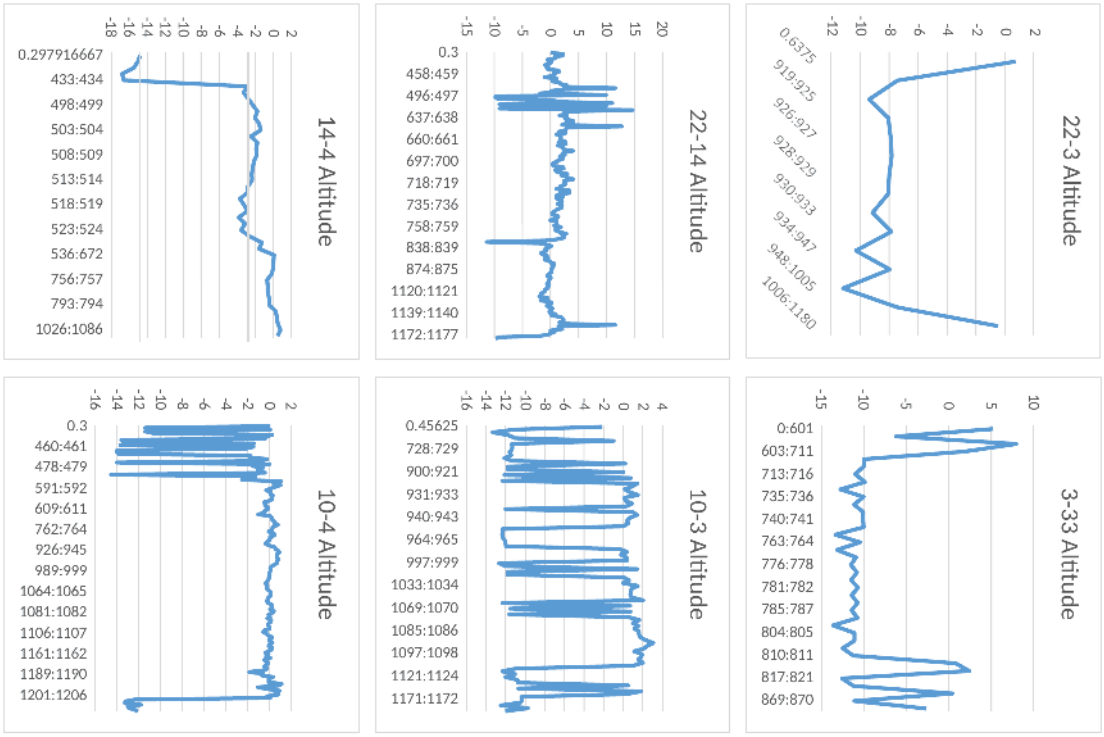
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A2 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 2 de 20).



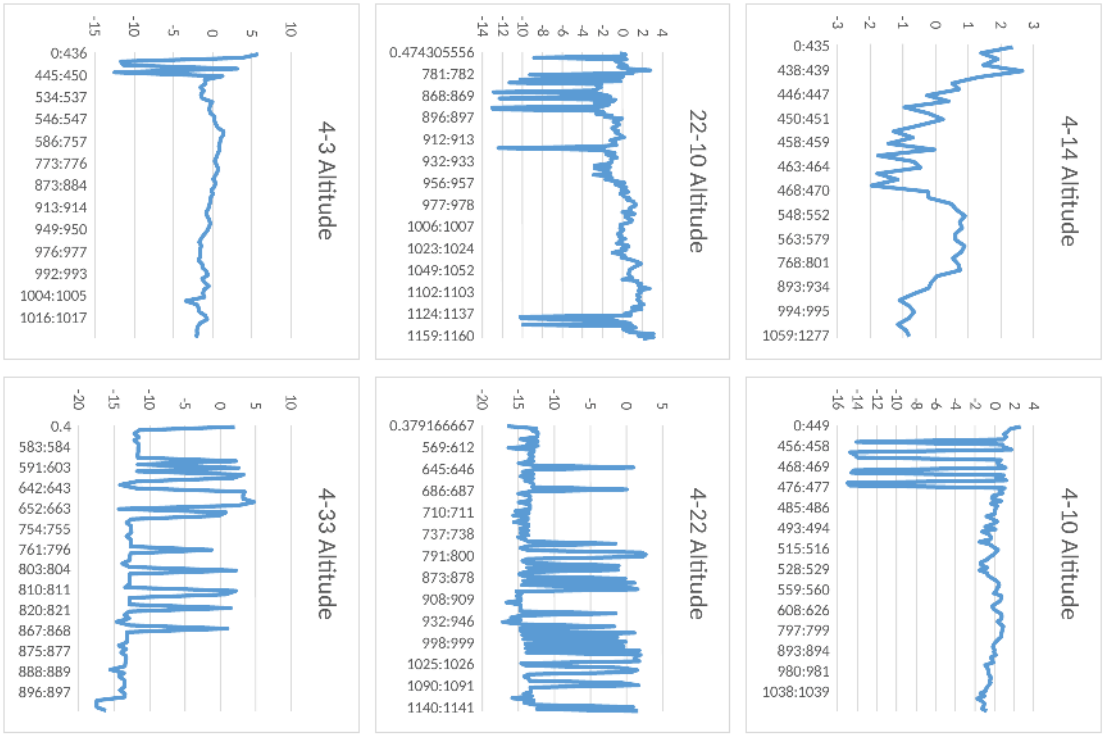
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A3 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 3 de 20).



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

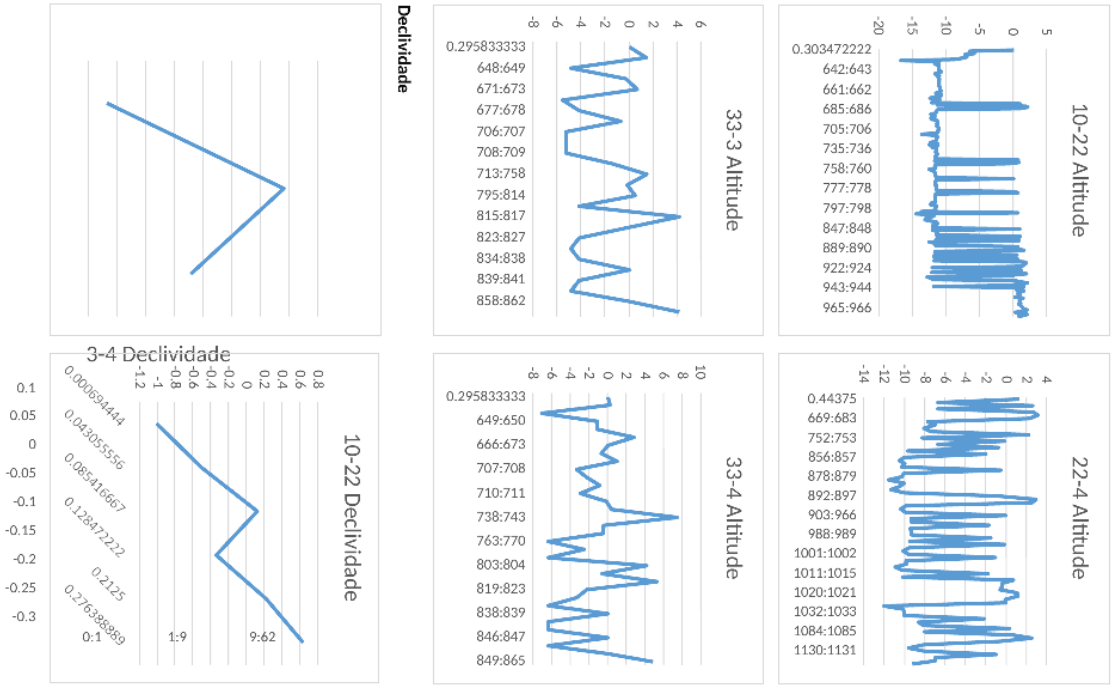
Figura A4 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 4 de 20).



117

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

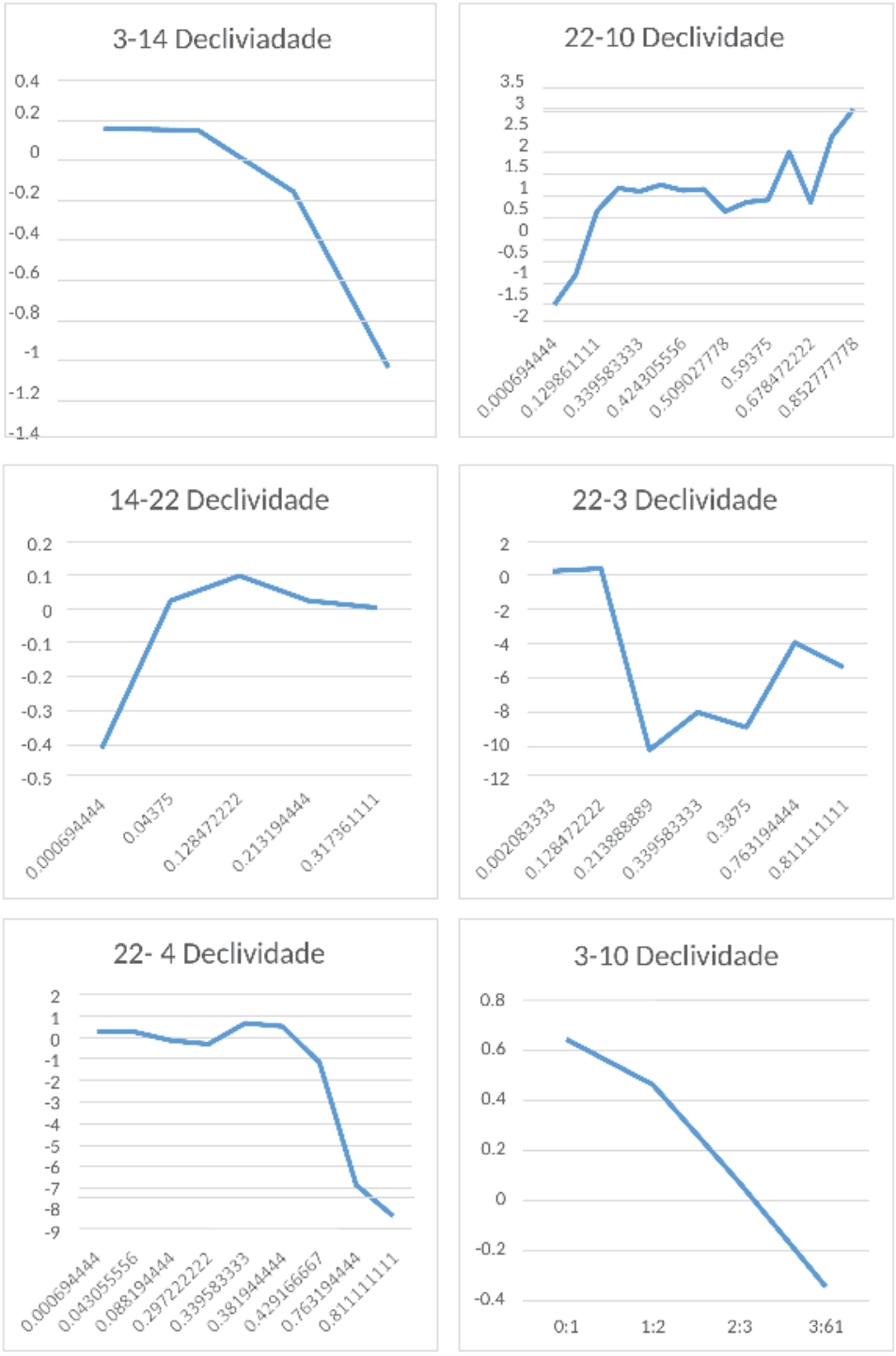
Figura A5 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 5 de 20).



118

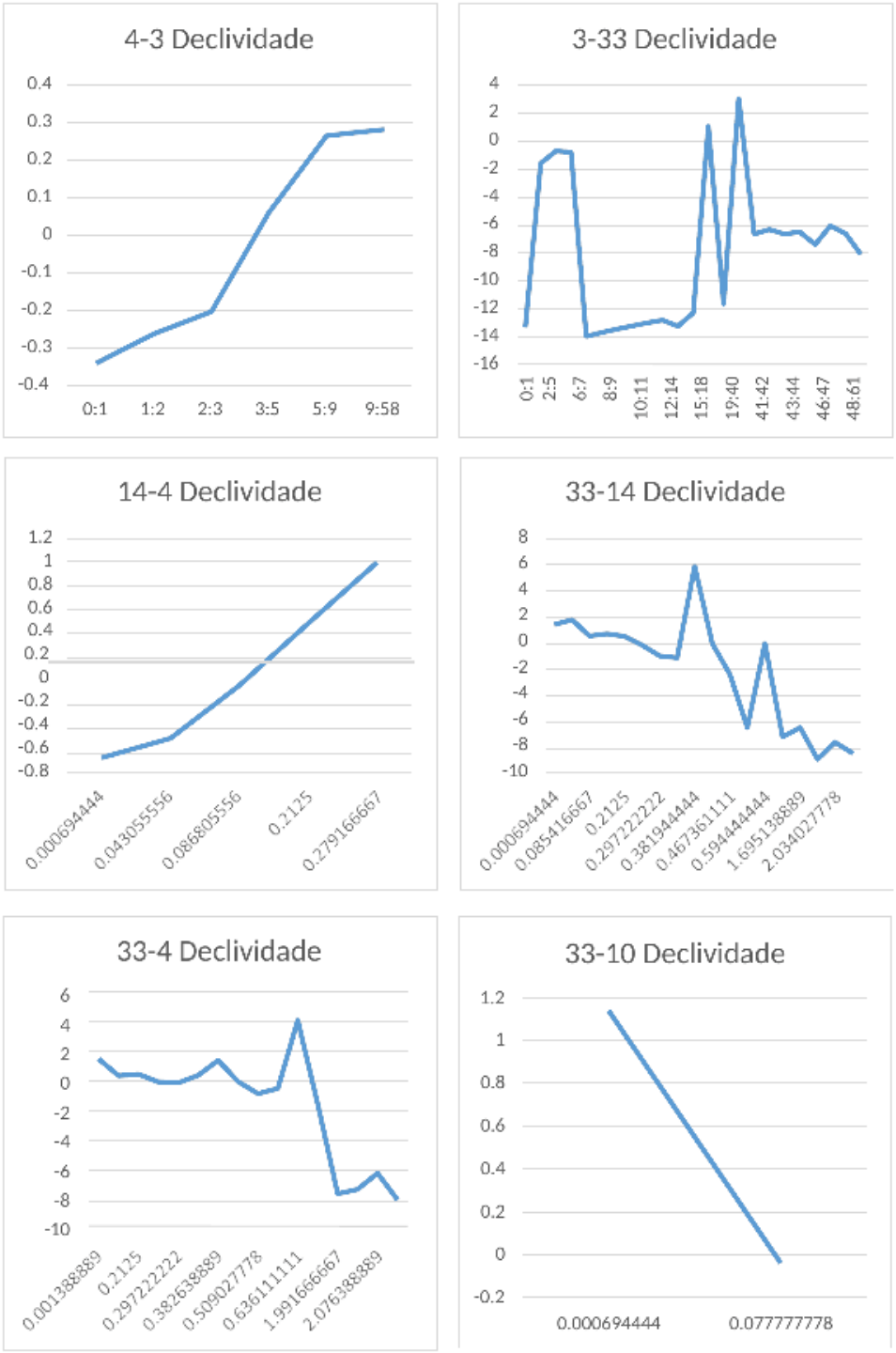
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A6 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 6 de 20).



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

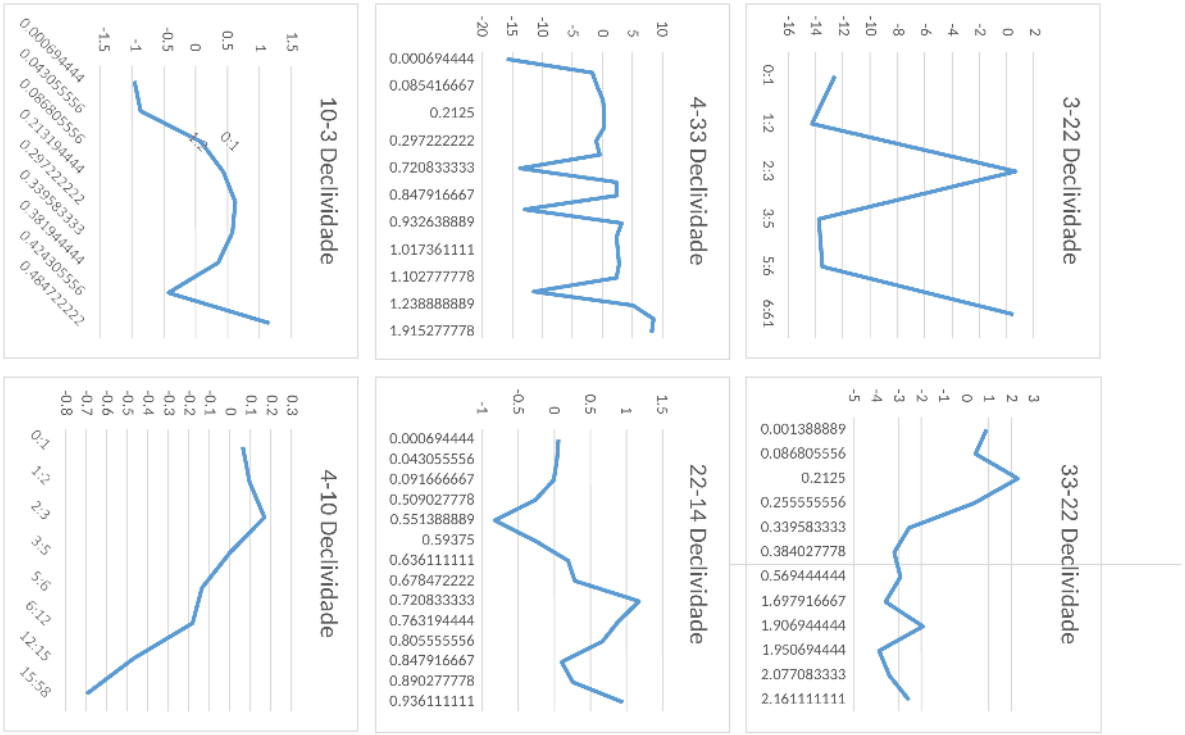
Figura A7 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 7 de 20).



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

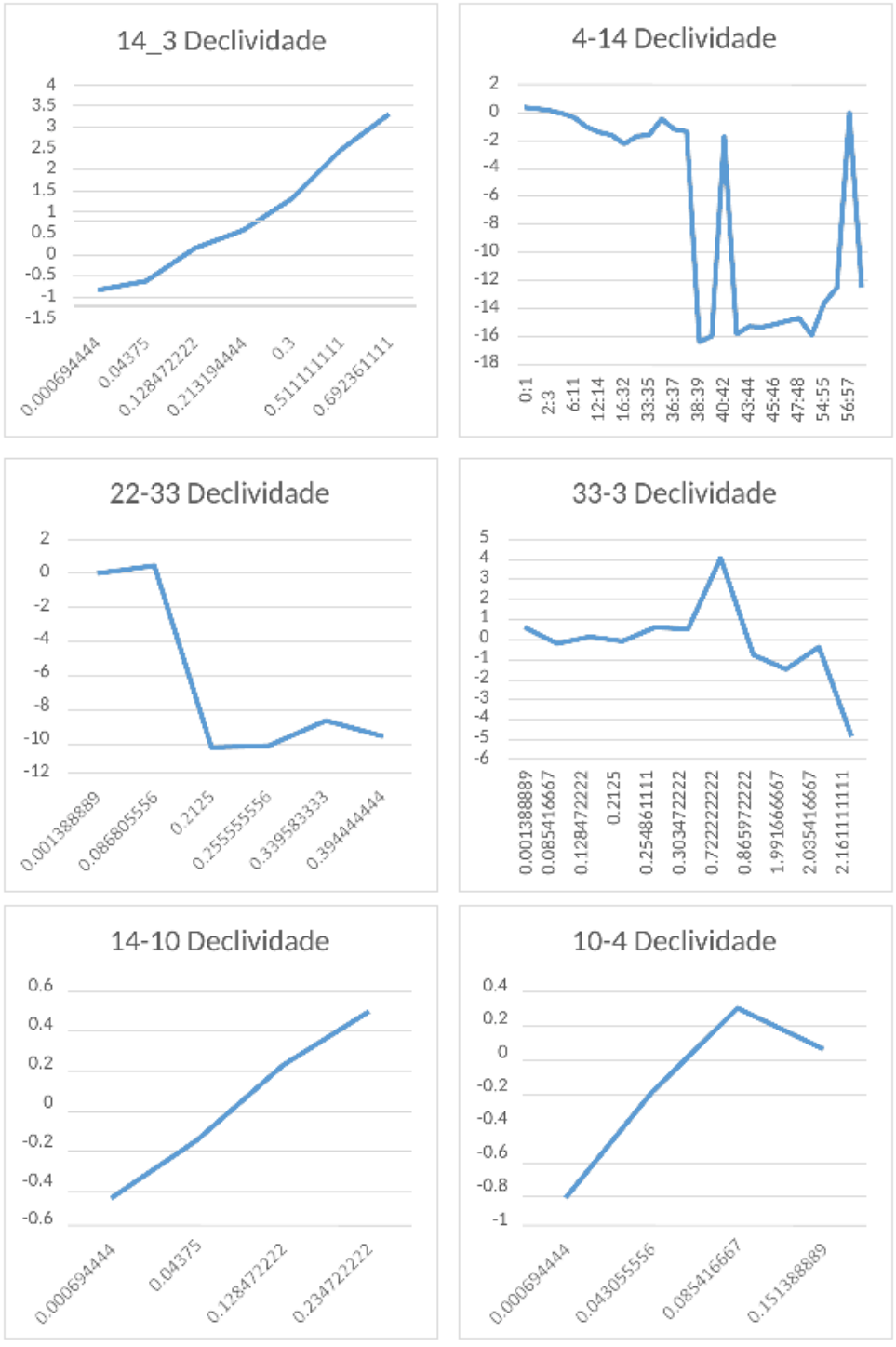
ISSN: 2177-3246

Figura A8 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 8 de 20).



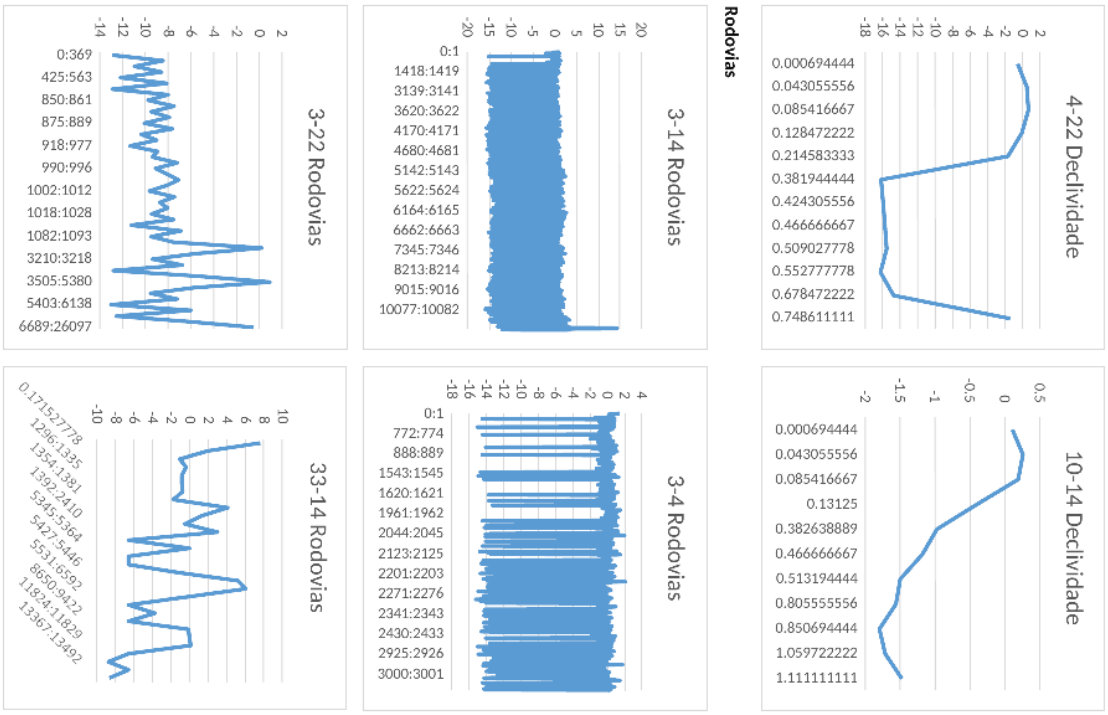
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A9 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 9 de 20).



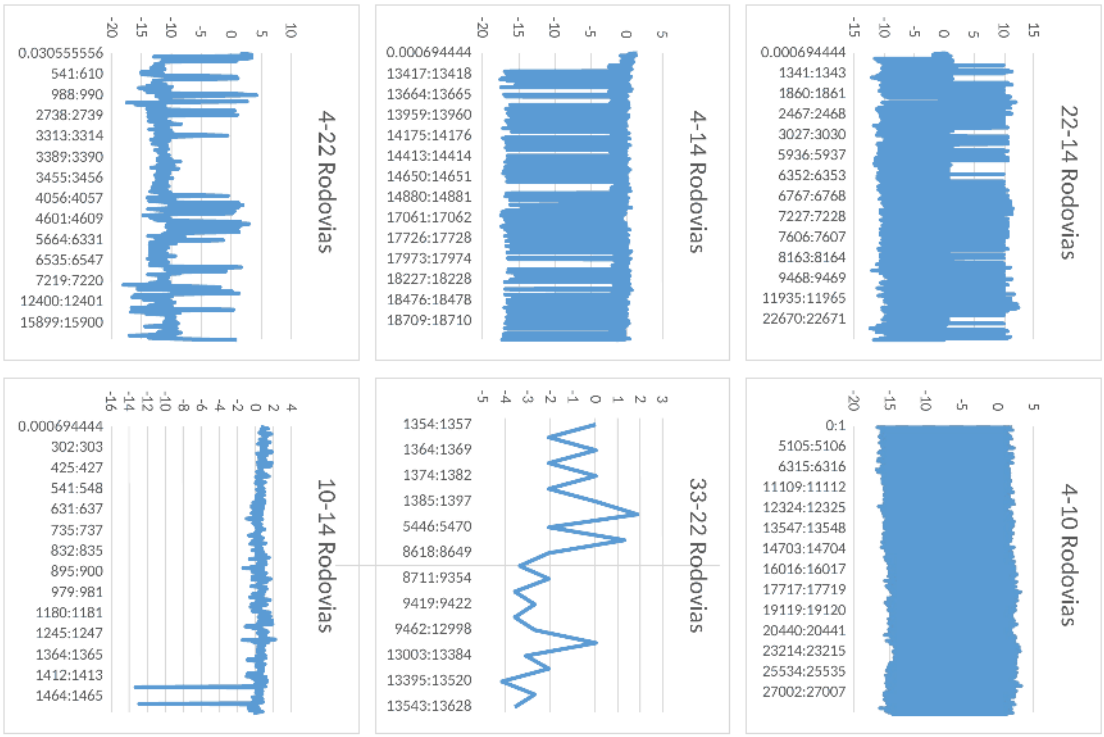
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A10 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 10 de 20).



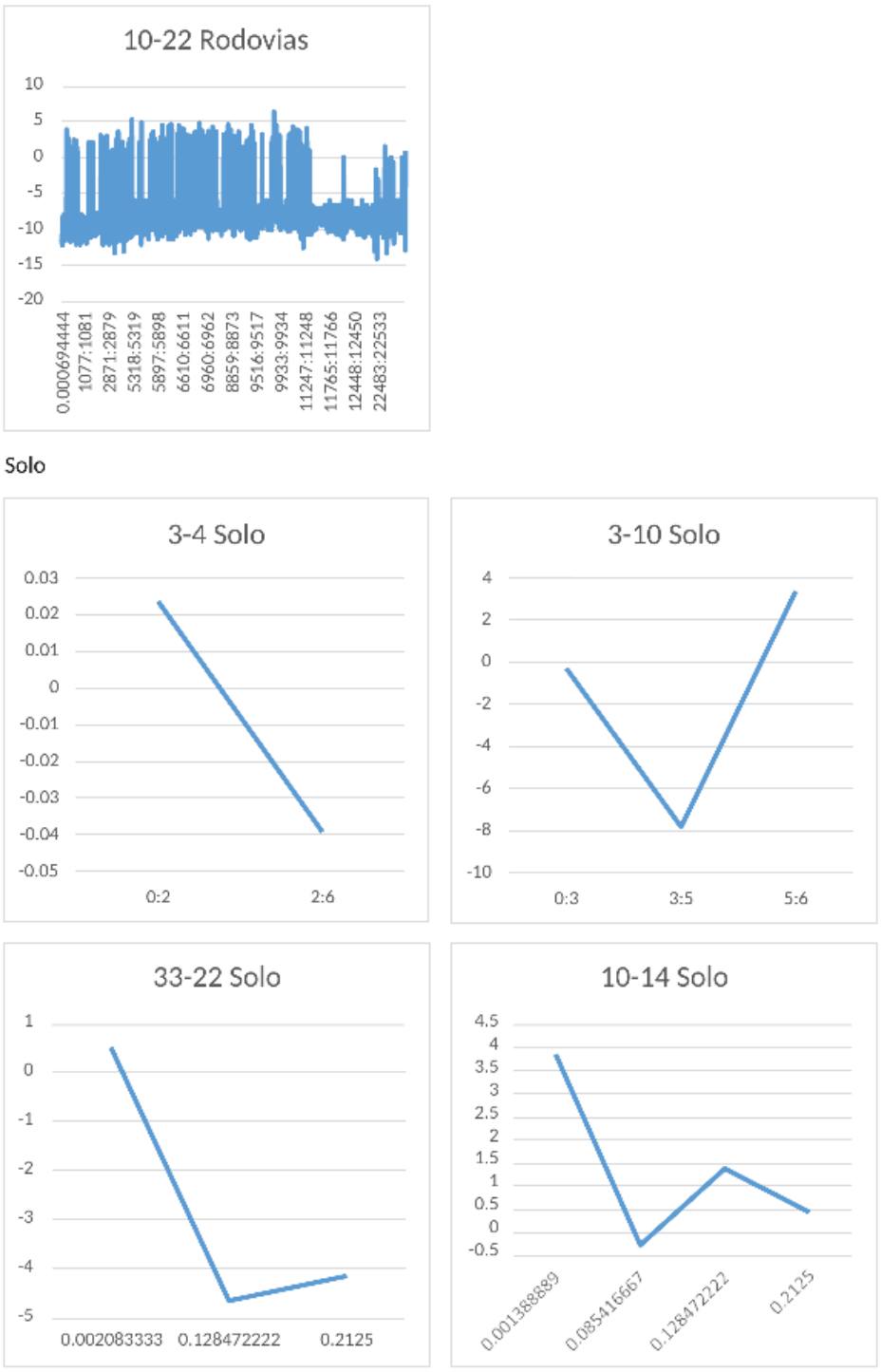
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A11 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 11 de 20).



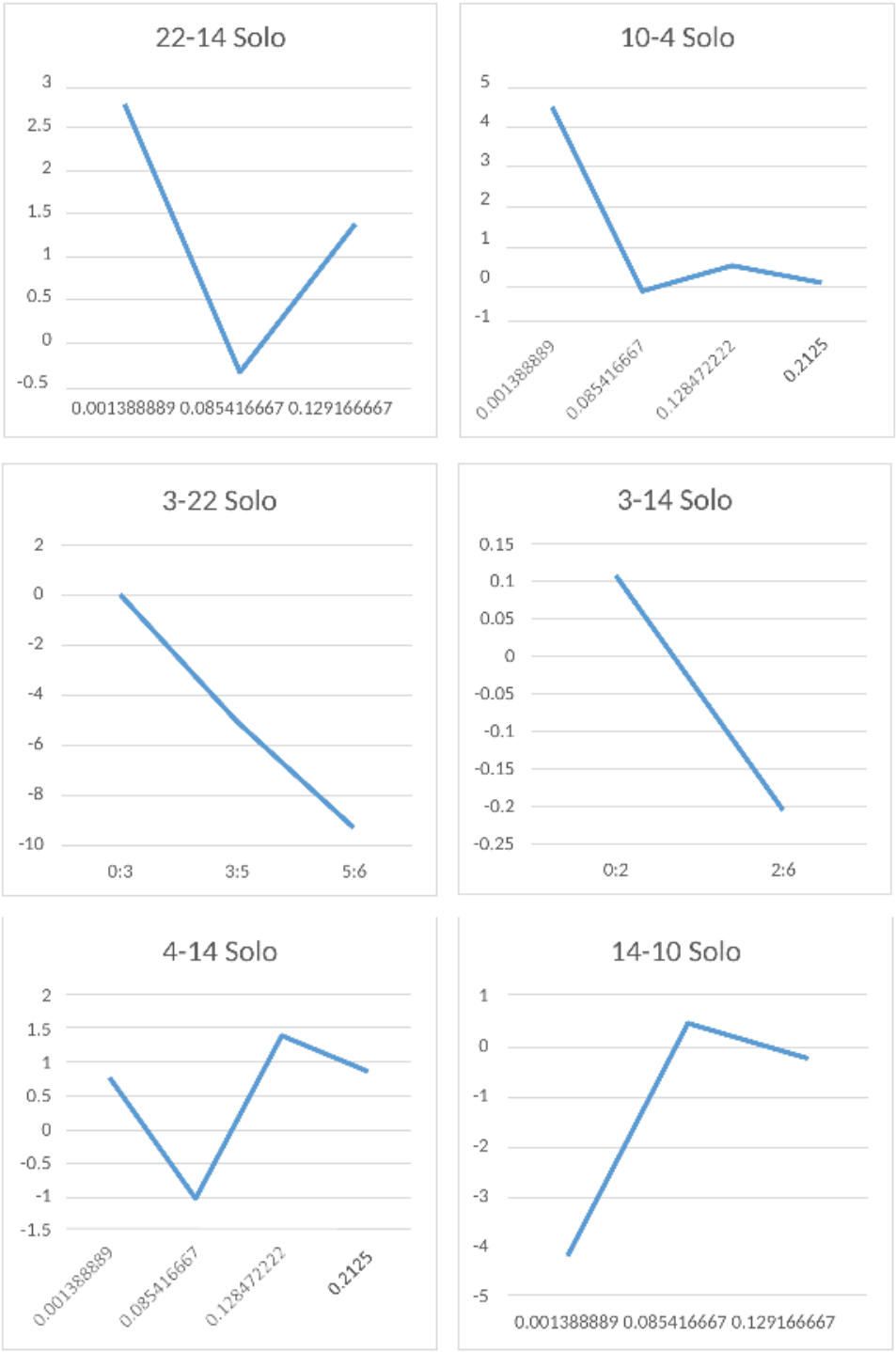
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A12 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 12 de 20).



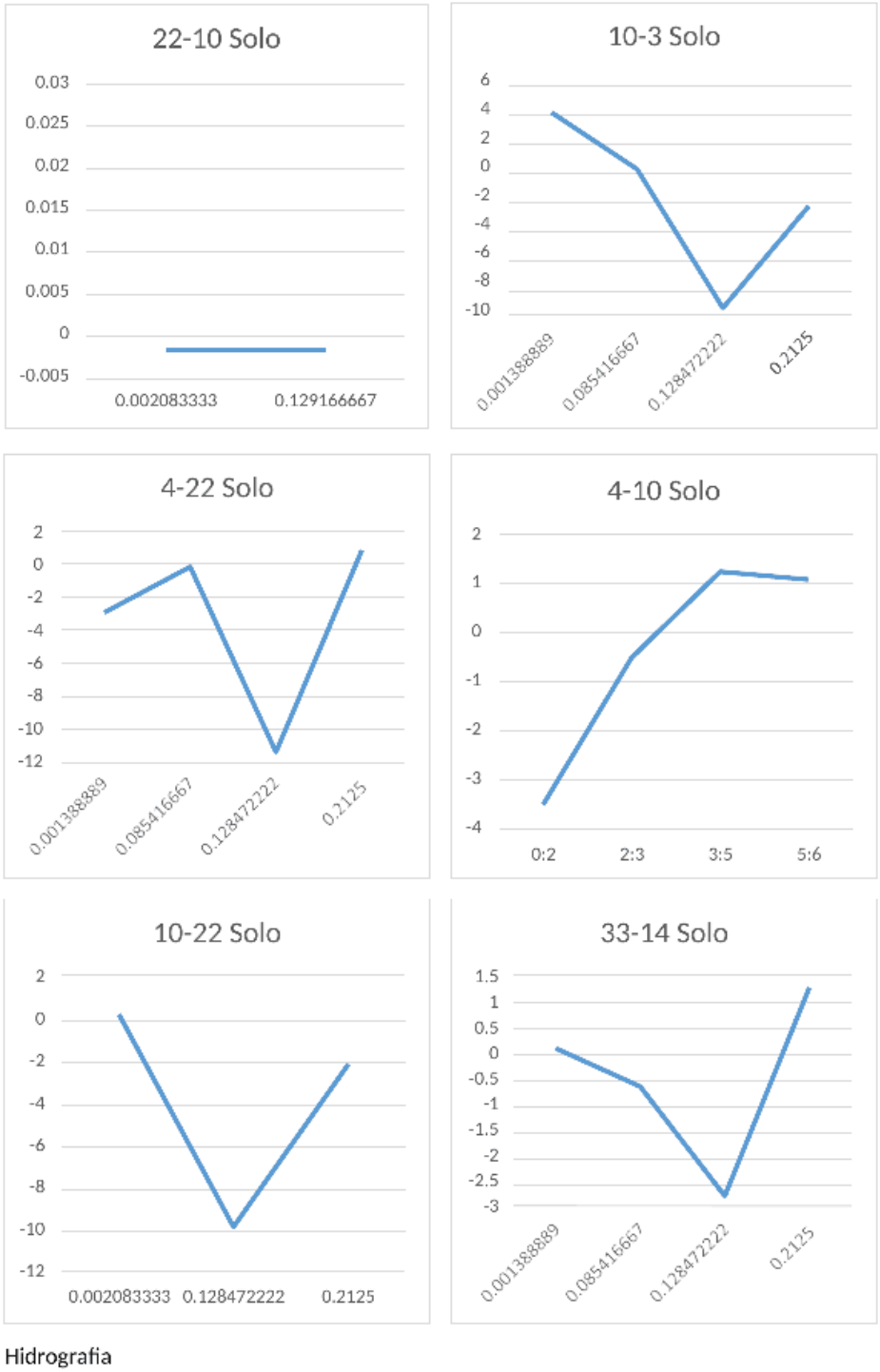
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A13 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 13 de 20).



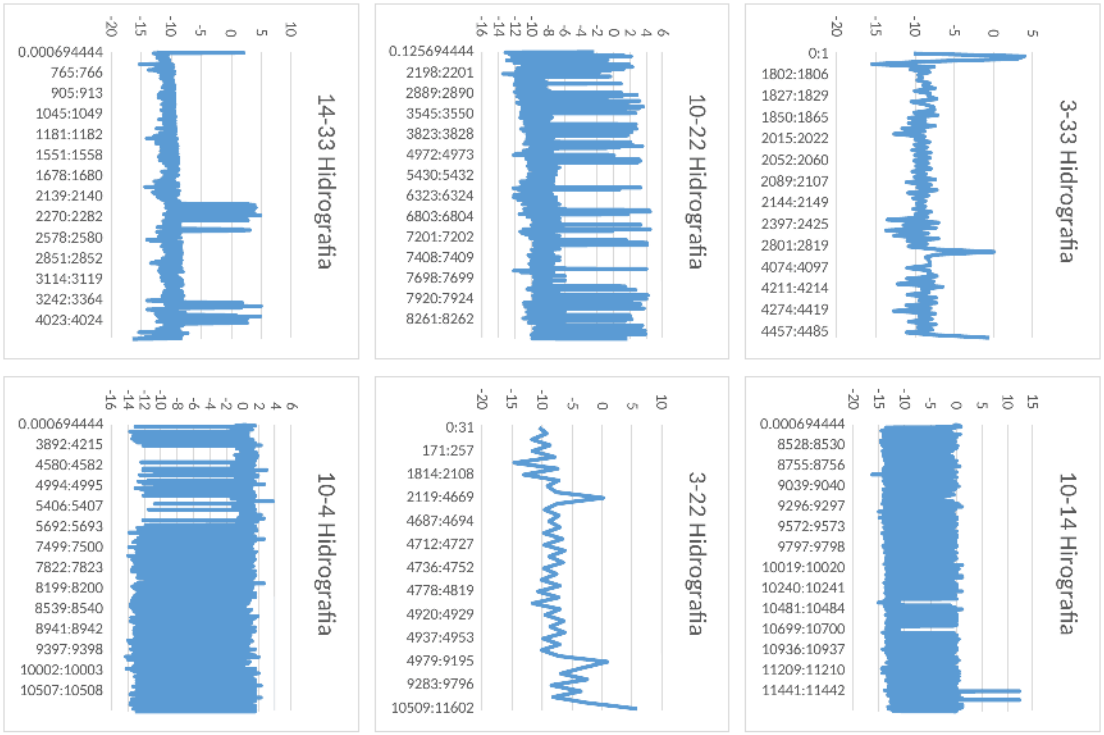
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A14 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 14 de 20).



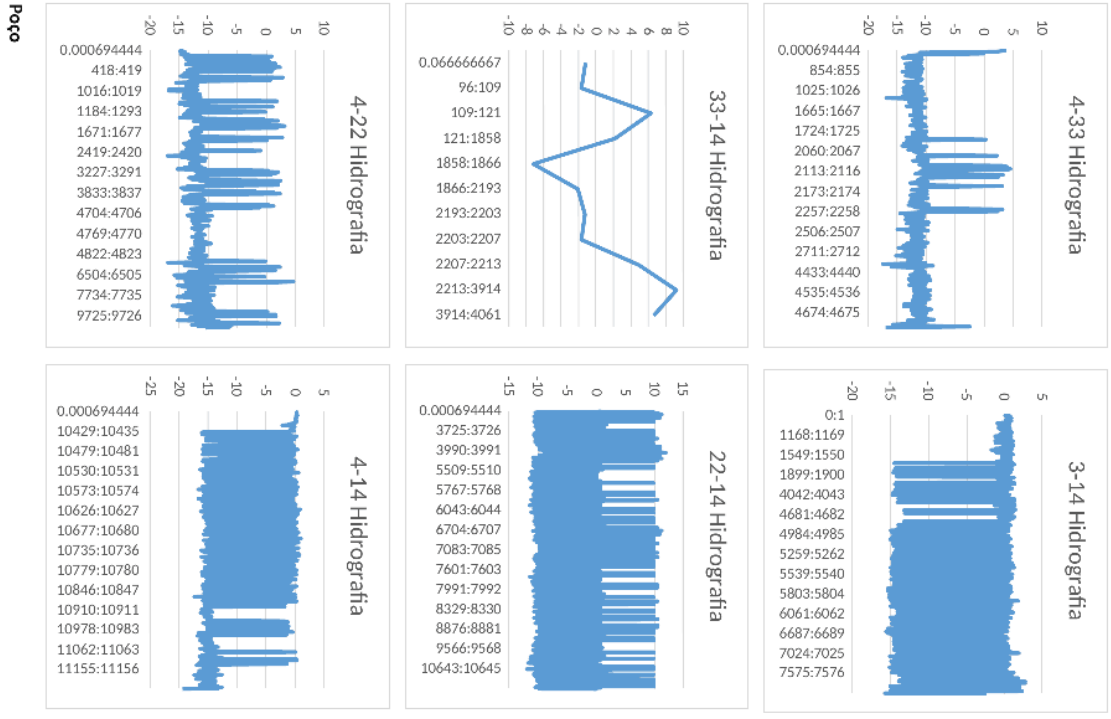
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A15 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 15 de 20).



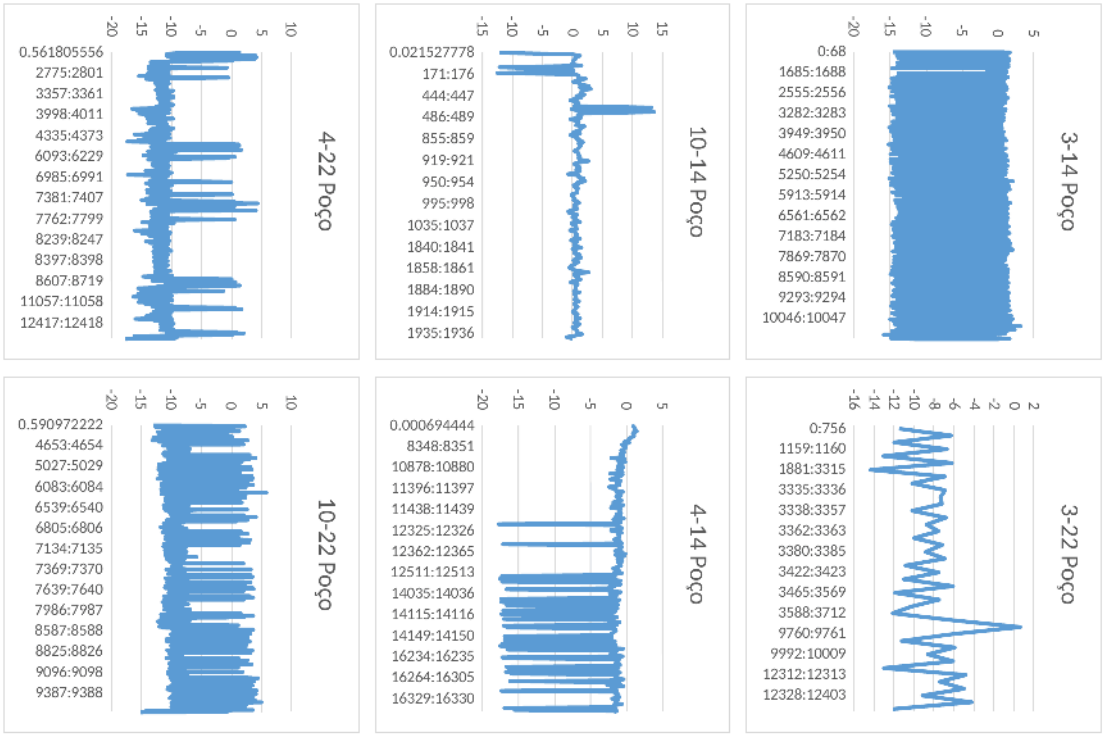
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A16 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 16 de 20).



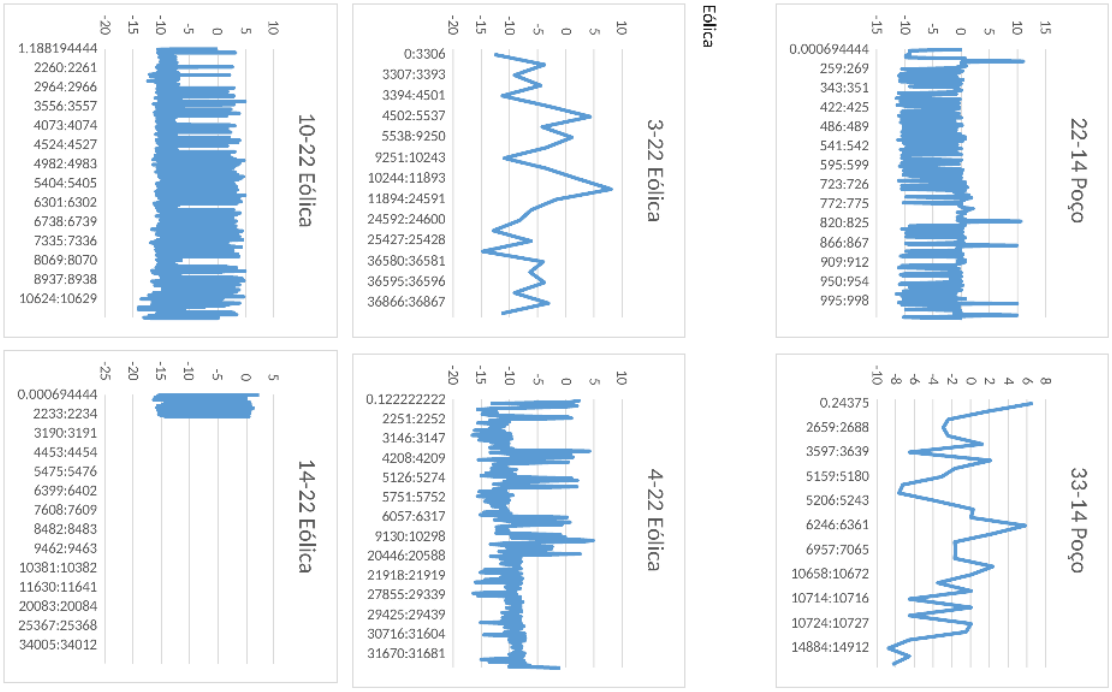
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A17 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 17 de 20).



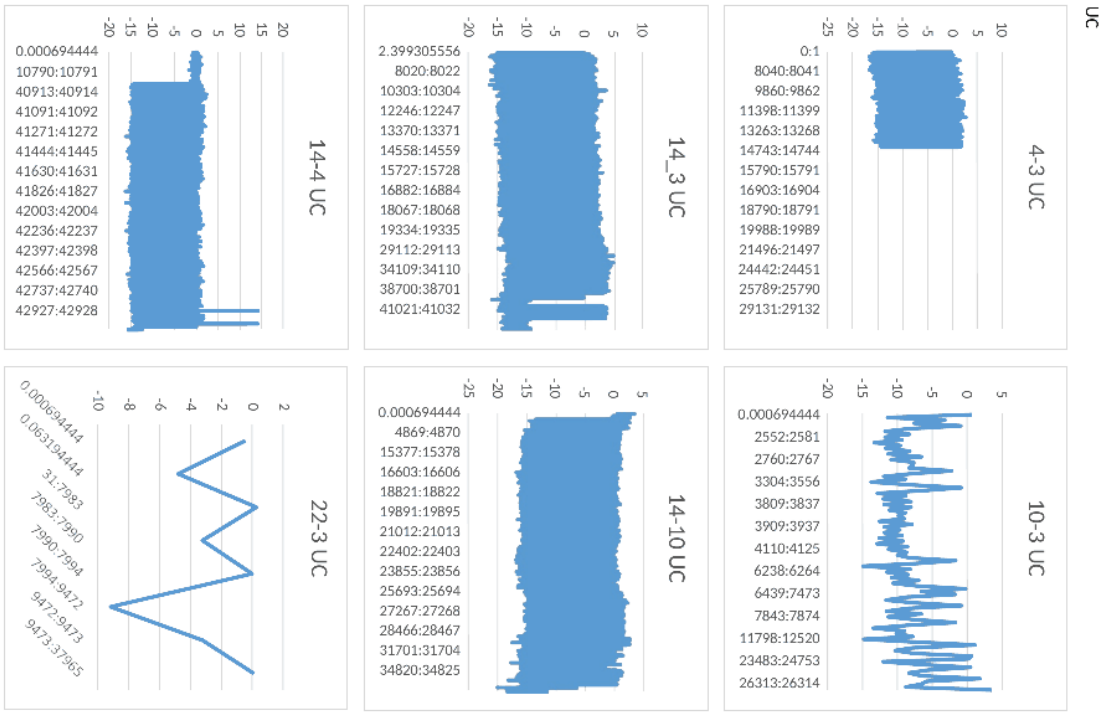
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A18 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 18 de 20).



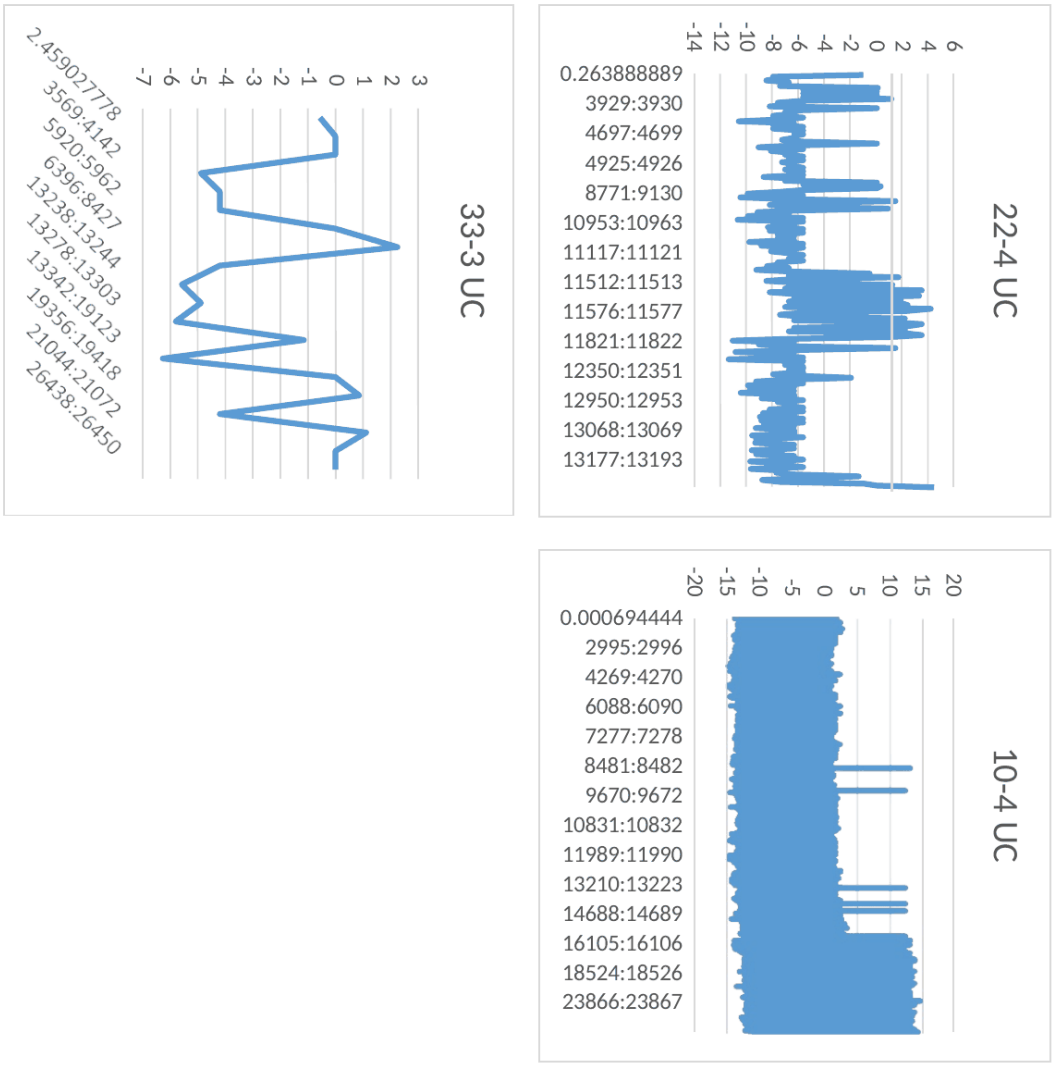
Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A19 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 19 de 20).



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

Figura A20 – Pesos de evidência calculados para as transições e variáveis indicadas em cada gráfico (parte 20 de 20).



Fonte: Elaborada pelos próprios autores.

ISSN: 2177-3246

APÊNDICE B – TESTE DE ASSOCIAÇÃO OU INDEPENDÊNCIA ESPACIAL ENTRE PARES DE VARIÁVEIS

A Tabela B1 reúne os 165 testes de associação espacial entre pares de variáveis explicativas atribuídos a uma mesma transição, conforme descrito na seção 3.5. O critério de decisão adotado foi o Índice de Incerteza de Informação Conjunta (coluna Joint Uncertainty), cujo limiar de significância é 0,5 (Bonham-Carter, 1994). As colunas Chi_2, Cramer e Contingency reproduzem as demais estatísticas calculadas pelo aplicativo. Os códigos das classes de origem e destino correspondem aos do Quadro 3.

Tabela B1 – Estatísticas de associação espacial entre pares de variáveis explicativas, por transição.

De	Para	Variável 1	Variável 2	Chi²	Cramér	Contingência	Entropia conjunta	Incerteza conjunta (JIU)
3	4	Altitude	Declividade	94308,562	0,093	0,130	2,932	0,006
3	4	Altitude	Rodovias	240302,861	0,026	0,190	4,272	0,007
3	4	Altitude	Solo	136148,994	0,231	0,225	2,773	0,023
3	4	Declividade	Rodovias	14180,596	0,036	0,051	2,467	0,001
3	4	Declividade	Solo	25572,075	0,108	0,107	1,085	0,011
3	4	Rodovias	Solo	40735,571	0,126	0,125	2,331	0,009
3	10	Altitude	Declividade	314146,650	0,107	0,233	5,675	0,010
3	10	Altitude	Solo	1068616,938	0,457	0,543	4,749	0,101
3	10	Declividade	Solo	139238,600	0,178	0,244	1,616	0,038
3	14	Altitude	Declividade	80762,407	0,054	0,121	3,421	0,004
3	14	Altitude	Hidrografia	3816590,871	0,065	0,611	8,121	0,054
3	14	Altitude	Poco	1960499,736	0,046	0,484	10,621	0,028
3	14	Altitude	Rodovias	1517558,657	0,041	0,438	8,955	0,024
3	14	Altitude	Solo	125436,491	0,222	0,216	3,383	0,019
3	14	Declividade	Hidrografia	154340,526	0,075	0,166	6,082	0,004
3	14	Declividade	Poco	64117,443	0,049	0,108	8,562	0,001
3	14	Declividade	Rodovias	120680,201	0,067	0,147	6,863	0,003
3	14	Declividade	Solo	25602,949	0,108	0,107	1,180	0,010
3	14	Hidrografia	Poco	20245160,031	0,122	0,872	12,702	0,109
3	14	Hidrografia	Rodovias	15298800,802	0,106	0,840	11,216	0,088
3	14	Hidrografia	Solo	147655,454	0,240	0,234	5,890	0,011
3	14	Poco	Rodovias	40839531,956	0,138	0,930	12,908	0,176
3	14	Poco	Solo	58506,258	0,151	0,150	8,520	0,004
3	14	Rodovias	Solo	177164,329	0,263	0,255	6,590	0,012
3	22	Altitude	Declividade	112465,336	0,054	0,142	3,416	0,006
3	22	Altitude	Eolica	1307669,570	0,099	0,412	3,690	0,053
3	22	Altitude	Hidrografia	2071479,998	0,124	0,495	3,373	0,081
3	22	Altitude	Poco	591668,419	0,066	0,291	3,404	0,030
3	22	Altitude	Rodovias	367897,078	0,052	0,233	3,659	0,015
3	22	Altitude	Solo	874823,690	0,414	0,505	2,236	0,172
3	22	Declividade	Eolica	166800,131	0,066	0,172	3,614	0,009
3	22	Declividade	Hidrografia	174395,280	0,068	0,176	3,342	0,009
3	22	Declividade	Poco	62583,435	0,041	0,107	3,268	0,004
3	22	Declividade	Rodovias	91869,082	0,049	0,129	3,524	0,005
3	22	Declividade	Solo	155577,995	0,188	0,257	2,154	0,033
3	22	Eolica	Hidrografia	817686,359	0,069	0,337	3,645	0,036
3	22	Eolica	Poco	520570,779	0,055	0,274	3,608	0,024
3	22	Eolica	Rodovias	577604,743	0,058	0,288	3,836	0,025
3	22	Eolica	Solo	146878,060	0,170	0,233	2,520	0,030
3	22	Hidrografia	Poco	351560,902	0,036	0,228	3,353	0,014
3	22	Hidrografia	Rodovias	112986,115	0,019	0,132	3,600	0,005
3	22	Hidrografia	Solo	134732,046	0,162	0,224	2,399	0,024
3	22	Poco	Rodovias	1888057,431	0,083	0,477	3,424	0,070
3	22	Poco	Solo	64522,482	0,112	0,157	2,184	0,015
3	22	Rodovias	Solo	112936,327	0,149	0,206	2,503	0,017

ISSN: 2177-3246

De	Para	Variável 1	Variável 2	Chi²	Cramér	Contingência	Entropia conjunta	Incerteza conjunta (JIU)
3	33	Altitude	Declividade	181732,855	0,037	0,180	3,837	0,008
3	33	Altitude	Hidrografia	1205049.496	0,069	0,398	3,989	0,047
3	33	Declividade	Hidrografia	113672,827	0,029	0,143	4,076	0,004
4	3	Altitude	Declividade	311170,060	0,090	0,232	4,592	0,012
4	3	Altitude	UC	2977078,266	0,077	0,564	9,455	0,044
4	3	Declividade	UC	239291,161	0,079	0,205	8,379	0,005
4	10	Altitude	Declividade	392656,011	0,089	0,259	4,735	0,014
4	10	Altitude	Rodovias	2674810,331	0,061	0,543	8,326	0,037
4	10	Altitude	Solo	1467513,684	0,437	0,604	3,611	0,177
4	10	Declividade	Rodovias	318276,673	0,081	0,235	7,248	0,008
4	10	Declividade	Solo	194093,495	0,171	0,284	2,839	0,033
4	10	Rodovias	Solo	488784,064	0,252	0,401	6,567	0,030
4	14	Altitude	Declividade	349323,148	0,047	0,245	4,064	0,015
4	14	Altitude	Hidrografia	2769828,554	0,093	0,550	4,433	0,081
4	14	Altitude	Poco	837874,688	0,051	0,340	4,549	0,031
4	14	Altitude	Rodovias	987514,335	0,056	0,366	5,037	0,029
4	14	Altitude	Solo	1431735,607	0,432	0,599	2,981	0,206
4	14	Declividade	Hidrografia	247353,429	0,040	0,208	4,006	0,010
4	14	Declividade	Poco	93741,449	0,024	0,130	3,998	0,004
4	14	Declividade	Rodovias	235620,762	0,039	0,204	4,474	0,008
4	14	Declividade	Solo	195445,542	0,172	0,285	2,818	0,033
4	14	Hidrografia	Poco	542048,041	0,017	0,279	4,513	0,015
4	14	Hidrografia	Rodovias	414438,061	0,000	0,247	5,011	0,010
4	14	Hidrografia	Solo	395598,412	0,227	0,366	3,284	0,049
4	14	Poco	Rodovias	5498407,089	0,054	0,680	4,798	0,095
4	14	Poco	Solo	164608,170	0,147	0,246	3,173	0,026
4	14	Rodovias	Solo	350374,021	0,214	0,347	3,589	0,042
4	22	Altitude	Declividade	407951,925	0,076	0,264	5,845	0,012
4	22	Altitude	Eolica	3584184,874	0,065	0,599	7,124	0,064
4	22	Altitude	Hidrografia	3491662,960	0,064	0,594	8,019	0,056
4	22	Altitude	Poco	1359564,060	0,040	0,419	8,057	0,027
4	22	Altitude	Rodovias	1384514,612	0,040	0,422	7,673	0,027
4	22	Altitude	Solo	1496565,067	0,442	0,608	4,694	0,141
4	22	Declividade	Eolica	267934,238	0,062	0,216	5,179	0,009
4	22	Declividade	Hidrografia	277427,079	0,063	0,220	6,068	0,007
4	22	Declividade	Poco	104272,496	0,038	0,137	5,998	0,003
4	22	Declividade	Rodovias	181030,342	0,051	0,179	5,608	0,006
4	22	Declividade	Solo	196796,058	0,172	0,286	2,993	0,032
4	22	Eolica	Hidrografia	1372737,271	0,031	0,420	7,456	0,029
4	22	Eolica	Poco	1310896,508	0,030	0,412	7,380	0,028
4	22	Eolica	Rodovias	1255458,673	0,030	0,405	6,987	0,030
4	22	Eolica	Solo	1286473,284	0,410	0,579	4,131	0,093
4	22	Hidrografia	Poco	1150207,004	0,000	0,390	8,303	0,017
4	22	Hidrografia	Rodovias	612900,490	0,019	0,296	7,937	0,011
4	22	Hidrografia	Solo	405506,964	0,230	0,370	5,212	0,033
4	22	Poco	Rodovias	4100358,104	0,048	0,625	7,637	0,067
4	22	Poco	Solo	174356,806	0,151	0,253	5,103	0,017
4	22	Rodovias	Solo	360990,976	0,217	0,352	4,593	0,033
4	33	Altitude	Declividade	320495,179	0,052	0,236	4,976	0,011
4	33	Altitude	Hidrografia	2645140,379	0,070	0,541	6,212	0,059
4	33	Declividade	Hidrografia	212753,830	0,042	0,194	5,294	0,007
14	3	Altitude	Declividade	298783,515	0,083	0,228	4,711	0,011
14	3	Altitude	UC	4189852,956	0,070	0,629	8,835	0,056
14	3	Declividade	UC	202741,859	0,068	0,189	7,257	0,005
14	4	Altitude	Declividade	154196,024	0,069	0,166	3,280	0,008
14	4	Altitude	UC	1489286,572	0,070	0,435	3,709	0,060
14	4	Declividade	UC	87421,510	0,052	0,126	3,349	0,005
14	10	Altitude	Declividade	80933,935	0,055	0,121	3,082	0,005
14	10	Altitude	Solo	1204708,054	0,485	0,566	2,908	0,171
14	10	Altitude	UC	3020698,109	0,081	0,566	7,265	0,051
14	10	Declividade	Solo	171937,485	0,197	0,269	2,040	0,038
14	10	Declividade	UC	192929,810	0,084	0,185	6,585	0,005
14	10	Solo	UC	1339164,023	0,512	0,586	5,679	0,089
14	22	Altitude	Declividade	346026,780	0,103	0,244	5,553	0,011
14	22	Altitude	Eolica	6919673,466	0,067	0,721	11,338	0,067
14	22	Declividade	Eolica	346106,765	0,103	0,244	8,739	0,007
14	33	Altitude	Declividade	317813,820	0,073	0,235	5,364	0,010
14	33	Altitude	Hidrografia	2374417,355	0,051	0,520	8,037	0,045

ISSN: 2177-3246

De	Para	Variável 1	Variável 2	Chi²	Cramér	Contingência	Entropia conjunta	Incerteza conjunta (JIU)
14	33	Declividade	Hidrografia	196449,105	0,057	0,187	6,093	0,005
22	3	Altitude	Declividade	96481,693	0,047	0,132	2,489	0,008
22	3	Altitude	UC	536535,841	0,097	0,278	2,364	0,032
22	3	Declividade	UC	69765,529	0,040	0,112	2,376	0,005
22	4	Altitude	Declividade	212600,307	0,062	0,194	4,495	0,009
22	4	Altitude	UC	2113402,157	0,063	0,498	5,626	0,049
22	4	Declividade	UC	130918,437	0,049	0,153	4,093	0,006
22	10	Altitude	Declividade	243058,826	0,053	0,207	5,643	0,008
22	10	Altitude	Solo	1021548,394	0,632	0,534	4,418	0,104
22	10	Declividade	Solo	165350,412	0,274	0,264	2,492	0,032
22	14	Altitude	Declividade	290000,943	0,060	0,225	4,234	0,012
22	14	Altitude	Hidrografia	2742418,181	0,045	0,548	6,350	0,051
22	14	Altitude	Poco	369892,928	0,017	0,234	3,515	0,016
22	14	Altitude	Rodovias	1934302,770	0,038	0,482	9,141	0,029
22	14	Altitude	Solo	1453050,079	0,533	0,602	3,838	0,165
22	14	Declividade	Hidrografia	204259,667	0,050	0,190	4,481	0,007
22	14	Declividade	Poco	16592,455	0,014	0,055	1,519	0,002
22	14	Declividade	Rodovias	193088,904	0,049	0,185	7,244	0,005
22	14	Declividade	Solo	132455,640	0,173	0,238	2,144	0,030
22	14	Hidrografia	Poco	841175,616	0,022	0,341	3,797	0,009
22	14	Hidrografia	Rodovias	12415163,506	0,077	0,812	9,247	0,063
22	14	Hidrografia	Solo	356633,233	0,264	0,350	4,420	0,035
22	14	Poco	Rodovias	2787861,582	0,040	0,551	6,463	0,034
22	14	Poco	Solo	90975,603	0,133	0,185	1,418	0,035
22	14	Rodovias	Solo	464856,491	0,302	0,392	7,104	0,027
22	33	Altitude	Declividade	67055,915	0,042	0,110	2,600	0,005
33	3	Altitude	Declividade	148929,587	0,048	0,163	3,601	0,007
33	3	Altitude	UC	779343,130	0,076	0,330	3,990	0,030
33	3	Declividade	UC	107474,166	0,041	0,139	3,822	0,005
33	4	Altitude	Declividade	141318,529	0,039	0,159	3,746	0,006
33	10	Altitude	Declividade	8995,586	0,023	0,041	1,132	0,001
33	14	Altitude	Declividade	120926,684	0,034	0,147	4,183	0,005
33	14	Altitude	Hidrografia	1716308,474	0,150	0,460	3,387	0,078
33	14	Altitude	Poco	647091,927	0,073	0,303	4,221	0,026
33	14	Altitude	Rodovias	534117,077	0,066	0,278	4,326	0,019
33	14	Altitude	Solo	1396060,426	0,427	0,594	2,849	0,204
33	14	Declividade	Hidrografia	85273,296	0,036	0,124	3,546	0,004
33	14	Declividade	Poco	85447,383	0,029	0,124	4,293	0,004
33	14	Declividade	Rodovias	131776,445	0,036	0,154	4,377	0,006
33	14	Declividade	Solo	198701,978	0,173	0,288	3,336	0,029
33	14	Hidrografia	Poco	158529,937	0,045	0,156	3,624	0,007
33	14	Hidrografia	Rodovias	109217,328	0,038	0,130	3,718	0,005
33	14	Hidrografia	Solo	345400,514	0,212	0,345	2,384	0,057
33	14	Poco	Rodovias	2937038,698	0,122	0,561	4,280	0,089
33	14	Poco	Solo	151698,223	0,141	0,237	3,135	0,024
33	14	Rodovias	Solo	332081,602	0,208	0,339	3,157	0,044
33	22	Altitude	Declividade	43470,539	0,045	0,089	2,239	0,004
33	22	Altitude	Rodovias	163137,114	0,080	0,158	2,487	0,010
33	22	Altitude	Solo	336004,298	0,256	0,341	1,243	0,147
33	22	Declividade	Rodovias	111601,032	0,040	0,142	3,342	0,006
33	22	Declividade	Solo	157784,512	0,189	0,258	2,357	0,032
33	22	Rodovias	Solo	260241,083	0,226	0,304	2,308	0,041

Fonte: Elaborada pelos próprios autores.