

Caracterização dos desmatamentos da Mata Atlântica por recortes de células de produção Prodes

Raquel Zózimo Molinez¹, Marcos Adami¹, Silvana Amaral¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE São José dos Campos – SP Brasil

raquel.zozimo@gmail.com, {marcos.adame, silvana.amaral }@inpe.br

Abstract. *This study proposes a fuzzy clustering approach (Fuzzy Fanny) to identify territorial deforestation patterns based on physical, climatic, demographic, and land-use variables. A total of 1,962 Prodes-Mata Atlântica cells were analyzed, resulting in 15 clusters with distinct environmental and anthropic characteristics. The analysis revealed nine key variables associated with vegetation suppression, including pasture, soybean, silviculture, forest, slope, and cattle. The clusters allow the identification of general patterns with potential to support environmental classification and monitoring strategies. The adopted methodology opens up a range of possibilities for more detailed classification approaches.*

Resumo. *Este trabalho propõe uma abordagem de cluster fuzzy (Fuzzy Fanny) para identificar padrões territoriais de desmatamento analisando 1.962 células do Prodes-Mata Atlântica, com base em variáveis físicas, climáticas, demográficas e de uso da terra. O resultado gerou 15 agrupamentos com características ambientais e antrópicas distintas. A análise revelou nove variáveis principais relacionadas à supressão da vegetação, incluindo pastagem, soja, silvicultura, floresta, declividade e bovinos. Os clusters permitem distinguir padrões gerais com potencial para apoiar estratégias de classificação e monitoramento ambiental. A metodologia adotada abre leques de possibilidades para aprofundamentos em classificações mais detalhadas.*

1. Introdução

O sistema Prodes - Monitoramento anual da supressão da vegetação nativa dos biomas brasileiros, do projeto BiomasBR, concebido e executado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, mantém sua metodologia em constante aperfeiçoamento e adaptação. Até a última publicação do Prodes, o sistema utilizou interpretação visual e mapeamento manual a partir de imagens de satélite Landsat e Sentinel [Almeida, 2025]. No entanto, com o advento de novas tecnologias de armazenamento e inteligência artificial, já se estuda a introdução de classificações automáticas e semiautomáticas. Entretanto, no bioma Mata Atlântica essa transição enfrenta desafios devido às suas características naturais, que proporcionam uma grande variedade de ecossistemas, e ao histórico de ocupação, que aumentam a entropia do sistema de uso e cobertura da terra.

Para auxiliar na implementação consistente da nova metodologia, é necessária uma classificação geral preliminar das diversidades ambientais da Mata Atlântica. Atualmente, o projeto conta com um vetor de divisão do bioma por ecorregiões, porém este é amplo demais para permitir uma caracterização adequada dos processos de supressão da vegetação nativa. Até o ano de 2023, mais de 71% do território da Mata

Atlântica encontra-se sob influência antrópica [INPE, 2024], sendo o único bioma brasileiro no qual a classe de cobertura vegetal natural não é predominante. A Mata Atlântica ocupa 15% do território brasileiro abrigando 72% da população nacional, onde restam apenas 12,6% de sua cobertura florestal original [IBGE, 2020]. Neste contexto, torna-se necessária incluir à regionalização do bioma a combinação de diferentes vetores que possam estar associados, relacionados ou atuar como precursores da supressão da vegetação nativa.

Os resultados dos impactos do processo de ocupação no bioma Mata Atlântica brasileiro são objeto de diversos estudos [Scarano e Ceotto, 2015; Joly et al., 2014; Davis et al., 2019; Reis et al., 2021]. Cinco séculos de ocupação humana transformaram a paisagem originalmente contínua da Mata Atlântica em um conjunto altamente fragmentado, composto majoritariamente por pequenas porções florestais isoladas e imersas em extensas áreas de uso antrópico, como agricultura e pastagens [Ribeiro et al., 2009]. Ainda assim, a Mata Atlântica mantém-se como um dos cinco principais *hotspots* de biodiversidade do planeta [Myers et al., 2000], abrigando elevada diversidade biológica e altas taxas de endemismo [Mittermeier et al., 2004] justificando a inclusão de reservas atlânticas, como a do Parque Estadual da Serra do Mar, na lista de Sítios do Patrimônio Natural Mundial da UNESCO (Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura; <http://whc.unesco.org/en/list/893>).

Porém, à medida que paisagens naturais continuam se tornando paisagens modificadas pelo homem, o padrão de supressão da Mata Atlântica vai se tornando cada vez menos uniformes, ou seja, existem diferentes tipos e estágios de exploração da vegetação. Nesse sentido, segundo Metzger e Sodhi (2009), a região da Mata Atlântica abriga comunidades que vivem em diferentes condições socioeconômicas, desde grandes áreas urbanas (como as regiões metropolitanas de São Paulo e do Rio de Janeiro) até regiões rurais, especialmente nas regiões Nordeste e Sudeste do país. Esse contexto torna necessária a compreensão mais precisa dos vetores responsáveis pela supressão da vegetação natural e sua espacialização no território.

Isto posto, entre os principais vetores associados à supressão da Mata Atlântica destacam-se o crescimento populacional e a consequente expansão de áreas destinadas à agropecuária, aos centros urbanos e à silvicultura, especialmente com plantios homogêneos de espécies exóticas como *Pinus* e *Eucalyptus* [Guimarães 2023]. Tais processos de ocupação intensificaram-se ao longo do século XX, sendo impulsionados por políticas públicas e incentivos fiscais que favoreceram a conversão de florestas nativas em áreas produtivas. Além disso, o aumento da demanda por recursos madeireiros e o desenvolvimento da indústria de base florestal contribuíram para a pressão sobre os remanescentes florestais [Santos et al., 2020]. Para além dos vetores agropecuários e demográficos Guimarães, et al. (2023) recomenda o uso de variáveis biofísicas como forma de relevo e variáveis climáticas que podem ajudar a explicar de forma mais fidedigna as ocorrências de supressão de vegetação nativa do bioma.

Diante disso, faz-se necessário um estudo que considere um recorte espacial mais detalhado, abrangendo aspectos biofísicos, aliados aos principais vetores associados a características de ocupação humana. Neste contexto, a análise de agrupamento tem sido amplamente utilizada para regionalização ambiental e identificação de padrões espaciais em estudos relacionados à cobertura da terra, uso do solo e dinâmica de desmatamento [Guimarães et al., 2023; Neto et al., 2021]. Para tal, a

técnicas como o *Fuzzy Fanny* [Kaufman e Rousseeuw, 1990] possibilita a identificação de agrupamentos com características similares, sendo úteis especialmente em contextos de alta heterogeneidade espacial, como é o caso do bioma Mata Atlântica. A partir deste tipo de análise, espera-se compreender como os vetores se articulam no espaço e, assim, subdividir a Mata Atlântica em porções que permitam identificar características, padrões e possíveis tendências de supressão, compondo um retrato mais fiel do cenário atual do bioma.

Este trabalho tem como objetivo aplicar uma análise por cluster para identificar padrões regionais de supressão da vegetação nativa na Mata Atlântica, com base em uma grade de células do projeto Prodes e nas principais variáveis associadas ao desmatamento. A abordagem busca evidenciar como diferentes vetores atuam sobre o território, permitindo a formação de agrupamentos que representem contextos específicos e auxiliem na construção de novas formas de regionalização ambiental.

2. Materiais e Métodos

Esta seção descreve os procedimentos adotados para a definição da área de estudo, seleção e organização das variáveis envolvidas, tratamento das bases de dados e aplicação da análise de agrupamento. As etapas metodológicas foram conduzidas com o apoio de ferramentas de geoprocessamento Qgis e de análise do Rstudio, buscando estruturar uma abordagem coerente de análise das variáveis e identificação dos padrões de supressão de vegetação nativa.

2.1. Área de estudo

A unidade de análise ou grade de células foi construída pelo sistema Prodes (Figura 1-B) com base nos limites geográficos definidos pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) em 2019, na escala de 1:250.000 (Figura 1-A). Com 1.106.845,502 km², seus limites abrangem 3.082 municípios distribuídos em 15 unidades federativas: Alagoas (AL), Bahia (BA), Espírito Santo (ES), Goiás (GO), Mato Grosso do Sul (MS), Minas Gerais (MG), Rio de Janeiro (RJ), São Paulo (SP), Paraíba (PB), Pernambuco (PE), Paraná (PR), Santa Catarina (SC), Sergipe (SE), Rio Grande do Norte (RN) e Rio Grande do Sul (RS).

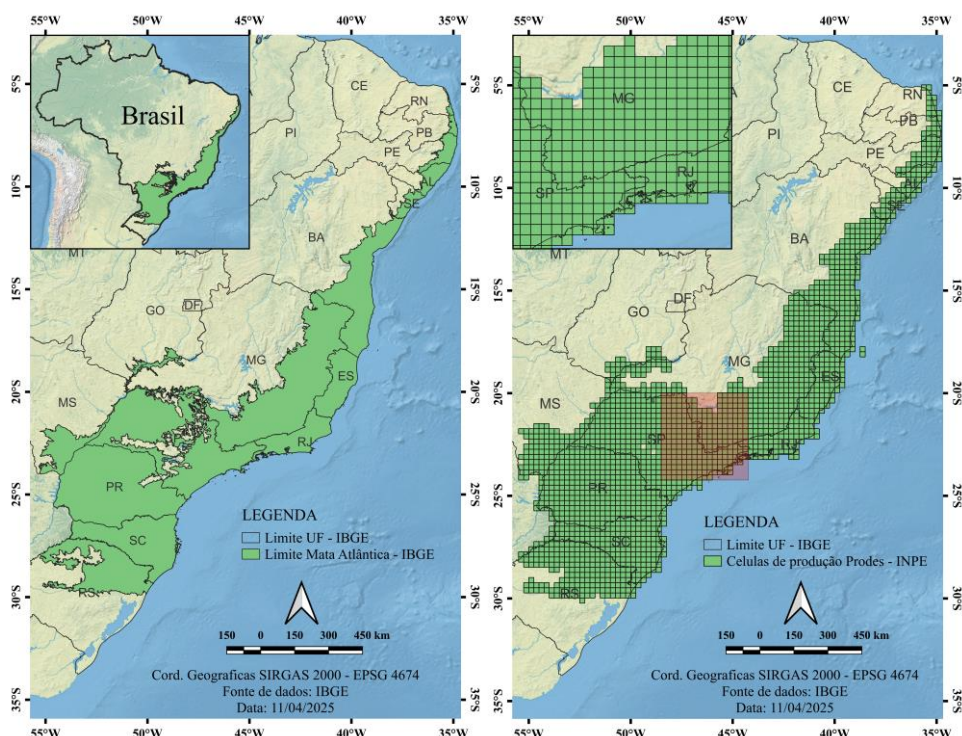


Figure 1. A) Limite brasileiro do bioma Mata Atlântica segundo IBGE; B) Grade de células de produzida pelo sistema Prodes.

2.2. Base de dados

Com o objetivo de identificar e caracterizar os diferentes contextos territoriais relacionados a supressão da vegetação nativa na Mata Atlântica, foram selecionadas variáveis amplamente reconhecidas na literatura como associadas à supressão da vegetação nativa descritas na Tabela 1. Essas variáveis representam aspectos físicos, climáticos, socioeconômicos e de uso e cobertura da terra. Os dados foram obtidos a partir de bases oficiais e fontes consolidadas, abrangendo o Censo Agropecuário e o Censo Demográfico através do SIDRA - IBGE (<https://sidra.ibge.gov.br/home/ipca/brasil>), os modelos de altitude do Copernicus em resolução de 30m (<https://browser.dataspace.copernicus.eu/>), dados de precipitação do WorldClim (<https://worldclim.org/data/worldclim21.html>) e mapeamentos do uso e cobertura da terra disponibilizados pelo projeto MapBiomas (<https://brasil.mapbiomas.org/colecoes-mapbiomas/>).

Tabela 1. Lista das variáveis utilizadas na análise, suas descrições, métricas espaciais e fontes de dados.

Variáveis	Descrição	Métrica espacial	Fonte do dado
População	O crescimento populacional, principalmente em zonas periurbanas, amplia a demanda por áreas e recursos, pressionando remanescentes florestais. Essa expansão está fortemente associada à fragmentação e perda de vegetação nativa (Santos et al., 2020).	Número de indivíduos por célula	Censo Demográfico 2022 (SIDRA IBGE)
Colheita temporária.	Cultivos de ciclo curto, como soja e milho, são reconhecidos como importantes vetores de	Área por célula	Censo Agropecuário 2023

	desmatamento recente no bioma, sobretudo devido à sua rápida expansão em áreas com cobertura florestal (Guimarães et al., 2023).		(SIDRA IBGE)
Colheita perene.	Cultivos permanentes como café e citros também implicam supressão vegetal, especialmente quando associados à expansão histórica da agricultura nas regiões sudeste e sul do Brasil (Guimarães et al., 2023).	Área por célula	Censo Agropecuário 2023 (SIDRA IBGE)
Silvicultura.	A implantação de monoculturas exóticas de eucalipto e pinus, frequentemente em áreas anteriormente florestadas, promove perda de biodiversidade, degradação de solo e homogeneização da paisagem (Santos et al., 2020).	Área por célula	Censo Agropecuário 2023 (SIDRA IBGE)
Efetivo de rebanho (bovino)	A pecuária extensiva tem a mais alta correlação com desmatamento em diversas porções da Mata Atlântica, sendo o principal vetor antrópico de conversão da vegetação nativa (Guimarães et al., 2023).	Número de indivíduos por célula	Censo Agropecuário 2023 (SIDRA IBGE)
Uso e cobertura da terra	As mudanças no uso da terra expressam diretamente o avanço das atividades humanas sobre áreas naturais. A diferenciação entre pastagens, florestas e mosaicos de uso permite avaliar os padrões de transformação do território (Scarano & Ceotto, 2015).	Área por classe por célula	MapBiomass 2023 (coleção 9)
Precipitação (média, mínima e máxima)	A pluviosidade influencia diretamente a densidade e o tipo de vegetação, além de determinar as práticas agrícolas dominantes. Áreas com menor precipitação média tendem a apresentar maior suscetibilidade à supressão vegetal (Scarano & Ceotto, 2015).	Media (mm/m ²) por célula	WorldClim (1970 - 2000)
Declividade (média, mínima, máxima e desvio padrão)	Terrenos com maior inclinação tendem a manter mais remanescentes florestais por dificultarem o uso mecanizado da terra. Áreas planas são preferidas para expansão agrícola e, portanto, mais desmatadas (Ribeiro et al., 2009; Guimarães et al., 2023).	Estatística por célula (%)	Copernicus MDE (30m)

Essas variáveis, por cobrirem diferentes dimensões associadas à dinâmica da supressão, fornecem uma base abrangente e integrada para a análise proposta. A seguir, descrevem-se os procedimentos adotados para o tratamento, espacialização e preparação dessas informações com vistas à aplicação da metodologia de agrupamento.

2.3. Preparação de dados

Os dados utilizados neste estudo foram organizados em uma grade regular composta por células de aproximadamente 677 km² a 766 km², cobrindo todo o limite do bioma Mata Atlântica. Essa estrutura espacial serviu como unidade de análise para a agregação e padronização das variáveis. Posteriormente, todas as variáveis foram normalizadas linearmente em um intervalo de zero a um de modo a garantir a comparabilidade entre diferentes escalas numéricas e evitar distorções nos resultados da análise.

As variáveis do Censo Demográfico de 2022 (população residente) e do Censo Agropecuário de 2023 (efetivo de rebanho bovino, área com culturas temporárias, culturas perenes e silvicultura), obtidas via SIDRA/IBGE, foram inicialmente espacializadas por municípios, disponibilizados pelo próprio IBGE, por meio do código

de identificação municipal na tabela de atributos. Em seguida, os municípios foram recortados conforme os limites de cada células. A redistribuição dos valores das variáveis para as células foi realizada com base na proporção espacial dos dois vetores (município e células): cada célula recebeu o valor proporcional da variável, segundo a porcentagem de sua cobertura sobre os respectivos municípios. As áreas resultantes foram expressas em quilômetros quadrados (km²) para as variáveis área com culturas temporárias, culturas perenes e silvicultura e número de indivíduos para as variáveis de população residente e efetivo de rebanho bovino.

Para a variável de precipitação, os dados *raster* (12 arquivos de médias de precipitação mensal 1970 – 2000) fornecidos pelo *WorldClim* foram recortados pela extensão da grade de células que cobre a Mata Atlântica. Em seguida, foi gerada a média anual por pixel, e por estatística zonal foram calculadas as médias, valores máximos e valores mínimos da precipitação por célula.

Os dados de uso e cobertura da terra, obtidos a partir do projeto MapBiomas (Coleção 9), foram recortados com base nos limites da grade celular. Foi então gerada uma estatística zonal para soma de pixels de cada classe por célula e posteriormente calculada a área das classes em quilômetros quadrados (km²).

No caso da declividade, foi utilizado o Modelo Digital de Elevação (MDE) da plataforma *Copernicus*, para toda o bioma com resolução de 30 metros. Com o recorte do MDE para os limites das células da Mata atlântica, foi gerado um *raster* de declividade em porcentagem. A estatística zonal foi gerada fornecendo a média, mínimo, máximo e desvio padrão das porcentagens da declividade, como objetivos de capturar a variação topográfica local.

2.4. Análise dos dados

Como etapa inicial da análise, foi calculada a matriz de correlação de Pearson para as 39 variáveis normalizadas. No algoritmo foi utilizado o argumento “pairwise.complete.obs”, que realiza os cálculos considerando apenas os pares de observações completas em cada comparação. O coeficiente de Pearson avalia a força e a direção da associação linear entre duas variáveis numéricas, variando de -1 (correlação negativa perfeita) a +1 (correlação positiva perfeita), sendo zero quando não há associação linear. Ele é obtido pela razão entre a covariância das variáveis e o produto de seus desvios padrão [Pearson, 1895].

Aplicou-se o FANNY – *Fuzzy Analysis Clustering*, às 1.962 células Prodes para regionalizar o bioma segundo os contextos de supressão da vegetação nativa. Partindo de uma matriz de dissimilaridade de Gower, adequada a variáveis mistas, o algoritmo calcula, para cada célula, um vetor de *membership* — os graus de pertencimento a cada um dos clusters — cuja soma é 1. Em comparação a outros métodos de análise de clusterização, como fuzzy k-means, o FANNY (i) opera diretamente sobre distâncias, dispensando a hipótese de clusters esféricos; (ii) é menos sensível a outliers; e (iii) fornece um índice *silhouette fuzzy* para avaliar a partição [Kaufman & Rousseeuw 1990; Maechler, 2016]. Após testes iterativos, fixaram-se $k = 15$ e expoente de “fuzzificação” ou *membership* de 1,2, parâmetros que equilibraram coerência espacial e suavidade dos grupos. Embora o método capte sobreposições — essenciais para representar as transições ambientais da Mata Atlântica —, para fins cartográficos cada célula foi

rotulada pelo cluster correspondente ao seu maior valor de *membership*, ou seja, por um ranqueamento de suas importâncias para a construção e cada cluster.

A importância relativa de cada variável na definição dos 15 clusters, foi examinada com o algoritmo Boruta [Kursa et al., 2010]. A partir do conjunto de 39 variáveis preditores, o algoritmo fez interações e retornou resultados sintetizados (média e desvio padrão) em boxplots de importância. Essa análise complementar guiou a discussão sobre quais fatores exercem maior influência na diferenciação dos ambientes da Mata Atlântica.

3. Resultados e Discussões

3.1. Análise de correlação entre variáveis

A análise de correlação de Pearson [Person, 1895] aplicada às 39 variáveis padronizadas revelou associações significativas que ajudam a entender os contextos territoriais de supressão da Mata Atlântica. Os correlogramas apresentados (Figuras 2) indicam, de forma gráfica e numérica, a magnitude e direção das relações lineares entre os pares de variáveis (tons amarelos indicam correlações positivas fortes, enquanto tons roxos escuros apontam correlações negativas).

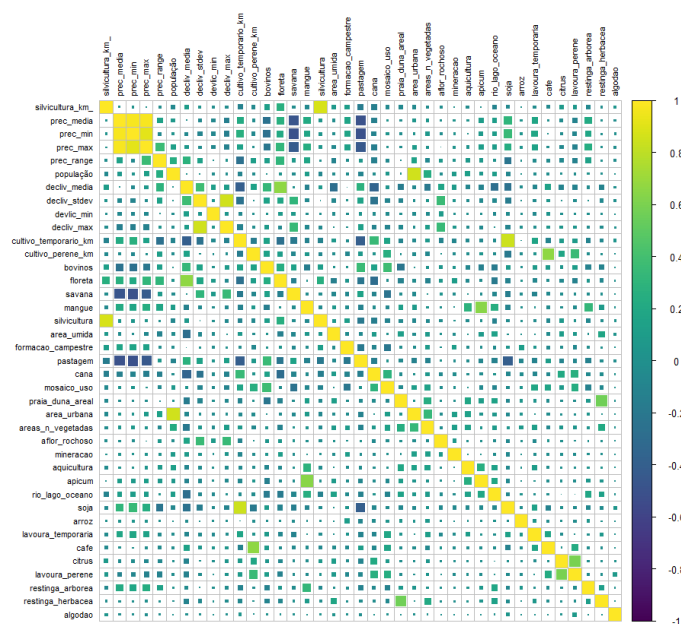


Figure 2. Correlograma de Pearson das 39 variáveis utilizadas na análise.

Observa-se uma correlação positiva expressiva entre as variáveis relacionadas à dinâmica urbana e agrícola. Por exemplo, áreas com maior densidade populacional apresentaram forte associação com área urbana, cultivos temporários, e em menor grau com a presença de pastagens. Esse padrão é consistente com a literatura, que aponta a urbanização e a agricultura intensiva como vetores principais de conversão da cobertura vegetal nativa [Guimarães, 2023; Santos et al., 2020]. A precipitação média também se correlacionou positivamente com a cobertura florestal e negativamente com a presença

de culturas como soja e pastagem, sugerindo que regiões mais úmidas tendem a manter maior integridade da vegetação nativa.

Por outro lado, a declividade mostrou correlação negativa com variáveis como silvicultura, pastagem e áreas cultivadas, apontando que regiões com terrenos mais íngremes são menos propensas à conversão antrópica, conforme previsto por estudos anteriores que destacam o papel do relevo como limitante físico a supressão da vegetação nativa [Guimarães et al., 2023].

Essa etapa de correlação reforça a escolha das variáveis utilizadas na clusterização fuzzy, pois demonstra que os fatores físicos, climáticos e socioeconômicos atuam de maneira interdependente sobre os padrões espaciais da supressão da vegetação nativa.

3.2. Delimitação dos clusters e análise espacial

A aplicação do algoritmo FANNY resultou na análise das 1.962 células do Prodes Mata Atlântica, organizadas em 15 clusters com diferentes graus de pertencimento, posteriormente espacializados conforme o maior valor de membership em cada célula (Figura 3-A). Essa regionalização revelou padrões distribuídos ao longo do bioma, classificados e agrupados segundo as variáveis mais importantes de cada cluster, conforme indicado pelos gráficos de importância gerados pelo algoritmo Boruta. Os gráficos individuais estão no Anexo I e mostram, para cada agrupamento, a ordem de relevância das variáveis utilizadas, permitindo a identificação dos principais fatores associados à supressão da vegetação nativa. Os clusters com mesma variável dominante foram reunidos no mapa final de classes (Figura 3-B). Os agrupamentos obtidos mostraram-se coerentes com os padrões de ocupação e degradação descritos na literatura, indicando que a abordagem fuzzy foi eficaz para representar a complexidade espacial da Mata Atlântica.

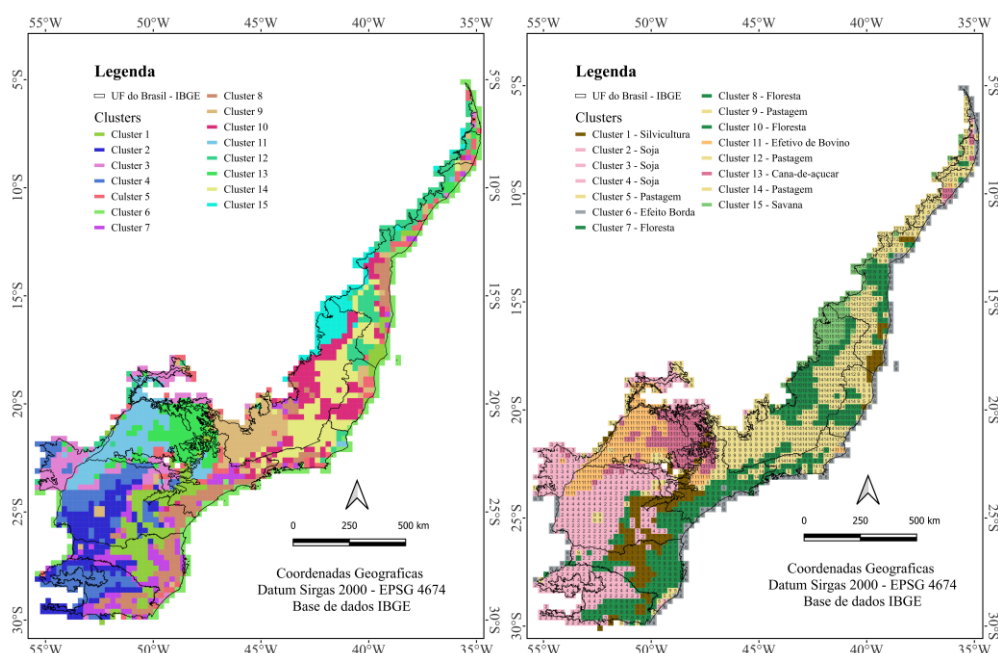


Figure 3. A) Mapa do resultado dos 15 clusters gerados pelo algoritmo fuzzy Fanny; B) categorização das variáveis com maior com maiores graus de pertencimento dentro dos 15 clusters encontrados na Mata Atlântica.

Em uma análise individual, os clusters 14, 12, 9 e 5 são aqueles em que a variável pastagem foi a mais determinante (Figura 3; Anexo I). O cluster 14, distribuído pelo nordeste de MG, norte do ES e sul da BA, apresenta também declividade média e bovinos como variáveis relevantes, caracterizando paisagens de uso agropecuário sobre terrenos suavemente ondulados. O cluster 12, situado no semiárido mineiro e sudoeste baiano, combina as variáveis de pastagem, bovinos e savana, sugerindo a presença de áreas abertas com uso extensivo. O cluster 9, no sul de MG, apresenta café e lavoura temporária como variáveis subseqüentes, refletindo áreas com agricultura consolidada. Já o cluster 5, ao contrário dos demais, apresenta distribuição mais dispersa ao longo do norte capixaba, sul da BA, porções do ES e interior de SP. Suas variáveis secundárias são declividade média e mosaico de usos, indicando ambientes com uso diversificado. Essa heterogeneidade espacial reflete os distintos contextos de ocupação agropecuária da região [Sparovek et al., 2015; Rezende et al., 2018].

Os clusters 6, 11 e 15 apresentam a variável bovinos entre as três de maior importância, evidenciando sua influência regional (Figura 3; Anexo I). O cluster 6 distribui-se ao longo de quase todo o litoral da Mata Atlântica e em bordas noroestes do bioma, refletindo possível efeito de borda em células parcialmente preenchidas. O cluster 11, entre o sul de SP e o norte do PR, associa-se a bovinos, pastagem e cana, configurando áreas agropecuárias consolidadas [Ribeiro et al., 2009]. O cluster 15, com predominância de savana e variáveis climáticas, destaca efetivo de bovinos como quinta variável, sugerindo pressão antrópica em áreas potencialmente preservadas, coincidentes com *hotspots* de supressão segundo Amaral et al (2025).

Os clusters 2, 3 e 4 foram marcados pela expressiva importância da variável soja, principal indicadora nesses agrupamentos (Figura 3; Anexo I). O cluster 2, localizado entre o norte do RS, SC e sul do PR, apresentou como variáveis mais relevantes soja, seguida de cultivo temporário e declividade média, uma combinação compatível com áreas de produção intensiva em regiões de relevo suavemente ondulado. O cluster 3, presente majoritariamente no sudoeste do MS e com núcleos no PR e noroeste paulista, combina soja com cana-de-açúcar e cultivo temporário, refletindo um cenário de policultivo em regiões de forte mecanização agrícola [Embrapa, 2019]. Já o cluster 4, com ocorrência no sul do RS, sudoeste do PR e noroeste de SP, além da soja, foi influenciado pelas variáveis cultivo temporário e pastagem, sugerindo um mosaico agrícola com inserções de áreas de uso pecuário extensivo.

O cluster 1 aparece principalmente no litoral sul da BA e no PR, SC e sul de SP (Figura 3; Anexo I). A predominância da silvicultura e da silvicultura-SIDRA reforça o papel dessa atividade nessas regiões, marcadas pelo cultivo de espécies exóticas [Ribeiro et al., 2009]. A floresta e o desvio padrão da declividade, como variáveis secundárias, indicam mosaicos produtivos inseridos em terrenos heterogêneos.

O cluster 13, localizado predominantemente no norte do estado de São Paulo (Figura 3B), apresentou como variável de maior importância a cana-de-açúcar, seguida por pastagem e cultivo temporário. Essa configuração é compatível com regiões de uso agropecuário consolidado, onde há forte presença de monoculturas mecanizadas e expansão de áreas agrícolas sobre remanescentes florestais, especialmente em contextos de elevada aptidão agrícola [Embrapa, 2019; Ribeiro et al., 2009].

Por fim, clusters 7, 8 e 10 apresentaram a floresta como variável mais relevante (Figura 3; Anexo I). O cluster 7 está fragmentado em diferentes porções da Mata Atlântica, abrangendo partes de MG, SP, PR, SC e RS. Nele, destacam-se floresta, silvicultura e declividade média, sugerindo áreas de transição entre vegetação nativa e plantios comerciais. O cluster 8, por sua vez, concentra-se em regiões costeiras de RS, SC, PR e SP, além do centro-leste mineiro e RJ. Sua composição com floresta, alta declividade média e elevado desvio padrão da declividade coincide com áreas de relevo acidentado, como a Serra do Mar e a Serra da Mantiqueira, favorecendo a conservação da vegetação nativa [Ribeiro et al., 2009]. Já o cluster 10 se distribui principalmente pelo leste e nordeste de MG, com extensão secundária no ES, sul da BA e RJ. A presença de pastagem como segunda variável mais relevante sugere um uso alternado da terra, com fragmentos florestais coexistindo com áreas abertas em relevo inclinado.

De forma geral, os agrupamentos identificados evidenciaram a heterogeneidade estrutural da Mata Atlântica, refletindo diferentes combinações entre uso do solo, cobertura vegetal, relevo e variáveis climáticas. A partir das variáveis de maior importância, foi possível distinguir oito padrões gerais no bioma, abrangendo desde áreas de uso agropecuário consolidado até regiões com maior integridade ambiental. A análise também evidenciou o potencial de variáveis como precipitação e declividade para enriquecer a interpretação espacial. Ainda assim, a abordagem adotada abre um leque fértil para investigações mais refinadas, especialmente considerando as variáveis de menor importância e suas interações.

5. Conclusão

Este trabalho teve como objetivo propor uma análise por cluster para identificar os diferentes padrões de supressão da Mata Atlântica, a partir das principais variáveis usualmente associadas à supressão da vegetação. Para isso, foram classificadas as células de produção do Prodes com base em agrupamentos formados por variáveis capazes de particionar o território segundo seus contextos específicos. A aplicação do algoritmo *fuzzy Fanny* resultou na identificação de 15 agrupamentos *fuzzy*, nos quais foi possível distinguir oito padrões gerais representativos das combinações territoriais mais recorrentes. Entre as variáveis mais influentes destacam-se: silvicultura, soja, pastagem, declividade média, floresta, bovinos, cana, savana e cultivo temporário. Esses padrões refletiram diferentes níveis de pressão antrópica e características ambientais no interior do bioma, desde áreas de uso agropecuário intensivo até regiões com maior conservação florestal.

A metodologia também permite expandir a análise para um nível mais refinado, incorporando variáveis com menor grau de importância, que podem fornecer nuances adicionais à compreensão dos processos de supressão da vegetação nativa. A utilização do algoritmo Boruta como ferramenta interpretativa contribuiu significativamente para a leitura dos fatores predominantes em cada cluster. Como continuidade deste trabalho, propõe-se aprofundar a análise das variáveis menos relevantes de modo a aprimorar detalhes do contexto de cada local (célula) e incorporar séries temporais, com o objetivo de capturar dinâmicas espaciais e estruturais ao longo do tempo. Essa perspectiva pode ampliar a capacidade de diagnóstico ambiental e fortalecer estratégias territoriais voltadas à mitigação dos impactos e à conservação da biodiversidade na Mata Atlântica.

A ampliação da escala de observação e a incorporação de séries temporais também se mostram como caminhos promissores para investigações futuras, contribuindo para uma caracterização ainda mais robusta dos vetores e padrões de supressão da vegetação na Mata Atlântica.

Referências

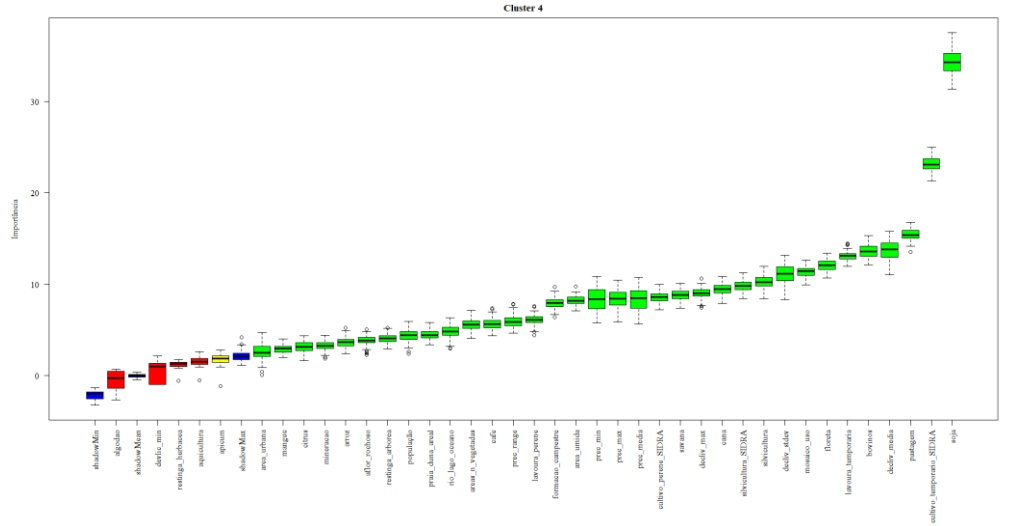
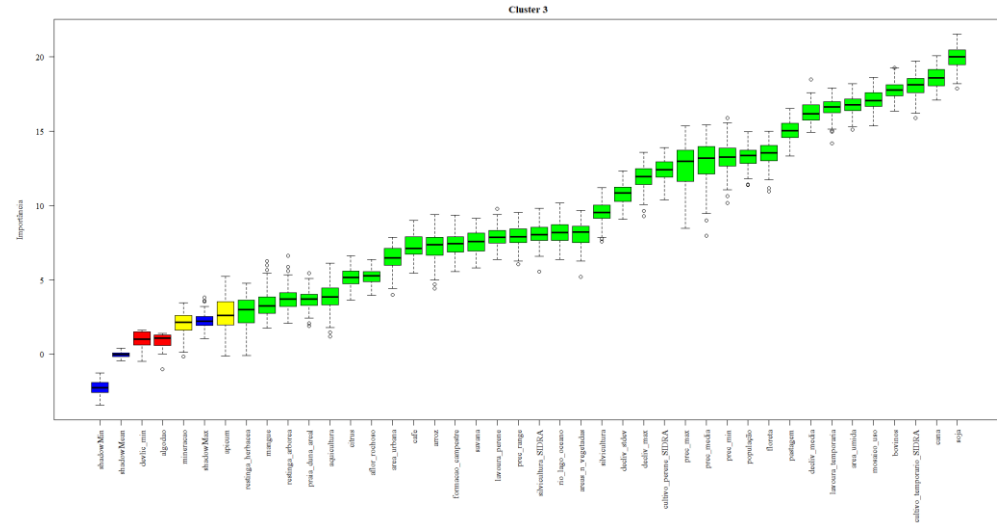
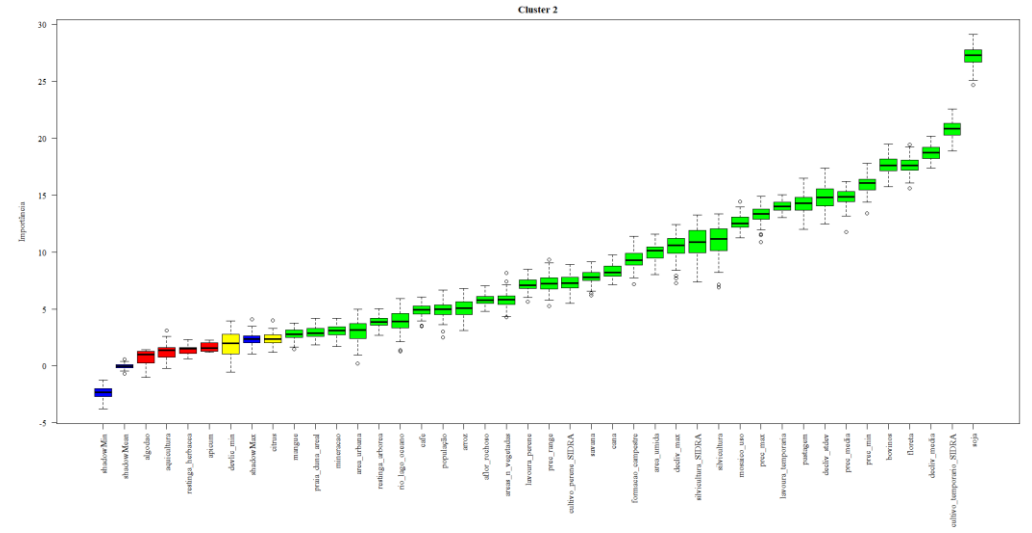
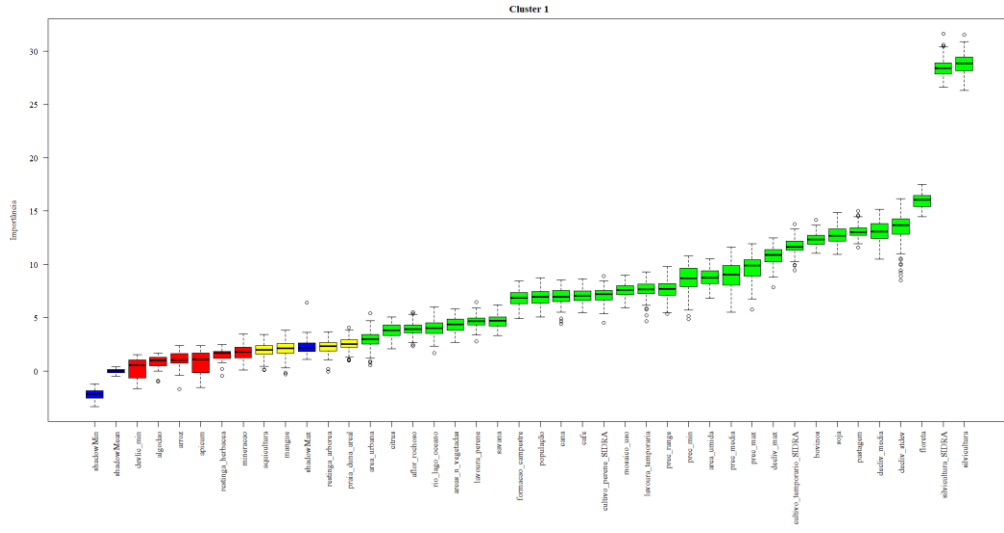
- Almeida, C. A. et al. Monitoramento oficial da vegetação nativa brasileira por imagens de satélite: o programa BiomasBR e os sistemas Prodes, Deter e TerraClass. *Cad. Astro.*, vol. 6, nº 1, p. 23–38, abr. 2025. DOI: 10.47456/Cad.Astro.v6n1.47411.
- AMARAL, Silvana et al. Recent trends in deforestation across the Brazilian Atlantic Forest. *Nature Sustainability*, v. 8, p. 1–8, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41893-025-01508-w>.
- Davis, J. L.; Lima, C.G.; Garcia, R.A.; Nascimento, B.A. Modelling drivers of Atlantic Forest dynamics using geographically weighted regression. *Revista GEOgrafias*, v. 27, n. 2, p. 107-126, 2019.
- Embrapa. (2019). Sistemas agrícolas brasileiros: panorama e evolução. Embrapa Monitoramento por Satélite. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1115529>.
- Guimarães, P. O. et al. Análise dos padrões espaciais do desmatamento na Mata Atlântica, Brasil. *Gaia Scientia*, v. 17, n. 2, p. 32–46, 2023. DOI: 10.22478/ufpb.1981-1268.2023v17n2.66397.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE. Contas de ecossistemas: o uso da terra nos biomas brasileiros: 2000–2018. Rio de Janeiro: IBGE, 2020. 101 p. (Contas Nacionais, n. 73).
- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE. No ano de 2023, foram mapeados 765,17 km² de vegetação nativa suprimida no bioma Mata Atlântica. São José dos Campos: INPE, 2023. Disponível em: <https://data.inpe.br/big/web/nota-tecnica-vegetacao-nativa-no-bioma-mata-atlantica/>. Acesso em: 06 mar. 2025.
- Joly, C.A.; Metzger, J. P.; Tabarelli, M. Experiences from the Brazilian Atlantic Forest: ecological findings and conservation initiatives. *New Phytologist*, v. 204, n. 3, p. 459-473, 2014.
- KAUFMAN, L.; ROUSSEEUW, P. J. Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1990.
- Kursa MB, Jankowski A, Rudnicki WR. Boruta – A System for Feature Selection. *Fundamenta Informaticae*, 2010;101(4):271-285. DOI: 10.3233/FI-2010-288.
- Maechler, M. Package ‘cluster’ - October 8, 2016. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/cluster/cluster.pdf>.
- Metzger, J.P.; Sodhi, N. Conservation issues in the Brazilian Atlantic Forest. *Biological Conservation*, v. 142, n. 6, 2009.

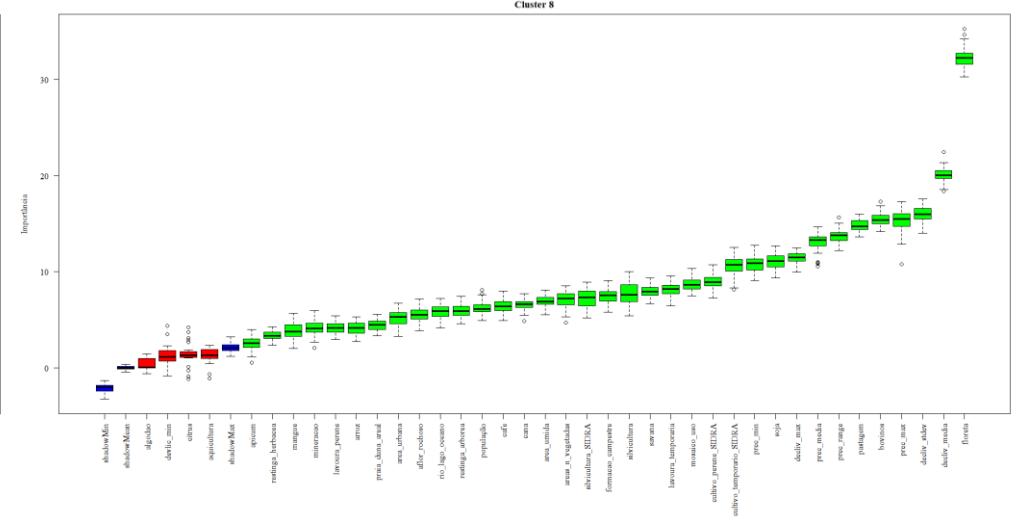
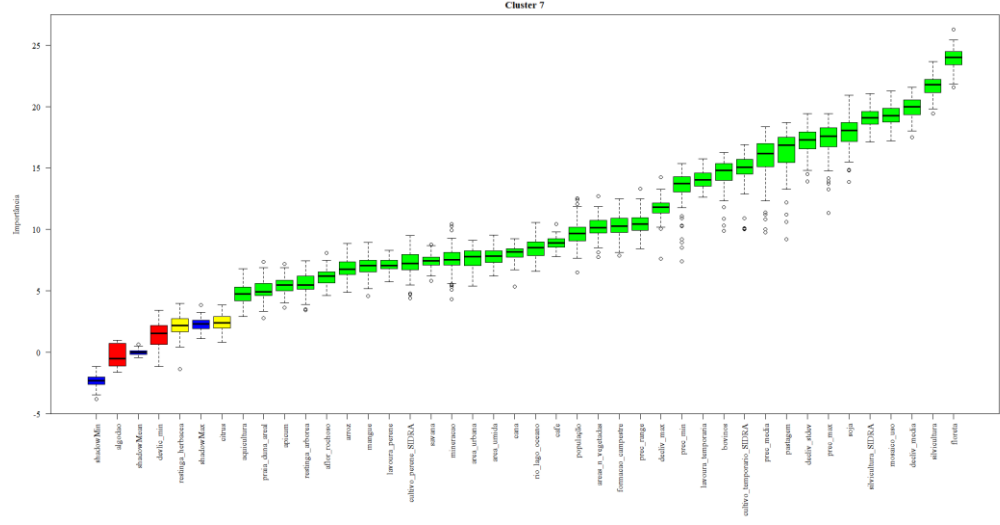
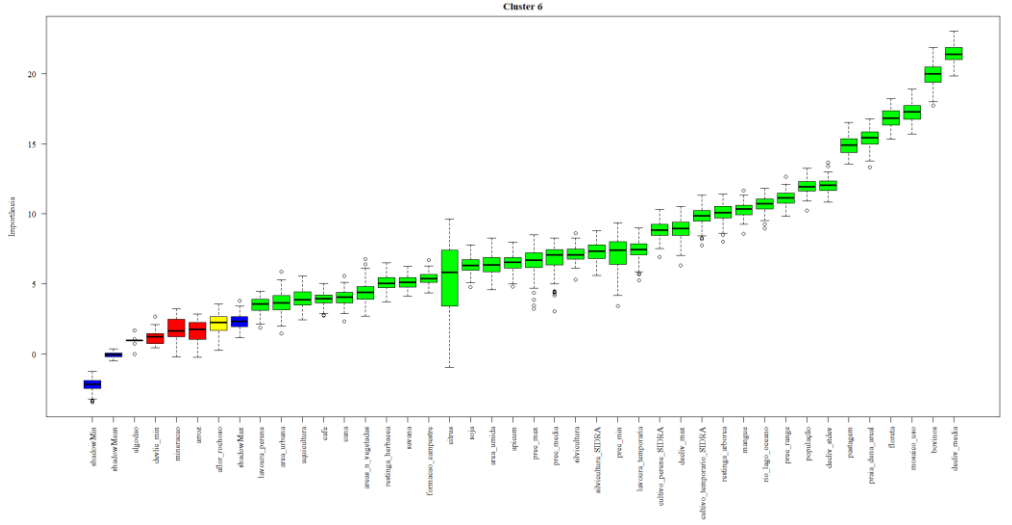
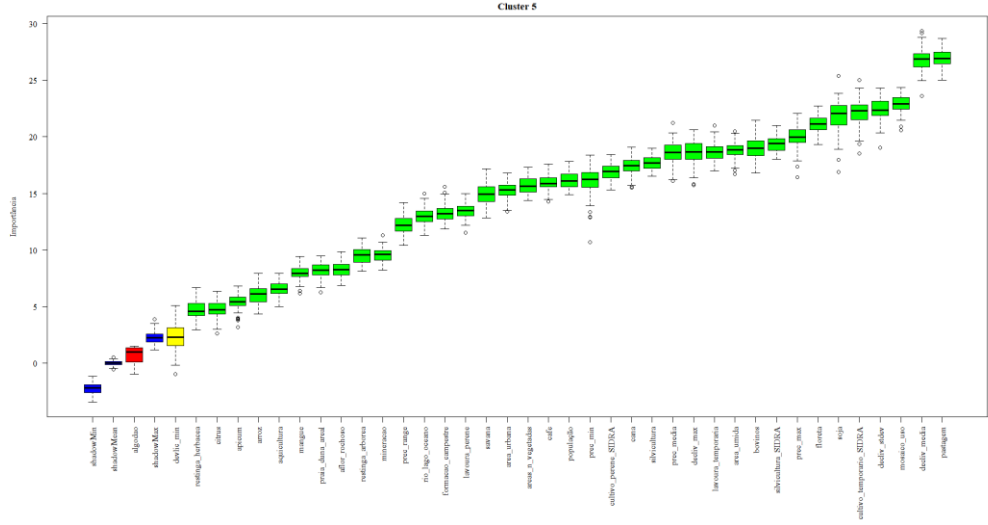
- Mittermeier RA, Gil PR, Hoffmann M, Pilgrim J, Brooks J, Mittermeier CG, Lamourux J, Fonseca GAB. Hotspots revisited: earth's biologically richest and most endangered terrestrial ecoregions. Washington, DC, USA: Cermex, 2004.
- Myers N, Mittermeier RA, Fonseca GAB, Kent J. Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature*, v. 403, p. 853–858, 2000.
- Neto, R. M.B. et al. Geospatial cluster analysis of the state, duration and severity of drought over Paraíba State, northeastern Brazil. *Science of The Total Environment*, v. 795, 2021.
- Pearson, K. (1895). "Note on regression and inheritance in the case of two parents." *Proceedings of the Royal Society of London*, 58, 240–242.
- Reis, I. P.; Rocha-Santos, L.; Leal, A.; Faria, D.; Mielke, M. S. Landscape forest loss changes sunfleck dynamics in forest fragments of southern Bahia, Brazil. *Journal of Tropical Ecology*, v. 37, n. 2, p. 64-71, 2021.
- Rezende, C. L. et al. From hotspot to hopespot: An opportunity for the Brazilian Atlantic Forest. *Perspectives in Ecology and Conservation*, v. 16, n. 4, p. 208–214, 2018.
- Ribeiro, M. C.; Metzger, J. P.; Martensen, A. C.; Ponzoni, F.; Hirota, M. The Brazilian Atlantic Forest: how much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. *Biological Conservation*, v. 142, p. 1141–1153, 2009.
- Scarano, F. R.; Ceotto, P. Brazilian Atlantic Forest: impact, vulnerability, and adaptation to climate change. *Biodiversity and Conservation*, v. 24, n. 9, p. 2319-2331, 2015.
- Santos, L. D.; Schlindwein, S. L.; Fantini, A. C.; Henkes, J. A.; Belderrain, M. C. N. Dinâmica do desmatamento da Mata Atlântica: causas e consequências. *Revista Gestão e Sustentabilidade Ambiental*, v. 9, p. 378–402, 2020.
- Sparovek, G. et al. Who owns Brazilian lands? *Land Use Policy*, v. 42, p. 18–25, 2015.

Anexo I – Gráficos de Importância (Boruta) e Mapas de Distribuição Espacial das Variáveis Relevantes

Este anexo apresenta os gráficos de importância das variáveis gerados pelo algoritmo Boruta para cada um dos 15 clusters obtidos na análise *fuzzy* (Figuras A1). Os gráficos ilustram a ordem relativa de influência das variáveis utilizadas na formação dos agrupamentos, conforme calculado a partir dos dados normalizados. Em seguida é apresentado os mapas das variáveis de intensidade de fenômeno para cada variável dentre as três mais importantes segundo os gráficos.

A leitura dos boxplots juntamente com a análise visual dos mapas das variáveis, permitem identificar, por cluster, quais atributos físico-climáticos, socioeconômicos ou de uso da terra foram mais determinantes na composição dos grupos. Essa visualização complementa a interpretação espacial discutida na seção 3.2 e oferece subsídios para o refinamento de estratégias de classificação e regionalização ambiental no bioma Mata Atlântica.





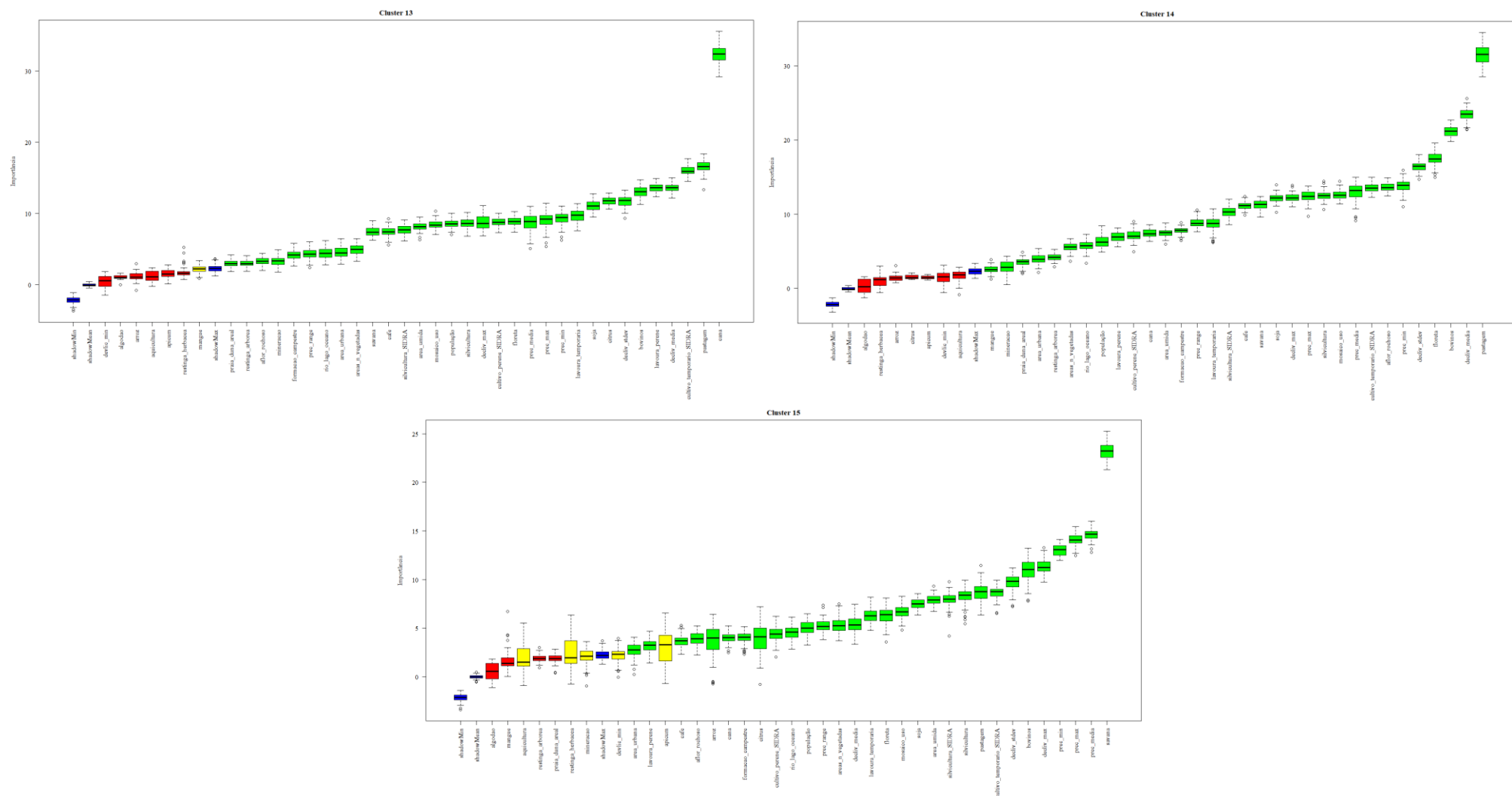


Figure A1. Gráficos de importância das variáveis por cluster (Cluster 1 a Cluster 15) gerados pelo algoritmo Boruta com base nos *memberships* do Fizzy Fanny.

Este anexo apresenta os gráficos de importância das variáveis gerados pelo algoritmo Boruta para cada um dos 15 clusters obtidos na análise fuzzy. Os gráficos ilustram a ordem relativa de influência das variáveis utilizadas na formação dos agrupamentos, conforme calculado a partir dos dados normalizados.

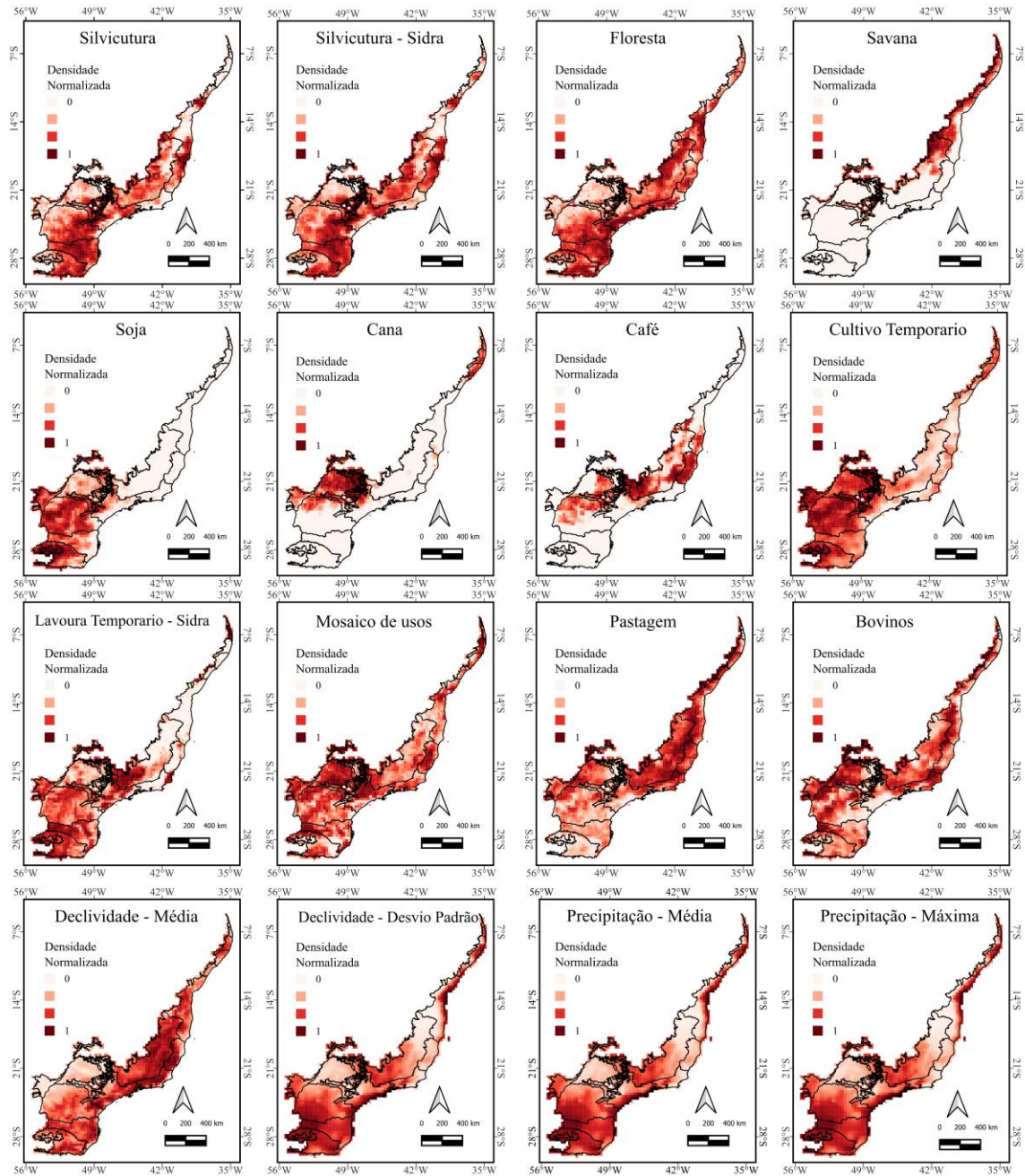


Figure A2. Mapas de intensidade das variáveis mais importantes por cluster, conforme análise Boruta.