

PEDRO HENRIQUE SANTOS MOTA

**APRENDIZADO DE MÁQUINA E ANÁLISE MULTICRITÉRIO
NA IDENTIFICAÇÃO DE FRAGMENTOS FLORESTAIS
POTENCIAIS PARA A COLETA DE SEMENTES NA ZONA DA
MATA MINEIRA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2018

Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa

T

M917a Mota, Pedro Henrique Santos, 1991-
2018 Aprendizado de máquina e análise multicritério na
identificação de fragmentos florestais potenciais para a coleta de
sementes na zona da mata mineira / Pedro Henrique Santos
Mota. – Viçosa, MG, 2018.
xiv, 60f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui anexos.

Orientador: Alexandre Rosa dos Santos.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f. 31-37.

1. Ecologia das paisagens. 2. Inteligência artificial.
3. Sistemas de informação geográfica. I. Universidade Federal de
Viçosa. Departamento de Engenharia Florestal. Programa de
Pós-Graduação em Ciência Florestal. II. Título.

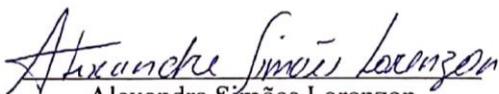
CDO adapt. CDD 22 ed. 634.9118

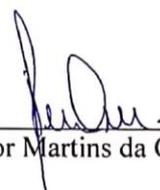
PEDRO HENRIQUE SANTOS MOTA

**APRENDIZADO DE MÁQUINA E ANÁLISE MULTICRITÉRIO
NA IDENTIFICAÇÃO DE FRAGMENTOS FLORESTAIS
POTENCIAIS PARA A COLETA DE SEMENTES NA ZONA DA
MATA MINEIRA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 27 de julho de 2018.


Alexandre Simões Lorenzon


Sady Júnior Martins da Costa Menezes


Alexandre Rosa dos Santos
(Orientador)

Aos meus pais.

Aos meus irmãos.

À Tamires.

Ao meu sobrinho Nathan.

Dedico.

“Se cheguei até aqui foi porque me apoiei no ombro dos gigantes.”

Isaac Newton

AGRADECIMENTOS

A Deus pelo dom da vida.

Aos meus pais por sempre me apoiarem e não medirem esforços para que eu pudesse conquistar meus objetivos.

Aos meus irmãos pela amizade e conselhos.

Ao meu sobrinho Nathan, pequeno grande homem que me inspira muito nas batalhas diárias.

À Tamires, pelo amor, carinho, conselhos e por ser o meu porto seguro nas horas mais difíceis.

Ao professor Gustavo Eduardo Marcatti, pelo grande amigo que é, pelo apoio e ajuda em momentos críticos, sendo um dos principais responsáveis pela minha escolha em me especializar em geoprocessamento e sensoriamento remoto e por me incentivar e aguçar minha vontade em aprender lógica de programação.

Ao professor Alexandre Rosa dos Santos, pela amizade, confiança e por acreditar no meu potencial.

Aos professores Cibele Hummel do Amaral, José Marinaldo Gleriani e Alexandre Simões Lorenzon, pelas conversas e por serem grandes apoiadores desse trabalho.

Ao Nero por ser um grande amigo e por contribuir na minha formação, principalmente nos tempos de estagiário do Laboratório SIGMA.

Aos amigos do Laboratório SIGMA pela amizade e por proporcionarem um ambiente de trabalho prazeroso.

À Universidade Federal de Viçosa e ao Departamento de Engenharia Florestal pelo conhecimento técnico e científicos passados a mim.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo financiamento desse estudo.

Aos professores e funcionários do Departamento de Engenharia Florestal, em especial ao porteiro Chiquinho e os secretários da pós-graduação Alexandre e Dilson.

Ao professor Charles pela amizade e por ser uma grande inspiração.

Aos amigos do mestrado.

Ao GAGEN.

Ao Alex e a Silvana, por ter fornecido uma base de dados referente as árvores matrizes para coleta de sementes.

Aos professores Alexandre e Sady por terem aceitado participar da banca e por suas contribuições para esse trabalho.

À Raiza pelas dicas em classificação de imagens.

Ao professor Elpídeo, pelo apoio.

A todos, que de alguma forma contribuíram para a realização desse estudo.

BIOGRAFIA

Pedro Henrique Santos Mota, filho de Versília dos Santos Mota e Jovino Fonseca Mota nasceu em Coração de Jesus – MG, em 04 de junho de 1991. Coursou o ensino fundamental e o primeiro ano do ensino médio na “Escola Estadual Amâncio Juvêncio Fonseca”, entre 1998 e 2006. Em 2007, ingressou no “Colégio Indyu”, onde concluiu o ensino médio em 2008. Em 2010, iniciou o curso de Engenharia Florestal na Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) e, em 2011 realizou transferência para a Universidade Federal de Viçosa (UFV) onde se formou em janeiro de 2016. Em 2017, ingressou no programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal da UFV, quando iniciou suas atividades do mestrado. Em julho de 2018, defende sua dissertação perante o programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal da Universidade Federal de Viçosa.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	ix
LISTA DE FIGURAS.....	x
LISTA DE TABELAS.....	xi
LISTA DE EQUAÇÕES.....	xii
RESUMO.....	xiii
ABSTRACT.....	xiv
1 INTRODUÇÃO.....	1
2 OBJETIVOS.....	2
2.1 OBJETIVO GERAL.....	2
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	2
3 MATERIAL E MÉTODOS.....	2
3.1 ÁREA DE ESTUDO.....	2
3.2 USO E COBERTURA DA TERRA.....	4
3.2.1 SELEÇÃO DAS IMAGENS.....	4
3.2.2 CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS.....	5
3.3 ÍNDICES MÉTRICOS DA PAISAGEM.....	6
3.4 IDENTIFICAÇÃO DOS FRAGMENTOS FLORESTAIS POTENCIAIS.....	8
3.4.1 VALIDAÇÃO DOS FRAGMENTOS FLORESTAIS POTENCIAIS.....	10
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	11
4.1 CLASSIFICAÇÃO DO USO E COBERTURA DA TERRA NA ZONA DA MATA DO ESTADO DE MG.....	11
4.2 ANÁLISE DA ECOLOGIA DA PAISAGEM NA ZONA DA MATA DO ESTADO DE MG.....	15
4.3 IDENTIFICAÇÃO DOS FRAGMENTOS FLORESTAIS POTENCIAIS.....	17
4.4 OCORRÊNCIA DE MATRIZES PARA COLETA DE SEMENTES NOS FRAGMENTOS IDENTIFICADOS.....	28
5 CONCLUSÕES.....	31
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	31

ANEXOS	38
ANEXO 1: Variáveis explicativas utilizadas nas classificações das cenas de órbitas e pontos 216/74, 217/74, 217/75 e 218/75, respectivamente, ranqueadas por importância, de acordo com o coeficiente de Gini.....	38
ANEXO 2: Fragmentos florestais classificados com potencial muito alto para coleta de sementes ranqueados por área.....	39
ANEXO 3: <i>Script</i> em linguagem de programação <i>Python 2.7</i> utilizado para cálculo dos índices de ecologia da paisagem florestal.....	51

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- A – Área total dos fragmentos
- AREA – Área dos fragmentos
- COMP – Composições de bandas
- ENN – Distância do vizinho mais próximo
- INF – Infinito
- MAWEISH – *Modified Automated Water Extraction Index*
- MDE – Modelo Digital de Elevação
- MG – Estado de Minas Gerais
- NCORE – Número de áreas núcleo
- NDBI – *Normalized Difference Built-Up Index*
- NP – Número de *patches* (fragmentos)
- OLI – *Operational Land Imager*
- PCSF - Potencial Calculado para a coleta de Sementes Florestais
- PROX – Índice de proximidade
- RF – *Random Forest*
- SAVI – *Vegetation Index Soil-Adjusted*
- SHAPE – Índice de forma
- TRI – *Terrain Ruggedness Index*
- USGS - *United States Geological Survey*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Zona da Mata do estado de Minas Gerais.	4
Figura 2 – Fluxograma com os principais procedimentos utilizados.....	11
Figura 3- Variação do índice Kappa em relação ao número de variáveis incluídas no processo de classificação das imagens para uma das quatro cenas utilizadas no processo (órbita 217 e ponto 74).	12
Figura 4 - Ordem de importância das 15 variáveis utilizadas para a classificação.	13
Figura 5 - Uso e Cobertura da Terra para a Zona da Mata do estado de Minas Gerais.	15
Figura 6 – Funções de pertinência <i>Fuzzy</i> (<i>Fuzzy Membership</i>) e distribuição de frequência dos polígonos para o conjunto fuzzy para os índices de ecologia da paisagem florestal a) AREA, (b) PROX, (c) NCORE, (d) SHAPE e (e) ENN.	22
Figura 7- Potencial dos fragmentos florestais para coleta de sementes na Zona da Mata do estado de Minas Gerais.	24
Figura 8 - Distribuição do tamanho dos fragmentos na área total estudada. Em que A é a área do fragmento e NP é o número de fragmentos.	25
Figura 9 - Distribuição do número de áreas núcleo nos fragmentos florestais.	26
Figura 10 - Porcentagem de área núcleo dentro do fragmento em diferentes profundidades de borda.	27
Figura 11- Ocorrência dos principais gêneros nas matrizes.	29
Figura 12 - Ocorrência dos gêneros das matrizes nos fragmentos.	30

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Índices de Ecologia da Paisagem utilizados no estudo.....	7
Tabela 2 - Valores de índice Kappa para as cenas classificadas.....	14
Tabela 3 - Classificação do Uso e Cobertura da Terra na Zona da Mata do estado de Minas Gerais	14
Tabela 4 - Índices da paisagem florestal para a Zona da Mata do estado de Minas Gerais	16
Tabela 5 - Classificação do potencial dos fragmentos florestais para coleta de sementes.....	24
Tabela 6 - Ocorrência das matrizes para coleta de sementes nos fragmentos identificados.....	28

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 - <i>Fuzzy Large</i>	9
Equação 2 - <i>Fuzzy Small</i>	9
Equação 3 - <i>Fuzzy Overlay</i>	10
Equação 4 - Índice de diversidade de Gini.....	14

RESUMO

MOTA, Pedro Henrique Santos, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2018. **Aprendizado de máquina e análise multicritério na identificação de fragmentos florestais potenciais para a coleta de sementes na zona da mata mineira.** Orientador: Alexandre Rosa dos Santos.

As sementes florestais são de grande importância na recuperação de áreas degradadas e sua comercialização pode representar uma fonte de recursos para produtores rurais de diversas regiões do país. Neste contexto, esse estudo teve o objetivo de identificar fragmentos florestais potenciais para coleta de sementes na região da Zona da Mata do estado de Minas Gerais. Para a identificação do potencial dos fragmentos foram utilizadas técnicas de classificação de imagens, índices de ecologia da paisagem e análise multicritério (lógica *Fuzzy*). Os resultados mostraram que 50.63% da área da Zona da Mata do estado de Minas Gerais corresponde a classe Pastagem e 30.54% corresponde a Mata Nativa e que, de todos os fragmentos identificados na área, 31% possuem área entre 0 a 50 ha, mostrando como a região é fragmentada. O índice Distância do vizinho mais próximo (ENN) mostrou que em média os fragmentos estão a uma distância de 82.33 m, sendo considerados de moderado grau de isolamento, reafirmando a fragmentação da área, em que a maioria dos fragmentos apresentam valores nulos de áreas núcleo. No que diz respeito ao potencial para coleta de sementes, os fragmentos com potencial muito alto são aqueles de maior área, em média acima de 55 ha. A análise de ocorrência de matrizes georreferenciadas nos fragmentos identificados mostrou que a maioria das matrizes ocorrem em fragmentos com elevado potencial para coleta de sementes, além disso em média, os principais gêneros das matrizes ocorrem também nesses fragmentos, indicando a diversidade de espécies florestais dentro desses fragmentos. Os resultados desse estudo revelaram o elevado índice de fragmentação da Zona da Mata do estado de Minas Gerais e os fragmentos identificados poderão auxiliar gestores e analistas ambientais em tomadas de decisões para manutenção da biodiversidade da área, contribuindo para um aumento da abundância das populações, riqueza de espécies e diversidade genética, além de auxiliar na identificação de áreas prioritárias para a restauração florestal.

ABSTRACT

MOTA, Pedro Henrique Santos, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, July, 2018. **Machine learning and multicriteria analysis in the identification of potential forest fragments for seed harvesting in the zona da mata mineira.** Adviser: Alexandre Rosa dos Santos.

The forest seeds are of great importance in the recovery of degraded areas, in addition, their commercialization represent a source of resources for rural producers of several regions of the country. This study aimed to identify potential forest fragments for seed harvesting in the region of Zona da Mata in the state of Minas Gerais. To identify the potential of the fragments, the techniques of image classification, landscape ecology and multicriteria analysis (Fuzzy logic) were used. The results showed that 50.63% of the area of the Zona da Mata is Pasture and 30.54% corresponds to Native Forest and that of all the fragments identified in the area, 31% have an area between 0 and 50 ha, showing how the region is fragmented. The nearest neighbor distance (ENN) metric showed that on average the fragments are at 82.33 m and are considered of moderate degree of isolation. Reaffirming the fragmentation of the area, the results showed that most have zero core areas. Regarding the potential for seed harvesting, the fragments with very high potential are those with larger area, on average above 55 ha. The analysis of the occurrence of georeferenced matrices in the identified fragments showed that most of the matrices occur in fragments with high potential for seed harvesting, in addition, on average, the main genera of the matrices also occur in these fragments, indicating the diversity of forest species within these fragments. The results of this study revealed the high fragmentation index of the Zona da Mata, and the fragments identified could help managers and environmental analysts in decision making to maintain biodiversity in the area, contributing to an increase in population abundance, species richness and diversity genetics, besides helping to identify priority areas for forest restoration.

1 INTRODUÇÃO

O bioma Mata Atlântica é um dos seis biomas do Brasil, ocupando aproximadamente 13% do território brasileiro. Esse bioma é reconhecido por sua biodiversidade e é um dos mais ameaçados do planeta (Santos et al. 2016). Segundo Metzger (1999), a Mata Atlântica é, provavelmente, uma das florestas mais fragmentadas, quando comparada com as demais florestas tropicais.

A fragmentação florestal é considerada uma das principais causas da perda de biodiversidade em habitats (de Albuquerque e Rueda, 2010; Benítez-Malvido et al., 2016) e é definida como um processo em escala de paisagem que envolve perda de espécies florestais com mudanças na configuração ou disposição da cobertura florestal (Fahrig, 2003; Long et al., 2010). Além da perda de biodiversidade, outra consequência preocupante resultante do processo de fragmentação é o efeito de borda, que pode causar alterações abióticas e bióticas nos fragmentos, como aumento do risco de erosão, redução da umidade relativa, diminuição da resistência ao vento, assoreamento dos cursos d'água, mudanças na estrutura física da vegetação, na dinâmica populacional, na composição florística, na diversidade e abundância de flora (Viana, 1990; Murcia, 1995; Ranta et al., 1998)

Avaliar a fragmentação florestal requer o uso de técnicas computacionais eficientes e o conhecimento de ecologia da paisagem. Para tanto, são utilizados índices métricos da paisagem. O estudo desses índices permite compreender a estrutura da paisagem (tamanho, forma, distribuição e arranjo no espaço), além de auxiliar no estudo da biodiversidade, contribuindo para o aumento da abundância das populações, riqueza de espécies e diversidade genética (Fahrig, 2003).

A fragmentação de uma área, bem como o estudo dos índices métricos podem ser avaliados pelo uso de geotecnologias como o sistema de informação geográfica e o sensoriamento remoto, que permitem a análise e a visualização de dados geográficos. Essa abordagem de avaliação do espaço geográfico tem demonstrado grande potencial para o planejamento, obtenção de informações espaciais e tomada de decisão (Santos et al. 2016).

A perda da biodiversidade devido à fragmentação influencia a diversidade genética das sementes ali produzidas. Isso pode afetar a sobrevivência futura da vegetação (Santos et al., 2016). Apesar da importância da coleta de sementes florestais de qualidade, a sua produção somente foi regulamentada recentemente com a aprovação da Lei 10.711 / 03, que institui o Sistema Nacional de Sementes e Mudas (SNSM), e o Decreto 5.153 / 04, que regulamentou a atividade. Pela lei, os produtores de mudas e sementes florestais são obrigados a utilizar sementes de origem comprovada e devem cumprir todos os requisitos legais para garantir sua qualidade. (Brasil, 2003). Frente a esse contexto, estudos relacionados à dinâmica de fragmentação florestal, ecologia da paisagem e planejamento para a coleta de sementes, como definição de melhores rotas entre os fragmentos e os viveiros florestais mais próximos, são cada vez mais necessários para proteção e manejo consciente desse e de outros biomas.

Diante desse cenário, o objetivo deste estudo foi identificar fragmentos florestais potenciais para a coleta de sementes na Zona da Mata do estado de Minas Gerais.

2 OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GERAL

Selecionar fragmentos florestais potenciais para a coleta de sementes na Zona da Mata do estado de Minas Gerais.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Classificar o Uso e Cobertura da Terra;
- Determinar os índices de ecologia da paisagem florestal.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo abrange a Zona da Mata do estado de Minas Gerais. Esta localiza-se na porção Sudeste do estado de Minas Gerais, entre os paralelos 19°49' e 22°13' de latitude Sul e os meridianos 44°5' e 41°25' de longitude Oeste, correspondendo a uma área de 35.747,729 km² (Figura 1). A Zona da Mata engloba sete microrregiões e 142 municípios.

Conforme a classificação de Koppën, a região é caracterizada por possuir diferentes tipos climáticos, sendo o clima tropical de altitude (Cwa) predominante (Valverde, 1958; Baruqui et al., 1985). A região apresenta temperatura média do mês mais frio inferior a 18 °C, temperatura média do mês mais quente superior a 22 °C e verões quentes e chuvosos com precipitação média anual entre 1000 e 1500 mm.

Conforme classificação de Ab'Saber para os domínios morfoclimáticos do Brasil, a Zona da Mata se insere no domínio dos Mares de Morros (Ab'Saber, 1970), com relevo de formas diversificadas, destacando-se áreas planas, onduladas e montanhosas (Valverde, 1958).

Por estar no domínio da Mata Atlântica, a Zona da Mata apresenta um grande conjunto florestal extra-amazônico, formado por florestas ombrófilas (densa, aberta e mista) e florestas estacionais semidecíduais e decíduais (IBGE, 2004). A floresta semidecídua é a tipologia predominante na região ocorrendo em 15,73% da área, seguida da floresta ombrófila que ocorre em 1,25% da área, concentrando-se na região sudoeste (Scolfor e Carvalho, 2006). Os campos e campos rupestres aparecem associados às áreas de altitudes mais elevadas e com maior umidade (Valverde, 1958), representando 0,12 e 0,01%, respectivamente. Já o eucalipto aparece concentrado em maior extensão na região sudoeste, com 0,16% de abrangência.

Em relação aos solos, os latossolos ocorrem de forma predominante, ocupando 88 % da área, seguido dos argissolos com 6%, e em menor proporção aparecem os cambissolos háplicos e neossolos litólicos (CETEC, 2008).

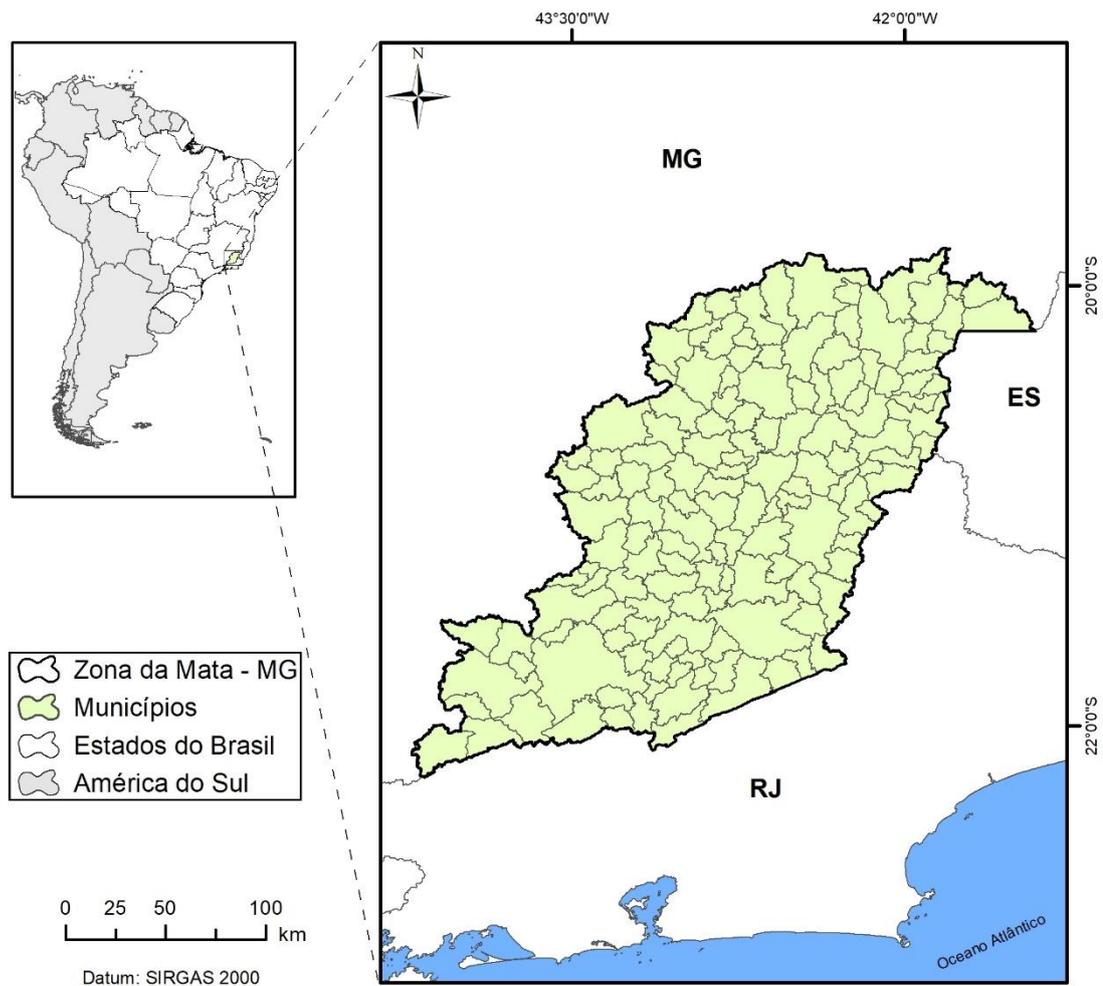


Figura 1 - Zona da Mata do estado de Minas Gerais.

3.2 USO E COBERTURA DA TERRA

3.2.1 SELEÇÃO DAS IMAGENS

As imagens de satélite utilizadas para classificação do Uso e Cobertura da Terra foram provenientes do sensor OLI, abordo do satélite Landsat 8. As imagens, corrigidas atmosféricamente para reflectância da superfície, foram adquiridas sob demanda no *site* de Pesquisa Geológica dos Estados Unidos (USGS) e correspondem às órbitas e pontos 216/74; 217/74; 217/75 e 218/75, com resolução espacial de 30 m. Para cobrir toda a extensão da área de estudo foram utilizadas 4 cenas. Estas são referentes aos meses de julho e agosto, que representam o período de estiagem no Brasil. Imagens adquiridas nessa época do ano apresentam boas condições

atmosféricas e cobertura mínima de nuvens, o que facilita a distinção das classes de cada Uso e Cobertura da Terra.

3.2.2. CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS

Foram definidas 6 classes de Uso e Cobertura da Terra, sendo elas: 1) Eucalipto, Café e outras Culturas; 2) Áreas Urbanas; 3) Floresta Nativa; 4) Pastagem e Cana de Açúcar; 5) Solo Exposto, Rochas e Queimadas e 6) Água e Sombras. O agrupamento de alguns usos foi necessário devido ao comportamento espectral semelhante dos mesmos, permitindo uma classificação com menor confusão entre a classe de florestas nativas e as demais.

Para coleta das amostras foram utilizados polígonos de forma retangular. As amostras para treinamento do modelo de classificação foram coletadas de forma bem distribuída por todas as cenas, sendo que cada amostra continha em média 15 pixels. O processo de coleta das amostras foi realizado no ArcGIS 10.3.1, com o auxílio da extensão Image Classification e de diferentes composições de bandas (COMP), COMP_753: R(OLI_7) G(OLI_5) B(OLI_3), COMP_543: R(OLI_5) G(OLI_4) B(OLI_3) e COMP_432: R(OLI_4) G(OLI_3) B(OLI_2), que foram utilizadas para se discernir visualmente um alvo espectral do outro durante o processo de coleta das amostras. Para uma melhor garantia da classificação, o Google Earth Pro também foi utilizado para auxiliar o processo de coleta de amostras.

Cada cena foi classificada individualmente devido a diferença de alguns dias de uma cena em relação a outra. Após a classificação foi realizado o mosaico das imagens para garantir que não houvesse duplicidade de classes nos limites de sobreposição de área.

Inicialmente foram testadas 25 variáveis explicativas durante o processo de classificação: Bandas espectrais OLI 01 (Costeiro/ Aerossol), OLI 02 (Azul), OLI 03 (Verde), OLI 04 (Vermelho), OLI 05 (Infravermelho próximo), OLI 06 (Infravermelho de ondas curtas I) e OLI 07 (Infravermelho de ondas curtas II), índices espectrais NDVI, SAVI, NDBI e MAWEISH, Modelo Digital de Elevação (MDE) e seus derivados: aspecto do terreno, seções transversais do caminho do terreno, curvatura longitudinal, máxima curvatura, mínima curvatura, características morfométricas, plano de curvatura, perfil de curvatura, inclinação do terreno, índice

topográfico de posição, índice de robustez do terreno, distância euclidiana da hidrografia e distância euclidiana das vias urbanas. Os índices espectrais foram gerados a partir de álgebra de bandas com a função Raster Calculator, seguindo as instruções do manual disponibilizado pelo USGS (Product guide landsat surface reflectance-derived spectral indices, Version 3.6) (USGS, 2017). O MDE foi reportado do site de Pesquisa Geológica dos Estados Unidos (USGS), com resolução espacial de 30 m. Esse dado planialtimétrico é referente à missão espacial Shuttle Radar Topography Mission (SRTM). Os derivados do MDE foram gerados utilizando ferramentas de índices morfométricos disponíveis no software SAGA GIS 2.1.4 (Conrad et al., 2015).

Todas as análises estatísticas e pré-processamentos de dados para a Classificação do Uso e Cobertura da Terra, foram realizados no ambiente de linguagem de estatística computacional R versão 3.5.0 (R Core Team, 2018). O algoritmo classificador utilizado foi Random Forest (RF), que é definido como um aprendizado de máquinas baseado em árvores de decisão (Breiman et al., 1994). Esse algoritmo foi utilizado devido a sua robustez e capacidade de separação de alvos espectralmente e espacialmente semelhantes (Breiman, 2001).

3.3. ÍNDICES MÉTRICOS DA PAISAGEM

De acordo com o objetivo aqui apresentado e baseado em Santos et al., 2016 foram selecionados quatro índices métricos: Área do fragmento (AREA), Índice de proximidade (PROX), Número de áreas núcleo (NCORE), Índice de forma (SHAPE) e Distância do vizinho mais próximo (ENN). Os índices de ecologia da paisagem utilizadas nesse estudo são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Índices de Ecologia da Paisagem utilizados no estudo

Métricas	Fórmula	Descrição	Faixa
Área do fragmento (AREA)	$AREA = a_{ij} \left(\frac{1}{10.000} \right)$	Área (ha) do fragmento	AREA > 0, sem limites
Índice de proximidade (PROX)	$PROX = \sum_{s=1}^n \frac{a_{ijs}}{h_{ijs}^2}$	Soma de cada área dos fragmentos de mesma classe dividida pela distância euclidiana borda a borda respectiva, considerando somente os fragmentos dentro do raio de busca.	PROX ≥ 0 Em que PROX = 0 se um <i>patch</i> não tiver vizinhos dentro do raio especificado
Número de áreas núcleo (NCORE)	NCORE = n _{ij} ^c	Número de áreas centrais dentro de um fragmento	NCORE ≥ 0, sem limites NCORE = 0 quando CORE = 0
Índice de forma (SHAPE)	$SHAPE = \frac{0.25 p_{ij}}{\sqrt{a_{ij}}}$	Perímetro do fragmento dividido pela raiz quadrada da área (a forma quadrada terá SHAPE=1)	SHAPE ≤ 1, sem limites. SHAPE = 1 quando o <i>patch</i> é quadrado e aumenta sem limite à medida que o formato do <i>patch</i> se torna mais irregular.
Distância do vizinho mais próximo (ENN)	ENN = h _{ij}	Distância (m) euclidiana borda a borda entre o fragmento e o mais próximo de mesma classe	ENN > 0, sem limite. ENN se aproxima de 0 à medida que a distância até o vizinho mais próximo diminui.

McGarigal et al. (2012)

Em que a_{ij} é a área do fragmento, h_{ij} é a distância euclidiana borda a borda, n_{ij} é o número de áreas centrais dentro do fragmento e p_{ij} é o perímetro do fragmento.

3.4. IDENTIFICAÇÃO DOS FRAGMENTOS FLORESTAIS POTENCIAIS

Com o intuito de analisar a paisagem como um todo, foram realizados também cálculos para determinação dos valores mínimos, máximos e médios dos índices. Esses cálculos foram realizados no ambiente de linguagem de programação *Python 2.7*, baseando-se nas fórmulas disponíveis no aplicativo computacional *FRAGSTATS versão 4.2* (McGarigal et al., 2012). Para determinação dos índices foi utilizado o valor de 50 m como profundidade de borda e raio de busca de 2000 m.

Para a identificação dos fragmentos florestais para a coleta de sementes, foram utilizados os índices de ecologia da paisagem (Forman e Godron, 1986) em nível de fragmentos (*patch*) espacializados e quantificados.

A conversão das imagens matriciais referente aos fragmentos florestais em polígonos foi realizada com o auxílio da função “*raster to polygon*”, disponível no aplicativo computacional *ArcGIS 10.3.1* (ESRI, 2015). Essa conversão se fez necessária devido a necessidade de conhecer o identificador referente a cada polígono. O identificador foi essencial para obtenção do potencial de coleta de sementes referente a cada fragmento.

Como os índices possuíam unidades e amplitudes diferentes e não seguiam um padrão de distribuição normal, estes valores foram reescalados, utilizando a função *Fuzzy Membership* (ESRI, 2015) com os tipos de classes *Fuzzy Large* e *Fuzzy Small* de acordo com a influência de cada variável na identificação dos fragmentos florestais potenciais para coleta de sementes.

Um conjunto *Fuzzy* é definido por uma coleção de objetos ou elementos, com valores de pertinência variando entre 0 e 1 (onde 0 representa nenhuma aderência à classificação e 1 representa total aderência à classificação) (Fukayama, 2009). Os parâmetros *Fuzzy* vêm sendo difundidos desde a década de 1965 (Zadeh, 1965) e utilizam da lógica *Fuzzy* para tratar as incertezas associadas aos problemas de decisão. Segundo Zadeh (1965), nossa habilidade de fazer afirmações precisas e significantes sobre o comportamento de sistemas diminui à medida que estes se

tornam mais complexos, é necessário, portanto, o uso de variáveis linguísticas cujos valores sejam palavras em linguagem natural ou artificial. Para tanto, ele propôs o uso de conjuntos nebulosos e métodos de aproximações para modelar tais sistemas.

A classe *Fuzzy Large* se caracteriza por ter um comportamento sigmoidal crescente, já a classe *Fuzzy Small* se caracteriza por ter um comportamento sigmoidal decrescente. O reescalonamento dos dados foi realizado no ambiente de linguagem de programação *Python 2.7* utilizando a Equação 1 (*Fuzzy Large*) e a Equação 2 (*Fuzzy Small*). O *script* em *Python* foi construído utilizando a biblioteca nativa do ArcGIS, *Arcpy* e bibliotecas externas, *Pandas*, *Numpy* e *Matplotlib*, utilizando a plataforma *Spyder*© versão 2.3.7 (SPYDER DEVELOPMENT TEAM, 2010). O *script* encontra-se nos Anexos (Anexo 3).

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x}{f_2}\right)^{-f_1}} \quad \text{Equação 1}$$

Em que,

$\mu(x)$: valor do índice reescalonado

X: valor original do índice

f_1 : espalhamento da função

f_2 : ponto médio da função

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x}{f_2}\right)^{f_1}} \quad \text{Equação 2}$$

Em que,

$\mu(x)$: valor do índice reescalonado

X: valor original do índice

f_1 : espalhamento da função

f_2 : ponto médio da função

Cada índice foi representado por uma escala contínua variando de 0 até 1, com f_1 variando de 1 a 10, sendo que o valor de f_1 é negativo quando a classe *Fuzzy Large* é utilizada. O valor de f_2 foi definido como a mediana dos dados referentes a cada índice.

Após o reescalonamento dos índices a função *Fuzzy Overlay* (ESRI, 2015) com o tipo de *overlay Gamma* foi utilizada para gerar o potencial de coleta de sementes para cada fragmento. A função *Fuzzy Overlay* é apresentada pela Equação 3.

$$PCSF = (1 - ((1 - \mu(\text{AREA})) * (1 - \mu(\text{PROX})) * (1 - \mu(\text{SHAPE})) * (1 - \mu(\text{NCORE})) * (1 - \mu(\text{ENN}))))^{\gamma} * (\mu(\text{AREA}) * \mu(\text{PROX}) * \mu(\text{SHAPE}) * \mu(\text{NCORE}) * \mu(\text{ENN}))^{1-\gamma} \quad \text{Equação 3}$$

Em que,

PCSF: potencial calculado para a coleta de sementes para cada fragmento;

γ : 0,9;

$\mu(\text{AREA})$, $\mu(\text{PROX})$, $\mu(\text{NCORE})$, $\mu(\text{SHAPE})$ e $\mu(\text{ENN})$: índices reescalados.

Os potenciais dos fragmentos florestais para coleta de sementes foram classificados em 05 classes de acordo com algoritmo de Jenks em: Muito baixo (potencial de 0 a 0,18), Baixo (potencial de 0,19 a 0,47), Médio (potencial de 0,48 a 0,65), Alto (potencial de 0,66 a 0,81) e Muito alto (potencial de 0,82 a 0,93). O método do algoritmo de Jenks, busca minimizar a variância intra classes e maximizar a variância inter classes (Girardi, 2008).

3.4.1 VALIDAÇÃO DOS FRAGMENTOS FLORESTAIS POTENCIAIS

Identificados os fragmentos florestais potenciais, uma base de dados contendo matrizes identificadas em campo (RENASEM, 2018) para a coleta de sementes foi utilizada para verificar a qualidade dos resultados obtidos. Para isso, as matrizes georreferenciadas foram sobrepostas aos fragmentos. Em seguida, foi extraída a

informação do potencial do fragmento para os pontos referentes às matrizes. A base de dados continha 645 matrizes identificadas por espécie.

A figura 2 apresenta o fluxograma com a visão geral de todos os procedimentos.

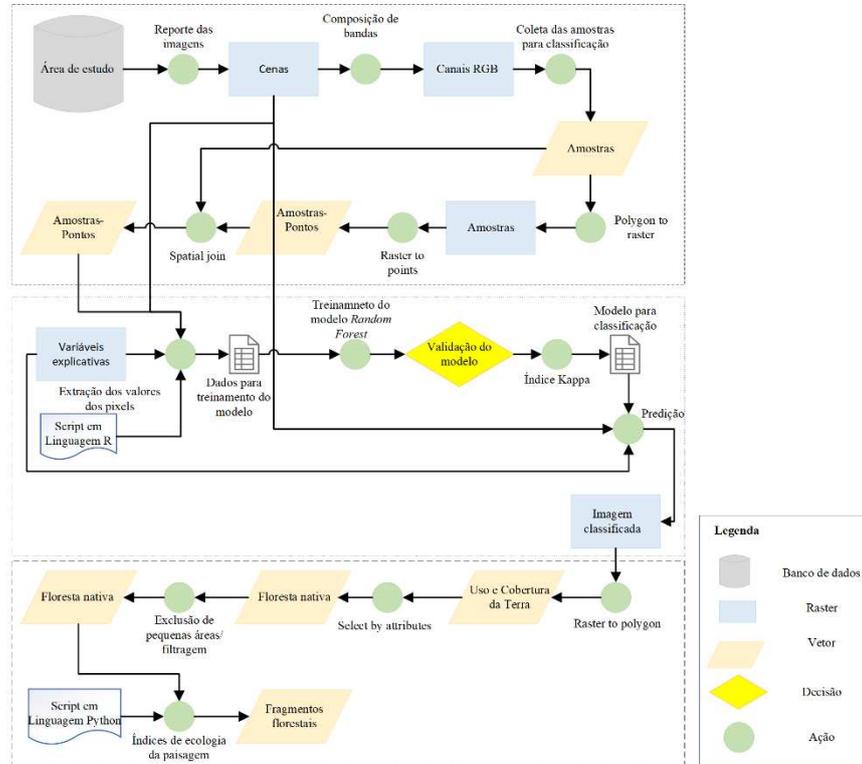


Figura 2 – Fluxograma com os principais procedimentos utilizados.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 CLASSIFICAÇÃO DO USO E COBERTURA DA TERRA NA ZONA DA MATA DO ESTADO DE MG

A Figura 3 apresenta a variação do índice Kappa em relação ao número de variáveis incluídas no processo de classificação das imagens para uma das quatro cenas utilizadas no processo (órbita 217 e ponto 74).

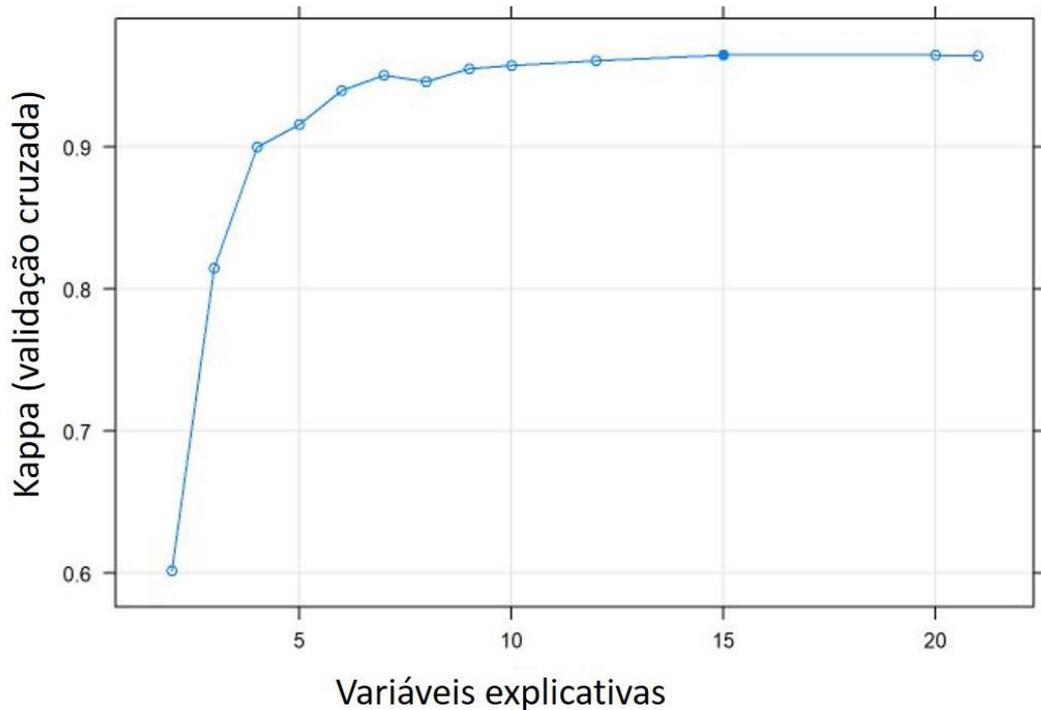


Figura 3- Variação do índice Kappa em relação ao número de variáveis incluídas no processo de classificação das imagens para uma das quatro cenas utilizadas no processo (órbita 217 e ponto 74).

De acordo com os resultados apresentados na Figura 3, observa-se que foram necessárias 15 variáveis explicativas para se alcançar um índice Kappa máximo. O índice Kappa é usado frequentemente para medir a precisão da classificação digital de imagem (Foody, 2002) e é considerado satisfatório quando atinge valores acima de 85% (Bolfé et. al., 2004). O comportamento apresentado na Figura 3 foi semelhante para as outras cenas utilizadas.

A ordem de importância das 15 variáveis utilizadas para a classificação é apresentada na Figura 4.

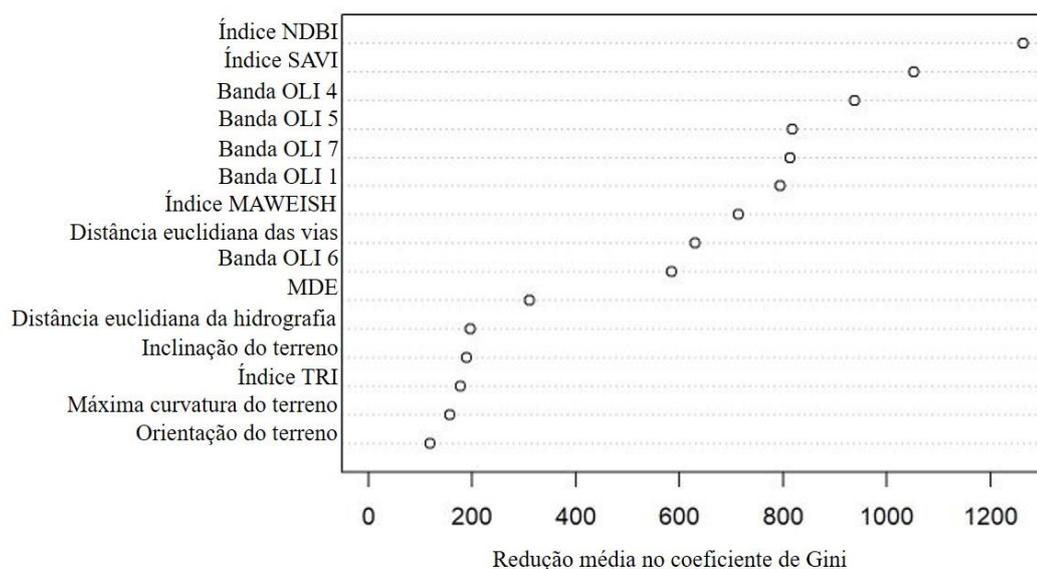


Figura 4 - Ordem de importância das 15 variáveis utilizadas para a classificação.

Os índices NDBI (*Normalized Difference Built-up Index*), usado para discriminar áreas urbanas e construídas (Chen et al., 2006) e SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*) que é uma adaptação do NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), utilizado em estudos de vegetação onde há uma influência grande do solo (García e Pérez, 2016) foram os índices de maior importância na classificação, pois apresentaram maior quantidade de pixels distintos nas classes amostradas. Ou seja, para uma mesma classe esses índices possuem uma baixa correlação com as demais variáveis explicativas, o que favorece a separação espectral dos elementos.

A classificação realizada utilizando essas variáveis resultou em um índice Kappa de 86% para a cena de órbita 217 e ponto 74 no processo de validação. Para as demais cenas foram utilizadas as variáveis explicativas que retornaram o índice Kappa acima do valor considerado satisfatório. A tabela 2 contém os valores de índice Kappa para as cenas classificadas. As figuras contendo as variáveis de importância encontram-se nos Anexos (Anexo 1).

Tabela 2 - Valores de índice Kappa para as cenas classificadas

Cena (Órbita e ponto)	Índice Kappa
216/74	0,87
217/74	0,88
217/75	0,95
218/75	0,92

Na metodologia CART (*Classification and Regression Trees*) para construção de árvores de classificação, a escolha das partições ótimas nos nós utiliza como critério de pureza o Índice de Gini (Breiman et al. 1984). Esse índice é utilizado para avaliar a distribuição das classes em cada nó. Dado um nó de uma árvore k , denotemos por $p_c = n(k, i, c)/n(k, i)$ as proporções de exemplos de i pertencentes a classe c . O índice de diversidade Gini é definido como:

$$G(k,i) = \sum_{c1 \neq c2} p_{c1} p_{c2} \quad \text{Equação 4}$$

O índice de Gini tem seu valor máximo quando todas as classes são equiprováveis, ou seja, quando $p_c = 1/C$, $c = 1 \dots C$; e é igual a zero quando uma das classes tem proporção 1 (e consequentemente as demais tem proporção 0). Assim sendo, quanto maior o índice de Gini maior a pureza de uma classe.

Os resultados da classificação do Uso e Cobertura da Terra para a Zona da Mata do estado de Minas Gerais são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 - Classificação do Uso e Cobertura da Terra na Zona da Mata do estado de Minas Gerais

Classe	Área (ha)	% da área total
Floresta nativa	1.099.839,69	30,54
Solo exposto, rochas e queimadas	261.136,35	7,25
Pastagem e cana de açúcar	1.823.070,69	50,63
Eucalipto, café e outras culturas	258.955,83	7,19
Áreas urbanas	113.516,19	3,15
Água e sombras	44.207,91	1,24

Os resultados da classificação mostraram que 50,63% da área estudada é Pastagem, seguido de Mata nativa com 30,54% (Tabela 3). Isso, corresponde a

67.641 fragmentos florestais. A predominância da pastagem já era esperada uma vez que o bioma Mata Atlântica originalmente predominante foi substituído à medida que essa região era ocupada com a introdução da cafeicultura no início do século XIX (Alves, 1993). Após alguns anos de exploração do café, a decadência das lavouras impunha novas derrubadas que culminavam no enfraquecimento da terra que eram transformadas em pastagens (Resende e Resende, 1996). Aliado a isso, Baruqui e colaboradores (1985) reportam que a devastação da floresta para fins agrícolas, acompanhada da constante perda de fertilidade natural do solo também contribuiu para a introdução da pastagem no meio, uma vez que após os primeiros anos de uso agrícola, grande parte da lavoura era substituída por essa cobertura. A imagem resultante da classificação pode ser observada na figura 5.

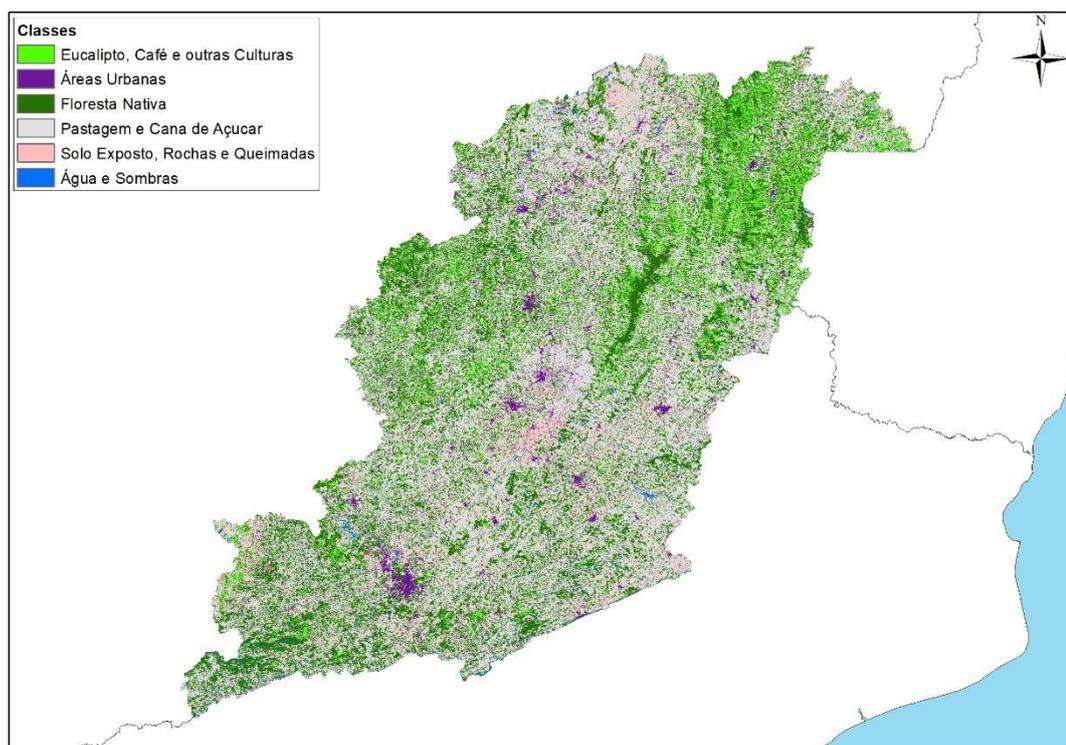


Figura 5 - Uso e Cobertura da Terra para a Zona da Mata do estado de Minas Gerais.

4.2 ANÁLISE DA ECOLOGIA DA PAISAGEM NA ZONA DA MATA DO ESTADO DE MG

Tabela 4 - Índices da paisagem florestal para a Zona da Mata do estado de Minas Gerais

Métricas			Mínimo	Média	Máximo
Sigla	Significado	Unidade			
AREA	Área da mancha	ha	0,18	16,17	26.953,20
PROX	Índice de proximidade	-	0,17	6.078,78	4.862.850,00
NCORE	Número de áreas núcleo	-	0,00	1,33	923,00
SHAPE	Índice de forma	-	0,94	1,68	41,06
ENN	Distância do vizinho mais próximo	m	1,26	82,33	1065,38

A área mínima dos fragmentos florestais identificados é de 0,18 ha, e a área média é de 16,17 ha (Tabela 4). O valor máximo, ou seja, o maior fragmento florestal possui uma área de 26.953,20 ha e corresponde ao Parque Estadual da Serra do Brigadeiro, que ocupa os terrenos dos municípios mineiros de Araponga, Fervedouro, Miradouro, Ervália, Sericita, Pedra Bonita, Muriaé e Divino. Devido ao elevado índice de fragmentação, pequenos fragmentos florestais já eram esperados em paisagens de Floresta Atlântica (Ranta et al., 1998). A perda de biodiversidade ocasionada pela fragmentação está diretamente relacionada com o tamanho dos fragmentos, uma vez que qualquer diminuição na área de um fragmento florestal pode levar a uma diminuição exponencial do número de espécies afetando a dinâmica de populações de plantas e animais, podendo comprometer a regeneração natural das espécies e, por sua vez, a sustentabilidade do ecossistema (Harris, 1984). Por outro lado, os pequenos fragmentos também cumprem funções relevantes ao longo da paisagem, podendo funcionar como elementos de ligação entre grandes áreas, promovendo aumento no nível de heterogeneidade da matriz e atuando como refúgio para espécies que requerem ambientes particulares que só ocorrem nessas áreas (Forman e Gordon, 1986).

O índice de proximidade resultou em um valor mínimo de 0,17 e um valor máximo de 4.862.850,00, sendo que quanto menor o valor desse índice, menor será a influência de um fragmento com o seu vizinho.

O número de áreas núcleo chama a atenção por possui o valor 0,00 como mínimo, o que significa que existem alguns fragmentos que não possuem áreas núcleo, isso por que são fragmentos tão pequenos que quando a profundidade de borda de 50 m é utilizada é como se o fragmento estivesse todo sob efeito de borda,

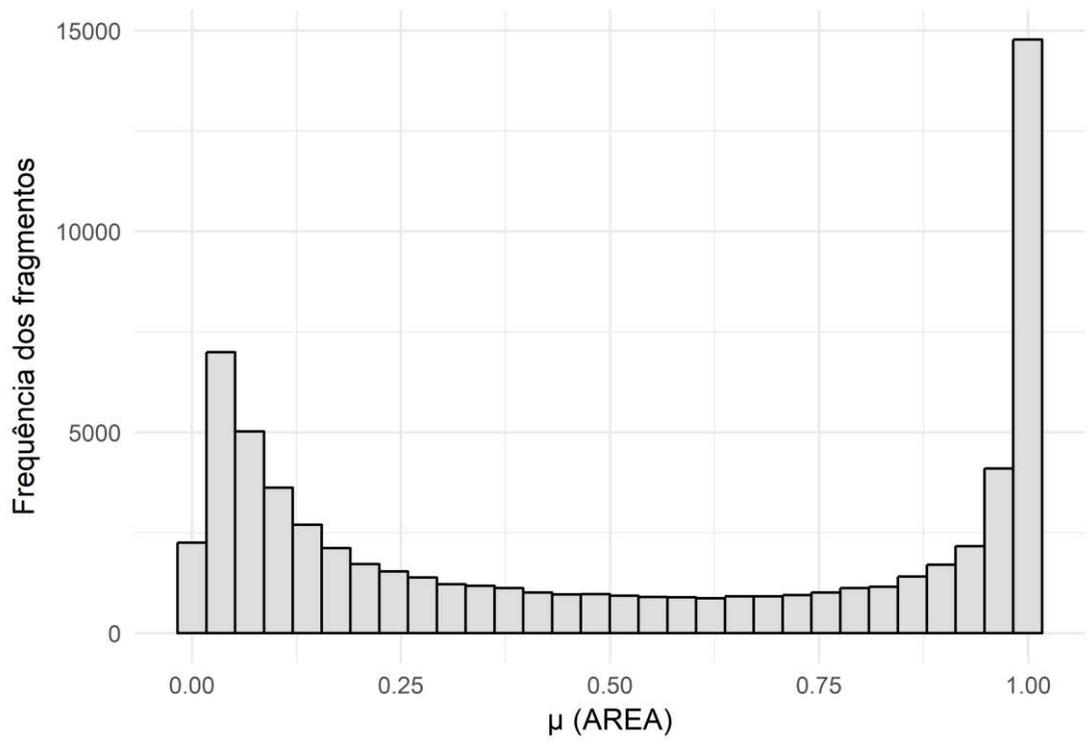
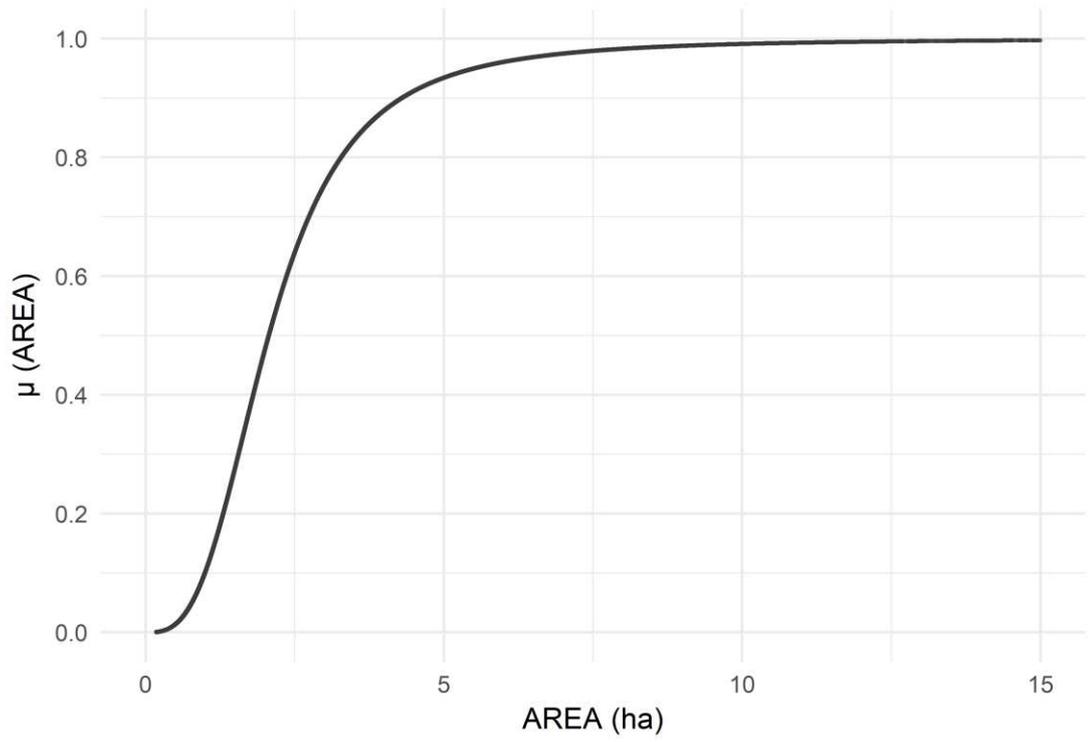
não apresentando áreas núcleo. Em média, os fragmentos possuem 1,33 áreas núcleo e um máximo de 923 áreas núcleo.

No que diz respeito ao índice de forma, quanto maior esse índice, menor área possui o fragmento e mais recortado ele é (Volotão, 1998). Segundo esse mesmo autor, fragmentos com forma quadrada possuem índice de forma igual a 1, já para fragmentos circulares esse valor varia entre 1 e 1,74. A forma de um fragmento está diretamente relacionada com a diversidade de espécies ali presentes (Casimiro, 2000); manchas circulares possuem maior diversidade uma vez que devido ao seu formato existem menores barreiras no seu interior o que pode facilitar, por exemplo, a alimentação dos animais que ali vivem. A forma dos fragmentos também possui relação com a intensidade da atividade humana na região. Quanto mais lineares e angulares são as margens, maior a atividade antrópica (Casimiro, 2000). Outra séria consequência da fragmentação florestal, o efeito de borda, também está relacionado com a forma dos fragmentos. Quanto mais irregulares são os fragmentos, mais sujeitos estão ao efeito de borda, principalmente aqueles de menor área (Forman, 1997).

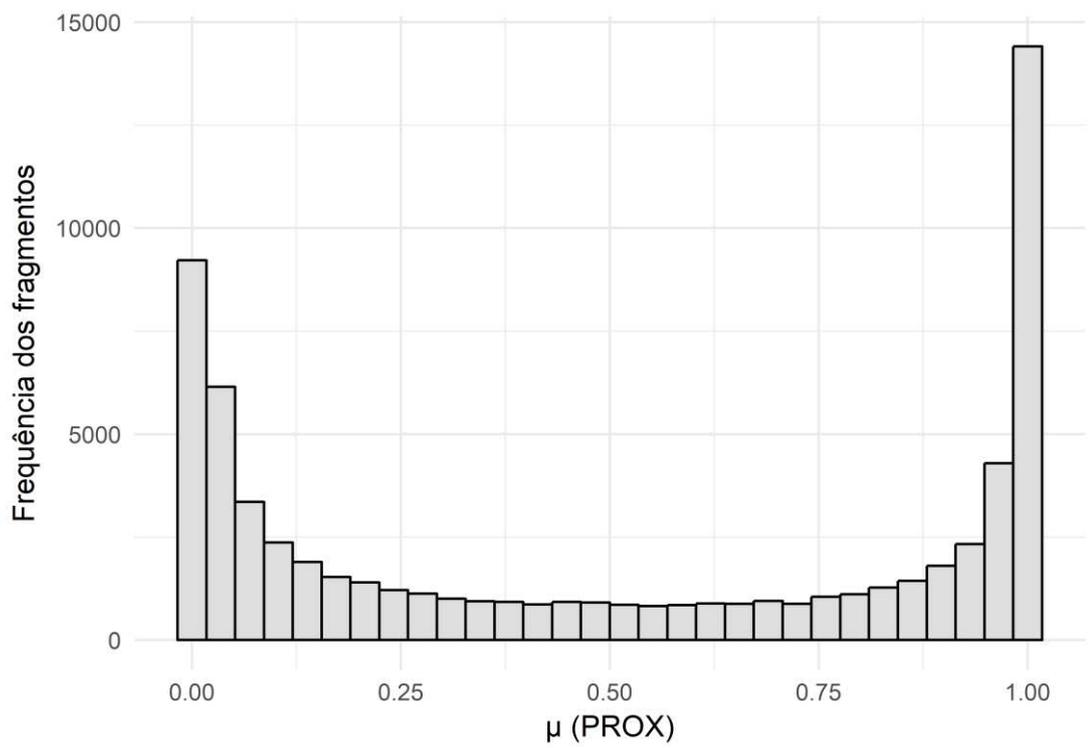
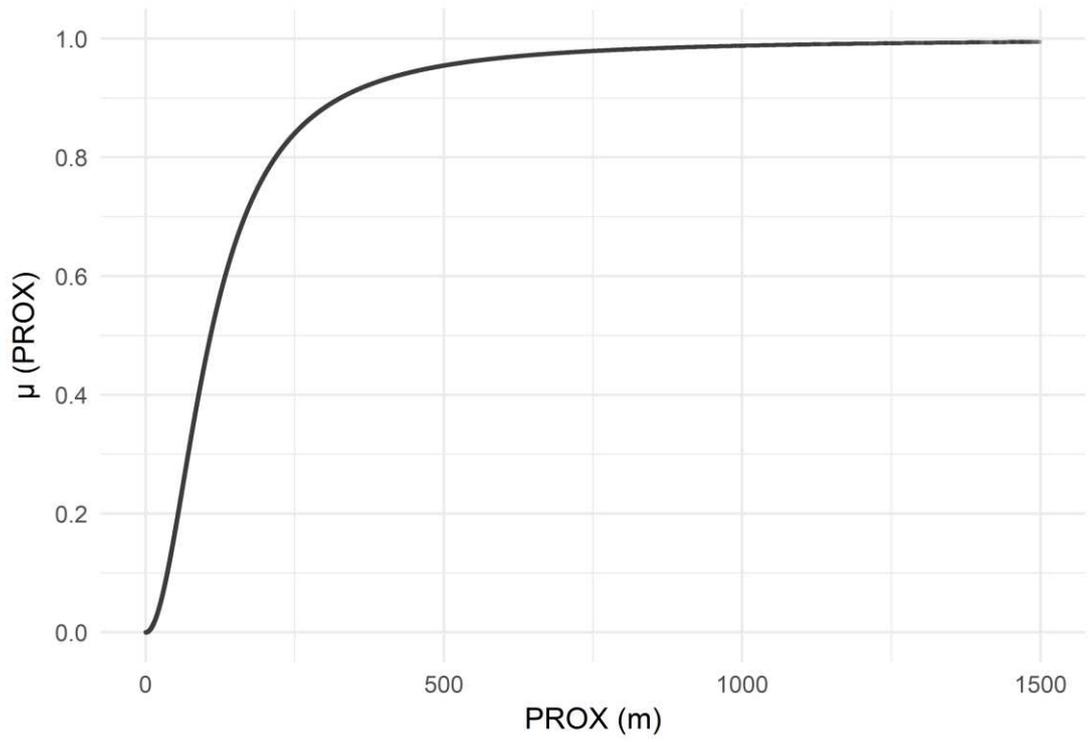
Já em relação à distância do vizinho mais próximo, os resultados mostram que os fragmentos estão a uma distância média de 82,33 m um do outro. Segundo Almeida (2008) esse resultado indica que os fragmentos podem ser considerados como de isolamento moderado, uma vez que apresentam distâncias menores que 100 m entre si. Já fragmentos com distâncias médias menores que 60 m são classificados como de baixo isolamento.

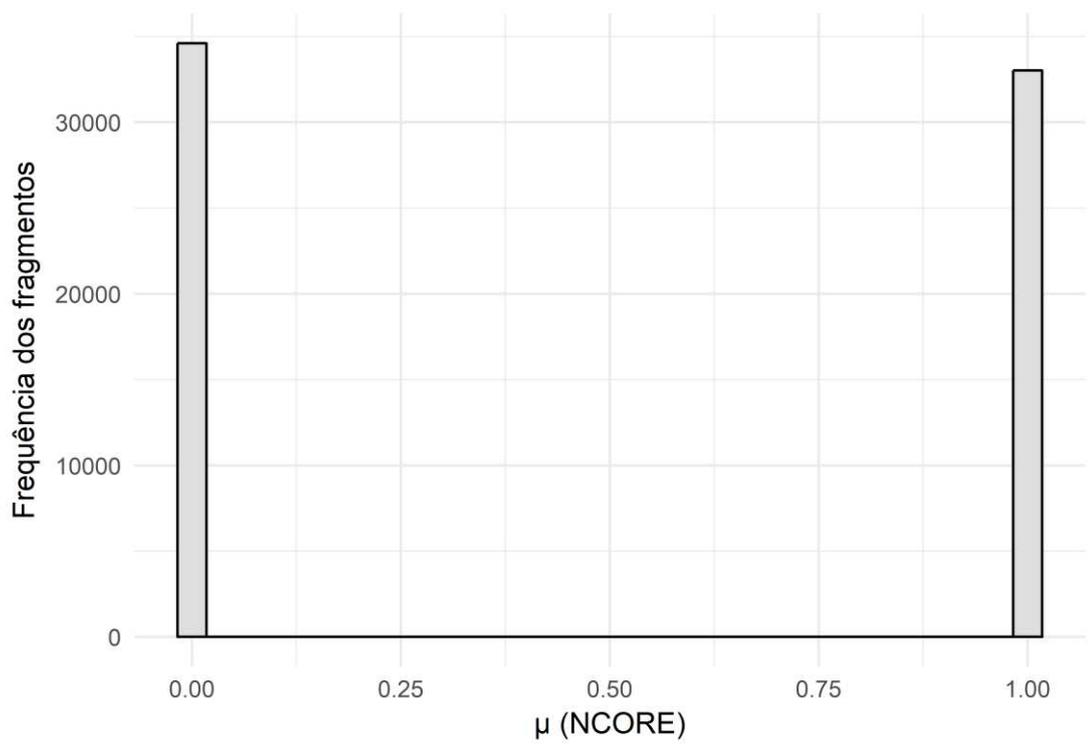
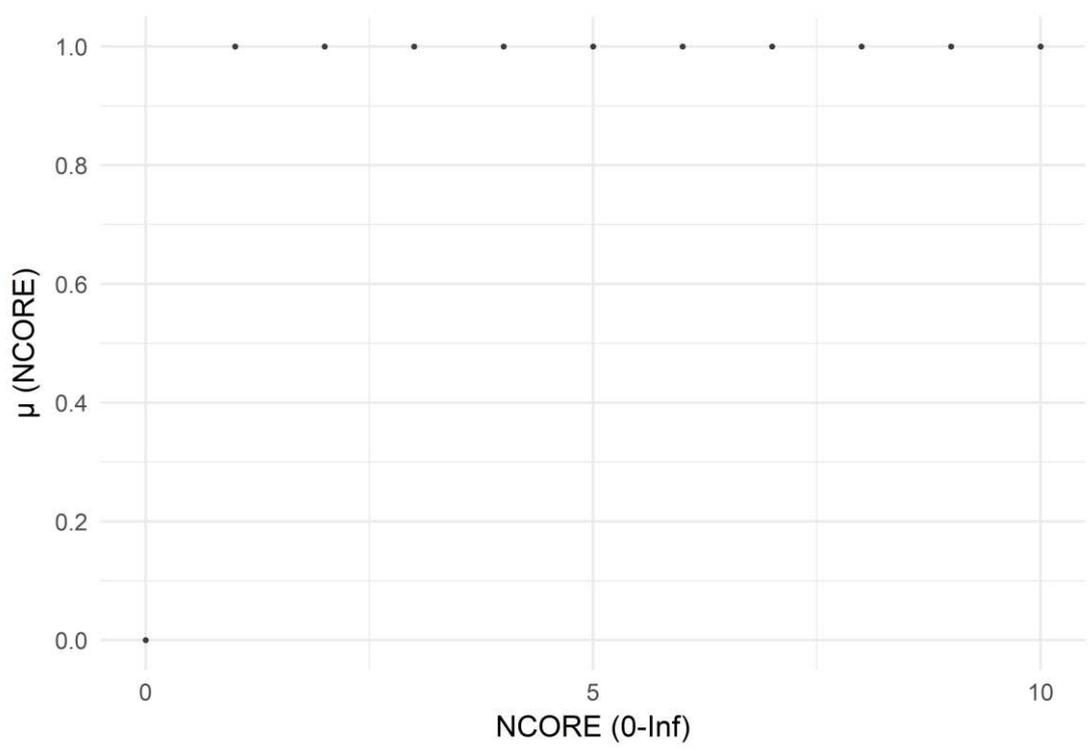
4.3 IDENTIFICAÇÃO DOS FRAGMENTOS FLORESTAIS POTENCIAIS

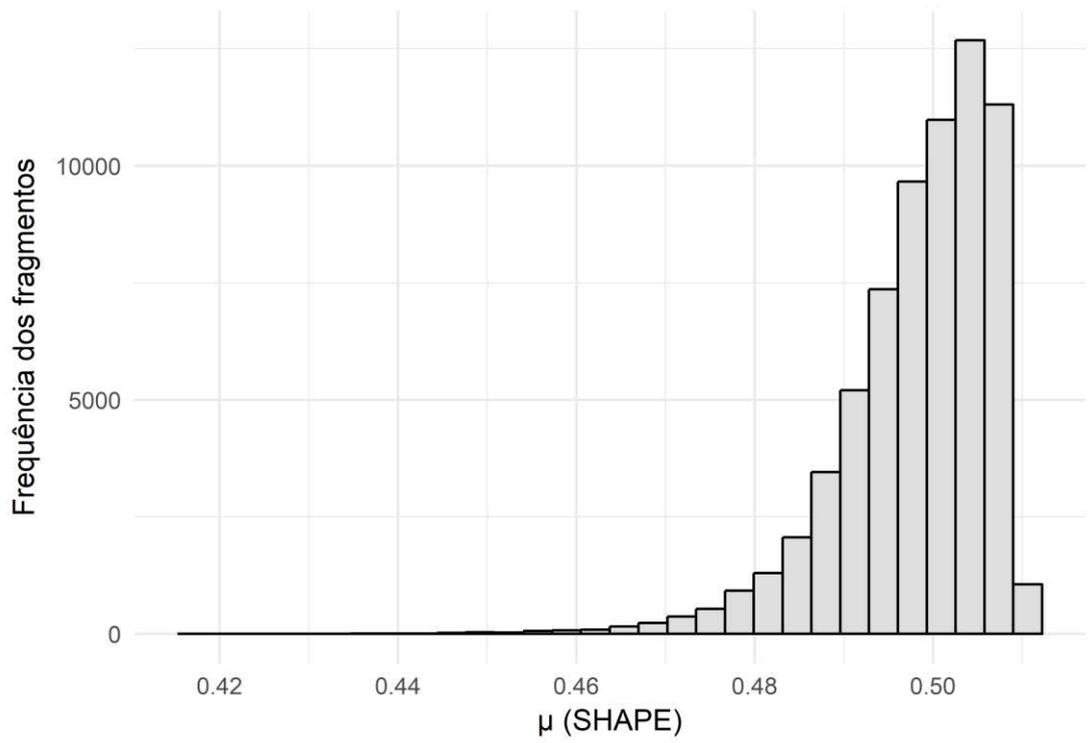
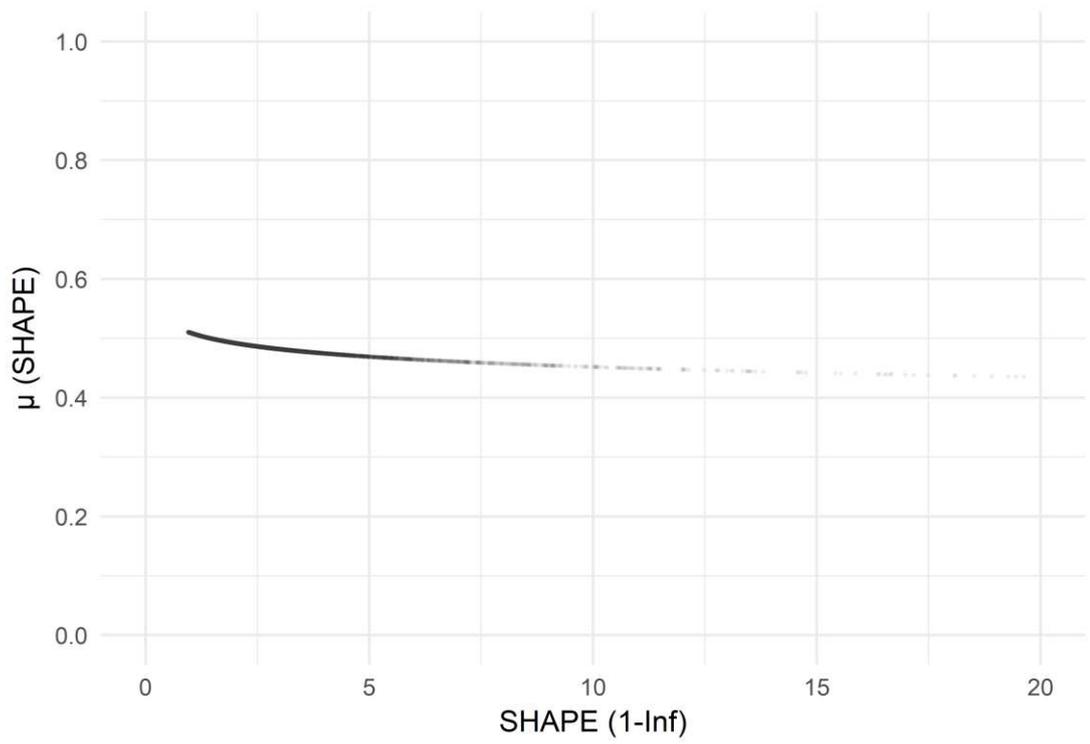
As funções de pertinência *Fuzzy Membership* e distribuição de frequência dos polígonos dos fragmentos para o conjunto *fuzzy* compreendido entre 0 e 1 de acordo com o valor de f_1 utilizado para o reescalonamento dos índices de ecologia da paisagem florestal são apresentadas na Figura 6.



b







e

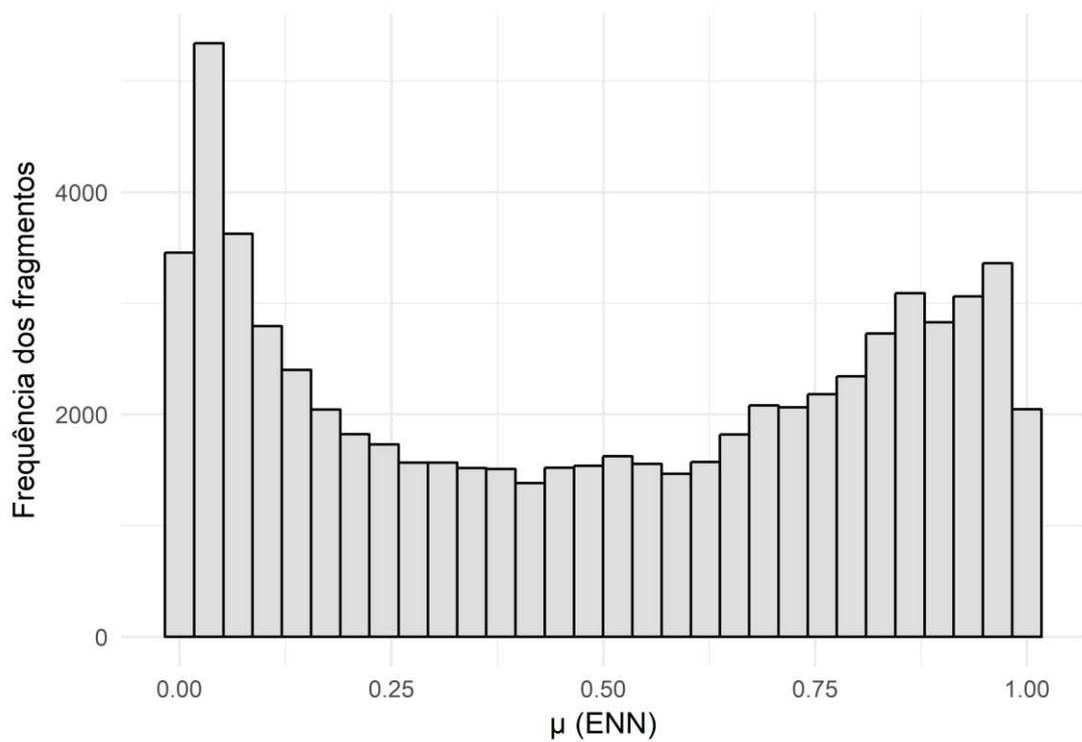
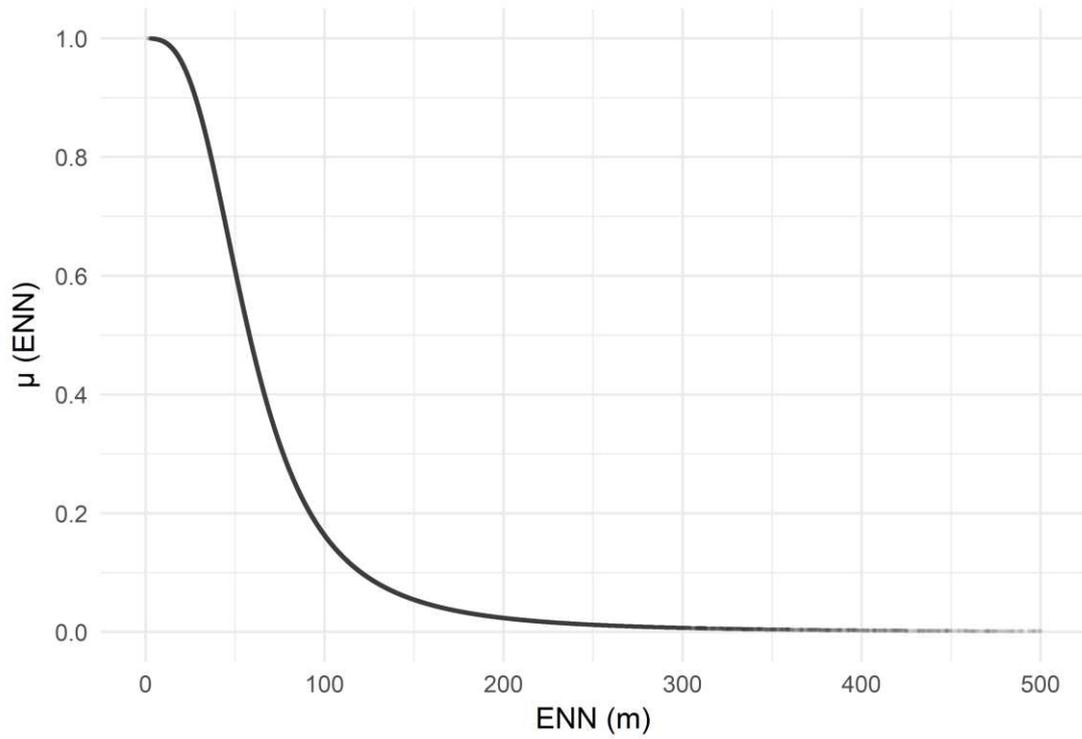


Figura 6 – Funções de pertinência *Fuzzy* (*Fuzzy Membership*) e distribuição de frequência dos polígonos para o conjunto fuzzy para os índices de ecologia da paisagem florestal a) AREA, (b) PROX, (c) NCORE, (d) SHAPE e (e) ENN.

Quanto maior a Área do fragmento melhor é o seu potencial para coleta de sementes, a função escolhida para descrever o comportamento desse índice foi a *Fuzzy Membership*, classe *Fuzzy Large*, já que se caracteriza por ter um comportamento sigmoidal crescente. Por ter comportamento semelhante, para os índices de Proximidade e Número de áreas núcleo, também foi utilizada essa classe da função. Apesar dessa relação entre área do fragmento e potencial para coleta de sementes, é possível encontrar fragmentos pequenos com elevado potencial para coleta, isso porque esses fragmentos podem apresentar um formato mais regular (menor número de áreas núcleo) o que contribui para uma maior diversidade. O Anexo 2 apresenta os fragmentos florestais classificados com potencial muito alto para coleta de sementes ranqueados por área, para os municípios da área de estudo.

Ao contrário, para os índices de forma e Distância do vizinho mais próximo foi utilizada a função *Fuzzy Membership*, classe *Fuzzy Small*, que se caracteriza por ter um comportamento sigmoidal decrescente, ou seja, quanto menor o valor desses índices, melhor.

Devido a discrepância entre os tamanhos e quantidades dos fragmentos, ou seja, muitos fragmentos com áreas pequenas e poucos fragmentos com áreas grandes, o valor de espalhamento da função (f_1) escolhido foi o que melhor retornasse uma transição gradual dos dados baseado na mediana (f_2) de cada índice. Concomitantemente, foram utilizados os histogramas referentes à cada índice. Dessa forma, os valores de f_1 utilizados nas Equações 1 e 2 para os índices AREA, PROX, NCORE, SHAPE e ENN foram, respectivamente: -3, -2, 0,1, -3 e 3.

O potencial dos fragmentos calculado por meio da Equação 3, variou entre 0 e 0,93, com valor médio de 0,36 e desvio padrão de 0,38. Na Tabela 5 é apresentada a classificação do potencial dos fragmentos florestais para coleta de sementes e os valores mínimos, médios, máximos e desvio padrão para esses fragmentos dentro das respectivas classificações. As estatísticas foram calculadas no aplicativo computacional *ArcGIS 10.3.1* (ESRI, 2015).

Tabela 5 - Classificação do potencial dos fragmentos florestais para coleta de sementes

Classificação do potencial	Faixa do potencial	Número de fragmentos	Potencial máximo	Potencial mínimo	Potencial médio	Desvio padrão
Muito baixo	0-0,18	34.670	0,200	0,000	0,000	0,007
Baixo	0,19-0,47	1.844	0,400	0,202	0,334	0,050
Médio	0,48-0,65	5.624	0,600	0,400	0,511	0,057
Alto	0,66-0,81	9.856	0,800	0,600	0,710	0,057
Muito alto	0,82-0,93	15.647	0,934	0,800	0,880	0,037

Dos 67.641 fragmentos identificados, 51,26% possuem potencial muito baixo para coleta de sementes. Ou seja, mais da metade dos fragmentos identificados na Zona da Mata do estado de Minas Gerais possuem potencial muito baixo para coleta de sementes. Já os fragmentos com potencial muito alto para coleta de sementes representam 23,13% do total de fragmentos florestais na região estudada.

Na Figura 7 são apresentados os fragmentos identificados e classificados de acordo com o seu potencial para coleta de sementes para na Zona da Mata do estado de Minas Gerais.

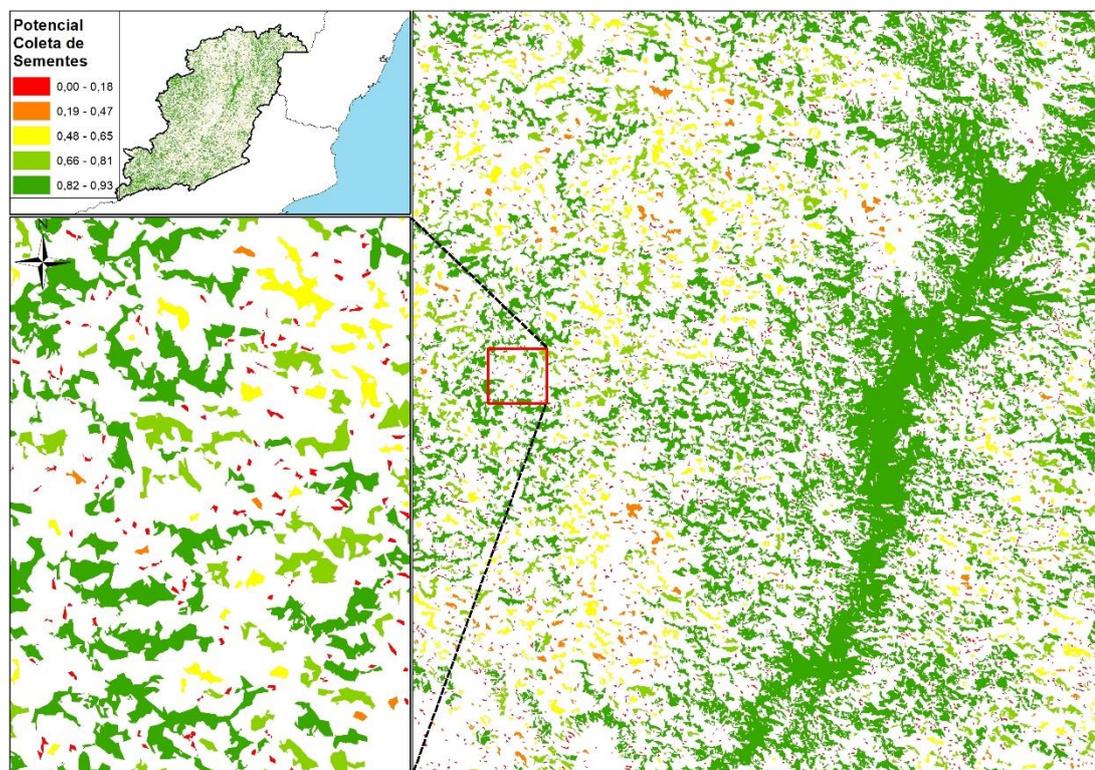


Figura 7- Potencial dos fragmentos florestais para coleta de sementes na Zona da Mata do estado de Minas Gerais.

Com o objetivo de identificar o tamanho dos fragmentos predominantes na região, os fragmentos florestais identificados na Zona da Mata do estado de Minas Gerais, foram divididos em diferentes classes de tamanhos. A Figura 8 apresenta a distribuição do tamanho dos fragmentos na área total estudada.

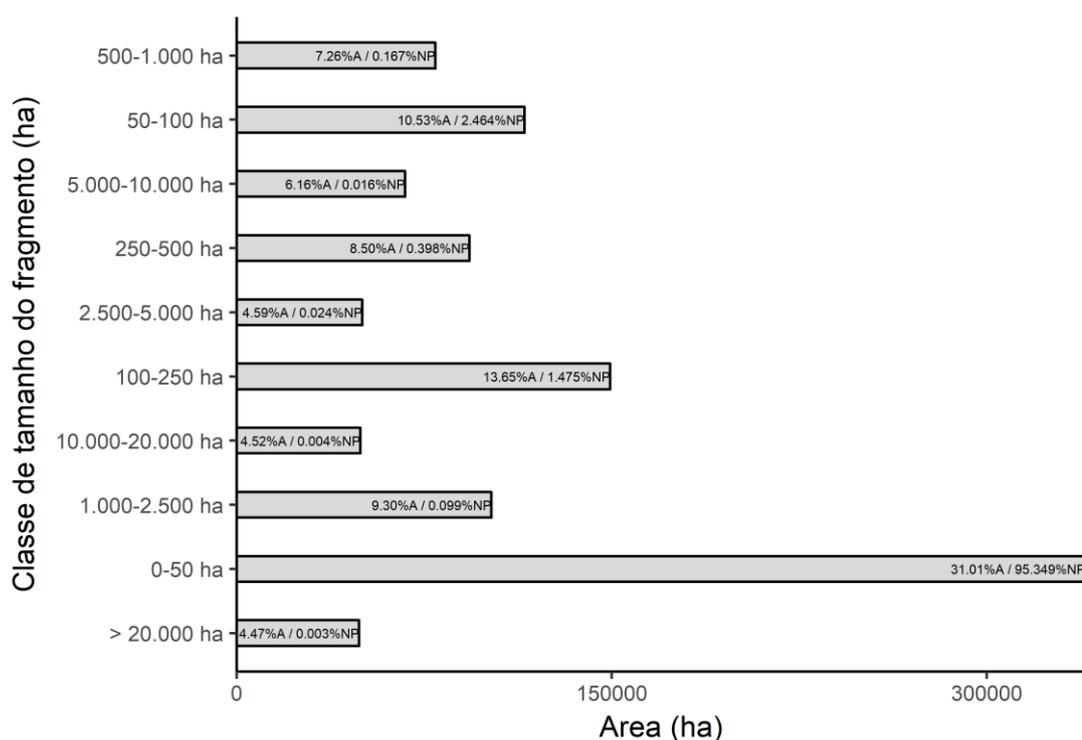


Figura 8 - Distribuição do tamanho dos fragmentos na área total estudada. Em que A é a área do fragmento e NP é o número de fragmentos.

Mais de 95% dos fragmentos identificados na área possuem área entre 0 a 50 ha, o que corresponde a 31% da área total dos fragmentos. Em estudos em outras regiões de domínio de Mata Atlântica encontra-se situação similar: muitos fragmentos pequenos e poucos fragmentos grandes. Souza e colaboradores (2014) estudaram a fragmentação florestal em uma área de proteção ambiental em Coqueiral – MG, também localizada na Zona da Mata Atlântica e concluíram que dos 359 fragmentos identificados aproximadamente 75% representava fragmentos menores que 5 ha e somente 7% tinham áreas maiores que 100 ha. Em 2009, Ribeiro e colaboradores estudaram toda a região da Mata Atlântica (em oito sub-regiões) e

seus resultados mostraram que mais de 80% dos fragmentos florestais identificados possuíam área menor que 50 ha (Figura 8).

O número de áreas núcleo em cada fragmento de acordo com a área total do fragmento reforça a elevada fragmentação na região estudada (Figura 9).

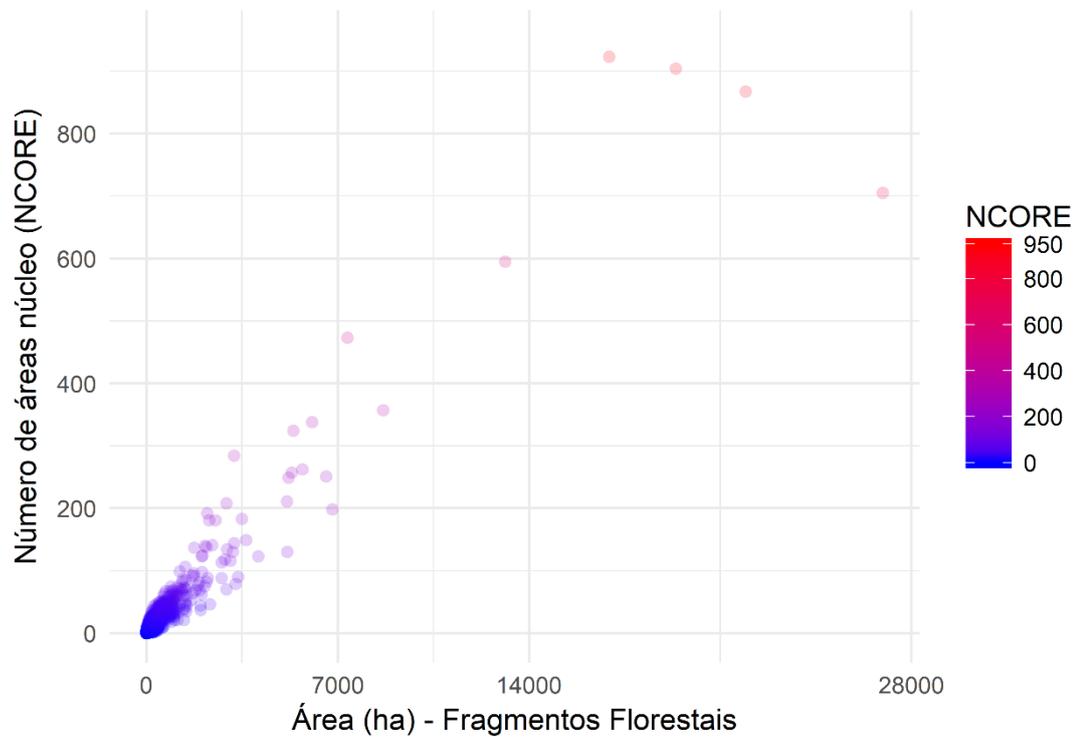


Figura 9 - Distribuição do número de áreas núcleo nos fragmentos florestais.

A relação entre o número de áreas núcleo e o tamanho do fragmento é apresentada na Figura 8. Quanto menor a área do fragmento, menor área núcleo ele vai possuir. A medida que a área do fragmento aumenta, o número de áreas núcleo também aumenta. A área núcleo de um fragmento é mais indicado para avaliar a qualidade do fragmento do que a área total (McGarigal e Marks, 1995), uma vez que não está sujeita à influência do efeito de borda. Além de ser influenciado pelo tamanho o número de áreas núcleo também é influenciado pela forma dos fragmentos. Fragmentos muito irregulares podem chegar ao ponto de não possuir área núcleo capaz de permitir a manutenção e desenvolvimento de uma determinada espécie (Volotão, 1998).

Sabendo-se da relação entre a área núcleo de um fragmento e o efeito de borda a que ele está sujeito, realizou-se uma análise com diferentes profundidades de borda: 50, 100, 250, 500 e 1.000 m. A Figura 10 apresenta o resultado dessa análise.

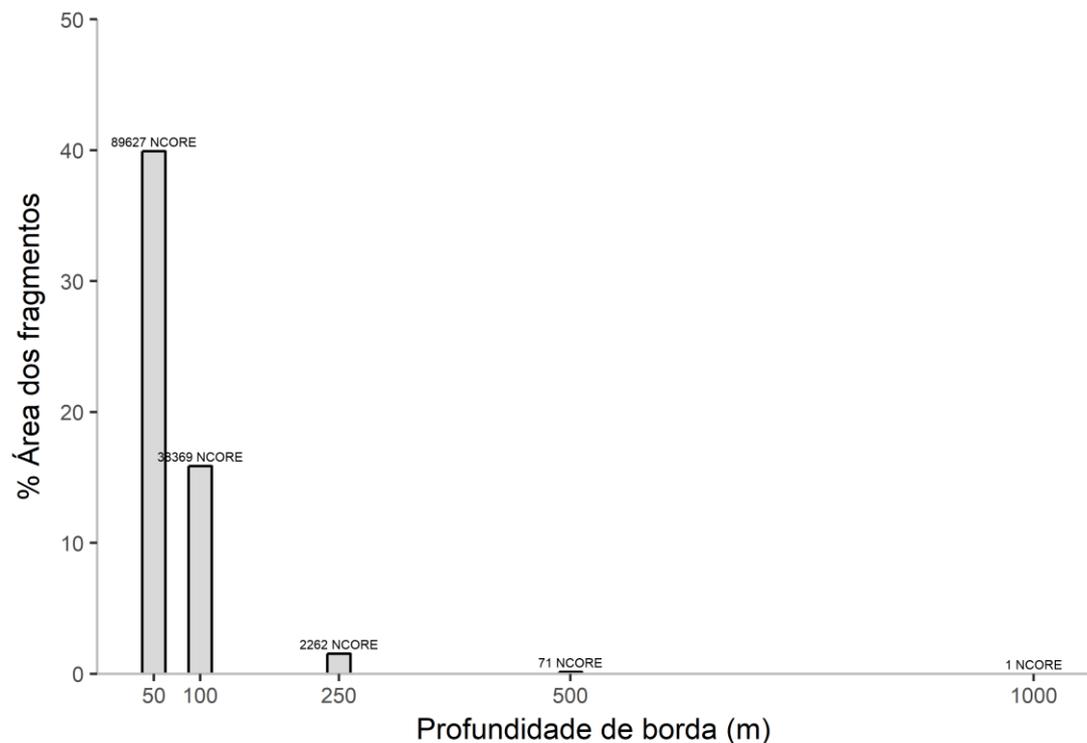


Figura 10 - Porcentagem de área núcleo dentro do fragmento em diferentes profundidades de borda.

Com base nos resultados apresentados na Figura 10 observa-se que quando uma profundidade de borda de 50 m é utilizada, a área núcleo do fragmento representa aproximadamente 40% da sua área total. As análises realizadas com essa profundidade de borda resultaram em 89.627 áreas núcleo na região estudada. A medida que se aumentou o valor da profundidade de borda, a porcentagem que a área núcleo apresentava dentro do fragmento diminuiu e consequentemente diminuiu o número de áreas núcleo dentro dos fragmentos.

A influência do efeito de borda nos fragmentos identificados foi considerável justamente pelo fato de que a maioria dos fragmentos possui área pequenas. Segundo Pirovani e colaboradores (2014), fragmentos grandes sofrem menor efeito de borda, indicando maior grau de conservação. Isso por que a borda é um limite permeável do

fragmento sujeito a impactos antrópicos provenientes da matriz exterior, como aumento na temperatura do ar, aumento na intensidade dos ventos e diminuição na umidade do ar e solo (Kapos, 1989; Siqueira et al., 2004), o que pode causar grande degradação (Rodrigues e Nascimento, 2006).

4.4 OCORRÊNCIA DE MATRIZES PARA COLETA DE SEMENTES NOS FRAGMENTOS IDENTIFICADOS

A Tabela 6 apresenta a porcentagem de ocorrência das matrizes nos fragmentos com diferentes faixas de potenciais para coleta de sementes.

Tabela 6 - Ocorrência das matrizes para coleta de sementes nos fragmentos identificados

Faixa do potencial	Número de matrizes	% de matrizes
0-0,18	37	5,74
0,9-0,47	15	2,33
0,48-0,65	42	6,51
0,66-0,81	62	9,61
0,82-0,93	489	75,81

A análise dos resultados apresentados na Tabela 6 mostra que a grande maioria das matrizes (75,81%) está presente nos fragmentos identificados com potencial muito alto para coleta de sementes.

Como as matrizes estavam identificadas por espécie, foi realizada uma análise com o objetivo de identificar os gêneros que mais ocorriam no banco de dados. A Figura 11 apresenta os gêneros com ocorrência maior que 10.

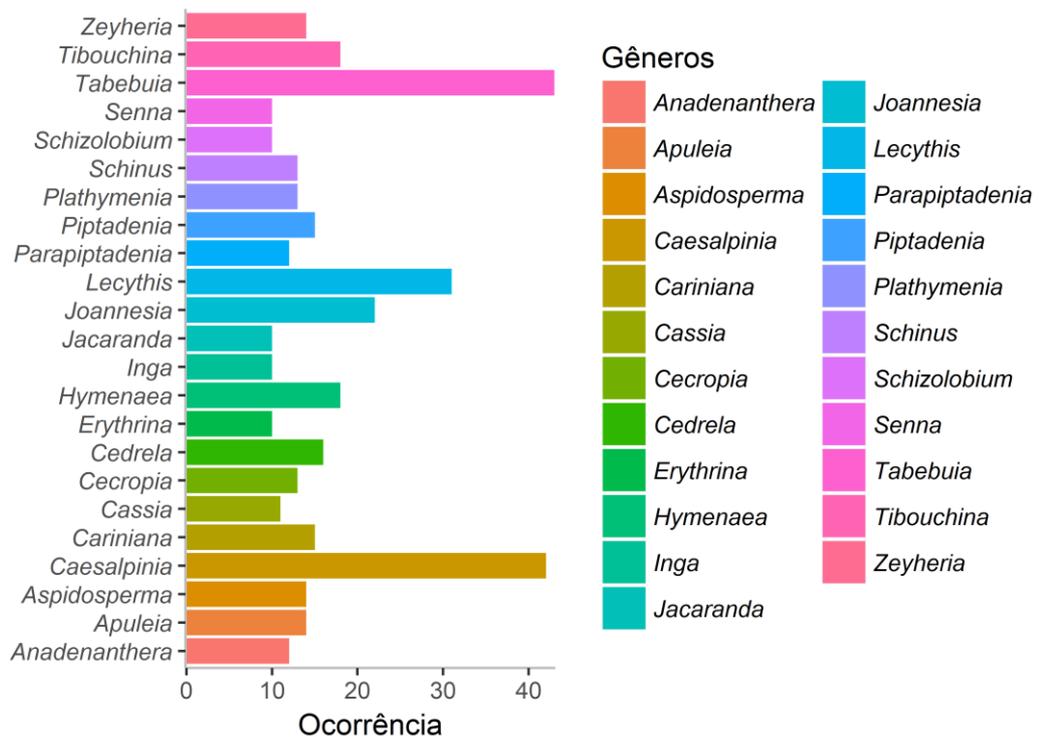


Figura 11- Ocorrência dos principais gêneros nas matrizes.

Os gêneros que mais ocorrem nas matrizes são *Tabebuia*, *Caesalpinia* e *Lecythis* com, 43, 42 e 31 ocorrências, respectivamente (Figura 11).

Os gêneros predominantes presentes nos fragmentos identificados, de acordo com o potencial para coleta de sementes, são apresentados na Figura 12.

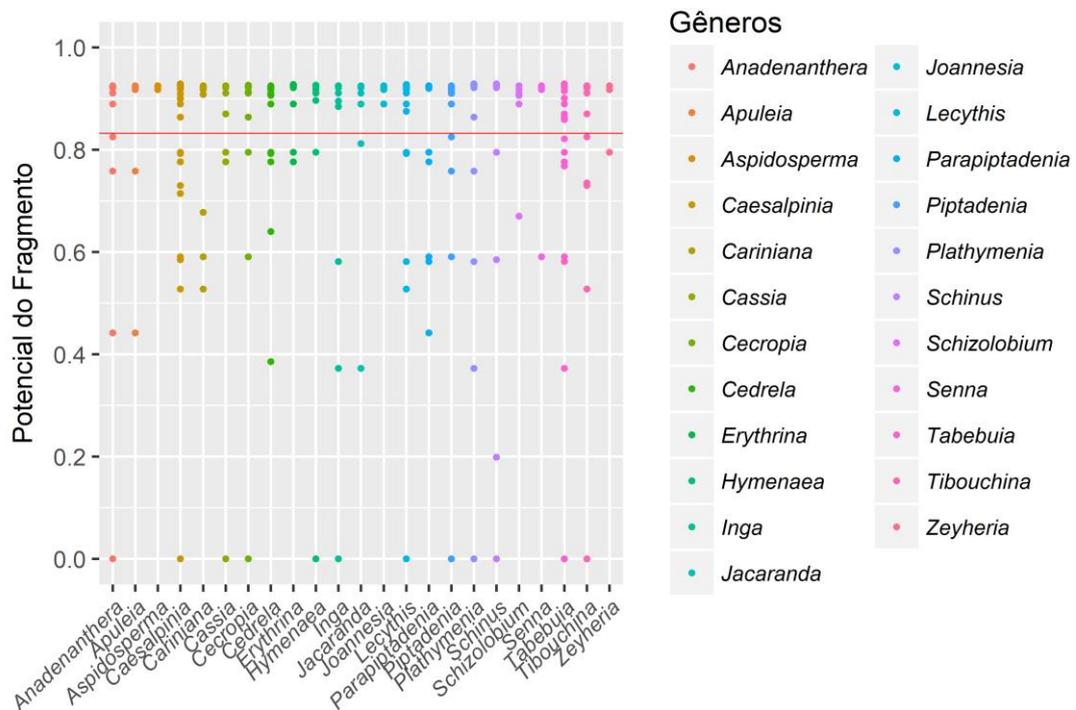


Figura 12 - Ocorrência dos gêneros das matrizes nos fragmentos.

Em média (linha vermelha), os gêneros ocorrem nos fragmentos com potencial muito alto para coleta de sementes (Figura 12). O que é um indicativo de diversidade de espécies florestais dentro desses fragmentos. Embora a área seja muito fragmentada, a diversidade de espécies florestais dentro dos fragmentos pode indicar a existência de pontos de ligação entre eles, seja por pequenos corredores naturais, transporte de sementes pelo vento ou por animais (Viana e Pinheiro, 1998). Esses pontos de ligação se devem ao fato de que os fragmentos estão em média distantes 82,33 m um do outro, sendo, portanto, considerados de isolamento moderado.

No geral, existe a distribuição da maioria dos gêneros em fragmentos com potenciais muito alto, alto, médio, baixo e muito baixo. Porém, alguns gêneros se encontram somente em fragmentos com potencial muito alto, que é o caso dos gêneros *Aspidosperma*, *Erythrina*, *Joannesia* e *Zeyheria*.

5 CONCLUSÕES

A combinação das técnicas de classificação de imagens, ecologia da paisagem e análise multicritério (lógica *Fuzzy*) foram essenciais para a identificação dos fragmentos potenciais para coleta de sementes. Mais da metade da área é destinada à agricultura, principalmente pastagem e cana de açúcar. Do total, 31% dos fragmentos identificados possuem área entre 0 a 50 ha, demonstrando como a região é fragmentada. Esse fato é corroborado pelo número de áreas núcleo, que foi zero para a maioria dos fragmentos. Em relação ao potencial para coleta de sementes, os fragmentos com potencial muito alto são aqueles de maior área, em média acima de 55 ha.

A análise de ocorrência de matrizes georreferenciadas nos fragmentos identificados mostrou que 75,81% das matrizes ocorrem em fragmentos com elevado potencial para coleta de sementes, em consequência, os principais gêneros das matrizes ocorrem também nesses fragmentos.

Os resultados desse estudo poderão auxiliar gestores e analistas ambientais no processo de tomada de decisão e manutenção da biodiversidade da área, contribuindo para um aumento da abundância das populações, riqueza de espécies e diversidade genética. Além disso, o estudo auxiliará na identificação de áreas prioritárias para a restauração florestal.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AB'SABER, A. N. Províncias geológicas e domínios morfoclimáticos no Brasil. **Geomorfologia**, v. 20, p. 1-26, 1970.

ALMEIDA, C. G. **Análise espacial dos fragmentos florestais na área do Parque Nacional dos Campos Gerais, Paraná**. 2008. 72 f. Dissertação (Mestrado em Gestão do Território) - Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, 2008.

ALVES, M. R. F. **Mata mineira: Passado e Presente - dois casos de análise econômica**. Viçosa: Folha de Viçosa, 1993. 98p.

BARUQUI, F. M.; RESENDE, M.; FIGUEIREDO, M. de S. Causas da degradação e possibilidades de recuperação das pastagens em Minas: Zona da Mata e Rio Doce. **Informe Agropecuário**, v. 11, n. 128 p. 27-37, 1985.

BENÍTEZ-MALVIDO, J.; DÁTILLO, W.; MARTÍNEZ-FALCÓN, A.P.; DURÁN-BARRÓN, C.; VALENZUELA, J.; LÓPEZ, S.; LOMBERA, R. The multiple impacts of tropical forest fragmentation on arthropod biodiversity and on their patterns of interactions with host plants. **PLoS One**, v. 11, p. 1-15, 2016.

BOLFE, E. L.; PEREIRA, R. S.; MADRUGA, P. R. DE A.; DA FONSECA, E. L. Avaliação da classificação digital de povoamentos florestais em imagens de satélite através de índices de Acurácia. **Revista Árvore**, Viçosa, v. 28, n. 1, p. 85-90, 2004.

BRASIL, 2003. Lei Federal nº 10.711, de 5 de agosto de 2003. http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2003/L10.711.htm (Acesso em 05 de novembro de 2017).

BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J. H.; OLSHEN, R.A.; STONE, C.J. 1984. **Classification and Regression Trees**. Wadsworth & Brooks, Monterey, CA.

BREIMAN, L. Random Forests. **Machine Learning**, v. 45, p. 5-32, 2001.

CASIMIRO, P. C. **Estrutura, composição e configuração da paisagem. Conceitos e princípios para a sua quantificação no âmbito da Ecologia da Paisagem. Estudos regionais**, 20, 75-99. Lisboa: Universidade Nova de Lisboa - Faculdade de Ciências Sociais e Humanas - Departamento de Geografia e Planeamento Regional, 2000.

CETEC. Fundação Centro Tecnológico de Minas Gerais. **Mapa de Solos** do Estado de Minas Gerais. Escala 1:600.000. Belo Horizonte: CETEC, 2008.

CHEN, X. L.; ZHAO, H. M.; LI, P. X.; YIN, Z. Y. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. **Remote Sensing of Environment**, v. 104, n. 2, p. 133-146, 2006.

CONRAD, O., BECHTEL, B., BOCK, M., DIETRICH, H., FISCHER, E., GERLITZ, L., WEHBERG, J., WICHMANN, V., AND BÖHNER, J. (2015): System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4, **Geosci. Model Dev.**, 8, 1991-2007, doi:10.5194/gmd-8-1991-2015.

DE ALBUQUERQUE, F.S.; RUEDA, M. Forest loss and fragmentation effects on woody plant species richness in Great Britain. **Forest Ecology and Management**, v. 260, p. 472-479, 2010.

ESRI. Environmental Systems Research Institute (2015) USA.

FAHRIG, L. Effects of habitat fragmentation on biodiversity. **Annual Review of Ecology and Systematics**, v. 34, p. 487-515, 2003.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, p. 185-201, 2002.

FORMAN, R.T.T; GODRON, M. **Landscape Ecology**. New York, John Wilwy e Sons. 1986. 619p.

FORMAN, T. T. **Land mosaics: the ecology of landscapes and regions**. New York: Cambridge University, 1997. 632 p.

FUKAYAMA, H. Y. **Metodologia baseada na análise multicritério fuzzy para avaliação de riscos em projetos complexos de engenharia: aplicação na indústria aeronáutica**. 2009. 115 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2009.

GARCÍA, P.; PÉREZ, E. Mapping of soil sealing by vegetation indexes and built-up index: A case study in Madrid (Spain). **Geoderma**, v. 268, p.100–107, abril, 2016.

GIRARDI, E. P. **Proposição de uma cartografia geográfica crítica e sua aplicação no desenvolvimento do atlas da questão agrária brasileira**. Presidente Prudente – FCT, tese apresentada ao Departamento de Geografia da Faculdade de Ciências e Tecnologia da unesp – Campus de Presidente Prudente para a obtenção de título de doutor em geografia, 2008.

HARRIS, L. D. **The fragmented forest: island biogeography theory and the preservation of biotic diversity**. Chicago: University of Chicago, 1984. 229 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa de biomas do Brasil**. Escala 1:5.000.000. IBGE, 2004.

KAPOS, V. Effects of isolation on the water status of forest patches in the Brazilian Amazon. **Journal of Tropical Forest**, v.5, n.2, p.173-185, 1989.

LONG, J.A.; NELSON, T.A.; WULDER, M.A. Characterizing forest fragmentation: distinguishing change in composition from configuration. **Applied Geography**, v. 30, p. 426-435, 2010.

MCGARIGAL e MARKS. Fragstats: Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure. **Reference manual**. Forest Science Department. Oregon State University. Corvallis Oregon 1995. 59 p.

MCGARIGAL, K.; SA CUSHMAN, e E ENE. 2012. FRAGSTATS v4: **Spatial Pattern Analysis Program for Categorical and Continuous Maps**. Computer software program produced by the authors at the University of Massachusetts, Amherst. Available at the following web site: <http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html>

METZGER, J. P. Estrutura da paisagem e fragmentação: análise bibliográfica. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, Rio de Janeiro, v.71, n.3, p.445-463, 1999.

MURCIA, C. Edge effects in fragmented forests: implications for conservation. **Trends in Ecology & Evolution**, v. 10, p. 58-62, 1995.

PIROVANI, D. B.; DA SILVA, A. G.; DOS SANTOS, A. R.; CECÍLIO, R. A.; GLERIANI, J. M.; MARTINS, S. V. Análise espacial de fragmentos florestais na bacia do rio Itapemirim, ES. **Revista Árvore**, v.38, n.2, p.271-281, 2014.

R CORE TEAM (2018). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

RANTA, P.; BLOM, T.; NIEMELÄ, J.; JOENSUU, E.; SIITONEN, M. The fragmented atlantic rain Forest of Brazil: size, shape and distribution of forest fragments. **Biodiversity and Conservation**, v.7, p.385-403, 1998

RENASSEM (2018). REGISTRO NACIONAL DE SEMENTES E MUDAS. URL [http:// sistemasweb.agricultura.gov.br/renasem/](http://sistemasweb.agricultura.gov.br/renasem/)

RESENDE, S. B. de; RESENDE, M. **Solos dos Mares de Morros: ocupação e uso**. In: ALVARES, V. H. V. e al., (Org.). O solo nos grandes domínios morfoclimáticos do Brasil e o desenvolvimento sustentado. Viçosa, MG: SBCS, 1996. p.261-288.

RIBEIRO, M. C.; METZGER, J. P.; MARTENSEN, A. C.; PONZONI, F. J.; HIROTA, M. M. The Brazilian Atlantic Forest: How much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. **Biological Conservation**, v. 142, n. 6, p. 1141-1153, 2009.

RODRIGUES, P. J. F. P.; NASCIMENTO, M. T. Fragmentação florestal: breves considerações teóricas sobre efeitos de borda. **Rodriguésia**, v.57, n.1, p.63-74, 2006.

SANTOS, A. R. dos.; RIBEIRO, C. A. A. S.; PELLUZIO, T. M. de O.; PELUZIO, J. B. E.; QUEIROZ, V. T de.; BRANCO, E. R. F.; LORENZON, A. S.; DOMINGUES, G. F.; MARCATTI, G. E.; CASTRO, N. L. M. de.; TEIXEIRA, T. R.; SANTOS, G. M. A. D. A. dos.; MOTA, P. H. S.; SILVA, S. F. da.; VARGAS, R.; CARVALHO,

J. R. de.; MACEDO, L. L.; ARAÚJO, C. da S.; ALMEIDA, S. L. H. de. Geotechnology and landscape ecology applied to the selection of potential forest fragments for seed harvesting. **Journal of Environmental Management**, v. 183, p. 1050 – 1063, 2016.

SPYDER DEVELOPMENT TEAM (2010). The Scientific Python Development Environment. URL <https://www.spyder-ide.org/>.

SIQUEIRA, L. P.; DE MATOS, M. B.; MATOS, D. M. S.; PORTELA, R. DE C. Q.; BRAZ, M. I. G.; LIMA, L. S. Using the variances of microclimate variables to determine edge effects in small forest Atlantic Rain Forest fragments, South-Eastern Brazil. **Ecotropica**, v.10, n.1, p.59-64, 2004.

SCOLFOR, J. R.; CARVALHO, L. M. T. de. **Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais**. Universidade Federal de Lavras, Instituto Estadual de Florestas. Lavras: UFLA, 2006. 288p.

SOUZA, C. G; ZANELLA, L.; BORÉM, R. A. T.; DE CRAVALHO, L. M. T; ALVES, H. M. R.; VOLPATO, M. M. L. Analysis of forest fragmentation of ‘Coqueiral’ environmental protection area, in Coqueiral, Minas Gerais state. **Ciência Florestal**, v. 24, n. 3, p. 631-344, 2014.

USGS United States Geological Survey. <https://www.usgs.gov/>. Accessed 10 March 2018

VALVERDE, O. Estudo Regional da Zona da Mata de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Geografia**. Rio de Janeiro, n. 1, p. 3-79, 1958.

VIANA, V. M. Biologia e manejo de fragmentos de florestas naturais. In: Congresso Florestal Brasileiro, 6, 1990, Campos do Jordão. **Anais...**, São Paulo: SBS/SBEF, 1990, v. 1, p. 113-118.

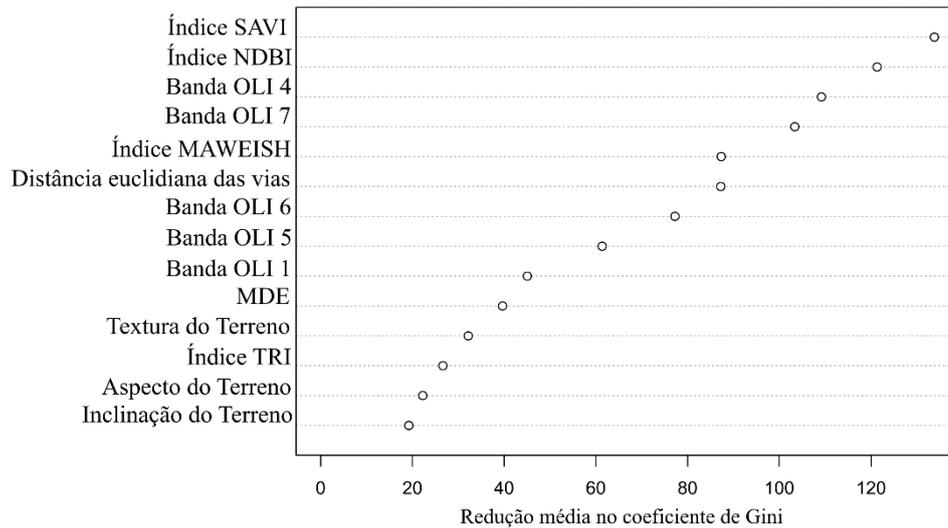
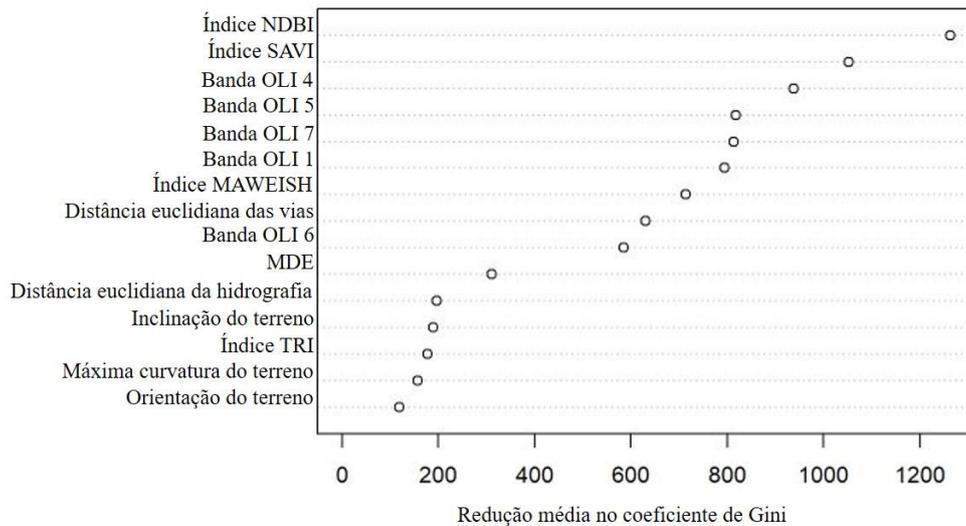
VIANA, V. M.; PINHEIRO, L. A. F. Conservação da biodiversidade em fragmentos florestais. **Série Técnica IPEF**, v. 12, n. 32, p. 25-42, 1998.

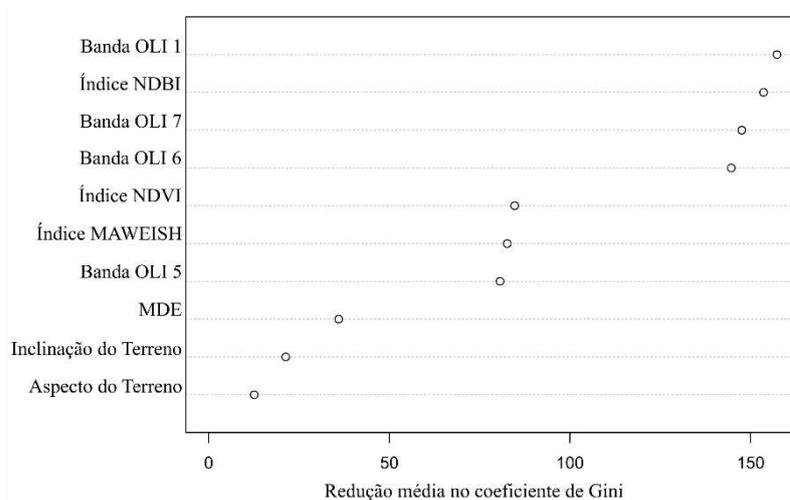
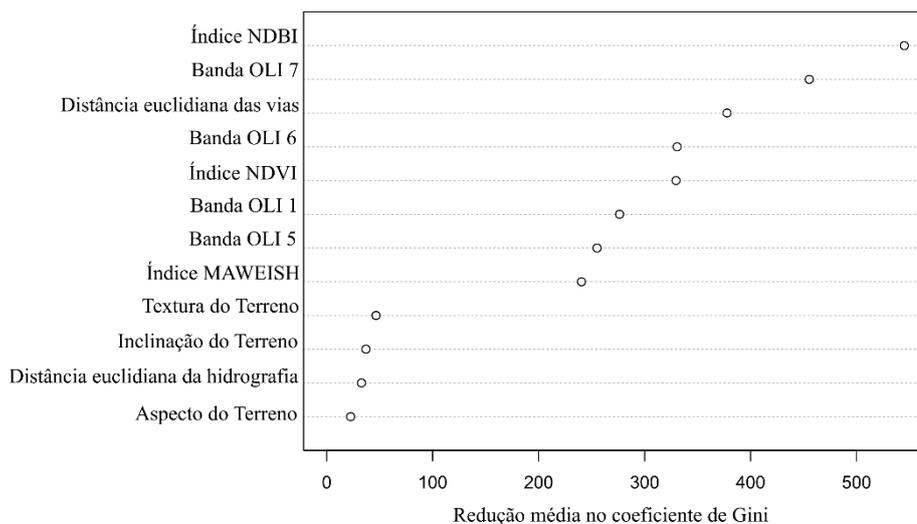
VOLOTÃO, C. F. S. **Trabalho de análise espacial Métricas do Fragstats**. INPE, São José dos Campos. 1998.

ZADEH, L.A.; Fuzzy sets. **Inform Control**, 8:338–353. 1965

ANEXOS

ANEXO 1: Variáveis explicativas utilizadas nas classificações das cenas de órbitas e pontos 216/74, 217/74, 217/75 e 218/75, respectivamente, ranqueadas por importância, de acordo com o coeficiente de Gini.





ANEXO 2: Fragmentos florestais classificados com potencial muito alto para coleta de sementes ranqueados por área.

Município	Número de fragmentos com área < 50 ha
ABRE CAMPO	102

ACAIACA	45
ALÉM PARAÍBA	154
ALTO CAPARAÓ	42
ALTO JEQUITIBÁ	57
ALTO RIO DOCE	264
ALVINÓPOLIS	6
AMPARO DO SERRA	40
ANDRELÂNDIA	6
ANTÔNIO CARLOS	13
ANTÔNIO PRADO DE MINAS	27
ARACITABA	48
ARAPONGA	92
ARGIRITA	63
ASTOLFO DUTRA	40
BARÃO DE MONTE ALTO	47
BARBACENA	4
BARRA LONGA	132
BELMIRO BRAGA	152
BIAS FORTES	146
BICAS	43
BOM JARDIM DE MINAS	14
BOM JESUS DO GALHO	3
BRÁS PIRES	80
CÓRREGO NOVO	6
CAIANA	41
CAJURI	24
CANAÃ	47
CAPARAÓ	71
CAPELA NOVA	6
CAPUTIRA	76
CARANGOLA	101
CARATINGA	9
CATAGUASES	195
CATAS ALTAS DA NORUEGA	7
CHÁCARA	48
CHALÉ	71
CHIADOR	136
CIPOTÂNEA	75
COIMBRA	26
CONCEIÇÃO DE IPANEMA	28
CORONEL PACHECO	57
DESCOBERTO	77
DESTERRO DO MELO	4
DIOGO DE VASCONCELOS	7
DIVINÉSIA	47
DIVINO	106

DOM SILVÉRIO	51
DONA EUSÉBIA	24
DORES DO TURVO	72
DURANDÉ	122
ERVÁLIA	141
ESPERA FELIZ	124
ESTRELA DALVA	33
EUGENÓPOLIS	101
EWBANK DA CÂMARA	33
FARIA LEMOS	48
FERVEDOURO	189
GOIANÁ	37
GUARACIABA	88
GUARANI	92
GUARARÁ	40
GUIDOVAL	25
GUIRICEMA	46
IBERTIOGA	3
IPANEMA	2
ITAMARATI DE MINAS	36
ITAVERAVA	4
JEQUERI	157
JUIZ DE FORA	521
LAJINHA	146
LAMIM	52
LARANJAL	95
LEOPOLDINA	323
LIMA DUARTE	399
LUISBURGO	57
MANHUAÇU	274
MANHUMIRIM	72
MAR DE ESPANHA	157
MARIANA	8
MARIPÁ DE MINAS	30
MARTINS SOARES	59
MATIAS BARBOSA	44
MATIPÓ	58
MERCÊS	151
MIRAÍ	93
MIRADOURO	135
MURIAÉ	228
MUTUM	7
OLARIA	71
OLIVEIRA FORTES	56
ORATÓRIOS	20
ORIZÂNIA	49

OURO PRETO	3
PAIVA	21
PALMA	112
PASSA-VINTE	5
PATROCÍNIO DO MURIAÉ	30
PAULA CÂNDIDO	74
PEDRA BONITA	72
PEDRA DO ANTA	42
PEDRA DOURADA	27
PEDRO TEIXEIRA	47
PEQUERI	44
PIAU	95
PIEIDADE DE PONTE NOVA	5
PIRÁUBA	55
PIRANGA	224
PIRAPETINGA	39
PONTE NOVA	118
PORTO FIRME	94
PRESIDENTE BERNARDES	64
RAUL SOARES	139
RECREIO	63
REDUTO	92
RIO CASCA	61
RIO DOCE	20
RIO ESPERA	108
RIO NOVO	64
RIO POMBA	102
RIO PRETO	126
ROCHEDO DE MINAS	8
RODEIRO	10
ROSÁRIO DA LIMEIRA	52
SÃO GERALDO	42
SÃO JOÃO NEPOMUCENO	139
SÃO JOÃO DO MANHUAÇU	70
SÃO JOSÉ DO GOIABAL	6
SÃO JOSÉ DO MANTIMENTO	15
SÃO MIGUEL DO ANTA	58
SÃO PEDRO DOS FERROS	80
SÃO SEBASTIÃO DA VARGEM ALEGRE	35
SANTA BÁRBARA	171
SANTA CRUZ DO ESCALVADO	48
SANTA MARGARIDA	97
SANTA RITA DE IBITIPOCA	122
SANTA RITA DE JACUTINGA	141

SANTANA DE CATAGUASES	63
SANTANA DO DESERTO	69
SANTANA DO GARAMBÉU	24
SANTANA DO MANHUAÇU	175
SANTANA DOS MONTES	5
SANTO ANTÔNIO DO AVENTUREIRO	63
SANTO ANTÔNIO DO GRAMA	30
SANTOS DUMONT	271
SÃO FRANCISCO DO GLÓRIA	36
SEM-PEIXE	18
SENADOR CORTES	42
SENADOR FIRMINO	61
SENHORA DE OLIVEIRA	87
SENHORA DOS REMÉDIOS	4
SERICITA	61
SILVEIRÂNIA	57
SIMÃO PEREIRA	62
SIMONÉSIA	248
TABULEIRO	69
TEIXEIRAS	42
TOCANTINS	73
TOMBOS	71
UBÁ	147
URUCÂNIA	30
VERMELHO NOVO	52
VIÇOSA	93
VIEIRAS	31
VISCONDE DO RIO BRANCO	40
VOLTA GRANDE	41

Município	Número de fragmentos com área ≥ 50 e < 100 ha
ABRE CAMPO	24
ACAIACA	3
ALÉM PARAÍBA	28
ALTO CAPARAÓ	1
ALTO JEQUITIBÁ	10
ALTO RIO DOCE	25
ALVINÓPOLIS	5
AMPARO DO SERRA	12
ANTÔNIO CARLOS	2

ANTÔNIO PRADO DE MINAS	5
ARACITABA	8
ARAPONGA	11
ARGIRITA	16
ASTOLFO DUTRA	2
BARÃO DE MONTE ALTO	4
BARRA LONGA	17
BELMIRO BRAGA	11
BIAS FORTES	13
BICAS	7
BOM JARDIM DE MINAS	2
BOM JESUS DO GALHO	1
BRÁS PIRES	12
CAIANA	5
CAJURI	9
CANAÃ	13
CAPARAÓ	4
CAPELA NOVA	1
CAPUTIRA	7
CARANGOLA	6
CARATINGA	1
CATAGUASES	17
CHÁCARA	5
CHALÉ	9
CHIADOR	12
CIPOTÂNEA	11
COIMBRA	8
CONCEIÇÃO DE IPANEMA	3
CORONEL PACHECO	7
DESCOBERTO	7
DESTERRO DO MELO	1
DIOGO DE VASCONCELOS	4
DIVINÉSIA	7
DIVINO	12
DOM SILVÉRIO	9
DONA EUSÉBIA	3
DORES DO TURVO	15
DURANDÉ	22
ERVÁLIA	6
ESPERA FELIZ	14
ESTRELA DALVA	7
EUGENÓPOLIS	15
EWBANK DA CÂMARA	5
FARIA LEMOS	2
FERVEDOURO	18

GOIANÁ	4
GUARACIABA	10
GUARANI	13
GUARARÁ	4
GUIDOVAL	3
GUIRICEMA	4
IBERTIOGA	3
ITAMARATI DE MINAS	3
JEQUERI	30
JUIZ DE FORA	40
LAJINHA	16
LAMIM	6
LARANJAL	14
LEOPOLDINA	35
LIMA DUARTE	35
LUISBURGO	7
MANHUAÇU	34
MANHUMIRIM	5
MAR DE ESPANHA	17
MARIPÁ DE MINAS	9
MARTINS SOARES	5
MATIAS BARBOSA	4
MATIPÓ	11
MERCÊS	16
MIRAI	11
MIRADOURO	17
MURIAÉ	39
MUTUM	1
OLARIA	2
OLIVEIRA FORTES	7
ORATÓRIOS	5
ORIZÂNIA	8
PAIVA	4
PALMA	16
PASSA-VINTE	1
PATROCÍNIO DO MURIAÉ	3
PAULA CÂNDIDO	19
PEDRA BONITA	5
PEDRA DO ANTA	8
PEDRA DOURADA	1
PEDRO TEIXEIRA	6
PEQUERI	6
PIAU	8
PIE DA DE PONTE NOVA	1
PIRAÚBA	13
PIRANGA	14

PIRAPETINGA	5
PONTE NOVA	20
PORTO FIRME	9
PRESIDENTE BERNARDES	3
RAUL SOARES	19
RECREIO	1
REDUTO	12
RIO CASCA	5
RIO DOCE	3
RIO ESPERA	20
RIO NOVO	5
RIO POMBA	20
RIO PRETO	9
ROCHEDO DE MINAS	4
ROSÁRIO DA LIMEIRA	12
SÃO GERALDO	6
SÃO JOÃO NEPOMUCENO	13
SÃO JOÃO DO MANHUAÇU	4
SÃO JOSÉ DO GOIABAL	2
SÃO JOSÉ DO MANTIMENTO	3
SÃO MIGUEL DO ANTA	10
SÃO PEDRO DOS FERROS	10
SÃO SEBASTIÃO DA VARGEM ALEGRE	6
SANTA BÁRBARA	9
SANTA CRUZ DO ESCALVADO	9
SANTA MARGARIDA	15
SANTA RITA DE IBITIPOCA	13
SANTA RITA DE JACUTINGA	10
SANTANA DE CATAGUASES	11
SANTANA DO DESERTO	6
SANTANA DO GARAMBÉU	4
SANTANA DO MANHUAÇU	29
SANTANA DOS MONTES	1
SANTO ANTÔNIO DO AVENTUREIRO	17
SANTO ANTÔNIO DO GRAMA	9
SANTOS DUMONT	36
SÃO FRANCISCO DO GLÓRIA	5
SEM-PEIXE	1
SENADOR CORTES	5

SENADOR FIRMINO	9
SENHORA DE OLIVEIRA	8
SERICITA	6
SILVEIRÂNIA	4
SIMÃO PEREIRA	5
SIMONÉSIA	27
TABULEIRO	10
TEIXEIRAS	11
TOCANTINS	11
TOMBOS	11
UBÁ	17
URUCÂNIA	4
VERMELHO NOVO	5
VIÇOSA	16
VIEIRAS	2
VISCONDE DO RIO BRANCO	4
VOLTA GRANDE	8

Município	Número de fragmentos com área ≥ 100 ha
ABRE CAMPO	23
ACAIACA	10
ALÉM PARAÍBA	26
ALTO CAPARAÓ	7
ALTO JEQUITIBÁ	13
ALTO RIO DOCE	30
ALVINÓPOLIS	7
AMPARO DO SERRA	11
ANTÔNIO CARLOS	5
ANTÔNIO PRADO DE MINAS	7
ARACITABA	13
ARAPONGA	12
ARGIRITA	11

ASTOLFO DUTRA	9
BARÃO DE MONTE ALTO	5
BARBACENA	2
BARRA LONGA	42
BELMIRO BRAGA	17
BIAS FORTES	19
BICAS	6
BOM JARDIM DE MINAS	8
BOM JESUS DO GALHO	2
BRÁS PIRES	19
CÓRREGO NOVO	1
CAIANA	8
CAJURI	6
CANAÃ	8
CAPARAÓ	10
CAPELA NOVA	2
CAPUTIRA	10
CARANGOLA	21
CARATINGA	5
CATAGUASES	25
CATAS ALTAS DA NORUEGA	1
CHÁCARA	7
CHALÉ	7
CHIADOR	17
CIPOTÂNEA	14
COIMBRA	4
CONCEIÇÃO DE IPANEMA	5
CORONEL PACHECO	10
DESCOBERTO	13
DIOGO DE VASCONCELOS	8
DIVINÉSIA	10
DIVINO	16
DOM SILVÉRIO	12
DONA EUSÉBIA	6
DORES DO TURVO	25
DURANDÉ	18
ERVÁLIA	14
ESPERA FELIZ	25
ESTRELA DALVA	7
EUGENÓPOLIS	21
EWBANK DA CÂMARA	8
FARIA LEMOS	14
FERVEDOURO	19
GOIANÁ	8
GUARACIABA	35
GUARANI	13

GUARARÁ	6
GUIDOVAL	6
GUIRICEMA	10
IBERTIOGA	1
IPANEMA	2
ITAMARATI DE MINAS	8
ITAVERAVA	1
JEQUERI	32
JUIZ DE FORA	60
LAJINHA	11
LAMIM	12
LARANJAL	8
LEOPOLDINA	50
LIMA DUARTE	34
LUISBURGO	6
MANHUAÇU	42
MANHUMIRIM	19
MAR DE ESPANHA	37
MARIANA	7
MARIPÁ DE MINAS	6
MARTINS SOARES	14
MATIAS BARBOSA	8
MATIPÓ	13
MERCÊS	25
MIRAI	20
MIRADOURO	7
MURIAÉ	30
MUTUM	1
OLARIA	11
OLIVEIRA FORTES	10
ORATÓRIOS	10
ORIZÂNIA	10
OURO PRETO	1
PAIVA	5
PALMA	10
PASSA-VINTE	4
PATROCÍNIO DO MURIAÉ	1
PAULA CÂNDIDO	25
PEDRA BONITA	12
PEDRA DO ANTA	9
PEDRA DOURADA	6
PEDRO TEIXEIRA	10
PEQUERI	8
PIAU	15
PIEIDADE DE PONTE NOVA	3
PIRAÚBA	5

PIRANGA	25
PIRAPETINGA	2
PONTE NOVA	30
PORTO FIRME	31
PRESIDENTE BERNARDES	15
RAUL SOARES	29
RECREIO	8
REDUTO	12
RIO CASCA	15
RIO DOCE	6
RIO ESPERA	22
RIO NOVO	10
RIO POMBA	16
RIO PRETO	15
ROCHEDO DE MINAS	5
RODEIRO	3
ROSÁRIO DA LIMEIRA	10
SÃO DOMINGOS DO PRATA	2
SÃO GERALDO	5
SÃO JOÃO NEPOMUCENO	23
SÃO JOÃO DO MANHUAÇU	9
SÃO JOSÉ DO GOIABAL	1
SÃO JOSÉ DO MANTIMENTO	3
SÃO MIGUEL DO ANTA	12
SÃO PEDRO DOS FERROS	13
SÃO SEBASTIÃO DA VARGEM ALEGRE	9
SANTA BÁRBARA	26
SANTA CRUZ DO ESCALVADO	9
SANTA MARGARIDA	17
SANTA RITA DE IBITIPOCA	17
SANTA RITA DE JACUTINGA	19
SANTANA DE CATAGUASES	5
SANTANA DO DESERTO	9
SANTANA DO GARAMBÉU	2
SANTANA DO MANHUAÇU	33
SANTANA DOS MONTES	1
SANTO ANTÔNIO DO AVENTUREIRO	18
SANTO ANTÔNIO DO GRAMA	6
SANTOS DUMONT	36
SÃO FRANCISCO DO GLÓRIA	7
SEM-PEIXE	5
SENADOR CORTES	9
SENADOR FIRMINO	14
SENHORA DE OLIVEIRA	19

SENHORA DOS REMEDIOS	1
SERICITA	14
SILVEIRÂNIA	19
SIMÃO PEREIRA	13
SIMONÉSIA	36
TABULEIRO	14
TEIXEIRAS	16
TOCANTINS	8
TOMBOS	19
UBÁ	22
URUCÂNIA	8
VERMELHO NOVO	5
VIÇOSA	22
VIEIRAS	7
VISCONDE DO RIO BRANCO	1
VOLTA GRANDE	13

ANEXO 3: *Script* em linguagem de programação *Python 2.7* utilizado para cálculo dos índices de ecologia da paisagem florestal.

```
# -*- coding: utf-8 -*-

import arcpy, datetime
from pandas import DataFrame
from pandas import merge
from pandas import notnull
import numpy as np
arcpy.env.overwriteOutput = True

## Inputs
frag_pol = arcpy.GetParameterAsText(0)
frag_pol = r'D:\Dissertacao_Dados\Dados_py\base.gdb\frag_simp_diss67mil'

search_radius = arcpy.GetParameterAsText(1)
search_radius = '2000'
search_radius = search_radius + ' Meters'

edge_depth = arcpy.GetParameter(2)
edge_depth = 50
edge_depth = str(-1*edge_depth) + ' Meters'

frag_pol_out = arcpy.GetParameterAsText(3)
frag_pol_out =
r'D:\Dissertacao_Dados\Dados_py\base.gdb\frag67_641mil_idx2mil_fuzzy'
```

```

t0 = datetime.datetime.now()
frag_pol_c = "in_memory\\frag_pol_c"
arcpy.CopyFeatures_management(frag_pol, frag_pol_c)
print str("    Tempo copia de FC ----->  " + str(datetime.datetime.now() - t0))

t0 = datetime.datetime.now()
near_table = "in_memory\\near_table"
near_table = r'D:\Dissertacao_Dados\Dados_py\base.gdb\near_table2mil'

arcpy.GenerateNearTable_analysis(frag_pol_c, frag_pol_c, near_table,
                                search_radius, 'NO_LOCATION',
                                'NO_ANGLE', 'ALL')

print str("    Tempo Near ----->  " + str(datetime.datetime.now() - t0))

t0 = datetime.datetime.now()
pd_near = DataFrame(arcpy.da.FeatureClassToNumPyArray(
    in_table=near_table,
    field_names=["IN_FID", "NEAR_FID", "NEAR_DIST"],
    skip_nulls=False,
    null_value=-99999) )

print str("    Tempo converter para DataFrame ----->  " +
str(datetime.datetime.now() - t0))
pd_near.head(20)

t0 = datetime.datetime.now()
arcpy.AddField_management(frag_pol_c, "Area", "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c, "Perimetro", "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c, "meuID", "LONG")

with arcpy.da.UpdateCursor(frag_pol_c, ["Area", "Perimetro", "meuID",
"SHAPE@AREA", "SHAPE@LENGTH", "OID@"]) as cursor:
    for row in cursor:
        row[0] = row[3]
        row[1] = row[4]
        row[2] = row[5]
        cursor.updateRow(row)

print str("    Tempo calcular area e perimetro ----->  " +
str(datetime.datetime.now() - t0))

pd_frag = DataFrame(arcpy.da.FeatureClassToNumPyArray(
    in_table=frag_pol_c,
    field_names=["OID@", "meuID", "Area", "Perimetro"],
    skip_nulls=False,
    null_value=-99999) )

pd_frag.head()

```

```

t0 = datetime.datetime.now()
pd_join = pd_near.join(pd_frag.set_index('OID@'), on='NEAR_FID')
print str("    Tempo join Area de Frag -> Near ----->  " +
str(datetime.datetime.now() - t0))

pd_join.head()

pd_join["area_dist2"] = pd_join["Area"] / pd_join["NEAR_DIST"] ** 2

t0 = datetime.datetime.now()
grouped = pd_join.groupby('IN_FID')
pd_prox_idx = grouped.aggregate(np.sum)
print str("    Tempo Split-apply-combine para indice PROX ----->  " +
str(datetime.datetime.now() - t0))

pd_prox_idx.head()

t0 = datetime.datetime.now()
pd_frag_join = merge(pd_frag, pd_prox_idx, how='outer', left_on='OID@',
                    right_on='IN_FID', right_index=True, suffixes=(", '_y'))

print str("    Tempo join indice PROX -> Frag ----->  " +
str(datetime.datetime.now() - t0))

prox_idx = pd_frag_join["area_dist2"]
pd_frag_join = pd_frag_join.drop(['Area_y', 'Perimetro_y', 'meuID_y', 'NEAR_FID'],
axis=1)

# Calcular FRAC
pd_frag_join["FRAC"] = 2 * np.log(0.25 * pd_frag_join["Perimetro"]) /
np.log(pd_frag_join["Area"])

# Calcular SHAPE
pd_frag_join["SHAPE"] = 0.25 * pd_frag_join["Perimetro"] /
np.sqrt(pd_frag_join["Area"])

t0 = datetime.datetime.now()
frag_buf = "in_memory\\frag_buf"
arcpy.Buffer_analysis(frag_pol_c, frag_buf, edge_depth)
print str("    Tempo Gerar Buffer Edge ----->  " + str(datetime.datetime.now() -
t0))

frag_buf_out =
r'D:\Dissertacao_Dados\Dados_py\base.gdb\frag67_641mil_idx2mil_buf
arcpy.CopyFeatures_management(frag_buf, frag_buf_out)

frag_buf_single = "in_memory\\frag_buf_single"

```

```

arcpy.MultipartToSinglepart_management(frag_buf, frag_buf_single)

arcpy.AddField_management(frag_buf_single, "Area_Core", "FLOAT")

with arcpy.da.UpdateCursor(frag_buf_single, ["Area_Core", "SHAPE@AREA"]) as cursor:
    for row in cursor:
        row[0] = row[1]
        cursor.updateRow(row)

pd_buf_sigle = DataFrame(arcpy.da.FeatureClassToNumPyArray(
    in_table=frag_buf_single,
    field_names=["meuID", "Area_Core"],
    skip_nulls=False,
    null_value=-99999))

grouped = pd_buf_sigle.groupby('meuID')
core_area = grouped.aggregate(np.sum)
core_n = grouped.aggregate(len)

pd_frag_join_core_a = merge(pd_frag_join, core_area, how='outer',
    left_on='meuID',
    right_on='meuID', right_index=True, suffixes=(", '_y'))

pd_frag_join_core_a_n = merge(pd_frag_join_core_a, core_n, how='outer',
    left_on='meuID',
    right_on='meuID', right_index=True, suffixes=(", '_y'))

pd_frag_join_core_a_n.rename(columns={'Area_Core_y': 'core_n'}, inplace=True)

grouped = pd_near.groupby('IN_FID')
near_min = grouped.aggregate(np.min)

near_min = near_min.drop(['NEAR_FID'], axis=1)
near_min.rename(columns={'NEAR_DIST': 'ENN'}, inplace=True)

pd_frag_join_t = merge(pd_frag_join_core_a_n, near_min, how='outer',
    left_on='OID@',
    right_on='IN_FID', right_index=True, suffixes=(", '_y'))

pd_frag_join_t = pd_frag_join_t.where((notnull(pd_frag_join_t)), 0)

metrica_num = pd_frag_join_t[['Area', 'NEAR_DIST', 'area_dist2', 'FRAC',
    'SHAPE', 'Area_Core', 'core_n', 'ENN']]

import matplotlib.pyplot as plt
#### ----- Area
metrica_norm = metrica_num.copy()

```

```

metrica_norm.corr()
metrica_norm.rename(columns={'area_dist2': 'PROX'}, inplace=True)
metrica_norm = metrica_norm.drop(['NEAR_DIST'], axis=1)
metrica_norm.corr()

plt.figure(1)
for i, f1_i in enumerate([-1, -2, -3, -4, -5, -6, -7, -8, -10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['Area'])
    metrica_norm['Area'] = 1 / (1 + (metrica_num['Area']/f2)**f1)
    plt.scatter(metrica_num['Area'], metrica_norm['Area'], facecolor='grey')
    plt.xlim(-10000, 100000)
    plt.ylim(-0.1, 1.1)
    plt.text(50000, 0.2, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')
    plt.subplots_adjust(top=0.99,bottom=0.1, left=0.1, right=0.99)
    plt.xlabel('$x$', fontsize=12, labelpad=11)
    plt.ylabel(r'$\mu(x)$', fontsize=12, labelpad=4)

plt.savefig('fuzzy_area_mancha.png', dpi = 300)

for i, f1_i in enumerate([-1, -2, -3, -4, -5, -6, -7, -8, -10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['Area'])
    metrica_norm['Area'] = 1 / (1 + (metrica_num['Area']/f2)**f1)
    plt.hist(metrica_norm['Area'], normed=False, bins=30, facecolor='grey')
    plt.ylim(0, 30000)
    plt.text(0.5, 20000, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')

plt.savefig('hist_area_mancha.png', dpi = 300)

f1, f2 = -3, np.median(metrica_num['Area'])
metrica_norm['Area'] = 1 / (1 + (metrica_num['Area']/f2)**f1)

##### ----- PROX_INDX
plt.figure(1)
for i, f1_i in enumerate([-1, -2, -3, -4, -5, -6, -7, -8, -10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['area_dist2'])
    metrica_norm['PROX'] = 1 / (1 + (metrica_num['area_dist2']/f2)**f1)
    plt.scatter(metrica_num['area_dist2'], metrica_norm['PROX'], facecolor='grey')
    plt.xlim(-10, f2 * 5)
    plt.ylim(-0.1, 1.1)
    plt.text(200, 0.2, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')
    plt.subplots_adjust(top=0.99,bottom=0.1, left=0.1, right=0.99)
    plt.xlabel('$x$', fontsize=12, labelpad=11)
    plt.ylabel(r'$\mu(x)$', fontsize=12, labelpad=4)

plt.savefig('fuzzy_prox_indx.png', dpi = 300)

```

```

for i, f1_i in enumerate([-1, -2, -3, -4, -5, -6, -7, -8, -10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['area_dist2'])
    metrica_norm['PROX'] = 1 / (1 + (metrica_num['area_dist2']/f2)**f1)
    plt.hist(metrica_norm['PROX'], normed=False, bins=30, facecolor='grey')
    plt.ylim(0, 30000)
    plt.text(0.5, 20000, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')

plt.savefig('hist_prox_idx.png', dpi = 300)

f1, f2 = -2, np.median(metrica_num['area_dist2'])
metrica_norm['PROX'] = 1 / (1 + (metrica_num['area_dist2']/f2)**f1)

##### ----- FRAC_INDX
plt.figure(1)
for i, f1_i in enumerate([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['FRAC'])
    metrica_norm['FRAC'] = 1 / (1 + (metrica_num['FRAC']/f2)**f1)
    plt.scatter(metrica_num['FRAC'], metrica_norm['FRAC'], facecolor='grey')
    plt.xlim(min(metrica_num['FRAC']), max(metrica_num['FRAC']))
    plt.ylim(-0.1, 1.1)
    plt.text(1, 0.2, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')
    plt.subplots_adjust(top=0.99,bottom=0.1, left=0.1, right=0.99)
    plt.xlabel('$x$', fontsize=12, labelpad=11)
    plt.ylabel(r'$\mu(x)$', fontsize=12, labelpad=4)

plt.savefig('fuzzy_frac_idx.png', dpi = 300)

for i, f1_i in enumerate([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['FRAC'])
    metrica_norm['FRAC'] = 1 / (1 + (metrica_num['FRAC']/f2)**f1)
    plt.hist(metrica_norm['FRAC'], normed=False, bins=30, facecolor='grey')
    plt.ylim(0, 30000)
    plt.text(0.5, 20000, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')

plt.savefig('hist_frac_idx.png', dpi = 300)

f1, f2 = 3, np.median(metrica_num['FRAC'])
metrica_norm['FRAC'] = 1 / (1 + (metrica_num['FRAC']/f2)**f1)

##### ----- SHAPE_INDX
plt.figure(1)
for i, f1_i in enumerate([0.1, 0.5, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['SHAPE'])
    metrica_norm['SHAPE'] = 1 / (1 + (metrica_num['SHAPE']/f2)**f1)

```

```

plt.scatter(metrica_num['SHAPE'], metrica_norm['SHAPE'], facecolor='grey')
plt.xlim(-0.1, 10)
plt.ylim(-0.1, 1.1)
plt.text(5, 0.2, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')
plt.subplots_adjust(top=0.99,bottom=0.1, left=0.1, right=0.99)
plt.xlabel('$x$', fontsize=12, labelpad=11)
plt.ylabel(r'$\mu(x)$', fontsize=12, labelpad=4)

plt.savefig('fuzzy_shape_indx.png', dpi = 300)

for i, f1_i in enumerate([0.1, 0.5, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['SHAPE'])
    metrica_norm['SHAPE'] = 1 / (1 + (metrica_num['SHAPE']/f2)**f1)
    plt.hist(metrica_norm['SHAPE'], normed=False, bins=30, facecolor='grey')
    plt.ylim(0, 30000)
    plt.text(0.5, 20000, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')

plt.savefig('hist_shape_indx.png', dpi = 300)

f1, f2 = -3, np.median(metrica_num['SHAPE'])
metrica_norm['SHAPE'] = 1 / (1 + (metrica_num['SHAPE']/f2)**f1)

##### ----- core_n
metrica_num['core_n_s0'] = metrica_num['core_n'].replace(0, 0.1)
plt.figure(1)
for i, f1_i in enumerate([-1, -2, -3, -4, -5, -6, -7, -8, -10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['core_n_s0'])
    metrica_norm['core_n'] = 1 / (1 + (metrica_num['core_n_s0']/f2)**f1)
    plt.scatter(metrica_num['core_n_s0'], metrica_norm['core_n'], facecolor='grey')
    plt.xlim(-10, 20)
    plt.ylim(-0.1, 1.1)
    plt.text(5, 0.2, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')
    plt.subplots_adjust(top=0.99,bottom=0.1, left=0.1, right=0.99)
    plt.xlabel('$x$', fontsize=12, labelpad=11)
    plt.ylabel(r'$\mu(x)$', fontsize=12, labelpad=4)

plt.savefig('fuzzy_n_core.png', dpi = 300)

for i, f1_i in enumerate([-1, -2, -3, -4, -5, -6, -7, -8, -10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['core_n_s0'])
    metrica_norm['core_n'] = 1 / (1 + (metrica_num['core_n_s0']/f2)**f1)
    plt.hist(metrica_norm['core_n'], normed=False, bins=30, facecolor='grey')
    plt.ylim(0, 30000)
    plt.text(0.7, 20000, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')

```

```

plt.savefig('hist_n_core.png', dpi = 300)

f1, f2 = 0.1, np.median(metrica_num['core_n_s0'])
metrica_norm['core_n'] = 1 / (1 + (metrica_num['core_n_s0']/f2)**f1)
metrica_norm['core_n'] = metrica_norm['core_n'].replace(0.5, 0)

metrica_norm.loc[metrica_num['core_n'] <= 0, 'core_n'] = 0
metrica_norm.loc[metrica_num['core_n'] > 0, 'core_n'] = 1

plt.scatter(metrica_num['core_n'], metrica_norm['core_n'])

plt.hist(metrica_norm['core_n'], normed=False, bins=30, facecolor='grey')

##### ----- ENN

plt.figure(1)
for i, f1_i in enumerate([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['ENN'])
    metrica_norm['ENN'] = 1 / (1 + (metrica_num['ENN']/f2)**f1)
    plt.scatter(metrica_num['ENN'], metrica_norm['ENN'], facecolor='grey')
    plt.xlim(-10, 400)
    plt.ylim(-0.1, 1.1)
    plt.text(30, 0.2, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')
    plt.subplots_adjust(top=0.99,bottom=0.1, left=0.1, right=0.99)
    plt.xlabel('$x$', fontsize=12, labelpad=11)
    plt.ylabel(r'$\mu(x)$', fontsize=12, labelpad=4)

plt.savefig('fuzzy_enn.png', dpi = 300)

for i, f1_i in enumerate([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10]):
    plt.subplot(3,3,i+1)
    f1, f2 = f1_i, np.median(metrica_num['ENN'])
    metrica_norm['ENN'] = 1 / (1 + (metrica_num['ENN']/f2)**f1)
    plt.hist(metrica_norm['ENN'], normed=False, bins=30, facecolor='grey')
    plt.ylim(0, 30000)
    plt.text(0.5, 20000, str('f1 = ' + str(f1_i)), fontsize=12, ha='center')

plt.savefig('hist_enn.png', dpi = 300)

f1, f2 = 3, np.median(metrica_num['ENN'])
metrica_norm['ENN'] = 1 / (1 + (metrica_num['ENN']/f2)**f1)

# Variaveis com valores maiores que 0.9, uma delas foi removida
metrica_norm.corr()
metrica_norm = metrica_norm.drop(['FRAC'], axis=1)
metrica_norm.corr()

```

```

#fuzzyGammaValue = pow(1 - ((1 - arg1) * (1 - arg2) * ...), Gamma) *
#           pow(arg1 * arg2 * ..., 1 - Gamma)

gamma = 0.9
metrica_norm['fuzzyGamma'] = np.power(1 - ((1 - metrica_norm['Area']) * (1 -
metrica_norm['PROX']) \
* (1 - metrica_norm['SHAPE']) * (1 - metrica_norm['core_n']) \
* (1 - metrica_norm['ENN'])), gamma) \
* np.power(metrica_norm['Area'] * metrica_norm['PROX'] *
metrica_norm['SHAPE'] \
* metrica_norm['core_n'] * metrica_norm['ENN'], 1 - gamma)

metrica_norm.corr()

plt.hist(metrica_norm['fuzzyGamma'], normed=False, bins=30, facecolor='grey')

plt.savefig('FUZZY_GAMA03.png', dpi = 300)

t0 = datetime.datetime.now()

frag_pol_c_out = "in_memory\\frag_pol_c_out"
arcpy.CopyFeatures_management(frag_pol, frag_pol_c_out)

metricas = ["Area_ha_Mancha", "PROX_IDX", "ENN",
            "SHAPE_IDX", "N_CORE",
            "Area_Mancha_fuzzy", "PROX_IDX_fuzzy", "ENN_fuzzy",
            "SHAPE_IDX_fuzzy", "N_CORE_fuzzy", "Gamma_fuzzy",
            "SUM_Area_Core_ha"]
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[0], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[1], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[2], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[3], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[4], "LONG")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[5], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[6], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[7], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[8], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[9], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[10], "FLOAT")
arcpy.AddField_management(frag_pol_c_out, metricas[11], "FLOAT")

cont_i = 0
with arcpy.da.UpdateCursor(frag_pol_c_out, metricas) as cursor:
    for row in cursor:
        row[0] = pd_frag_join_t["Area"][cont_i] / 10000
        row[1] = pd_frag_join_t["area_dist2"][cont_i]
        row[2] = pd_frag_join_t["ENN"][cont_i]
        row[3] = pd_frag_join_t["SHAPE"][cont_i]
        row[4] = pd_frag_join_t["core_n"][cont_i]
        row[5] = metrica_norm["Area"][cont_i]

```

```
row[6] = metrica_norm["PROX"][cont_i]
row[7] = metrica_norm["ENN"][cont_i]
row[8] = metrica_norm["SHAPE"][cont_i]
row[9] = metrica_norm["core_n"][cont_i]
row[10] = metrica_norm["fuzzyGamma"][cont_i]
row[11] = pd_frag_join_t["Area_Core"][cont_i] / 10000
cursor.updateRow(row)
cont_i += 1
```

```
print str("    Tempo Salvar metricas em FC Frag ----->  " +
str(datetime.datetime.now() - t0))
```

```
t0 = datetime.datetime.now()
arcpy.CopyFeatures_management(frag_pol_c_out, frag_pol_out)
print str("    Tempo copiar FC Frag para Output ----->  " +
str(datetime.datetime.now() - t0))
```