



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21c/2020/01.28.18.31-TDI

AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA DEGRADAÇÃO FLORESTAL NO BIOMA AMAZÔNICO DO MATO GROSSO UTILIZANDO DADOS LANDSAT E LIDAR

Kaio Allan Cruz Gasparini

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelo Dr. Yosio Edemir Shimabukuro, aprovada em 06 de dezembro de 2019.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34R/3URGG4S>>

INPE
São José dos Campos
2019

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GBDIR)

Serviço de Informação e Documentação (SESID)

CEP 12.227-010

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/7348

E-mail: pubtc@inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELLECTUAL DO INPE - CEPPII (PORTARIA Nº 176/2018/SEI-INPE):

Presidente:

Dra. Marley Cavalcante de Lima Moscati - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CGCPT)

Membros:

Dra. Carina Barros Mello - Coordenação de Laboratórios Associados (COCTE)

Dr. Alisson Dal Lago - Coordenação-Geral de Ciências Espaciais e Atmosféricas (CGCEA)

Dr. Evandro Albiach Branco - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (COCST)

Dr. Evandro Marconi Rocco - Coordenação-Geral de Engenharia e Tecnologia Espacial (CGETE)

Dr. Hermann Johann Heinrich Kux - Coordenação-Geral de Observação da Terra (CGOBT)

Dra. Ieda Del Arco Sanches - Conselho de Pós-Graduação - (CPG)

Silvia Castro Marcelino - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon

Clayton Martins Pereira - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Simone Angélica Del Ducca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Ivone Martins - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

Cauê Silva Fróes - Serviço de Informação e Documentação (SESID)



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21c/2020/01.28.18.31-TDI

AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA DEGRADAÇÃO FLORESTAL NO BIOMA AMAZÔNICO DO MATO GROSSO UTILIZANDO DADOS LANDSAT E LIDAR

Kaio Allan Cruz Gasparini

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelo Dr. Yosio Edemir Shimabukuro, aprovada em 06 de dezembro de 2019.

URL do documento original:

<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34R/3URGG4S>

INPE
São José dos Campos
2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Gasparini, Kaio Allan Cruz.

G213a Avaliação espaço-temporal da degradação florestal no bioma amazônico do Mato Grosso utilizando dados LANDSAT e LiDAR / Kaio Allan Cruz Gasparini. – São José dos Campos : INPE, 2019.

xxiv + 144 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m21c/2020/01.28.18.31-TDI)

Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2019.

Orientador : Dr. Yosio Edemir Shimabukuro.

1. Corte seletivo. 2. Degradação florestal. 3. Biomassa Acima do Solo. 4. LiDAR. I.Título.

CDU 504.122:528.8(817.2)



Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

Aluno (a): **Kaio Allan Cruz Gasparini**

Título: "AVALIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA DEGRADAÇÃO FLORESTAL NO BIOMA AMAZÔNICO DO MATO GROSSO UTILIZANDO DADOS LANDSAT E LIDAR"

Aprovado (a) pela Banca Examinadora em cumprimento ao requisito exigido para obtenção do Título de **Doutor(a)** em **Sensoriamento Remoto**

Dr. Egidio Arai



Presidente / INPE / São José dos Campos - SP

Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado Reprovado

Dr. Yosio Edemir Shimabukuro

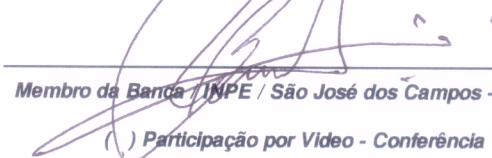


Orientador(a) / INPE / São José dos Campos - SP

Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado Reprovado

Dr. Rodrigo Borrego Lorena



Membro da Banca / INPE / São José dos Campos - SP

Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado Reprovado

Dra. Nara Vidal Pantoja




Convidado(a) / IBAMA / Brasília - DF

Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado Reprovado

Dr. Alexandre Rosa dos Santos



Convidado(a) / UFES / Alegre - ES

Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado Reprovado

Este trabalho foi aprovado por:

maioria simples

unanimidade

“A vida será mais complicada se você possuir uma curiosidade ativa, além de aumentarem as chances de você entrar em apuros, mas será mais divertida”.

EDWARD SPEYER
em “Seis Caminhos a Partir de Newton”, 1994

*A minha esposa **Keliane** e meu filho **Augusto**, à meus
pais **Mario Cesar** e **Delza** a meus irmãos **Pedro** e
Isadora*

AGRADECIMENTOS

Agradecer é sempre um desafio, pois o risco de esquecer alguém é grande, e quando se tem noção de que na caminhada todos que passam por nossas vidas são importantes de alguma forma. Já diz uma canção que “ninguém é uma ilha, e ninguém vive só...Cada vez que me aproximo eu me sinto tão bem, deixo um pouco de mim e levo um pouco de alguém”.

A Deus por essa conquista por meio do exercício da fé ter acreditado que chegaria no fim dessa etapa com êxito.

A minha esposa Keliane, por ter encarado essa jornada comigo, ter aberto mão dos sonhos particulares e ter abraçado meu sonho, sem dúvida a melhor companhia de jornada. E como cereja do bolo nessa fase tão desafiante ter dado a luz a nosso Augusto, creio que agora completei os desafios do homem: plantar uma árvore, escrever um livro e ter um filho. Agradeço a meu pai Mário César, minha mãe Delza e meu irmão Pedro e minha irmã Isadora, por ter dado apoio e suporte e acima de tudo ter dado crédito e confiado que seria possível. Agradeço meus sogros (que também são pais) Adair e Madalena pela amizade, carinho e apoio emocional e financeiro também.

Aos amigos que fiz em São José dos Campos, principalmente da IASD Jardim Ismênia. Amizades que nunca esqueceremos, todos foram importantes para meu crescimento como pessoa e também espiritual. Gostaria de agradecer em especial ao Cláudio Aquino e família, ao Danilo e Sabrina, Rose e Nunes, Mateus Amaral e família, Rebeca e Luís, Henrique e Jéssica e Ilda Cavalcante e família.

Aos amigos do SERE turmas 2015 e 2016 foram, sem dúvida, muito importantes para meu crescimento profissional e maturidade científica. Em especial quero agradecer a amizades do Nelson por horas de bate papo para aliviar a pressão psicológica de cada dia. Aos amigos com quem dividi sala: Kenny (por incentivar a ida para ao INPE), Mayumi, Tássia, Andeise, Laura, Rodrigo, Marisa e Bruna. A Mainara pela amizade e bate papo descontraído ao Celso pelo apoio e suporte na publicação do artigo.

A Camila Abe por ter me apresentado o programa ELAP e ter me dado suporte para conseguir fazer o período sanduíche no Canadá.

Aos servidores do INPE que sempre foram atenciosos, em especial ao Oton pelas conversas no almoço, ao Marcinho pelo bate papo informal e técnico-científico, a

Helena e Rene pela confiança e Valdete por permitir saber a história do PRODES desde os primórdios.

Aos mestres que nos ensinaram cada dia nas aulas e por estarem sempre à disposição para tirar dúvidas. Destaco o Flávio Ponzoni por estar disposto a ouvir e conversar, ao Camilo por nos atender sempre, ao Thales por permitir entender mais sobre PDI.

Aos meus orientadores Yosio Shimabukuro que sempre me incentivou e depositou confiança na minha capacidade, ao Egídio que estava sempre solícito e desprendido para ajudar a processar os dados ao Aragão por fazer perguntas certas e nos fazer pensar muito para responder. Ao Peter Marshall meu orientador no Canadá, que me recebeu com muito carinho e zelo.

A banca avaliadora, que me permitiu mostrar fruto de quatro anos de desenvolvimento e pesquisa e fez sugestões para aperfeiçoamento.

A CAPES pelo apoio financeiro durante todo o Doutorado e ao governo Canadense pela bolsa ELAP.

RESUMO

A perda de biomassa florestal pode ocorrer tanto de forma abrupta (corte raso), como gradual (degradação). A degradação florestal pode ser decorrente de exploração madeireira e/ou fogo. A perda de vegetação está relacionada diretamente com as emissões de carbono atmosférico sendo assim, saber a quantidade de biomassa afetada torna-se importante no contexto de mudanças climáticas. Na presente tese o objetivo principal foi analisar a variabilidade espacial e temporal da degradação florestal no estado do Mato Grosso, com foco na exploração seletiva de madeira, bem como os impactos desses eventos de degradação na biomassa florestal, sob diferentes condições climáticas. Para tanto, foram utilizados dados de sensoriamento remoto considerando recortes temporais nos anos 2000, 2005, 2010 e 2015. Para isso, foram utilizados dados de desmatamento do PRODES, acompanhado de cobertura florestal TreeCover 2000 para servir de máscara no mapeamento da degradação, combinado a imagens de sensoriamento remoto orbital da série LANDSAT, adquiridas durante os anos de 2000 a 2015. O produto de Biomassa Acima do Solo (BAS) para o ano 2000 foi utilizado para comparar com a intensidade de exploração em escala de bioma. E por fim foi avaliado em escala local a dinâmica da biomassa florestal 14 anos após evento de degradação, utilizando dados de sensor LiDAR. Foi encontrado uma redução de $22,38 \text{ km}^2$ da área explorada de um período para o outro no bioma amazônico. Houve diminuição da intensidade de exploração seletiva, e um aumento na perda de BAS, esse efeito é decorrente da migração das áreas de exploração seletiva para regiões com médias de BAS mais elevadas (400 Mg ha^{-1}). Localmente, após 14 anos de degradação, a BAS média foi significativamente menor do que na floresta intacta e houve um crescimento variável entre os anos avaliados. Foi inferido que os anos de El-niño influenciaram na diminuição da BAS média em escala local.

Palavras-chave: Corte seletivo. Degradação florestal. Biomassa Acima do Solo. LiDAR.

SPATIO-TEMPORAL ASSESSMENT OF FOREST DEGRADATION IN THE AMAZON BIOME OF MATO GROSSO USING LANDSAT AND LIDAR DATA

ABSTRACT

The loss of forest biomass can occur both abruptly (clear cut) and gradually (degradation). Forest degradation may be due to logging and / or fire. The loss of vegetation is directly related to emissions of atmospheric carbon, so knowing the amount of biomass affected is important in the context of climate change. In this thesis, the main objective was to analyze the spatial and temporal variability of forest degradation in the state of Mato Grosso, with a focus on selective logging, as well as the impacts of these degradation events on forest biomass, under different climatic conditions. For this purpose, remote sensing data was used considering time frames in the years 2000, 2005, 2010 and 2015. For that purpose, PRODES deforestation data was used, accompanied by TreeCover 2000 forest cover to serve as a mask in the mapping of degradation, combined with orbital remote sensing images from the LANDSAT series, acquired during the study years (2000, 2005, 2010 and 2015). The Above Ground Biomass (AGB) product for the year 2000 was used to compare with the intensity of exploration on a biome scale. Finally, the dynamics of forest biomass was evaluated on a local scale 14 years after a degradation event, using data from the LiDAR sensor. A reduction of 22.38 km^2 was found in the area explored from one period to the next in the Amazon biome. There was a decrease in the intensity of selective exploration, and an increase in the loss of AGB, this effect is due to the migration of the areas of selective exploration to regions with higher AGB averages (400 Mg ha^{-1}). Locally, after 14 years of degradation, the average AGB was significantly lower than in the intact forest and there was a variable growth between the years evaluated. It was inferred that El-niño's years influenced the decrease of the average AGB on a local scale.

Keywords: Selective logging. Forest degradation. Above Ground Biomass. LiDAR.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
2.1 Principais reservatórios, fontes e fluxos de carbono na biosfera.	7
2.2 Distribuição dos estoques globais de carbono na vegetação e nos solos, dos principais biomas do planeta, reservatórios com profundidade de 1 m.	9
2.3 Esquema demonstrativo das interações entre os fatores de degradação florestal responsáveis pela perda de carbono para atmosfera.	14
2.4 Perturbações antrópicas e naturais caracterizados em espectro de duração nos termos de seu impacto em escala temporal e espacial das florestas naturais.	18
2.5 Princípios e componente de um sistema LiDAR aerotransportado.	25
2.6 Característica dos diferentes sistemas LiDAR aerotransportado, (A) sistema de ondas contínuas (full-waveform) e (B) sistema de pulsos.	26
2.7 Derivação de parâmetros florestais em dois níveis de unidades de análise contrastantes - árvore única versus grade.	27
2.8 Comparação entre dois mapas baseados na detecção remota da biomassa acima do solo (AGB) com ênfase para região Amazônica.	28
3.1 Área de estudo, no mapa menor localização do estado do Mato Grosso em relação ao Brasil. No mapa maior destaque em cor verde para o Bioma amazônico dentro do Mato Grosso.	31
3.2 Distribuição espacial do PRODES para o estado do Mato Grosso, referente ao ano 2000.	34
3.3 Distribuição espacial da BAS para o estado do Mato Grosso, referente ao ano 2000 (BACCINI et al., 2012).	37
3.4 Distribuição espacial da porcentagem de cobertura de árvores para o estado do Mato Grosso, referente ao ano 2000 (HANSEN et al., 2013)	38
3.5 Localização de região sobrevoada com sensor LiDAR no estado do Mato Grosso.	40
3.6 Metodologia da tese baseado nos objetivos específicos, onde as caixas em cor cinza representam os dados de entrada, as caixas brancas representam resultados e as caixas amarelas representam os processamentos utilizados.	41
3.7 Etapa metodológica de obtenção da máscara de floresta e não floresta retângulos cinzas representem dados de entrada, retângulos amarelos representam processos.	42

3.8	Etapa metodológica para a produção dos mapas de degradação florestal, tanto por exploração seletiva e por fogo. Caixas cinzas representam os dados utilizados, caixas amarelas os processamentos utilizados, caixas brancas resultados de cada etapa.	45
3.9	a) Área de exploração seletiva no município de Feliz Natal Mato Grosso, Imagem LANDSAT/OLI composição RGB das frações Solo, Vegetação e Sombra. (b) Fração solo com áreas dos pátios de estocagem com maior intensidade de brilho. (c) Pátio de estocagem de madeira no município de Feliz Natal, foto obtida em campanha de campo em 2017. (d) Estrada florestal utilizada para escoamento de madeira da floresta para pátio de estocagem no município de Feliz Natal, foto obtida em campanha de campo em 2017.	46
3.10	Diferença na tonalidade em ND da fração solo, a imagem do lado esquerdo possui maior intensidade de ND com órbita/ponto 228/068 e data de aquisição em 27/08/2000. A imagem do lado direito possui menor ND com órbita/ponto 227/068 e data de aquisição em 21/09/2000.	47
3.11	Região com incidência de fogo representada em composição RGB 543 L5/TM órbita/ponto 228/67 com data de 08/09/2010. Linhas em amarelo são objetos produzidos por meio da segmentação. Nota-se detalhes de frente de fogo no momento de aquisição da imagem.	50
3.12	Localização hipotética de 65 mudas de pinheiro japonês em uma região de amostragem quadrada de 5,7m ² em área natural.	53
3.13	Gráfico representa resultados da simulação para o processo hipotético. Os resultados negativos até em torno de 12 km indicam uma não agregação dos pontos, já a partir de 12 km os valores positivos indicam uma agregação do processo de pontos avaliado. O envelope cinza na plotagem cobre o nível de significância de 95%. Se o L observado estiver fora deste envelope na distância s, haverá menos de 5% de chance de que nosso padrão de pontos observado resulte do processo simulado nessa distância.	54

3.14	(a) Visão geral da cobertura LiDAR com imagem de fundo RGB 654 L8 ano 2018 ; (b) área afetada pela exploração seletiva (SL) no ano de 1999 e recuperação da floresta nos próximos anos, com fundo composto por imagem MLME (RGB = Fração Solo / Fração Vegetação / Fração Sombra); (c) área não afetada pela degradação (N_Degrad), composição de imagem de fundo MLME (RGB = Fração Solo / Fração Vegetação / Fração Sombra) ao longo dos anos; (d) área afetada pela extração seletiva e queimadas ano 2000 (SL_Burn) em recuperação nos próximos anos, composição de imagem ao fundo MLME (RGB = Fração Solo / Fração Vegetação / Fração Sombra).	56
3.15	Etapas metodológicas para obtenção dos mapas de estoque de carbono a partir de dados LiDAR. Caixa cinza representa o dado utilizado, caixas amarelas os processamentos utilizados e caixas brancas os resultados de cada processamento.	57
4.1	Representação espacial da área de cobertura florestal no ano 2000 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com floresta e não-floresta.	61
4.2	Representação espacial das classes de uso do solo no ano 2000 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com degradação florestal.	62
4.3	Representação espacial das classes de uso do solo no ano 2005 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com degradação florestal.	63
4.4	Representação espacial das classes de uso do solo no ano 2010 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com degradação florestal.	64
4.5	Representação espacial das classes de uso do solo no ano 2015 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com degradação florestal.	65
4.6	Representação espacial de mapas de <i>Kernel</i> dos pontos de exploração seletiva no ano 2000 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. A intensidade é dada em número de pontos de exploração seletiva por km ²	70
4.7	Representação espacial de mapas de <i>Kernel</i> dos pontos de exploração seletiva no ano 2005 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. A intensidade é dada em número de pontos de exploração seletiva por km ²	71

4.8	Representação espacial de mapas de <i>Kernel</i> dos pontos de exploração seletiva no ano 2010 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. A intensidade é dada em número de pontos de exploração seletiva por km ² .	72
4.9	Representação espacial de mapas de <i>Kernel</i> dos pontos de exploração seletiva no ano 2015 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. A intensidade é dada em número de pontos de exploração seletiva por km ² .	73
4.10	Função – L dos efeitos de segunda ordem da análise espacial de pontos. A curva positiva demonstram que o padrão é agrupado. Em (a) função - L para o ano 2000. (b) função - L para o ano 2005. (c) função - L para o ano 2010 e (d) função - L para 2015.	74
4.11	Taxa de exploração seletiva considerando intervalo de 5 anos no bioma amazônico do Mato Grosso.	75
4.12	Relação da intensidade de exploração seletiva BAS nos anos avaliados. (a) Relação da BAS <i>versus</i> intensidade de exploração seletiva no 2000. (b) Relação da BAS <i>versus</i> intensidade de exploração seletiva no ano 2005. (c) Relação da BAS <i>versus</i> intensidade de exploração seletiva no ano 2010. (d) Relação da BAS <i>versus</i> intensidade de exploração seletiva no ano 2015. Envelope cinza no gráfico são intervalo de confiança.	77
4.13	Distribuição espacial do dossel florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva e fogo e áreas não afetadas para o ano de 2013. (a - c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d - f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g - i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de altura de árvores nas áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.	79
4.14	Distribuição espacial do dossel florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2016. (a - c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d - f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g - i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de altura de árvores nas áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.	80

4.15	Distribuição espacial do dossel florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2018. (a-c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d-f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g-i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de altura de árvores nas áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.	81
4.16	Distribuição espacial da BAS florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2013, com 50 m de resolução espacial. (a - c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d - f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g-i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de BAS das áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.	82
4.17	Distribuição espacial da BAS florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2016, com 50 m de resolução espacial. (a-c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d-f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g-i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de BAS das áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.	83
4.18	Distribuição espacial da BAS florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2018, com 50 m de resolução espacial. (a-c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d-f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g-i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de BAS das áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.	84
4.19	Diagramas boxplot da distribuição das médias de BAS em relação as classes avaliadas (N_Degrad, SL, SL_Burnt) e os anos de medição obtidos (2013, 2016, 2018). (a) Distribuição dos tratamentos, as linhas horizontais em negrito representam a mediana da distribuição de cada classe, a cruzeta vermelha central representa a média da classe. (b) Distribuição dos blocos, as linhas horizontais em negrito representam a mediana da distribuição de cada ano, a cruzeta vermelha central representa a média da BAS no ano avaliado.	86
4.20	Distribuição Q - Q – plot dos resíduos da ANOVA. No eixo x os quantis teóricos e no eixo y os quantis empíricos dos resíduos.	87

4.21	Média dos tratamentos, letras diferentes indicam médias estatisticamente diferentes entre si. b) Média dos blocos, letras diferentes indicam médias estatisticamente diferentes.	88
5.1	Tendência de degradação por extração seletiva no Mato Grosso de 2007 a 2016 obtidos pelo DEGRAD.	90
5.2	Comparação entre os resultados obtidos neste estudo e os obtidos pelo DEGRAD ano de 2010. Feições em amarelo representa os locais exploração seletiva obtidas neste estudo, Feições marrom áreas não florestadas, feições em vermelho são áreas queimadas em florestas e feições em rosa são áreas não florestadas queimadas. Polígonos com borda preta são área de corte seletivo obtidas do DEGRAD.	91
5.3	Intensidade de exploração seletiva versus perda de BAS, curvas estimadas para cada ano sendo em vermelho ano 2000, azul ano 2005 em verde ano 2010 e em preto ano 2015. Curvas modeladas a partir dos pontos de exploração seletiva de cada ano.	94
5.4	Fotografia registrada no município de Feliz Natal – MT em Julho de 2017, na mesma área sobrevoada com LiDAR utilizada nesta tese. (a) Cepa do tronco da árvore caída expondo lascas da madeira sem padronização evidenciando queda natural. (b) Detalhamento da base do tronco mostrando sinais de falta de estabilização. (c) Galhada da copa sem nenhuma folha. (d) Identificador botânico contratado em cima do começo da galhada de copa, pode-se notar o tamanho da árvore caída.	98
5.5	Distribuição espacial de nuvens de pontos LiDAR representando o dossel de área visitada em campo em 2017, círculo vermelho indica uma árvore alta que caiu em 2017, na imagem pontos em verde representam maiores alturas, pontos em amarelo representam alturas medianas, pontos em marrom representam alturas próximas ao solo.	99
5.6	Distribuição espacial de nuvens de pontos LiDAR em perfil lateral representando o dossel de área visitada em campo em 2017, círculo vermelho indica uma árvore alta que caiu em 2017, na imagem pontos em verde representam maiores alturas, pontos em amarelo representam alturas medianas, pontos em marrom representam alturas próximas ao solo.	100

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
2.1 Estimativa de perdas de carbono a partir de corte seletivo.	17
2.2 Principais características de mapas de BAS	27
3.1 Dados utilizados no presente estudo.	33
3.2 Imagens utilizadas para a produção de mapas de degradação florestal neste estudo.	35
3.3 Detalhamento dos parâmetros de aquisição dos dados LiDAR	39
3.4 Relação dos valores de endmembers em cada banda dos sensores TM/OLI dos satélites LANDSAT 5/8	43
3.5 Faixas de ND para obtenção das áreas de exploração seletiva em cada ano avaliado de acordo com cada cena que cobre a extensão do bioma amazônico	47
4.1 Distribuição das áreas de uso do solo em km ² e percentual no bioma amazônico do Mato Grosso nos anos 2000, 2005, 2010 e 2015	66
4.2 Matriz de erros obtidos da comparação dos mapeamentos realizados neste estudo com o realizado pelo DETEX no bioma amazônico do Mato Grosso	68
4.3 Equações de intensidade de exploração seletiva em função da biomassa nos anos avaliados. Todos os coeficientes foram estatisticamente significativos ao nível de 0,05 de significância (p-valor < 0,05)	78
4.4 Média e desvio padrão da biomassa obtida de dados LiDAR para cada área avaliada segundo a característica de degradação. SL é área com exploração seletiva, N_Degrad são áreas intactas, SL_Burnt são áreas que sofreram exploração seletiva e foram queimadas	85

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AGB	– Above Ground Biomass
ALOS	– Advanced Land Observing Satellite
ASAR	– Advanced Synthetic Aperture Radar
ASTER	– Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
BAS	– Biomassa acima do solo
BRDF	– Bidirectional Reflectance Distribution Function
C	– Carbono
CALIOP	– Cloud-Aerosol LiDAR with Orthogonal Polarization
CALIPSO	– Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observation
CATS	– Cloud-Aerosol Transport System
COSMO SKYMED Observation	– Constellation of small Satellites for the Mediterranean basin Observation
DAP	– Diâmetro a altura do peito
DEGRAD	– Mapeamento da Degradação Florestal na Amazônia Brasileira
EMBRAPA	– Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ERS1/2	– European Remote Sensing
GEDI	– Global Ecosystem Dynamics Investigation
GEE	– Google Earth Engine
GFC	– Global Forest Change
GLAS	– Geoscience Laser Altimeter System
ICESat	– NASA Ice, Cloud, and Land Elevation Satellite
INPE	– Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
JERS-1	– Japanese Earth Resource Satellite 1
LAI	– Leaf area index
LiDAR	– Light Detection and Ranging
LTDA	– Sociedade Limitada
MDE	– Modelo Digital de Elevação
MDS	– Modelo Digital de Superfície
MODIS	– Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSD	– Modelo de Superfície de Dossel
ND	– Nível Digital
NDVI	– Normalized Difference Vegetation Index
NPV	– Non-Photosynthetic Vegetation
OLI	– Operational Terra Imager
OSM	– Open Street Map
PALSAR	– Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar
PPCDAm Amazônia Legal	– Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal
PRODES por Satélite	– Sistema de Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por Satélite
QUIKSCAT	– Quick Scatterometer
SAR	– Synthetic-aperture radar
SPOT	– Satellite Pour l’Observation de la Terre

- SRTM – Shuttle Radar Topography Mission
- TM – Thematic Mapper
- TOA – Top of Atmosphere
- TON – Toneladas
- USAID – United State Agency for International Development
- USGS – United States Geological Survey
- VCF – Vegetation Continuous Fields

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Objetivo	4
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	7
2.1 O ciclo do carbono	7
2.2 Influência antropogênica no ciclo do carbono	9
2.2.1 Desmatamento	11
2.2.2 Degradação florestal	12
2.3 Extração seletiva	15
2.4 Sensoriamento remoto para extração seletiva	17
2.4.1 Sensoriamento remoto para extração seletiva – abordagem espacial . .	19
2.4.2 Sensoriamento remoto para extração seletiva – abordagem estrutural .	22
2.4.2.1 Sistema LiDAR	24
2.4.3 Estimativas da espacialização da biomassa acima do solo	25
3 MATERIAIS E MÉTODOS	31
3.1 Área de estudo	31
3.2 Conjunto de dados	32
3.2.1 Dados temáticos de desmatamento por corte raso PRODES	33
3.2.2 Imagens LANDSAT 5/8 - TM/OLI	34
3.2.3 Imagem cobertura de biomassa acima do solo	36
3.2.4 Porcentagem de cobertura de árvores ano 2000	37
3.2.5 Dados LiDAR	38
3.3 Métodos	40
3.3.1 Mapeamento das áreas de floresta e não floresta (OE.1)	41
3.3.2 Mapeamento das áreas de degradação florestal (OE.2)	44
3.3.2.1 Mapeamento das áreas de exploração seletiva	45
3.3.2.2 Mapeamento de áreas de queimadas	49
3.3.2.3 Acurácia do mapeamento das áreas afetadas por degradação florestal	50
3.3.3 Análise espacial dos pontos de exploração seletiva (OE.3 e OE.4) . . .	51
3.3.4 Análise estatística da tendência dos eventos de exploração seletiva . . .	55
3.3.5 Mapeamento da biomassa acima do solo em áreas sobrevoadas por sensor LiDAR (OE.5)	55

3.3.6	Análise estatística da taxa de crescimento da biomassa acima do solo em região seca do Mato Grosso	58
4	RESULTADOS	61
4.1	Mapeamento das áreas de floresta e não-floresta	61
4.2	Mapeamento das áreas de degradação florestal	62
4.2.1	Acurácia do mapeamento nas áreas de exploração seletiva.	66
4.3	Análise espacial de pontos de exploração seletiva	69
4.4	Análise estatística da tendência dos eventos de exploração seletiva	75
4.5	Mapeamento da biomassa acima do solo em áreas sobrevoadas por sensor LiDAR	78
4.6	Análise estatística da taxa de crescimento da biomassa acima do solo em região seca do Mato Grosso	84
5	DISCUSSÃO	89
5.1	Qual a tendência de exploração seletiva no Mato Grosso comparando anos normais e anos secos?	89
5.2	Qual a relação exploração seletiva versus perda de biomassa no Mato Grosso comparando anos normais e anos secos?	92
5.3	Qual a taxa de crescimento de biomassa acima do solo em região seca do Mato Grosso após 14 anos de ocorrência de degradação florestal?	95
6	CONCLUSÕES	101
6.1	Trabalhos futuros	101
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	103
	ANEXO A - LINHAS DE CÓDIGO ELABORADO NO AMBIENTE GOOGLE EARTH ENGINE PARA OBTENÇÃO DO MODELO LINEAR DE MISTURA ESPECTRAL	131
	ANEXO B - LINHAS DE CÓDIGO ELABORADO NO AMBIENTE R-STUDIO PARA OBTENÇÃO DA ANÁLISE ESPACIAL DE PONTOS	135

1 INTRODUÇÃO

No último século, os cientistas vêm detectando mudanças climáticas a nível global, principalmente o aumento da temperatura média do ar, que teve acréscimo de $0,85^{\circ}\text{C}$ no período de 1880 – 2012 (IPCC, 2014). A principal causa atribuída a essas mudanças é o aumento de emissões de gases de efeito estufa na atmosfera. Dados recentes do NOAA mostram uma tendência de crescimento na concentração de gás carbônico (CO_2) na atmosfera, alcançando níveis superiores a 400 partes por milhão (ppm), sendo que na década de 1960 esses níveis eram menores que 360 ppm (NOAA, 2016). Esse aumento na concentração de CO_2 atmosférico tem sido associado a atividades antrópicas, principalmente a queima de combustíveis fósseis e mudanças no uso da terra, com maior ênfase nos desmatamentos de florestas tropicais (LE QUÉRÉ et al., 2009; NOAA, 2016).

O monitoramento dos estoques de carbono dos ecossistemas florestais é importante para possibilitar políticas de mitigação dos danos e consequências das mudanças no clima a nível regional e global. As florestas tropicais detêm grande quantidade de carbono, o que corresponde a aproximadamente 212 Pg C ($10^{15}\text{ g} = 1\text{Pg}$) (IPCC, 2016). Neste contexto, a Amazônia, como maior floresta tropical do mundo e região de alta biodiversidade, representa uma importante parcela do estoque global de carbono, principalmente a Amazônia brasileira, já que possui a maior área desse bioma (60%) (MALHI et al., 2008). Somente suas florestas primárias são responsáveis pelo estoque de 120 ± 30 Pg C (MALHI et al., 2008). Estima-se que 50% do carbono estocado nessas florestas, estejam na biomassa acima do solo (BAS) (MALHI et al., 2008; HOUGHTON et al., 2009). No entanto, esse bioma tem sofrido elevada perda de biomassa em suas distintas formas, tais como: incêndios, fragmentação e corte seletivo. E dessa forma, afetando a biodiversidade local (BARLOW et al., 2016), e o clima a nível global.

Devido à importância do carbono no âmbito das mudanças climáticas, esforços da comunidade científica e de governantes têm promovido políticas, em escala mundial. Uma das proposições políticas mais recentes é a de Redução de Emissões de Carbono por Desmatamento e Degradação Florestal (REDD+¹), que propõe incentivos financeiros a países em desenvolvimento, acrescentando a conservação dos estoques de carbono, o manejo sustentável de florestas e o aumento nos estoques de carbono florestal (MMA, 2016). A efetividade da política REDD+ está na diminuição da

¹Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation, and forest conservation, sustainable management of forests, and enhancement of forest carbon stocks.

perda de biomassa florestal advindos do desmatamento e da degradação florestal.

Para subsidiar a implementação de políticas como o REDD+, estimativas confiáveis da perda de biomassa e conseqüentemente do estoque de carbono florestal tornam-se fundamentais. No entanto, quantificar as perdas de biomassa que acarretam nas emissões é um desafio para a comunidade científica, principalmente devido à complexidade na estrutura e dinâmica da floresta e sua sinergia com perturbações naturais e antropogênicas em escalas espaciais e temporais (MITCHARD et al., 2014). Algumas técnicas destacam-se para identificação e mapeamento das mudanças no uso e cobertura da terra advindas do desmatamento e da degradação florestal, como os sistemas de informação geográfica e o sensoriamento remoto, e tornaram-se imprescindíveis para o monitoramento dos recursos naturais (JOSEPH et al., 2011).

O sensoriamento remoto supera dificuldades existentes na mensuração do estoque de carbono florestal, por se tratar de uma ferramenta eficiente, operacionalmente simples e com ampla cobertura espacial. Dados de sensoriamento remoto são amplamente utilizados para a mensuração de áreas em desmatamento e degradação florestal (INPE, 2019). A relação do desmatamento com as emissões de carbono tem sido comumente estudada (DEFRIES et al., 2002; HANSEN et al., 2010; NOGUEIRA et al., 2015). Alguns estudos relacionam a degradação florestal decorrente de diversos fatores antrópicos e naturais, como queimadas, fragmentação e corte seletivo, à perda de estoque de carbono florestal (ASNER et al., 2004; ARAGÃO et al., 2014; ANDERSON et al., 2015; PINHEIRO et al., 2016). No entanto, a influência de cada um desses fatores para as emissões de carbono carece de mais pesquisas (ARAGÃO et al., 2014).

Dentre os citados, o corte seletivo possui uma grande parcela de influência no desenvolvimento social, econômico e ecológico da Amazônia brasileira. O corte seletivo pode ser feito seguindo um plano de manejo que reduz os impactos ecológicos ou a partir de práticas convencionais de alto impacto, geralmente ilegais. A segunda prática de extração madeireira pode gerar consideráveis danos colaterais ao ecossistema. No entanto, existem poucos estudos sobre magnitude da emissão de carbono devido à prática de corte seletivo, necessitando de medições adicionais para uma melhor compreensão (ASNER, 2009).

A tarefa de mapear o corte seletivo é um desafio comparado ao desmatamento (HEROLD et al., 2011). A extração seletiva de madeira se manifesta por meio de uma mudança na estrutura da floresta, muitas vezes imperceptível, e as perdas (e ganhos) de carbono são menores e mais difíceis de detectar e quantificar do que o desmatamento usando sensoriamento remoto, onde muitas vezes reduções conside-

ráveis da cobertura florestal são observadas. Alguns processos não são detectados por sensoriamento remoto, incluindo, por exemplo, extração de madeira para uso energético e pastoreio no sub-bosque (SKUTSCH et al., 2011).

As abordagens no uso do sensoriamento remoto para monitoramento florestal atualmente segue duas vertentes (MITCHELL et al., 2017). A primeira está relacionada com a detecção da degradação florestal, muitas vezes utilizada como parte de um programa de alertas (POTAPOV et al., 2012; HANSEN et al., 2013; DINIZ et al., 2015). Já a segunda abordagem está relacionada com a quantificação de perdas/ganhos na BAS por sua vez necessários para relatórios de emissões (SAATCHI et al., 2011; BACCINI et al., 2012; LONGO et al., 2016; SATO et al., 2016). A integração dessas duas abordagens são necessárias e tendem a dar respostas mais condizentes com a realidade. Entender a relação das perdas/ganho no domínio temporal, ainda aumenta as chances de entender a dinâmica florestal, sendo as perdas de BAS devido a degradação diretamente dependentes da intensidade e persistência da atividade antropogênica (JOSEPH et al., 2011).

Nesse contexto, observando as lacunas apresentadas, esta tese pretende responder perguntas específicas sobre a relação das áreas de exploração seletiva e BAS, observando escala temporal em duas escalas espaciais, utilizando técnicas de sensoriamento remoto.

- a) Qual a tendência de exploração seletiva no Mato Grosso comparando anos normais e anos secos?
- b) Qual a relação de exploração seletiva *versus* perda de biomassa no Mato Grosso comparando anos normais e anos secos?
- c) Qual a tendência de crescimento de biomassa em região seca do Mato Grosso após 14 anos de ocorrência de degradação?

Para responder as perguntas foram elaboradas hipóteses de pesquisa como seguem enunciadas:

- a)
 - H_0 : A tendência de exploração seletiva não se altera em anos secos comparados com anos normais.
 - H_1 : A tendência de exploração seletiva aumenta em anos secos comparados com anos normais.

- H_2 : A tendência de exploração seletiva diminui em anos secos comparados com anos normais.
- b)
- H_0 : A intensidade de exploração seletiva versus perda de biomassa é constante em anos secos comparados com anos normais.
 - H_3 : A intensidade de exploração seletiva aumenta e a perda de biomassa aumenta em anos secos comparados com anos normais.
 - H_4 : A intensidade de exploração seletiva diminui e a perda de biomassa aumenta em anos secos comparados com anos normais.
 - H_5 : A intensidade de exploração seletiva diminui e a perdas de biomassa diminui em anos secos comparados com anos normais.
- c)
- H_0 : A taxa de crescimento da biomassa em região seca do Mato Grosso não se altera comparando áreas degradadas com áreas intactas comparados com anos normais.
 - H_6 : A taxa de crescimento da biomassa em região seca do Mato Grosso é maior em áreas degradadas do que em áreas intactas.
 - H_7 : A taxa de crescimento da biomassa em região seca do Mato Grosso é menor em áreas degradadas do que em áreas intactas.
 - H_8 : A taxa de crescimento da biomassa em região seca do Mato Grosso é diferente em áreas degradadas e áreas intactas.

1.1 Objetivo

Essa pesquisa tem como objetivo principal analisar a variabilidade espacial e temporal da degradação florestal no estado do Mato Grosso, com foco na exploração seletiva de madeira, bem como os impactos desses eventos de degradação na biomassa florestal, sob diferentes condições climáticas. Para tanto, foram utilizados dados de sensoriamento remoto considerando recortes temporais nos anos 2000, 2005, 2010 e 2015.

Para a execução desse objetivo foram necessários objetivos específicos como segue:

- OE.1 - Combinar dados de áreas de desmatamento no bioma amazônico do Mato Grosso, para produzir uma máscara de floresta/não floresta, para o mapeamento de degradação florestal;

- OE.2 - Mapear as áreas de floresta degradada causada por exploração seletiva e por fogo utilizando dados do LANDSAT nos anos de 2000, 2005, 2010 e 2015;
- OE.3 - Estabelecer mapas de intensidade de exploração seletiva para o estado do Mato Grosso para os anos 2000, 2005, 2010 e 2015 a partir do mapa obtido do OE.2;
- OE.4 - Combinar mapa de biomassa florestal a partir da máscara de floresta/não floresta obtida do OE. 1 com os mapas de intensidade de exploração seletiva obtido do OE.3;
- OE.5 - Comparar as áreas afetada por degradação com áreas de floresta intacta, a em região seca do Mato Grosso utilizando dados LiDAR.

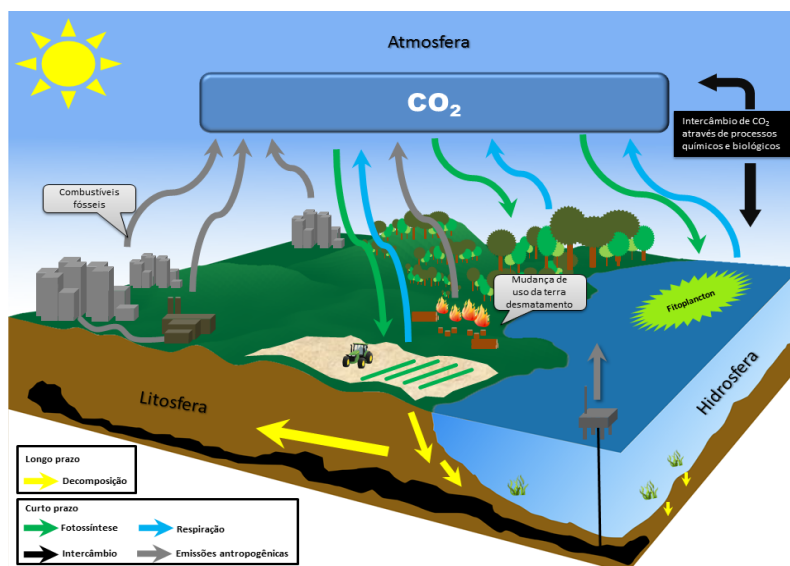
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 O ciclo do carbono

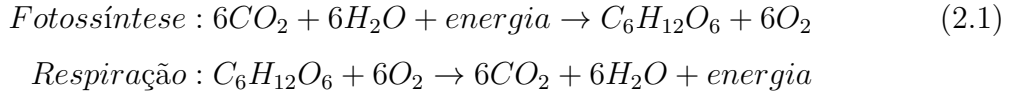
O carbono é um elemento de vital importância para a vida na terra, este se encontra presente na constituição das moléculas orgânicas, estando presente na atmosfera em forma de gases traços (CO_2 , CO , CH_4). Dos gases traços, o CO_2 é o mais abundante e representa 0,039% do total de gases da atmosfera, sendo esse um dos maiores responsáveis pelo efeito estufa (NOAA, 2016). Por meio da fotossíntese e da respiração que são dois processos imperativos e opostos no ciclo global do carbono, em que o CO_2 é absorvido e retransmitido para a atmosfera, hidrosfera e biosfera (Figura 2.1).

As plantas terrestres utilizam o CO_2 como fonte de carbono para a produção de sua biomassa (fotossíntese) e as plantas aquáticas utilizam na forma de carbonatos dissolvidos (BEGON et al., 2007). Com o processo de respiração por plantas, animais e microrganismos o carbono retido na fotossíntese retorna ao compartimento de carbono da atmosfera e hidrosfera (Equação 2.2).

Figura 2.1 - Principais reservatórios, fontes e fluxos de carbono na biosfera.



Fonte: Produção do autor.



O carbono no ciclo global pode ser estudado na forma de produtividade primária, que consiste na taxa de produção de biomassa por unidade de área e tempo (MITCHARD et al., 2013). A produtividade primária pode ser expressa em unidade de energia ($J\ m^{-2}\ \text{dia}^{-1}$), bem como por unidade de matéria seca ($kg\ ha^{-1}\ \text{ano}^{-1}$) ou ainda carbono ($C\ m^{-2}\ \text{ano}^{-1}$). A fixação total de energia pela fotossíntese é referida como produtividade primária bruta (PPB), parte desse total é perdida pela respiração autotrófica (Ra), sendo a diferença entre PPB e Ra a produtividade primária líquida (PPL), e representa a taxa real de produção de biomassa (Equação 2.2). Segundo Geider et al. (2001), $56,4\ Pg\ C\ \text{ano}^{-1}$ produzidos nos ecossistemas terrestres, enquanto que $48,3\ Pg\ C\ \text{ano}^{-1}$ são produzidos nos ecossistemas aquáticos. Nota-se que mesmo o oceano cobrindo dois terços da superfície do planeta, este é responsável por menos da metade da PPL global. Ainda segundo os autores, as florestas tropicais são as maiores responsáveis pela PPL no ecossistema terrestre com $17,8\ Pg\ C\ \text{ano}^{-1}$, seguido da savana com $16,8\ Pg\ C\ \text{ano}^{-1}$.

$$PPL = PPB - Ra \quad (2.2)$$

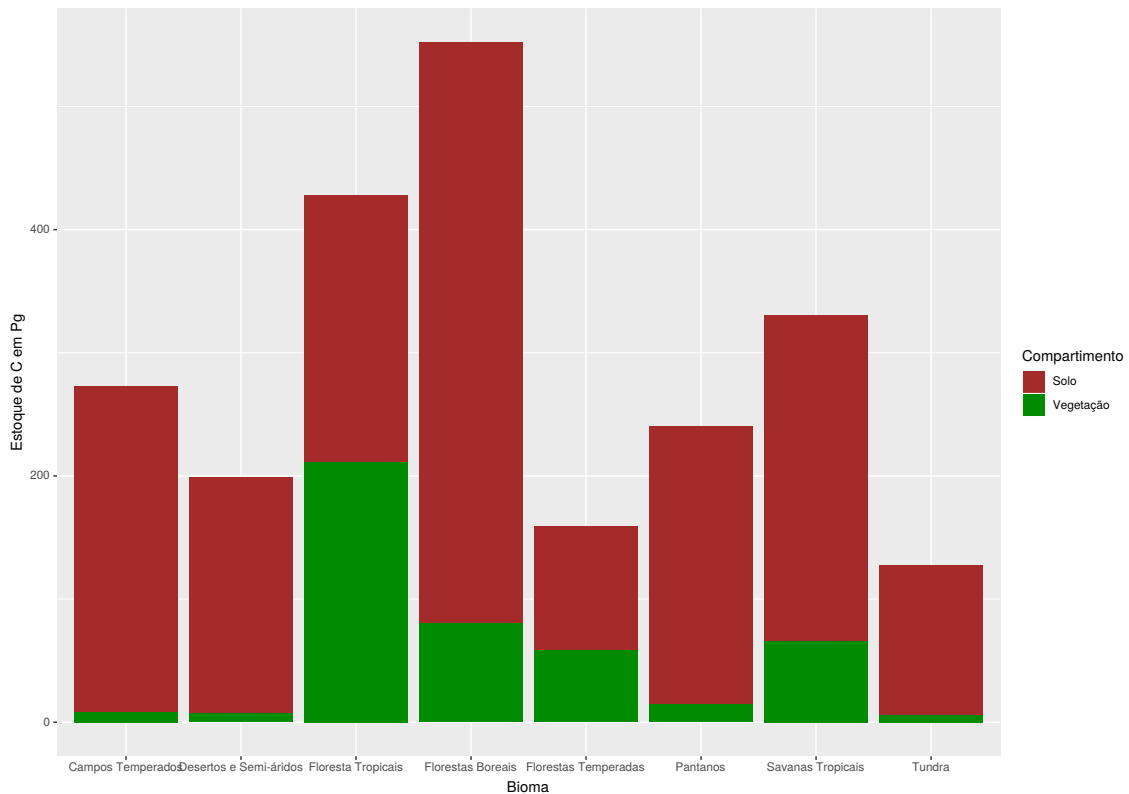
Em nível de bioma, como o amazônico, a produtividade pode ser expressa em termos de *produtividade líquida do bioma* (PLB), sendo a diferença da PPL pela *respiração heterotrófica* (Rh) e as perdas por *degradação* (D) (Equação 2.3). Rh representa o efluxo de CO_2 a partir da respiração de matéria orgânica morta (ARAGÃO et al., 2014).

$$PLB = PPL - Rh - D \quad (2.3)$$

Considerando os estoques de carbono nos ecossistemas terrestres, o Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC, sigla em inglês) disponibiliza informação desses estoques nos principais biomas terrestres. Em termos comparativos de estoques de carbono na biomassa e no solo, as florestas tropicais detém mais carbono na biomassa ($\approx 212\ Pg\ C$) em relação aos demais biomas, e representa uma proporção equivalente entre vegetação e solo (Figura 2.2). Já as florestas boreais possuem maior quantidade de carbono no solo ($\approx 471\ Pg\ C$), enquanto a agricultura possui

menor quantidade de carbono na vegetação (3 Pg C) (IPCC, 2016).

Figura 2.2 - Distribuição dos estoques globais de carbono na vegetação e nos solos, dos principais biomas do planeta, reservatórios com profundidade de 1 m.



Fonte: Produção do autor.

2.2 Influência antropogênica no ciclo do carbono

Devido as atividades antropogênicas advindas do avanço industrial a concentração de CO_2 na atmosfera aumentou de aproximadamente 280 ppm, em 1.750 para mais de 400 ppm atualmente (NOAA, 2016). A queima de combustível fóssil tem sido em primazia a maior causa desse aumento, juntamente com a mudança no uso da terra em regiões tropicais (LE QUÉREÉ et al., 2009). Segundo Canadell et al. (2007) as emissões de CO_2 por uso de combustíveis fósseis aumentou de 7,0 Pg C ano⁻¹ em 2000 para 8,4 Pg C ano⁻¹ em 2006, já para as emissões provenientes de uso da terra mantiveram-se constantes em média de $1,5 \pm (0,5)$ Pg C ano⁻¹ para o mesmo

período.

Para se estimar as perdas de carbono relativo à mudança de uso da terra, uma relação matemática onde se considera a perda de biomassa por unidade de área por unidade de tempo (Equação 2.4) pode ser utilizada, como proposto por (BROWN et al., 1995).

$$Cl = \left(\frac{massa}{tempo} \right) = Mut \left(\frac{área}{tempo} \right) \times Bp \left(\frac{massa}{área} \right) \times Cb \left(\frac{massa}{massa} \right) \quad (2.4)$$

Onde Cl é massa de carbono liberado para atmosfera no intervalo de tempo considerado, Mut é área de mudança do uso e cobertura da terra afetada no intervalo de tempo considerado, Bp é a biomassa perdida na área Mut, e Cb é o conteúdo de carbono na biomassa. A estimativa da área afetada é facilmente obtida por imagens de sensoriamento remoto, em contrapartida a estimativa da biomassa é passível de maior incerteza devido ao método de estimativa da biomassa. Dois métodos podem ser utilizados nessa estimativa: (i) pesagem do material orgânico, com desvantagem de ser destrutivo segundo Brown et al. (1995); (ii) utilização de equações alométricas, que relacionam variáveis biológicas (DAP, altura, densidade) com a biomassa, cujos dados podem ser obtidos de inventários ou sensoriamento remoto (CHAVE et al., 2005; CHAVE et al., 2014; SAATCHI et al., 2011; SAATCHI et al., 2007; BACCINI et al., 2012).

A exploração de florestas tropicais causa liberação de $1,5 \pm 0,7$ Pg C ano⁻¹, porém o efeito no balanço entre emissão e estoque de carbono pode ser variável. A transformação de florestas para agricultura permanente causa desprendimento do carbono reduzindo os estoques no solo por meio da decomposição da matéria orgânica e por processos erosivos. Já para a agricultura cíclica os efeitos são similares, no entanto a regeneração da vegetação herbácea e floresta secundária durante o período de pousio sequestra parte do carbono perdido originalmente (BEGON et al., 2007; LE QUÉRÉ et al., 2009). Mas para ambas as práticas agrícolas, a queimada é uma atividade que acompanha as derrubadas de florestas, convertendo rapidamente parte da vegetação para CO₂ e outra parte da vegetação é convertida mais lentamente por processo de decomposição, o que pode caracterizar o processo de desmatamento como fonte de CO₂.

2.2.1 Desmatamento

O desmatamento pode ser caracterizado por um processo que se inicia com a floresta intacta e termina com a conversão completa da floresta original em outra cobertura (INPE, 2008). Geralmente iniciada com a retirada de madeiras mais nobre, seguindo de madeiras para construção civil e, finalmente, a cobertura remanescente. O desmatamento pode ser realizado de forma abrupta, conhecido como corte raso, onde, segundo INPE (2008), é a conversão completa de áreas de fisionomia florestal primária por ações antropogênicas, para o desenvolvimento de atividades agropastoris.

O desmatamento é uma atividade antropogênica que desprende CO_2 imobilizado na floresta para atmosfera de forma rápida. Em média 62,1% das áreas de floresta Amazônica têm sido desmatadas, na maioria das vezes, com intuito de abertura de áreas para pastagem (ALMEIDA et al., 2016). Segundo Hansen et al. (2013) as florestas tropicais tiveram o maior percentual de perdas e ganhos de vegetação dentre os quatro domínios climáticos (tropical, subtropicais, temperadas e boreais) entre os anos de 2000 e 2012. Estas perdas foram mais acentuadas no continente Africano, na região da Eurásia e Indonésia. O Brasil foi o maior responsável por diminuir as perdas florestais, que passaram de $40.000 \text{ km}^2 \text{ ano}^{-1}$ entre 2003 - 2004 para $20.000 \text{ km}^2 \text{ ano}^{-1}$ entre 2010 - 2011, resultado que pode ser atribuído ao esforço brasileiro de monitoramento florestal e ações de fiscalização ao combate e controle do desmatamento (HANSEN et al., 2013; HARGITA et al., 2015).

Para fiscalizar e combater o desmatamento, pesquisadores Brasileiros desenvolveram um programa de monitoramento por meio de imagens, obtidas por sensores remotos desde o fim dos anos 1980. O PRODES fornece informações sobre as áreas de florestas desmatadas na Amazônia anualmente, sendo utilizado para iniciativas de políticas públicas. A metodologia de mapeamento do PRODES é baseada em imagens de satélite LANDSAT 5/7/8, e imagens similares como a dos satélites CBERS 2/2B e RESOURCESAT-1 (INPE, 2008).

Para isto, são utilizadas aproximadamente 210 imagens, com área mínima mapeada de 6,25 ha, para toda extensão da Amazônia brasileira. Até 2001 a metodologia do projeto consistia em interpretação visual das imagens impressas em papel fotográfico. Entre 2002 e 2004, a metodologia passou a ser feita por meio digital (PRODES Digital) de maneira semiautomática, utilizando as imagens frações derivadas do modelo linear de mistura espectral (MLME), advindas das imagens originais com menor cobertura de nuvens (SHIMABUKURO et al., 2000).

Em 2005, o INPE passou a usar um novo sistema de gerenciamento de banco de dados espaciais, o TerraAmazon, baseado na biblioteca computacional TerraLib. Com este sistema foi possível interpretar as imagens visualmente para delimitar os polígonos de novos desmatamentos anuais diretamente na tela do sistema em um ambiente corporativo que possibilitou o gerenciamento do fluxo de trabalho do projeto PRODES (INPE, 2019).

Como já foi mostrado, a partir da área afetada pelo desmatamento já se tem insumos para o cálculo das perdas de carbono. No entanto, os cálculos das emissões de carbono em áreas desmatadas de florestas tropicais são variados e incertos (DEFRIES et al., 2002) e levam em consideração o período estudado. Segundo Houghton et al. (2000), de 1989 a 1998 a Amazônia brasileira emitiu $0,18 \pm 0,08$ Pg C ano⁻¹. DeFries et al. (2002), encontraram estimativas semelhantes, de $0,14 \pm 0,06$ Pg C ano⁻¹ em 1980 e $0,26 \pm 0,10$ Pg C ano⁻¹ na década de 1990. Aragão et al. (2014) estimaram $0,10 \pm 0,07$ Pg C ano⁻¹ emitidos para a atmosfera para o ano de 2010. Segundo os autores, a diferença nas emissões estimadas para as estimadas na década de 1990 foi devido à taxa de desmatamento ter diminuído 62% até 2010 em relação à média de taxa estimada para 1990 a 1999 na Amazônia brasileira.

2.2.2 Degradação florestal

Nesta tese é adotado o conceito com vertente operacional obtida do projeto de Monitoramento da Degradação Florestal na Amazônia Brasileira (DEGRAD) onde a degradação florestal é o processo de perda de cobertura florestal pelo efeito da exploração de madeira e por fogo (INPE, 2008). Portanto será considerada floresta degradada as áreas em que a cobertura florestal não foi totalmente removida, decorrentes de exploração madeireira e de ocorrência de fogo. Dessa forma cicatriz de fogo, trilhas de arraste de madeira, pátios de estocagem de madeira, são características para identificação da floresta degradada por meio de sensores remotos de alta e média resolução espacial (SOUZA et al., 2005; ASNER, 2009; MATRICARDI et al., 2010; SHIMABUKURO et al., 2019) .

Diferentes processos podem gerar degradação, como vento, fragmentação florestal, corte seletivo e queimadas florestais (GERWING, 2002; ASNER, 2005; ASNER, 2009; ESPÍRITO-SANTO et al., 2004). Esses processos, podem ocorrer separadamente, no entanto, estes podem se intensificar quando há associação entre os mesmos (NEPSTAD et al., 1999; ASNER, 2005; MATRICARDI et al., 2005; ASNER et al., 2006; ARAGÃO et al., 2008; SHIMABUKURO et al., 2009; HANSEN et al., 2010).

As queimadas naturais na região amazônica são incertas, e aponta para causa geralmente antrópica (BUSH et al., 2007), existem região mais propícias para incêndios (NEPSTAD et al., 2004), e são intensificadas em períodos de seca provocados por eventos de El-Niño Oscilação sul (ENOS) com maiores impactos no norte, centro e leste da Amazônia (ARAGÃO et al., 2008). Práticas de utilização de fogo para conversão de floresta em áreas agricultáveis foram intensificadas nos últimos 40 anos, em anos de seca principalmente, há escape de fogo para florestas intactas adjacentes as áreas convertidas (ARAGÃO et al., 2008; ARAGÃO et al., 2014). A degradação por queimadas podem contribuir com 25% das emissões na Amazônia (ARAGÃO et al., 2014), sendo que em anos secos como 2010 as emissões podem chegar a $0,51 \pm 0,12$ Pg C em anos normais como 2011, $0,30 \pm 0,10$ Pg C (GATTI et al., 2014).

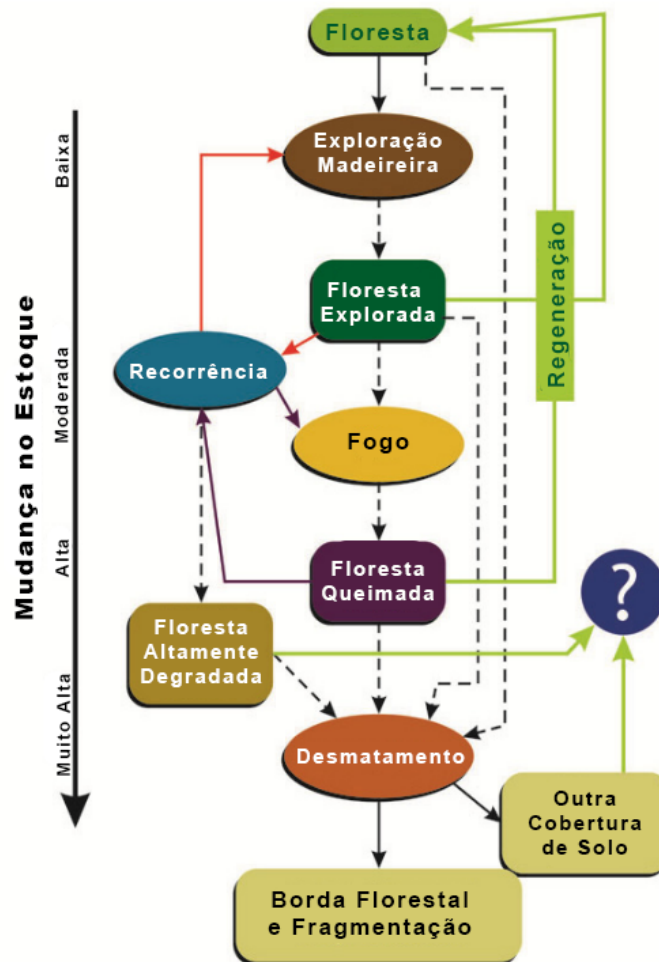
A fragmentação florestal é um processo de degradação pouco considerado e pode provocar a perda de árvores até 100 m da borda de florestas em áreas tropicais (LAURANCE, 1997). Estima-se que o número de fragmentos aumentou de 2.601 em 1976 para 38.270 em 2010, com tendência linear de taxa de formação de fragmentos em aproximadamente 1000 novos fragmentos por ano (ARAGÃO et al., 2014). No entanto, entre 2001 e 2015 houve decréscimo na formação de fragmentos (SILVA JÚNIOR, 2018). Este processo tem influência na emissão de carbono em longo prazo, que é proporcional ao tamanho da área afetada, e pode representar emissão de $\approx 0,12$ Pg C na Amazônia (PÜTZ et al., 2014).

A exploração seletiva afetou mais de 20% das florestas mundiais de 2000 – 2005 (ASNER, 2009). Só na Amazônia brasileira estimam-se áreas afetadas pelo corte seletivo de $19.823 \text{ km}^2 \text{ ano}^{-1}$ e $12.075 \text{ km}^2 \text{ ano}^{-1}$ para 1999 e 2002 respectivamente (ASNER, 2005). As áreas de corte seletivo podem representar 12,73% menos carbono estocado ($240 \text{ ton C ha}^{-1}$) em relação a áreas de floresta intacta ($275 \text{ ton C ha}^{-1}$) no estado do Pará (BERENQUER et al., 2014). A exploração seletiva é mal representado nas estimativas de emissões de carbono e representam em média $0,08 \text{ Pg C ano}^{-1}$ de 1999 – 2002 (ARAGÃO et al., 2014). Um fator de influencia na baixa representatividade das estimativas de emissão de carbono por corte seletivo em relação aos demais fatores de degradação, é a rapidez com que este ocorre, geralmente um ano (PINHEIRO et al., 2016). O dossel florestal das áreas afetadas se recupera rapidamente, o que pode acarretar em dificuldades na detecção por imagens de sensores remotos as mudanças no estoque de carbono decorrentes da exploração seletiva (ASNER, 2005; HUANG; ASNER, 2010; MATRICARDI et al., 2010; PINAGÉ et al., 2016).

As interações entre os processos de degradação podem ser didaticamente entendidos

observando a Figura 2.3, no qual as florestas intactas podem estar sujeitas a extração seletiva de madeira, criando condições favoráveis à queimadas quando há escape involuntário de fogo em áreas agrícolas adjacentes. A extração de madeira e as queimadas podem ser recorrentes, criando florestas altamente degradadas. Eventualmente, as florestas degradadas podem ser convertidas em desmatamento, aumentando as bordas da floresta e a fragmentação da paisagem (LAURANCE, 1997). Se as florestas degradadas não forem derrubadas, os processos de regeneração da vegetação podem prevalecer, dada a alta resiliência das florestas (SOUZA et al., 2005).

Figura 2.3 - Esquema demonstrativo das interações entre os fatores de degradação florestal responsáveis pela perda de carbono para atmosfera.



Fonte: Adaptado de Souza et al. (2013).

2.3 Extração seletiva

A extração seletiva ou também chamado corte seletivo é uma prática extrativista consolidada nas florestas amazônica e também em outras florestas tropicais no mundo (PINAGÉ et al., 2016; SUFO KANKEU et al., 2016; LANGNER et al., 2018). Trata-se da retirada de algumas árvores de espécies com alto valor comercial. Essa prática garante renda, gera lucro e empregos. Como é obtida de uma fonte renovável a utilização dessa prática a priori é bem-vista. No entanto, os efeitos colaterais do corte seletivo, como derrubada de árvores laterais, abertura de trilhas na floresta, abertura de pátios e toda infraestrutura para a exploração é que cria um potencial de perdas ecológicas (ASNER, 2005; ASNER et al., 2006; ASNER, 2009; BERENQUER et al., 2014).

A exploração florestal na amazônia começaram no século dezessete, na época a exploração era feita próximo aos grandes rios e as espécies e tinham importância secundária, uma vez que a borracha e castanha eram mais rentáveis e de mais fácil extração. A partir dos anos 1950 a chegada de companhias estrangeiras na amazônia houve um aumento de escala, pois essas companhias já exportavam madeiras aparelhadas. No entanto, a exploração era concentrada apenas a duas espécies principais com destaque para virola (*Virola surinamensis*) e a andiroba (*Carapa guianensis*) (BARROS; UHL, 1995).

A partir dos anos 1970 – 1980, o governo brasileiro passou a incentivar a ocupação das terras da amazônia, com intuito de aumentar população e levar desenvolvimento para essas regiões. Assim surgiu uma indústria madeireira pujante e a exploração que outrora era basicamente de duas espécies passaram a ser diversificada, e com a inserção de novas rodovias pela floresta seguindo fluxo do desenvolvimento, a exploração seletiva desordenada cresceu em paralelo (UHL et al., 1991; STONE; LEFEBVRE, 1998).

As fronteiras abertas nos anos 1970 tiveram sucesso por 3 décadas, e a exploração em demasia e sem controle acarretaram na diminuição dos estoques de madeira, forçando a migração da indústria madeireira para novas fronteiras nas regiões sul do Pará, como Novo Progresso e também para o Noroeste do Mato Grosso, Colniza e Aripuanã (LENTINI et al., 2005).

Basicamente a exploração seletiva possui dois modelos, o convencional e o de impacto reduzido (RIL). No modelo convencional a retirada da árvore de interesse é feita sem um planejamento prévio, sem direcionamento de queda. Esse tipo de exploração acarreta danos às árvores ao redor, de maneira que a retirada de apenas uma árvore

pode danificar outras 6 árvores (ASNER et al., 2004). Já a exploração de impacto reduzido, considera o planejamento prévio. É feito o inventário, marca-se as árvores que serão abatidas, faz o planejamento da direção de queda das árvores, planeja-se estradas e ramais e a localização dos pátios de estocagem (ASNER et al., 2004).

Cada um dos modelo de exploração tem suas características em relação ao quesito economia e ecologia. Quanto ao modelo convencional, é altamente lucrativo, pois o explorador faz a extração sem gastos com o estudo do local. O modelo RIL o gasto é maior com o planejamento e outros gastos inerentes ao manejo florestal, como por exemplo, a área a ser explorada deve ter documentação comprobatória e outras exigências legais que pode não justificar economicamente pra quem deseja explorar. Em contrapartida, em aspectos ecológicos, a RIL é satisfatória, no entanto estudo revela que para absorção da radiação fotossintética dentro das clareiras, a RIL é menos eficiente, e só é mais vantajoso ao método convencional se volume de madeira retirado for relativamente alto (FELDPAUSCH et al., 2005).

Em termos do ciclo do carbono, a exploração seletiva pode ser separada em 3 momentos distintos, por onde o carbono é perdido e/ou imobilizado:

- i Na área explorada, existem quatro estratos de perda do carbono que são as estradas de acesso, os pátios de estocagem, as trilhas de arraste, e as clareiras abertas;
- ii Perda de carbono no processamento das toras nas serrarias;
- iii O carbono fica imobilizado nos produtos madeireiros que foram gerados.

A partir do momento (i) Asner (2009) estimaram as perdas de carbono por volume médio, baixo e alto de extração seletiva (Tabela 2.1) considerando dados de Asner (2005) e Nepstad et al. (1999), a densidade de toras considerada foi de 0,7 Mg m³ e fator de conversão de massa de carbono de 0,5. Foi considerado que a perda das toras foi de 58%, já que 42% é convertido em produtos madeireiros duráveis, onde o carbono fica retido (momento iii) (LENTINI et al., 2005). As estimativas dos restos lenhosos de madeira acima do solo foram obtidas do trabalho de (KELLER et al., 2004). as perdas dos restos lenhosos abaixo do solo foram considerados 20% dos restos lenhos acima do solo mais as toras (KELLER et al., 2001). As árvores mortas em pé foram 20% do total da área afetada (PALACE et al., 2007).

Tabela 2.1 - Estimativa de perdas de carbono a partir de corte seletivo.

Fontes de C	Médio (Mg C ha ⁻¹)	Baixo (Mg C ha ⁻¹)	Alto (Mg C ha ⁻¹)
Toras	5	4	8
Restos lenhosos acima do solo	26	21	32
Restos lenhosos abaixo do solo	6	5	8
Árvores mortas em pé	5	4	6
Total	42	33	55

Fonte: Adaptado de [Asner \(2009\)](#).

O volume extraído para as atividades industriais variam em 19 a 40 m³ ha⁻¹ que vão para o momento (ii), quando entram dentro do processo industrial. Nessa etapa em torno de 58% da madeira são perdidos no emparelhamento e usinagem das toras. Os restos de madeira geralmente são queimados, emitindo rapidamente o carbono para atmosfera. Comparando as perdas do carbono no momento (ii) em relação ao momento (i) estima-se 12% ([ASNER, 2009](#)).

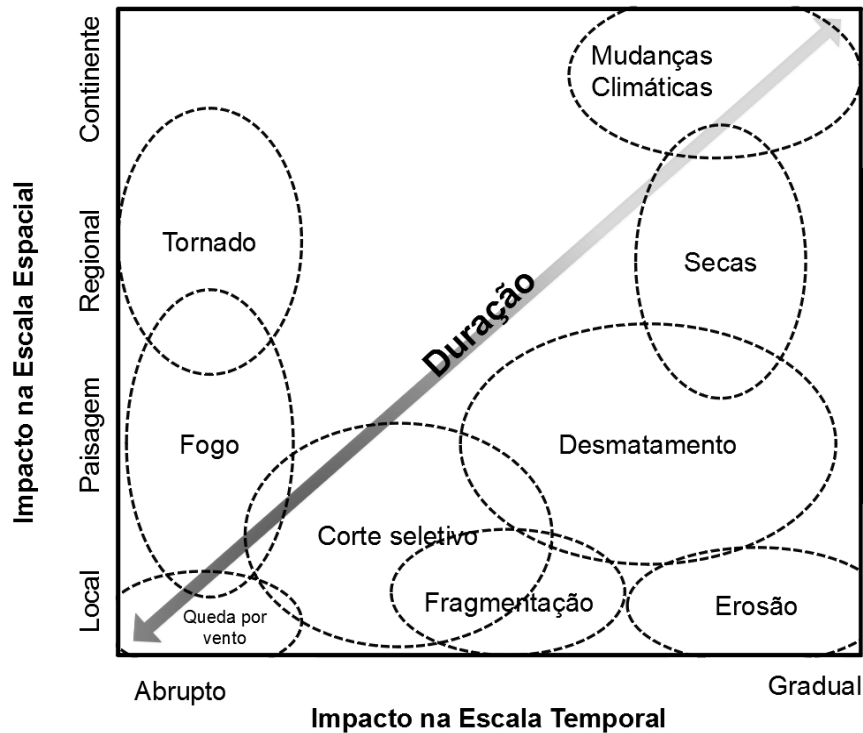
Como já evidenciado, no momento(iii) 42% da madeira explorada retém o carbono que não se sabe ao certo qual é o tempo de residência, ou seja, não se sabe quanto tempo dura os produtos madeireiros oriundos da floresta, muito possivelmente este valor não é expressivo em comparação às perdas ocorridas em todo o processo.

2.4 Sensoriamento remoto para extração seletiva

A dinâmica florestal está relacionada à perda/ganho da vegetação, por diferentes fatores antrópicos ou naturais ([MASEK et al., 2015](#)). De maneira geral a degradação da vegetação pode ser caracterizados em escala temporal e espacial (Figura 2.4), indo de degradação com menor duração até outros duradouras, podendo ocorrer localmente e também em nível de continente. Neste sentido, a utilização do sensoriamento remoto é definida considerando a relação tempo versus espaço e os produtos dessa tecnologia serão utilizados com maior potencial observando esse critério.

Os eventos de degradação podem alterar toda a dinâmica da ciclagem de nutrientes da floresta, esses efeitos serão maiores quanto maior for a escala temporal e espacial. O corte seletivo é um evento de baixa duração, causa impactos intermediários, e está no nível de paisagem. Dessa forma pode ser bem representado por imagens de sensores ópticos de alta resolução espacial e temporal, como no caso do LANDSAT

Figura 2.4 - Perturbações antrópicas e naturais caracterizados em espectro de duração nos termos de seu impacto em escala temporal e espacial das florestas naturais.



Fonte: Adaptado de Masek et al. (2015).

- TM/ETM+/OLI com 30 m de resolução espacial, ou imagens com resolução ainda maiores como IKONOS (4 m), RAPIDEYE (5 m) (DE SY et al., 2012).

Sendo a exploração seletiva frequentemente expressa como uma mudança tridimensional complexa na estrutura da floresta, isso está relacionado com a introdução de pátios de estocagem, pilhas de vegetação morta resultante dos resíduos e danos colaterais de árvores extraídas e outras plantas, áreas com troncos de árvores mortos ou danificados que ainda estão em pé associados à queda parcial das árvores. As florestas queimadas também deixam cicatrizes na superfície, indicadas por manchas de vegetação carbonizada e solo exposto (ANDERSON et al., 2011; SHIMABUKURO et al., 2014).

Grande parte da degradação das florestas tropicais que ocorre em todo o mundo é causada por extração seletiva de madeira e incêndios que escapam para as florestas

devido às clareiras vizinhas. Segundo Masek et al. (2015), a composição florestal relacionada à dinâmica florestal a degradação e a estrutura florestal, são relevantes para o estudo de quantificação de carbono em áreas de corte seletivo. Além disso, estimativas de biomassa florestal também podem ser utilizadas para estabelecer uma relação direta com os estoques de carbono.

Desse modo, o sensoriamento remoto pode oferecer uma abordagem espacial e uma abordagem estrutural. Ambas podendo ser estudadas no domínio temporal. Em termos de espaço as imagens de sensores ópticos abordo de plataformas orbitais são imprescindíveis e úteis para observação da área afetada pela degradação (SILVA et al., 2003; ASNER, 2005; MATRICARDI et al., 2010). Em termos de estrutura, sensores ativos como Radar de abertura sintética (SAR) e os sensores LiDAR são importantíssimos para registrar informações de altura de dosséis florestais. A junção das informações de altura com informações espaciais pode gerar modelos de estoques de carbono (SAATCHI et al., 2007; SAATCHI et al., 2011; BACCINI et al., 2012; ANDERSEN et al., 2014; LONGO et al., 2016).

2.4.1 Sensoriamento remoto para extração seletiva – abordagem espacial

Observar uma área de extração seletiva em uma imagem orbital como LANDSAT-TM (*pixel* de 30 m) é um grande desafio. A mistura de respostas vistas com sombras, misturas de solo e outros ruídos mascaram a exposição da área afetada. Para o mapeamento das áreas de exploração seletiva devem ser observados os atributos que evidenciam a exploração, são os pátios de estocagem, estradas e trilhas de arraste (GOFC-GOLD, 2013), esses sinais que evidenciam exploração seletiva desaparecem em menos de 3 anos (STONE; LEFEBVRE, 1998). Uma solução seria utilizar imagens de sensores com altíssima resolução espacial, como IKONOS (*pixel* 1- 4 m) ou RAPIDEYE (*pixel* 5 m), com esses sensores podem detectar as estruturas da degradação por corte seletivo (ASNER et al., 2002; SOUZA et al., 2003). O impeditivo da utilização dessas imagens é o alto custo, e em alguns casos a demanda computacional necessária para manipulação dessas imagens (ASNER, 2009).

A solução sofisticada foi a adoção de uma detecção em nível de sub-pixel, a técnica mais recorrente é a análise de mistura espectral (SOUZA; BARRETO, 2000; ASNER, 2005; SOUZA et al., 2005). Essa abordagem faz uma separação de frações das imagens originais divididas em solo, vegetação não fotossintética (NPV) e a vegetação verde. A fração solo aumenta a possibilidade de detectar os pátios de estocagem, a fração NPV destaca vegetação morta e deteriorada e fração verde detecta abertura no dossel (SOUZA; BARRETO, 2000; SOUZA et al., 2003; ASNER et al., 2004).

Outro processamento de imagens em nível de sub-pixel é advinda do MLME. Esse modelo é embasado na teoria que os pixels de uma imagem são respostas de misturas espectrais de basicamente três componentes puros (*endmembers*) solo, vegetação e sombra. A partir de uma imagem composta em 3 bandas e selecionados o valor do pixel puro para a cena avaliada, o modelo calcula por meio de equações lineares as novas bandas separando as frações solo, vegetação e sombra, com o valor do pixel variando de 0 a 1 (SHIMABUKURO; SMITH, 1991).

A partir das imagens fração solo se detecta os pátios de estocagem de madeira, com as imagens fração vegetação se obtém os danos da abertura do dossel e a com fração sombra é identificado as cicatrizes de queimada, podem assim separar os efeitos da degradação por corte seletivo e a degradação por fogo (ANDERSON et al., 2011; SHIMABUKURO et al., 2014; SHIMABUKURO et al., 2017; SHIMABUKURO et al., 2019).

A maior parte dos estudos desenvolvidos entre 1990 e 2010 para detecção de áreas de corte seletivo utilizaram dados de sensores de alta resolução espacial (LANDSAT, SPOT, ASTER), e empregaram técnicas de detecção de áreas baseadas em interpretação visual, classificação supervisionada, rotação radiométrica, aplicação do modelo linear de mistura espectral, aplicação de *buffers* e índices de vegetação (ASNER, 2009; PANTOJA, 2010). As feições de reconhecimento das áreas de corte seletivo mais utilizadas foram os pátios de estocagem, as estradas e as trilhas de arraste.

Stone e Lefebvre (1998), utilizaram técnica de classificação supervisionada em imagens LANDSAT-TM nos anos 1986, 1991 e 1998 e concluíram que 80% das áreas exploradas em 1986 foram classificadas como floresta em 1991 e 13% das exploradas em 1986 foram identificadas em 1991. Os autores concluíram que a técnica não foi apropriada para separar as classes espectralmente. Ainda afirmaram que após 3 anos de exploração seletiva já não se pode detectar mais via imagens orbitais.

Espírito-Santo et al. (2004) obtiveram as áreas de exploração seletiva por meio do MLME e utilizaram operação de álgebra booleana com o processo de análise hierárquica (AHP) e conseguiram relacionar as áreas exploradas com feições de estrada e constataram que quanto maior a área explorada mais próximo é das estradas.

Matricardi et al. (2005), Matricardi et al. (2007) utilizaram *buffer* de 180 m nas feições de pátio de estocagem e obtiveram resultados crescentes de áreas exploradas na amazônia brasileira, foram 5.980 km² no ano 1992, 10.064 km² no ano 1996 e no ano 1999 encontraram 26.085 km² estocagem. Asner et al. (2004) utilizaram,

imagens fração para detectar os pátios, e fizeram algumas inferências, os autores encontraram baixa correlação entre o número de pátios com o número de árvores removidas em cada área explorada seletivamente.

Ainda a partir de imagens fração, foram utilizados algoritmo computacional de árvore de decisão (SOUZA et al., 2003), classificação automática pelo CLASLite (ASNER et al., 2009) e também classificação automática pelo ImgTools (SOUZA et al., 2005) para obtenção das áreas de exploração seletiva.

O INPE mantém um programa de mapeamento da degradação DEGRAD. O DEGRAD considera degradação florestal as áreas mínimas de 6,25 ha em processo de perda florestal com tendência a ser convertida em corte raso (INPE, 2019). A metodologia aplicada utiliza imagens LANDSAT e CBERS semelhante ao PRODES, e, por meio das imagens fração solo e vegetação com realce de contrastes destacam-se as evidências de degradação. Esse programa já mapeou áreas degradadas dos anos 2007 a 2016 (INPE, 2019).

Com avanço das tecnologias computacionais e espaciais, surgiu no âmbito do mapeamento uma poderosa ferramenta capaz de processar grande volume de dados de sensoriamento remoto, a plataforma *Google Earth Engine*, trabalha no conceito de computação em nuvem e há possibilidade de mapeamento em escala planetária (GORELICK et al., 2017).

O GEE trabalha de forma inversa ao tradicionalmente utilizado no âmbito do sensoriamento remoto. Em vez de obter as imagens a partir de algum sítio governamental na rede mundial de computadores, e processar localmente as imagens e obter os mapas necessários. No GEE se faz a codificação e se obtêm os produtos desejados dentro da plataforma. O GEE já possui internamente nos servidores uma gama de imagens de diferentes sensores e diferentes resoluções e uma linguagem de programação que permite a inserção dos códigos para gerar o produto de interesse (GORELICK et al., 2017) .

O estudo pioneiro utilizando o GEE foi de Hansen et al. (2013), que mapeou as florestas em escala planetária do ano 2000 até 2014. Outro trabalho de destaque é de Pekel et al. (2016) que a partir dos dados LANDSAT mapeou as superfícies de água em escala planetária, os autores utilizaram dados de 1984 – 2015, foram mais de 3 milhões de imagens utilizadas. Existem trabalhos desenvolvidos para saúde como risco de malária na África (STURROCK et al., 2014) , desenvolvimento urbano (PATEL et al., 2015; ZHANG et al., 2015).

No estudo da degradação florestal Langner et al. (2018) utilizou o índice de razão de queima (NBR) para monitorar o dossel florestal no sudeste da Ásia continental. Os autores normalizaram os efeitos do índice com base nas diferenças temporais. Foram egrados valores de NBR a partir de cada cena disponível do LANDSAT-8 de um determinado período. O NrNBR é gerado como a diferença entre os compostos de dois períodos de referência. A metodologia produziu mapas uniformes e consistentes, destacando padrões de distúrbios no dossel, por exemplo corte seletivo. A abordagem de monitoramento foi validada em quatro locais de teste, com uma precisão geral de quase 78%, usando imagens de referência de satélite de altíssima resolução.

Hethcoat et al. (2019) desenvolveram um método de detecção de áreas exploradas seletivamente com baixo impacto ($< 15 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) a partir do GEE, baseado no algoritmo *Random Forest*, encontraram uma taxa de acerto 90% , com 20% de comissão e 8% de omissão em área de corte seletivo no Estado de Rondônia. Os autores repetiram a metodologia em outra área no Pará e encontraram 38% de acerto com 20% de erro de comissão e 7% de erro de omissão.

Wang et al. (2019) desenvolveram uma nova abordagem para mapear áreas de florestas degradadas cumulativas com base nas séries temporais de 27 anos de imagens de refletância de superfície LANDSAT. Utilizaram o *Random Forest* para o mapeamento de três eco-regiões. Houve a viabilidade deste método para mapear florestas perturbadas em três ecorregiões florestais diferentes (floresta sazonal, úmida e seca) no Mato Grosso, Brasil. A precisão geral do mapeamento foi alta, variando de 81,3% para floresta úmida a 86,1% para floresta sazonal.

No Brasil pode-se destacar os esforços de um conjunto de pesquisadores que desenvolveram o MapBiomas, no qual utilizaram a plataforma GEE e produziram mapeamento do uso do solo em todos os biomas do Brasil desde os anos 1985 - 2018 (MAPBIOMAS, 2019). Foram produzidos a partir da classificação pixel a pixel de imagens das satélites LANDSAT. Todo processo é feito a partir de algoritmos de aprendizagem de máquina (*machine learning*). Para facilitar a parametrização dos algoritmos e a organização de todas as etapas de processamento utilizam-se as 556 cartas de $1 \times 1,5^\circ$ (lat/long) do IBGE (MAPBIOMAS, 2019).

2.4.2 Sensoriamento remoto para extração seletiva – abordagem estrutural

Conhecer a área de floresta afetada por extração seletiva é importante, no entanto, o conhecimento da estrutura florestal atingida pelo distúrbio permite saber o volume

afetado, conseqüentemente o estoque de carbono desprendido para atmosfera, como revelado na Equação (2.4) (BROWN et al., 1995).

A estrutura florestal está relacionada com o comportamento tridimensional, e refere-se ao caule, galho e copa, e também os espaços dentro da floresta preenchidos por indivíduo (MASEK et al., 2015). Os sensores ópticos por quase quatro décadas têm sido utilizados para obter dados do dossel florestal, que relacionados com dados de campo podem obter a biomassa. No entanto, devido aos diferentes estratos da floresta, a energia eletromagnética fica retida no dossel e não penetra até o solo, impossibilitando aos sensores ópticos o registro da informação estrutural. Para solucionar esta limitação, os sensores ativos como o Radar de Abertura Sintética (SAR), e o LiDAR são empregados para obtenção desses dados (DE SY et al., 2012).

Sensores SAR embarcados em plataformas orbitais (ERS1/2 SAR, JERS-1, ENVISAT-ASAR, ALOS PALSAR, COSMO SKYMED SAR), representam importantes fontes de dados para uso complementar aos dados ópticos (ALMEIDA FILHO et al., 2009; ACHARD et al., 2010; WALKER et al., 2010). Maiores comprimentos de onda como banda-L (20 cm) e banda-P (70 cm), são ideais para obtenção das estruturas florestais maiores, como caules e galhos. Já os menores comprimentos de onda banda-X (2 cm) e banda-C (5 cm) são ideais para as estruturas menores (folhas, ramos). No entanto, o sinal de retorno pode saturar em aproximadamente 100 Mg ha⁻¹ em medição de biomassa (GOETZ; DUBAYAH, 2011; MASEK et al., 2015) .

Antropov et al. (2015) mapearam o corte seletivo em duas áreas no Congo. Na primeira área utilizaram imagens da banda-L (ALOS/PALSAR) antes e depois do corte, e por interpretação visual chegaram à conclusão que existe potencial na técnica. Para a segunda área, os autores utilizaram imagens multitemporais da banda-C (RADARSAT-2) usando textura como característica de classificação. Os autores concluíram que esta técnica é menos útil para o mapeamento de corte seletivo em detrimento da primeira.

Alternativamente pode-se empregar na detecção remota da estrutura florestal os sensores LiDAR, que geralmente são aerotransportados (ex. DC-8/LASER). Existem poucos instrumentos embarcados em plataformas orbitais, em sua maioria utilizados para informações meteorológicas (CALIPSO/CALIOP, CATS/LIDAR). Nenhum desses foi projetado para trabalhar com dados de vegetação. O destaque para este tipo de operação é o sensor GLAS (Geoscience Laser Altimetry System) a bordo do ICESAT que está sendo usado para a análise de vegetação, apesar da limitada resolução espacial, cerca de 70 m (BACCINI et al., 2008; GOETZ et al., 2009).

No entanto, recentemente foi lançada a Missão GEDI, com intuito de reproduzir observações da estrutura 3d do Planeta Terra, diretamente focada em medidas da estrutura da cobertura vegetal do dossel florestal aumentando a capacidade de caracterizar importantes processos de ciclagem de carbono e água, biodiversidade.

2.4.2.1 Sistema LiDAR

O LiDAR é um sistema ativo de captura de informação espacial por meio de emissão de um feixe laser sobre uma superfície, e após a interação com a superfície a radiação é retornada ao sensor. Por meio da intensidade do sinal retornado são derivadas as informações da superfície escaneada.

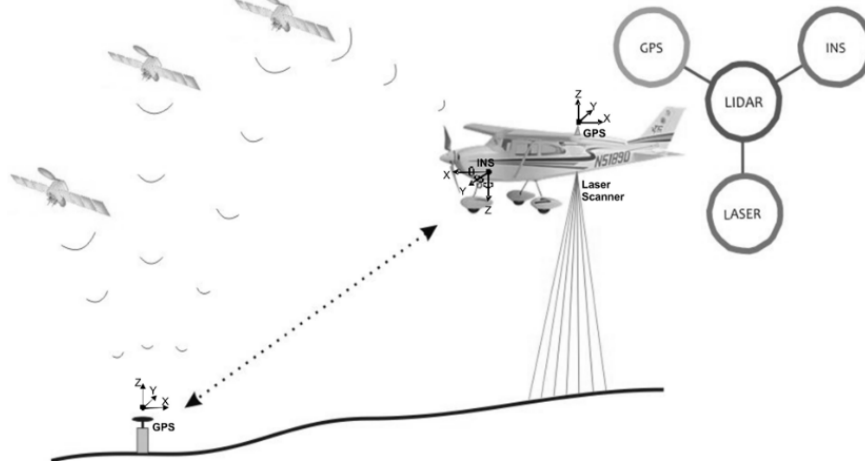
Existem sensores que operam com comprimento de onda de 500 a 600 nm são normalmente usados em sistemas LiDAR baseados no solo, enquanto que lasers com comprimento de onda de 1.000 a 1.600 nm são usados em sistemas LiDAR no ar. Um sistema LiDAR aerotransportado típico é composto por um *scanner a laser*; uma unidade variada; unidades de controle, monitoramento e registro; sistema de posicionamento global diferencial (DGPS); e uma unidade de medida inercial (IMU) (Figura 2.5). A integração do sistema DGPS / IMU é conhecido por sistema de posição e orientação que gera informações precisas de posição (longitude, latitude e altitude) e orientação (rolamento, arfagem e guinada) (GIONGO et al., 2010; DONG; CHEN, 2018).

Os sensores LiDAR aerotransportados podem realizar medições discretas de retorno com vários registros por pulso emitido ou por meio de uma onda contínua de retorno em intervalos de tempo fixos. (Figura 2.6). A forma de onda completa LiDAR é usada principalmente em aplicações florestais, enquanto o retorno discreto LiDAR pode ser usado em muitas áreas do conhecimento.

O dossel florestal recebe os primeiros feixes, conseqüentemente retornam primeiro ao sensor (primeiros retornos). Os segundos retornos são da interação com as folhas e galhos. De acordo com entrada do feixe dentro da floresta o sub-bosque é medido. Por fim os últimos retornos representam as medidas de solo, essas são utilizadas para elaboração do modelo digital de terreno (GIONGO et al., 2010).

A partir da integração entre os dados estruturais da floresta com dados de dinâmica e perturbação florestal das áreas atingidas por corte seletivo, é possível inferir na quantidade de carbono emitida. As limitações nos diversos sensores (condições climáticas no óptico, saturação do radar, poucos sensores LiDAR) evidencia que para

Figura 2.5 - Princípios e componente de um sistema LiDAR aerotransportado.



Fonte: Giongo et al. (2010).

a obtenção de resultados satisfatórios é necessário a integração entre os mesmos (GOETZ et al., 2009).

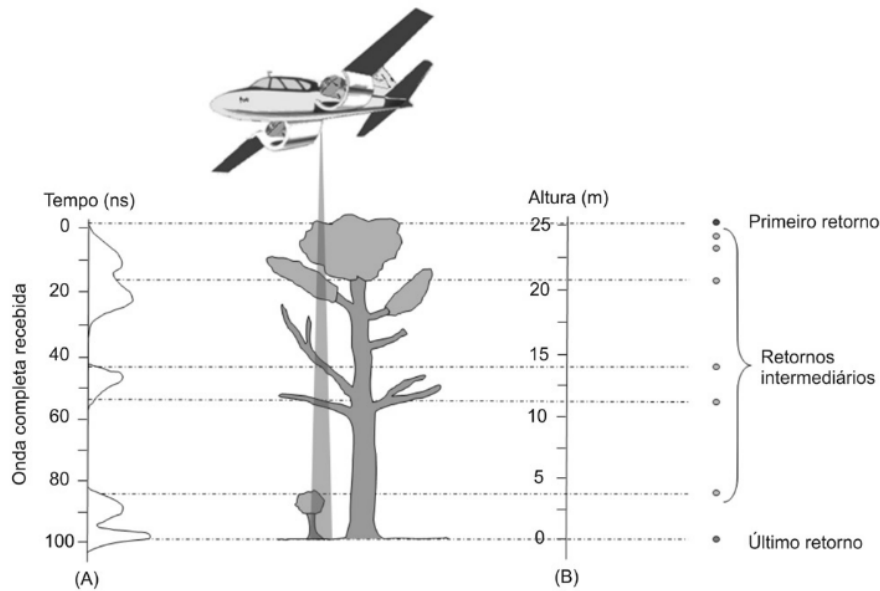
Por meio do sensoriamento remoto é possível obter a distribuição espacial da quantidade de biomassa em uma região, e tem relação direta com a quantidade de carbono nessa área, a forma de espacializar a biomassa é discutida no próximo item.

2.4.3 Estimativas da espacialização da biomassa acima do solo

As estimativas mais precisas de biomassa florestal são obtidas em campo por meio de inventários florestais, onde propriedades biofísicas (diâmetro a altura do peito - DAP, altura, densidade da madeira) são mensuradas e a partir dessas se estabelece uma relação alométrica. A alometria é fundamentada na relação proporcional entre variáveis de crescimento (ex. DAP) com biomassa (CHAVE et al., 2014). Para estimativa da biomassa acima do solo (AGB, em inglês), Chave et al. (2005) aponta que o DAP, massa específica e altura total, são variáveis biofísicas importantes. Dessas variáveis a altura é mais difícil de mensurar em florestas tropicais devido ao dossel fechado, sendo uma alternativa estabelecer equações alométricas para diferentes tipos de regiões climáticas (CHAVE et al., 2014).

Geralmente a obtenção da BAS por imagens orbitais é realizada por uma relação

Figura 2.6 - Característica dos diferentes sistemas LiDAR aerotransportado, (A) sistema de ondas contínuas (full-waveform) e (B) sistema de pulsos.



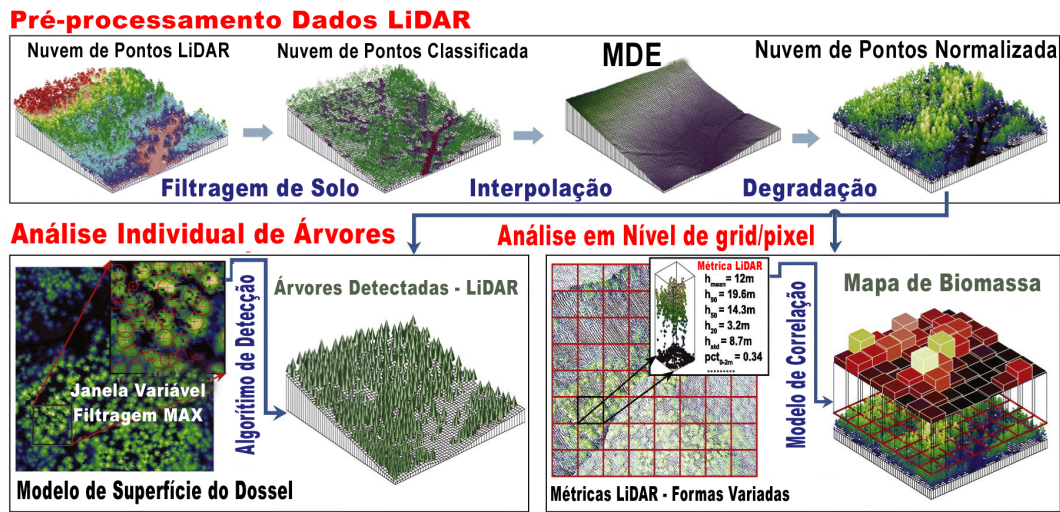
Fonte: Giongo et al. (2010).

entre os dados de campo com as imagens por meio de algum algoritmo de aprendizagem de máquina (redes neurais artificiais, árvores de decisão, etc.), ou alguma série estatística de tratamento de dados. De maneira prática os dados de campo são utilizados como amostras de treinamento do algoritmo em comparação aos dados dos sensores (óptico, RADAR, LiDAR) e, após a diminuição dos erros de modo iterativo, pode-se estimar a BAS pelos dados dos sensores (GOETZ et al., 2009).

Um passo a passo genérico foi desenvolvido por Zhao et al. (2018) para descrever didaticamente a obtenção de um mapa de BAS utilizando dados LiDAR (Figura 2.7). No pré - processamento dos dados LiDAR, a partir da nuvem de pontos é feita uma filtragem dos pontos que representam o solo, gera-se um modelo numérico do terreno (modelo digital de elevação), a partir do mesmo cria-se um modelo de altura do dossel, obtido da diferença entre MDE e a nuvem de pontos transformada na mesma resolução espacial do MDE. A partir desse momento tem-se duas opções, (i) análise de árvores individualmente, ou (ii) estabelecer relação entre as métricas LiDAR com dados de campo mensurados e obter um mapa de BAS.

Diversos trabalhos têm sido realizados com o intuito de espacializar a quantidade

Figura 2.7 - Derivação de parâmetros florestais em dois níveis de unidades de análise contrastantes - árvore única versus grade.



Fonte: Adaptado de Zhao et al. (2018).

de carbono por meio da biomassa disponível (MAYAUX et al., 2004; SAATCHI et al., 2007; SAATCHI et al., 2011; BACCINI et al., 2012; BENÍTEZ et al., 2016).

Dois trabalhos recentes que merecem destaque são os de Saatchi et al. (2011) e Baccini et al. (2012) que especializaram a BAS para as regiões tropicais e são utilizados a nível nacional e regional para as políticas de REDD+ (MITCHARD et al., 2013). Esses estudos utilizaram a mesma base de dados, com a informação de altimetria do sensor GLAS, mas com singularidades no processamento (Tabela 2.2).

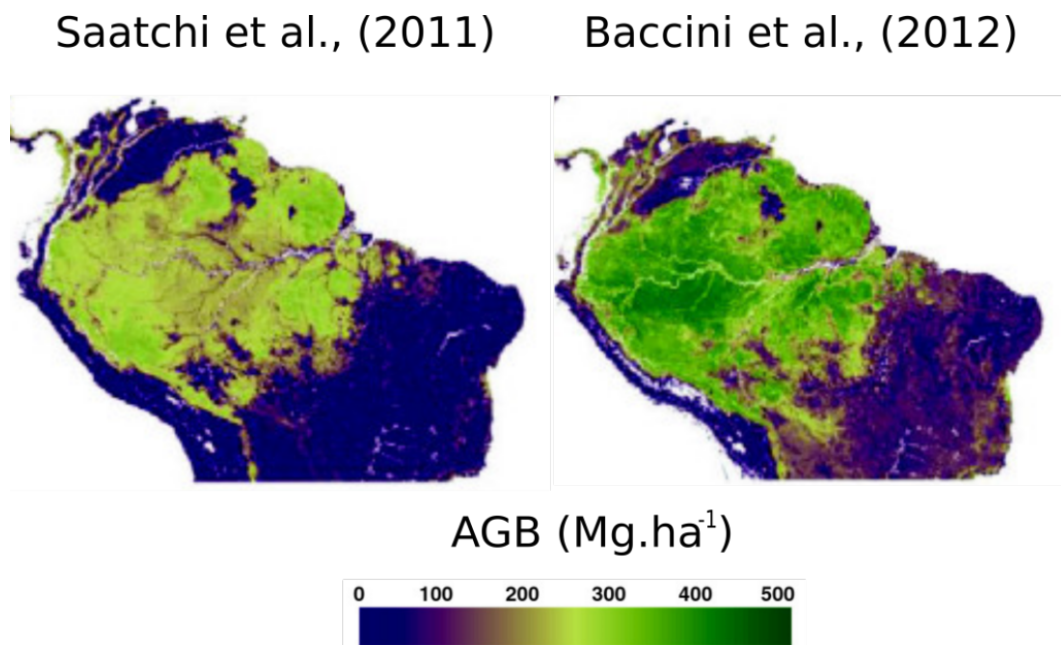
Tabela 2.2 - Principais características de mapas de BAS

Características	Saatchi et al. (2011)	Baccini et al. (2012)
Resolução espacial	1 km	500 m
Algoritmo de aprendizagem	MaxEnt	Random Forest
Parcelas de campo	493	283
Dados extras	MODIS: LAI/NDVI/VCF SRTM QUIKSCAT ¹	MODIS BRDF SRTM

Fonte: Adaptado de Ramírez (2015).

Podem ser apontadas diferenças importantes entre as pesquisas citadas. Dentre elas, as equações alométricas utilizadas por Saatchi et al. (2011) envolvem o diâmetro da árvore, a altura e a densidade da madeira. Por sua vez, Baccini et al. (2012) adotaram equações que envolvem apenas o diâmetro e a altura. Outra diferença é que Saatchi et al. (2011) utilizaram parcelas na Amazônia para relacionar a forma da onda (LiDAR) com a altura do Lorey (área basal ponderada com a altura média) e depois utilizaram dados de campo para converter a altura do Lorey em biomassa através de equações específicas continentais, enquanto Baccini et al. (2012) realizaram uma regressão múltipla para relacionar as características da forma da onda (LiDAR) com o valor da biomassa das parcelas. Saatchi et al. (2011) utilizaram o algoritmo MaxEnt (máxima entropia) para realizar a modelagem espacial e produzir as estimativas finais de biomassa, enquanto Baccini et al. (2012) empregaram a ferramenta Random Forest, um algoritmo baseado em árvores de decisão. As diferenças citadas evidenciam as discrepâncias em relação a BAS (Figura 2.8), onde no estudo de Saatchi et al. (2011), a maior BAS está a nordeste da região Amazônica, enquanto que Baccini et al. (2012) aponta a maior BAS na região central.

Figura 2.8 - Comparação entre dois mapas baseados na detecção remota da biomassa acima do solo (AGB) com ênfase para região Amazônica.



Fonte: Adaptado de Mitchard et al. (2013).

Mitchard et al. (2013) afirmam que os mapas pelos autores anteriormente citados possuem maior diferença em nível continental, mas as diferenças em nível de país possuem compatibilidade sendo indicados para uso nas políticas de REDD+. Trabalhos recentes apontam o LiDAR como uma ferramenta essencial para a obtenção das estimativas por corte seletivo (ANDERSEN et al., 2014; PINAGÉ et al., 2016; SHAPIRO et al., 2016; TYUKAVINA et al., 2016).

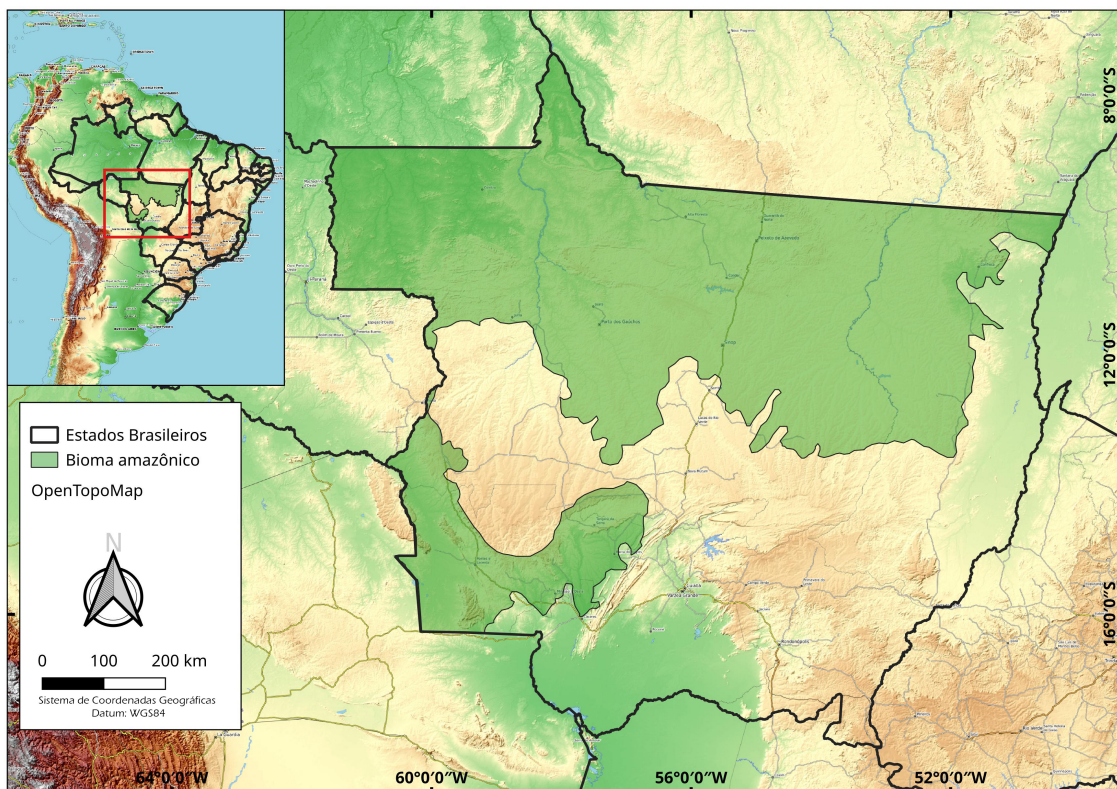
As estimativas de BAS tem se intensificado, devido as altas correlações entre medidas diretas como a estrutura da floresta com medidas indiretas, como volume, BAS, área basal e DAP (GOETZ; DUBAYAH, 2011). Trabalhos recentes como Longo et al. (2016) e Sato et al. (2016) trouxeram equações para estimativa da BAS considerando área intactas e com degradação. Ometto et al. (2014) compararam cinco diferentes mapas de BAS, advindos de pesquisas recentes entre 2007 e 2011. Os autores apontam que os maiores responsáveis por divergências nas estimativas de CO_2 são: a falta de relação entre os tipos de vegetação (primária e secundária) no desenvolvimento de equações alométricas; a não observação da escala de atuação; e a falta de relação temporal entre perdas e ganhos de biomassa.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Área de estudo

A área de estudo é compreendida pelo bioma amazônico do estado do Mato Grosso (Figura 3.1). O clima predominante nesse estado é o tropical superúmido de monção, com temperatura média anual de aproximadamente 24° C, e precipitação média anual de 2.000 mm. Ocorre ainda, o clima tropical, com chuvas de verão e inverno seco, caracterizado por médias de 23° C no planalto e precipitação média de 1.500 mm (MATO GROSSO, 2016).

Figura 3.1 - Área de estudo, no mapa menor localização do estado do Mato Grosso em relação ao Brasil. No mapa maior destaque em cor verde para o Bioma amazônico dentro do Mato Grosso.



Fonte: Produção do autor.

Segundo o sistema oficial brasileiro de classificação dos biomas MMA (2013) o Estado de Mato Grosso contém uma biodiversidade complexa, resultando em dois tipos principais de vegetação, o Bioma Amazônia e o Bioma Cerrado, isso se deve ao clima variável, variações do relevo, padrões de precipitação e duração da estação seca. A vegetação natural do bioma amazônico é formada por florestas úmidas perenes e sensíveis ao fogo, enquanto que a vegetação natural do Cerrado é composta de florestas de galeria perenes e florestas de arbustos abertos adaptados ao fogo, arbustos e pastagens. O Bioma Pantanal também está presente na região sul do Mato Grosso e corresponde a 6% do território (MMA, 2013).

Entre os estados da Amazônia Legal, o Mato Grosso possui uma das mais altas taxas de desmatamento e detecção de focos de incêndios. De acordo com dados do PRODES, entre 2014 e 2015, o Mato Grosso teve um aumento de 49% de desmatamento. Segundo Anderson et al. (2015) 96.855 km² foram queimados no Mato Grosso em 2010, correspondendo a 10,77% da área total do estado. Devido à entrada da agricultura e pecuária nas regiões de cerrado, bem como o desmatamento e queimadas na região da floresta, neste contexto, o Mato Grosso é extremamente interessante para os fins deste estudo.

3.2 Conjunto de dados

A Tabela 3.1 apresenta a lista de dados que foram utilizados neste estudo, com a descrição das imagens, a aquisição o formato e tratamento dos dados para obtenção dos mapas de degradação florestal.

Tabela 3.1 - Dados utilizados no presente estudo.

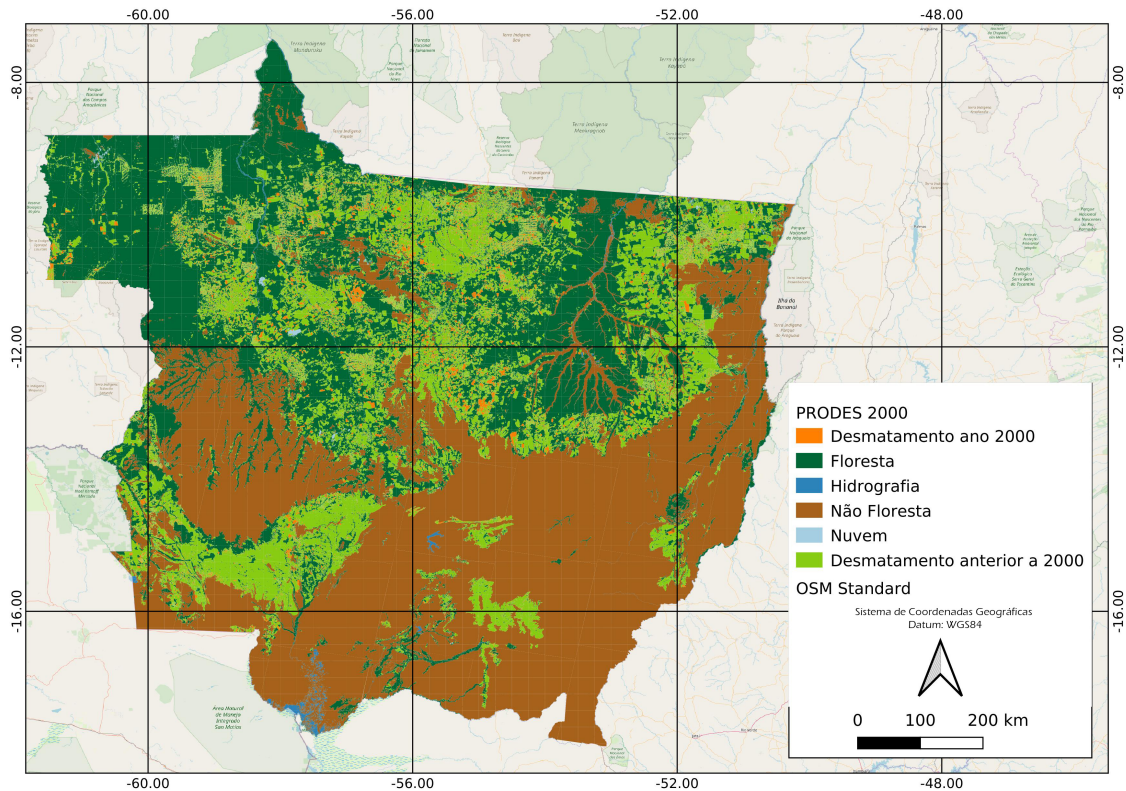
Dados	Tipo	Ano	Fonte
Dados temáticos de desmatamento por corte raso	Matricial	2000 - 2015	PRODES
Imagens LANDSAT 5/8 - TM/OLI	Matricial	2000 - 2015	Coleção de imagens processadas no GEE.
Imagem cobertura de Biomassa acima do solo	Matricial	2000	Imagem temática obtida por Baccini et al. (2012) .
Porcentagem de Cobertura de árvores para ano 2000 (TreeCover 2000)	Matricial	2000	Imagem temática obtida por Hansen et al. (2013)
LiDAR	Formato digital xyz com extensão .laz	2013, 2016, 2018	Voos realizados pelo projeto paisagens sustentáveis em parceria EMBRPA/USGS

Fonte: Produção do autor.

3.2.1 Dados temáticos de desmatamento por corte raso PRODES

O PRODES é desenvolvido para mapear o desmatamento por corte raso anual da floresta amazônica ([INPE, 2008](#)). Esse dado foi utilizado como referência para identificar as áreas que possuem floresta primária, excluir as áreas desmatadas, não-floresta (savanas e campos) e corpos d'água (Figura 3.2).

Figura 3.2 - Distribuição espacial do PRODES para o estado do Mato Grosso, referente ao ano 2000.



Fonte: Produção do autor.

3.2.2 Imagens LANDSAT 5/8 - TM/OLI

Para este estudo foi utilizado imagens LANDSAT (TM, OLI) nos anos 2000, 2005, 2010 e 2015. Foram escolhidos esses anos para comparação entre ano sem influência de El-Niño (2000) e anos com influência de El-niño (2005, 2010, 2015), estudos indicam que anos mais secos aumentam a atividade florestal (ARAGÃO et al., 2008). O período de aquisição de imagens foi de junho a outubro, para evitar a influência de nuvens sobre as áreas de mapeamento (SHIMABUKURO et al., 2014).

Foram utilizadas imagens convertidas de ND para reflectância em nível de superfície (TOA). As imagens foram adquiridas e processadas na plataforma GEE e baixadas para o computador pessoal para realização de outros processamentos. Para recobrimento total da área foram necessárias 35 cenas LANDSAT para cada ano, ainda

foram utilizados dados auxiliares de desmatamento do PRODES e cobertura de árvores TreeCover2000 (Tabela 3.2).

Tabela 3.2 - Imagens utilizadas para a produção de mapas de degradação florestal neste estudo.

Cena/orbita	Cobertura de nuvens < 10%	2000	2005	2010	2015
223/067		20001011	20050822	20100921	20151021
224/067		20000815	20050914	20100912	20150926
224/068		20000831	20050813	20100912	20150926
224/069		20000815	20051016	20100912	20150926
225/067		20000822	20050921	20100903	20151003
225/068		20000822	20050921	20100903	20151019
225/069		20000923	20050921	20100903	20151019
226/067	25% 2000 / 15% 2005	20000829	20050928	20101012	20150924
226/068		20000813	20050827	20100910	20150924
226/069		20000813	20050928	20100910	20150924
227/067		20001007	20050919	20100901	20150915
227/068	15% 2010	20000921	20050903	20100901	20151017
227/069		20000921	20050903	20100901	20151017
227/070	20% 2010	20000921	20050919	20100901	20151017
227/071	60% 2010	20000905	20050919	20101019	20151017
228/066		20000827	20050809	20100924	20151008
228/067		20000827	20050809	20100908	20151008
228/068		20000827	20050825	20100908	20151008
228/069		20000827	20050910	20100908	20151024
228/070	15% 2005	20000928	20051028	*	20150922
228/071		20000928	20051012	20100924	20150906
229/065	15% 2000 / 20% 2005	20000818	*	20100814	20150929
229/066	15% 2000 / 20% 2005	20000818	20050715	20100814	20150929
229/067	20% 2005	20000818	20050816	20100814	20151015
229/068		20000818	20050816	20100814	20151015
229/069	30% 2000	20000802	20050917	20100814	20151015
229/070	30% 2000	20000802	20050816	20100915	20151015
229/071	15% 2000 / 40% 2010	20000818	20050917	20100814	20151015
230/066		20001012	20050823	20101008	20151006
230/067		20001012	20050924	20101008	20151022

(Continua)

Tabela 3.2 - Conclusão

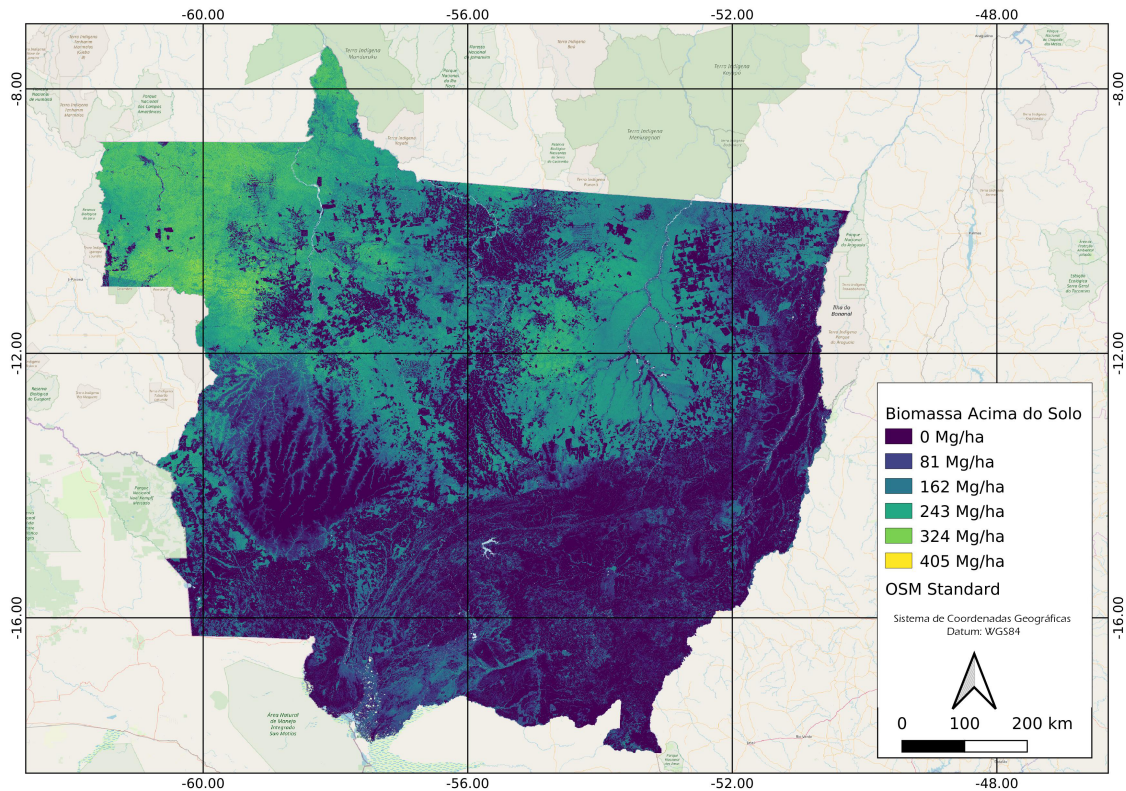
Cena/orbita	Cobertura de nuvens < 10%	2000	2005	2010	2015
230/068		20001012	20050924	20101008	20151022
230/069		20000910	*	20100906	20151022
231/066		20000816	20050814	20100828	20150927
231/067		20000917	20051001	20100828	20150927
231/068	30% 2010	20000917	*	20100828	20150911

Fonte: Produção do autor.

3.2.3 Imagem cobertura de biomassa acima do solo

O mapa BAS utilizado nesse estudo foi desenvolvido por [Baccini et al. \(2012\)](#), com resolução espacial de 30 m (Figura 3.3), os autores utilizaram dados de inventários florestais calcularam a biomassa de cada indivíduo mensurado utilizando as equações de [Chave et al. \(2005\)](#). Os autores estabeleceram relação de biomassa com métricas LiDAR obtidas do sensor GLAS, embarcado na plataforma ICESat. Sendo assim, foram ainda estimados pseudo-inventários sobre as áreas florestais cobertas pelo GLAS. Após foi estabelecido correlação entre as métricas dos pseudos-inventários com algoritmos de aprendizagem de máquina (Random Forest), os resultados dessa etapa foram correlacionados com variáveis biofísicas obtidas de satélite (MODIS, LANDSAT, SRTM). Os dados estão disponíveis gratuitamente em Global Forest Watch em <http://data.globalforestwatch.org>.

Figura 3.3 - Distribuição espacial da BAS para o estado do Mato Grosso, referente ao ano 2000 (BACCINI et al., 2012).

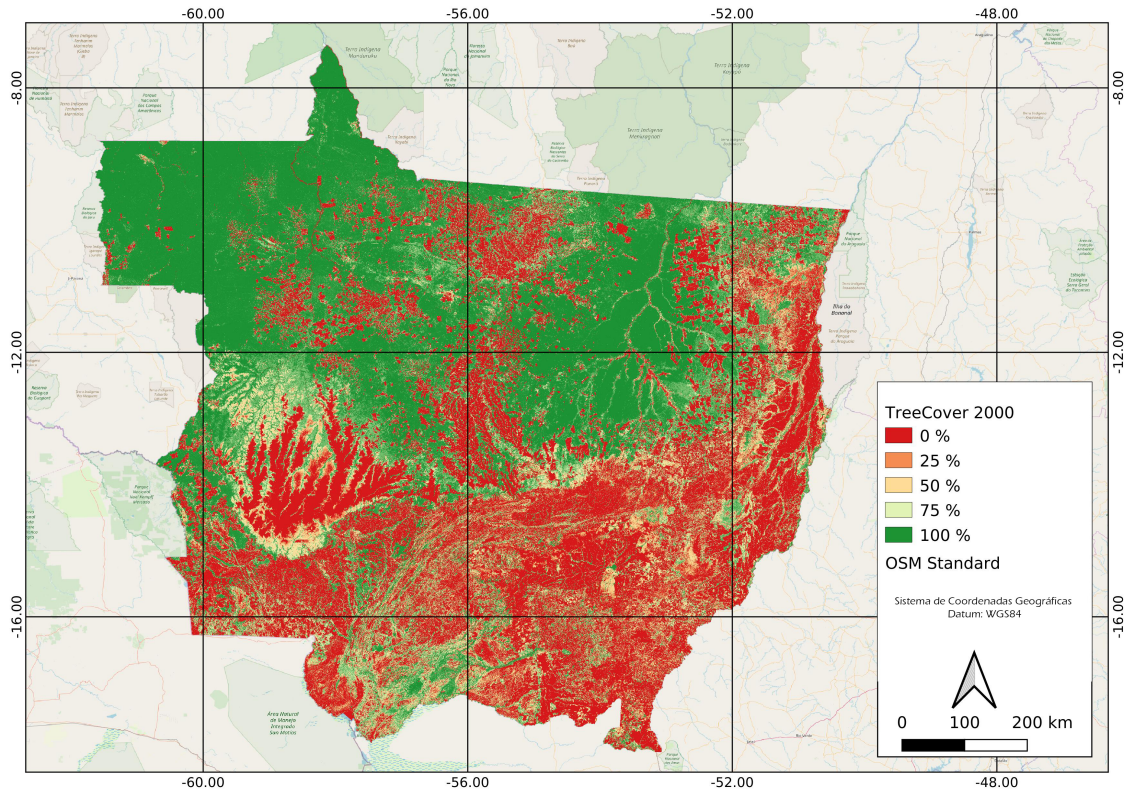


Fonte: Produção do autor.

3.2.4 Porcentagem de cobertura de árvores ano 2000

Hansen et al. (2013), desenvolveram uma metodologia para obtenção da perda e ganho de florestas para o mundo. Para tanto os autores fizeram um arquivo matricial que representa o percentual de cobertura florestal com árvores acima de 5 m para o ano 2000. Esse arquivo varia de 0 a 100%, onde 0 representa ausência de cobertura florestal, e 100% representa área totalmente coberta. O dado está disponível em <https://earthenginepartners.appspot.com/science-2013-global-forest> com 30 m de resolução espacial (Figura 3.4), esse dado foi gerado baseado em imagens LANDSAT, utilizando a integração com dados LiDAR do sensor GLAS embarcado no satélite ICESat por meio de classificação supervisionada utilizando modelos de árvores de decisão (HANSEN et al., 2013; HANSEN et al., 2003; HANSEN et al., 2010).

Figura 3.4 - Distribuição espacial da porcentagem de cobertura de árvores para o estado do Mato Grosso, referente ao ano 2000 (HANSEN et al., 2013)



Fonte: Produção do autor.

3.2.5 Dados LiDAR

O LiDAR é um sensor ativo, ou seja, emite radiação eletromagnética (sinal) para interagir com o alvo imageado e capta o sinal de retorno, e opera em comprimentos de ondas do óptico. Uma aplicação frequente com sensores LiDAR é a aquisição de dados em três dimensões de florestas (GIONGO et al., 2010). O produto fornecido pelo LiDAR é uma nuvem de pontos (point cloud) com a posição geográfica x , y e z de cada ponto imageado na superfície terrestre possibilitando obter informações tridimensionais. Alguns sistemas LiDAR fornece a intensidade de cada retorno de sinal registrado, que varia em função do retorno do sinal após este interagir com o objeto na superfície (GORGENS, 2014).

No presente trabalho, foi utilizado o levantamento realizado pelo projeto Paisagens Sustentáveis, apoiado pela USAID e pelo Departamento de Estado e Serviço Florestal dos EUA, em colaboração com a EMBRAPA. A primeira aquisição foi feita em 2013 pela empresa Geoid Ltda e as outras aquisições de 2016 e 2018 feito pela SAI - Serviços Aéreos Industriais Especializados, a área total de cobertura foi de 995 ha. Os voos tiveram um desvio lateral de faixa em 65% e a densidade mínima de retorno $4 m^{-2}$, este fator é importante para as propriedades florestais estimadas (LEITOLD *et al.*, 2015), na Tabela 3.3 há mais detalhes sobre a aquisição dos dados LiDAR.

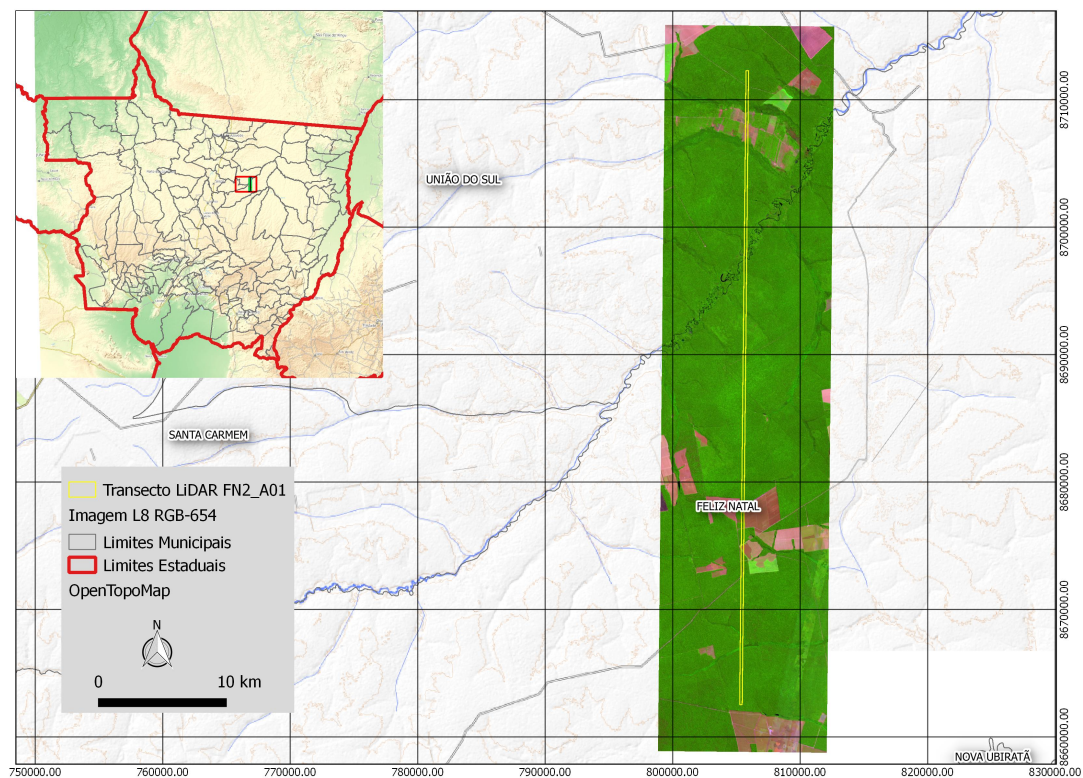
Tabela 3.3 - Detalhamento dos parâmetros de aquisição dos dados LiDAR

Atributos	2013	2016	2018
Instrumento LiDAR	Optech Orion	Optech ALTM 3100	Optech ALTM 3100
Altitude de vôo (m)	853,4	850	750
Data de Aquisição	15-Ago	30-Mar	06-Out
Angulo de escaneamento (°)	11	15	10
Frequência de escaneamento (Hz)	67.5	40	40
Densidade de pulsos (pulsos m^{-2})	36,46	30,71	26,85
Datum	Sirgas 2000	Sirgas 2000	Sirgas 2000

Fonte: Produção do autor.

O voo LiDAR corresponde ao transecto FN2_A01 composto por uma faixa de imageamento LiDAR entre Feliz Natal e União do Sul no Mato Grosso (Figura 3.5).

Figura 3.5 - Localização de região sobrevoada com sensor LiDAR no estado do Mato Grosso.

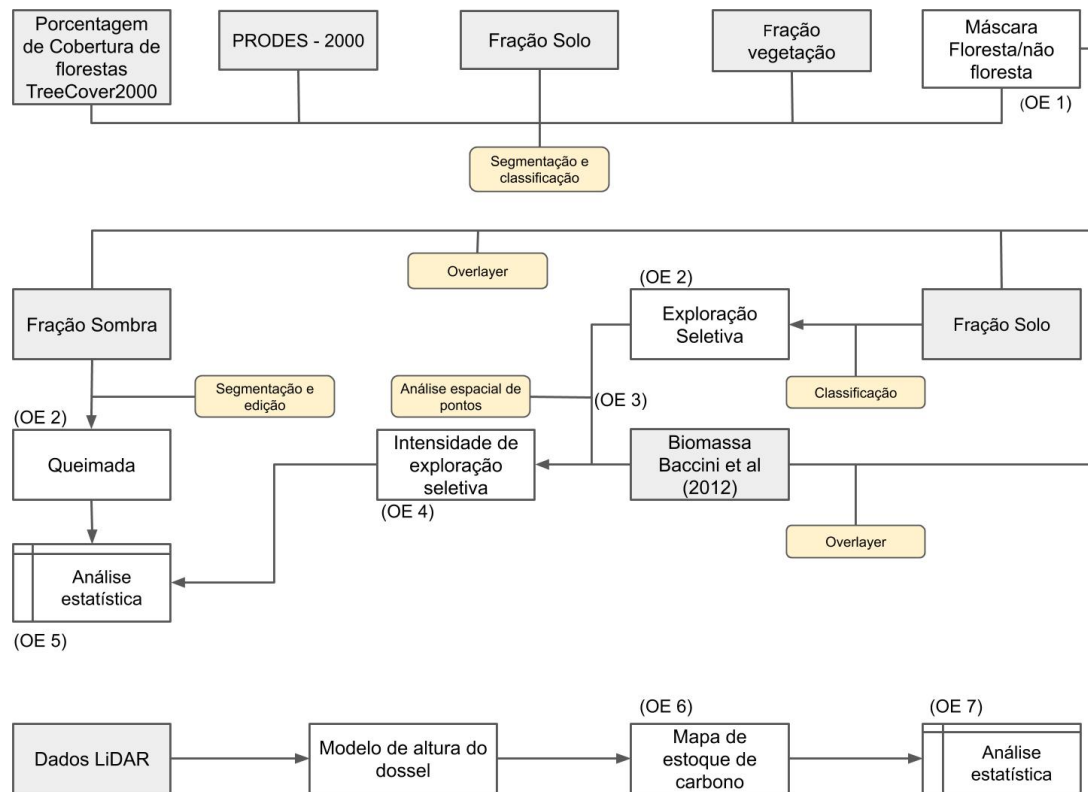


Fonte: Produção do autor.

3.3 Métodos

A metodologia do trabalho foi sumarizada na Figura 3.6, na qual seguiu os objetivos específicos, e o detalhamento de cada etapa foi realizado.

Figura 3.6 - Metodologia da tese baseado nos objetivos específicos, onde as caixas em cor cinza representam os dados de entrada, as caixas brancas representam resultados e as caixas amarelas representam os processamentos utilizados.



Fonte: Produção do autor.

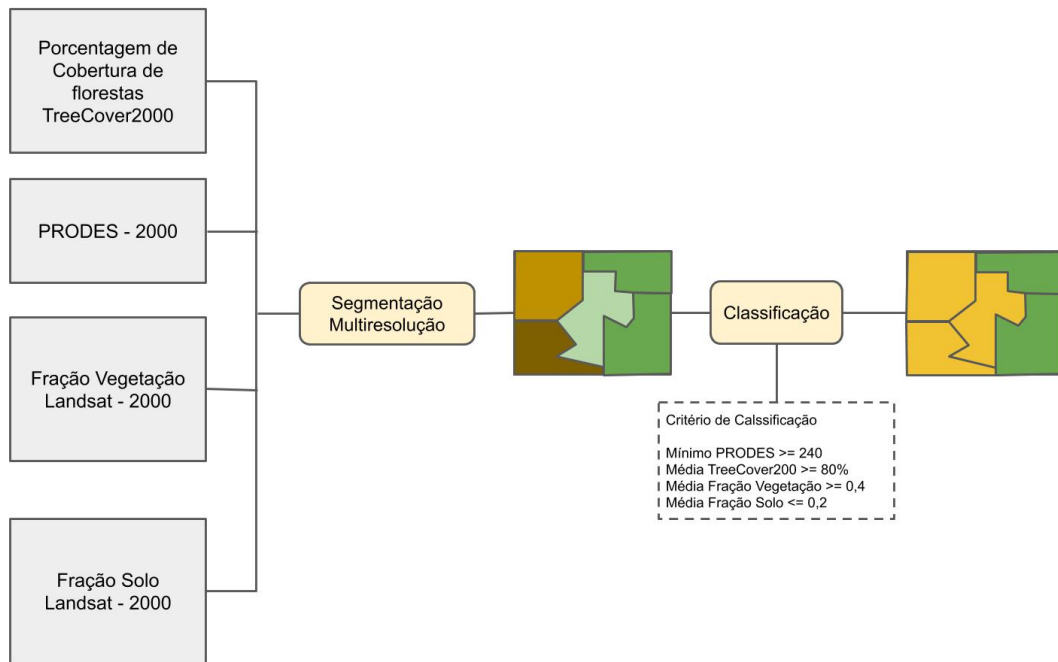
3.3.1 Mapeamento das áreas de floresta e não floresta (OE.1)

A escolha dessa abordagem se fundamenta na literatura, no qual a obtenção da máscara de floresta e não floresta garante uma maior chance de acerto de identificação de exploração seletiva nos anos posteriores Shimabukuro et al. (2019), sendo que o corte seletivo ocorre na floresta, e em curto tempo se torna indetectável geralmente 1,5 anos após evento de exploração (ASNER, 2009).

Ainda segundo Asner (2005) abordagens em nível de subpixel são melhores para evidenciar áreas afetadas por corte seletivo. A fração solo obtida do MLME realça áreas onde o solo fica exposto sem cobertura vegetativa, indicando regiões de queda de árvores, trilhas de arraste e pátios de estocagem, trabalhos como Souza et al.

(2005), Souza et al. (2013), Shimabukuro et al. (2014), afirmam esse fenômeno. Na Figura 3.7, é apresentado o fluxograma metodológico desta primeira etapa.

Figura 3.7 - Etapa metodológica de obtenção da máscara de floresta e não floresta retângulos cinzas representam dados de entrada, retângulos amarelos representam processos.



Fonte: Produção do autor.

Para obtenção da máscara de floresta e não floresta, aplicou-se o MLME nas imagens do ano-base, que neste trabalho foi utilizado o ano 2000. O MLME é fundamentado no princípio em que os valores dos pixels de uma imagem é uma combinação linear de reflectâncias de um número de componentes, chamados de *endmembers*. A mistura espectral pode ser representada matematicamente (Equação 3.1).

$$\rho_i = a \cdot veg_i + b \cdot solo_i + c \cdot sombra_i + e_i \quad (3.1)$$

Onde ρ_i é a resposta de refletância do pixel na banda i ; a , b e c são as proporções de vegetação, solo e sombra, respectivamente; veg_i , $solo_i$ e $sombra_i$ são as respostas espectrais dos componentes vegetação, solo e sombra, respectivamente; e_i , é o erro na banda i .

O resultado do MLME é a solução da Equação 3.1 para cada pixel da imagem, obtendo a proporção dos componentes, ou seja, as imagens frações resultantes representa a proporção de cada endmember considerado.

O MLME foi obtido das imagens em nível de TOA executando o algoritmo image.unmix na plataforma GEE (veja ANEXO A), considerando os endmember das bandas B1, B2, B3, B4, B5, B7, LANDSAT/TM e B2, B3, B4, B5, B6, B7 LANDSAT/OLI. Os valores de endmembers foram obtidos da coleção disponível no JRC Impact Toolbox (SIMONETTI et al., 2015). Essa coleção de endmembers varia de 0 a 1 para cada banda conforme segue a Tabela 3.4.

Tabela 3.4 - Relação dos valores de endmembers em cada banda dos sensores TM/OLI dos satélites LANDSAT 5/8

Endmembers	Bandas					
	B	G	R	NIR	SWIR1	SWIR2
Solo	0,14	0,16	0,22	0,39	0,45	0,27
Vegetação	0,086	0,062	0,043	0,247	0,109	0,039
Água/sombra	0,07	0,039	0,023	0,031	0,011	0,007

Fonte: Produção do autor.

Obtido as frações vegetação, solo e sombra, utilizou as frações vegetação e solo combinado aos os arquivos matriciais da classe de floresta do PRODES e o dado do TreeCover2000 de percentagem de cobertura florestal Hansen et al. (2013) no processo segmentação multirresolução. Esse processamento consiste na extração de informação simultânea dos atributos das imagens e separando em segmentos que conservam os atributos das imagens utilizadas (BAATZ; SCHÄPE, 2000).

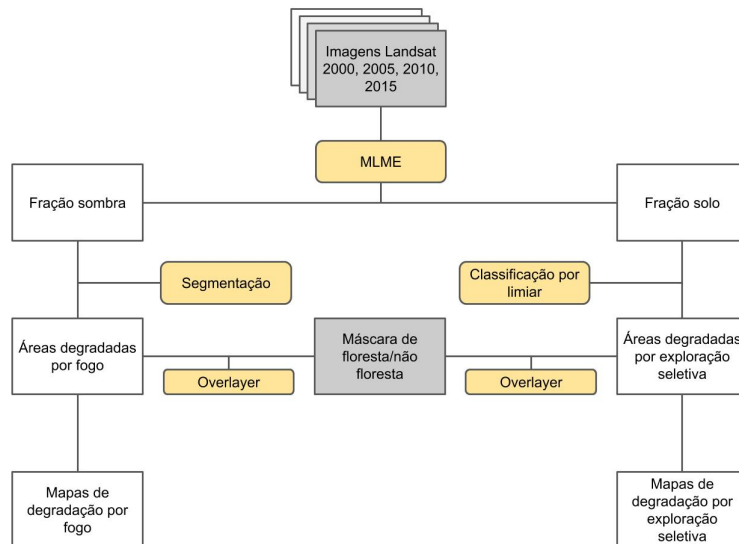
Para a criação dos segmentos, é necessária a inserção de parâmetros de escala, forma e compacidade, que neste estudo foi 16, 0 e 0,1 respectivamente. A classificação da imagem se deu a partir de regras de separabilidade de classes a partir das métricas mínimo e media dos atributos dos segmentos, ou seja, o segmento que contivesse o PRODES com ND mínimo ≥ 240 “E” média do TreeCover2000 $\geq 80\%$ (GASPARINI

et al., 2019) “E” média da fração vegetação $\geq 0,4$ “E” média da fração solo $\leq 0,2$ foi considerado classe floresta, segmentos que não satisfizeram as condições citadas foram classificados como não floresta. A atualização da máscara de floresta/não floresta para cada ano estudado foi realizada inserindo os dados de desmatamento do PRODES, neste caso para os anos 2005, 2010 e 2015.

3.3.2 Mapeamento das áreas de degradação florestal (OE.2)

Para o mapeamento das áreas de degradação florestal (queimadas e exploração seletiva) foram utilizadas as imagens fração obtidas do MLME pra cada ano. Essas imagens foram obtidas na plataforma GEE com utilização do algoritmo `image.unmix` e posteriormente baixadas para o computador pessoal, sendo todas transformadas de valores entre 0 e 1 tipo Float64 para níveis de cinza tipo 8bits (0 a 255). Utilizou-se essa abordagem para diminuir espaço em disco, já que as imagens do tipo Float64 obtidas da plataforma GEE variam de $-1,79 \cdot 10^{308}$ a $1,79 \cdot 10^{308}$, dessa forma cada imagem passava de 1 GB para cada banda. As imagens utilizadas estão dispostas na Tabela 3.1, sendo que a abordagem para mapeamento de extração seletiva foram utilizadas imagens fração solo conforme [Grecchi et al. \(2017\)](#), [Shimabukuro et al. \(2019\)](#) e as áreas queimadas foram utilizadas imagens fração sombra conforme [Anderson et al. \(2011\)](#), [Shimabukuro et al. \(2014\)](#) e [Shimabukuro et al. \(2019\)](#) (Figura 3.8). Em ambas as abordagens a máscara de floresta/Não floresta foi fundamental para indicar os locais de ocorrência das degradações nas áreas florestadas e eliminar os falsos positivos em áreas não florestadas ([SHIMABUKURO et al., 2014](#)).

Figura 3.8 - Etapa metodológica para a produção dos mapas de degradação florestal, tanto por exploração seletiva e por fogo. Caixas cinzas representam os dados utilizados, caixas amarelas os processamentos utilizados, caixas brancas resultados de cada etapa.



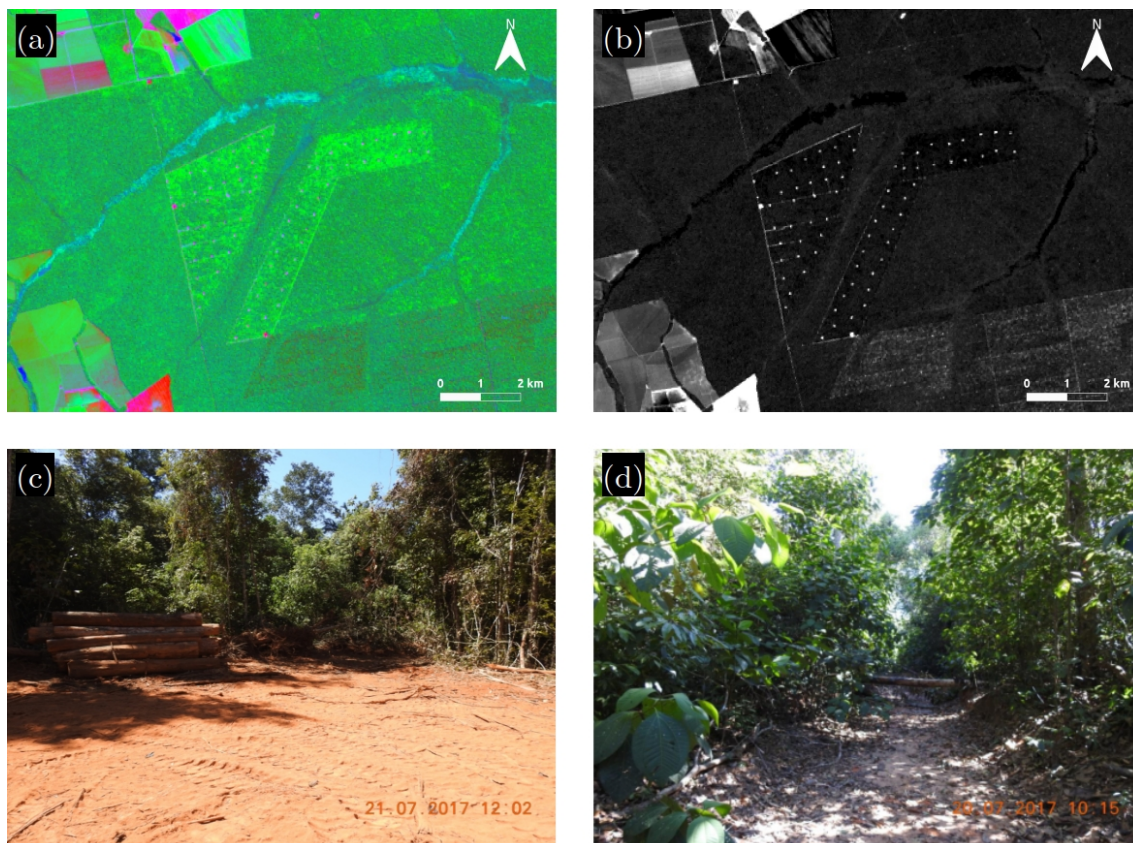
Fonte: Adaptado de Shimabukuro et al. (2014).

3.3.2.1 Mapeamento das áreas de exploração seletiva

Esta etapa da metodologia se deu pela obtenção dos *pixels* que dão evidência de corte seletivo, esses *pixels* são obtidos da fração solo do MLME para cada ano de estudo (2000, 2005, 2010, 2015). As imagens fração solo ressaltam áreas em que o solo está exposto, sendo assim locais onde ocorrem corte seletivo podem ser observados (Figura 3.9). Pois nas práticas de exploração seletiva são normais a construção de pátios de estocagem, trilhas de arraste e abertura de clareiras para retirada do indivíduo de interesse (Veja na revisão bibliográfica 2.3 Extração seletiva).

A partir das imagens fração solo foi necessário classificar os *pixels* com determinado nível de brilho, para isso foi verificado de forma interativa cada imagem para definir o limiar adequado que evidenciava áreas de corte seletivo. Essa parte é necessária, pois cada imagem muda de acordo com sua geometria de aquisição, utilizar o mesmo limiar para todas as imagens poderiam incorrer em subclassificação das áreas de corte

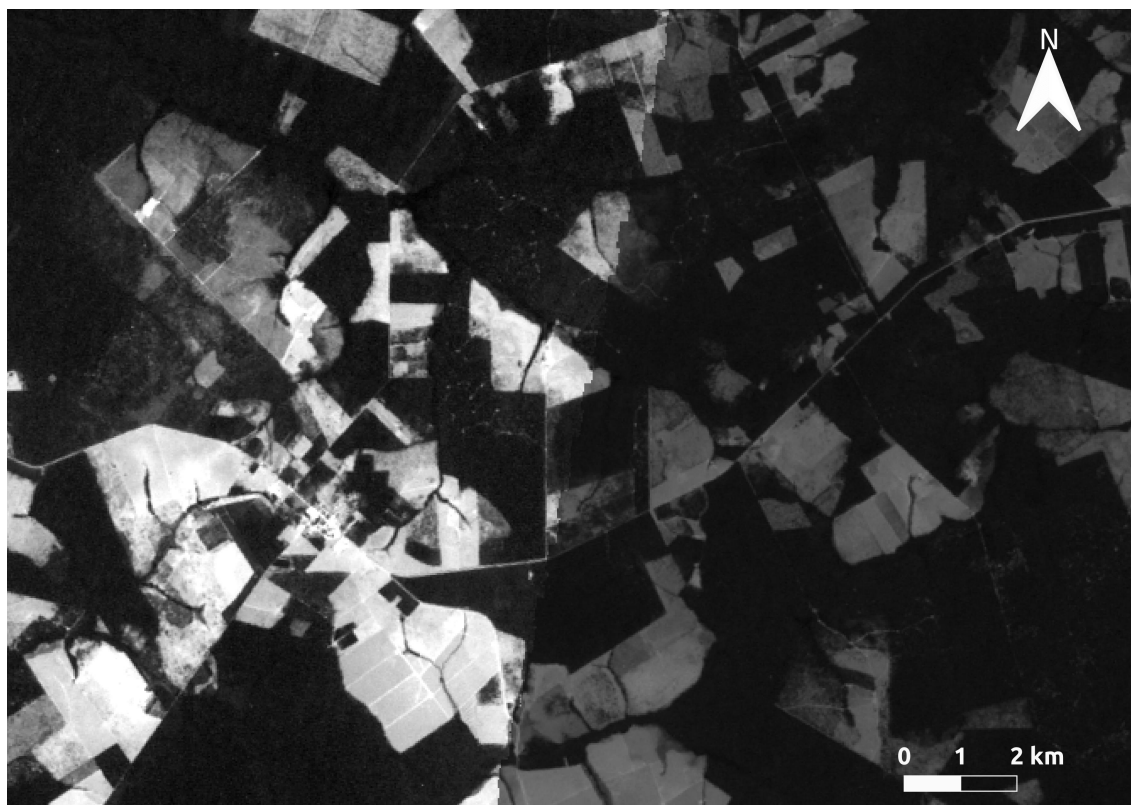
Figura 3.9 - a) Área de exploração seletiva no município de Feliz Natal Mato Grosso, Imagem LANDSAT/OLI composição RGB das frações Solo, Vegetação e Sombra. (b) Fração solo com áreas dos pátios de estocagem com maior intensidade de brilho. (c) Pátio de estocagem de madeira no município de Feliz Natal, foto obtida em campanha de campo em 2017. (d) Estrada florestal utilizada para escoamento de madeira da floresta para pátio de estocagem no município de Feliz Natal, foto obtida em campanha de campo em 2017.



Fonte: Produção do autor.

seletivo (Figura 3.10). Sendo assim, foi verificado que imagens com tonalidade mais escuras (menores níveis de cinza) teriam o mesmo limiar, variando o ND de 80 a 100 para se atribuir a classe corte seletivo (Tabela 3.5). As imagens com tonalidades mais claras (maiores níveis de cinza) foram aplicados limiares variando o ND de 100 até 120, na Tabela 3.5 são apresentados os limiares utilizados para cada cena.

Figura 3.10 - Diferença na tonalidade em ND da fração solo, a imagem do lado esquerdo possui maior intensidade de ND com órbita/ponto 228/068 e data de aquisição em 27/08/2000. A imagem do lado direito possui menor ND com órbita/ponto 227/068 e data de aquisição em 21/09/2000.



Fonte: Produção do autor.

Tabela 3.5 - Faixas de ND para obtenção das áreas de exploração seletiva em cada ano avaliado de acordo com cada cena que cobre a extensão do bioma amazônico

Cena órbita/ponto	Ano/Limiar (ND)			
	2000	2005	2010	2015
223/67	30 - 60	100 - 120	70 - 80	20 - 40
224/67	80 - 100	100 - 120	70 - 80	20 - 40
224/68	30 - 60	100 - 120	50 - 80	20 - 40
224/69	30 - 60	100 - 120	50 - 80	20 - 40
225/67	30 - 70	100 - 120	50 - 80	20 - 40

(Continua)

Tabela 3.5 - Conclusão

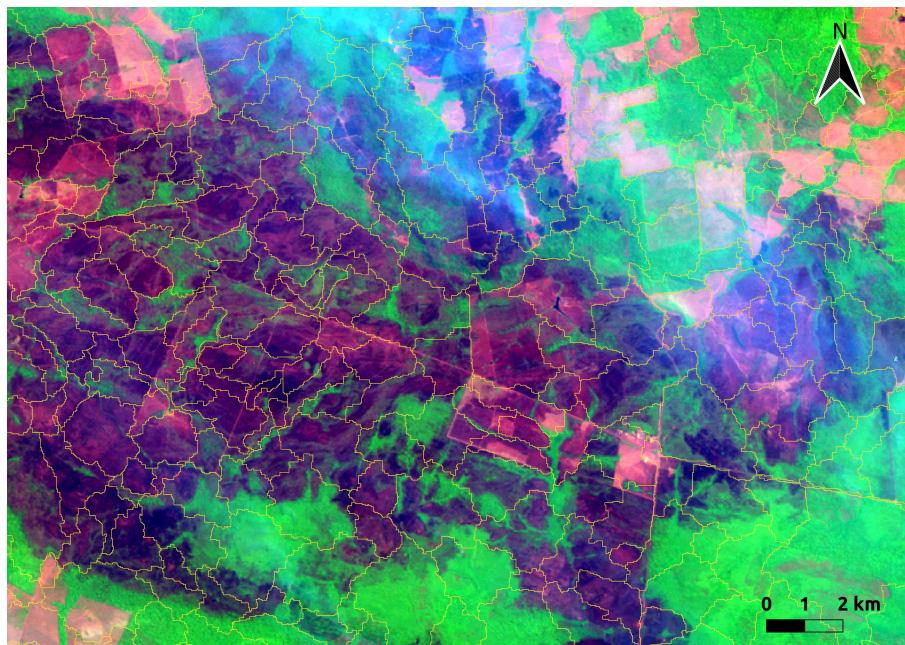
Cena órbita/ponto	Ano/Limiar (ND)			
	2000	2005	2010	2015
225/68	30 - 60	80 - 100	50 - 80	20 - 50
225/69	30 - 60	100 - 120	80 - 100	20 - 40
226/67	30 - 60	100 - 120	50 - 80	20 - 50
226/68	30 - 70	100 - 120	50 - 80	40 - 70
226/69	30 - 70	50 - 80	50 - 80	20 - 60
227/67	50 - 80	80 - 100	70 - 80	20 - 50
227/68	80 - 100	80 - 100	50 - 80	20 - 40
227/69	80 - 100	80 - 100	50 - 80	20 - 50
227/70	30 - 60	100 - 120	60 - 80	20 - 40
227/71	30 - 60	100 - 120	60 - 80	20 - 40
228/66	50 - 80	80 - 100	70 - 90	50 - 70
228/67	100 - 120	80 - 100	70 - 90	40 - 70
228/68	70 - 90	100 - 120	50 - 80	40 - 70
228/69	30 - 60	100 - 120	50 - 80	20 - 40
228/70	30 - 60	80 - 100	70 - 90	20 - 40
228/71	30 - 60	80 - 100	70 - 80	20 - 40
229/65	*	*	*	*
229/66	80 - 100	110 - 130	50 - 60	30 - 60
229/67	80 - 100	80 - 100	50 - 70	30 - 60
229/68	80 - 100	100 - 120	60 - 90	30 - 60
229/69	30 - 60	100 - 120	50 - 70	30 - 50
229/70	30 - 60	80 - 100	60 - 80	20 - 50
229/71	30 - 60	80 - 100	*	*
230/66	100 - 120	120 - 140	70 - 80	20 - 40
230/67	100 - 120	140 - 160	60 - 90	20 - 40
230/68	30 - 70	100 - 120	60 - 80	30 - 50
230/69	30 - 70	*	60 - 80	30 - 50
231/66	30 - 70	100 - 120	60 - 80	20 - 50
231/67	30 - 60	80 - 100	60 - 80	20 - 50
231/68	*	*	*	*

Fonte: Produção do autor.

3.3.2.2 Mapeamento de áreas de queimadas

A abordagem de mapeamento das áreas de degradação por fogo (queimadas) se baseia na separação de objetos, a partir das cicatrizes de fogo, essas cicatrizes possuem maior brilho nas imagens fração sombra, devido a baixa reflectância das áreas queimadas. Isso permite que as características espectrais de áreas queimadas se assemelham a regiões com sombra, ou água (ANDERSON et al., 2011; SHIMABUKURO et al., 2014; SHIMABUKURO et al., 2019). A partir das imagens fração sombra, o mapeamento se deu com a utilização de um algoritmo de segmentação, assim como na segmentação na fase de produção da máscara de floresta/Não floresta (ver 3.3.1). Os parâmetros de escala, forma e compacidade foram 40, 0 e 0 respectivamente (BAATZ; SCHÄPE, 2000). A partir dos resultados, os objetos (segmentos) foram selecionados interativamente de forma manual com apoio das imagens de satélite na composição RGB 543 no LANDSAT 5/TM e 654 no LANDSAT 8/OLI, foram considerados áreas queimadas objetos que cobrem áreas com baixa reflectância, ou seja, que demonstram cicatrizes de fogo (Figura 3.11).

Figura 3.11 - Região com incidência de fogo representada em composição RGB 543 L5/TM orbita/ponto 228/67 com data de 08/09/2010. Linhas em amarelo são objetos produzidos por meio da segmentação. Nota-se detalhes de frente de fogo no momento de aquisição da imagem.



Fonte: Produção do autor.

3.3.2.3 Acurácia do mapeamento das áreas afetadas por degradação florestal

Os mapas utilizados como verdade de campo foram obtidos do projeto DETEX, no qual são produzidas informações referentes às áreas de exploração seletiva por manejo florestal da Amazônia para fins de fiscalização (INPE, 2019). Os mapas do DETEX são realizados por uma equipe técnica e produzidos por edição manual sobre as imagens avaliadas, um dado auxiliar é a fração solo para evidenciar as áreas afetadas, semelhante ao desenvolvido neste trabalho. Foram utilizados os mapas dos anos 2010 e 2015 para o estabelecido da matriz de confusão e cálculo do índice *kappa* (CONGALTON, 1991).

A abordagem de verificação da acurácia de mapeamento foi realizada conforme Olofsson et al. (2014) e indicado por FAO (2016), também utilizado por (SHIMABUKURO et al., 2019). Na qual considera a obtenção das amostras por estrato relativo ao tamanho da área de classe avaliada em relação ao tamanho total da área mapeada, nesta

etapa foram considerados exploração seletiva, floresta e não floresta outra classe. Para a obtenção dos pontos foi utilizado o software R com um *script* desenvolvido pela FAO (<https://github.com/openforis/accuracy-assessment>).

Para a acurácia, a abordagem de Olofsson et al. (2014) utiliza um intervalo de confiança para cada classe mapeada no estudo. Esse intervalo de confiança (IC) é estabelecido por meio de uma matriz de confusão de proporções das áreas de classes mapeadas em relação a área total mapeada. A proporção de área é estimada pela Equação 3.2, e o IC é obtido do Erro padrão (Equação 3.3).

$$\widehat{P}_{i,j} = \frac{W_i \cdot n_{i,j}}{n_i} \quad (3.2)$$

$$S(\widehat{p}) = \sqrt{\sum_i \frac{W_i \widehat{P}_{i,j} - \widehat{P}_{i,j}^2}{n_i - 1}} \quad (3.3)$$

$\widehat{P}_{i,j}$ é a proporção de área estimada para cada célula na matriz de erro; W_i é o peso da classe (a proporção da área mapeada como classe i) e pode ser calculada dividindo-se o número de *pixels* por classe pelo número total de *pixels*; $n_{i,j}$ é a contagem de amostra na célula i,j e n_i é o número total de contagens de amostra na classe i ; $S(\widehat{p})$ é o erro padrão da área estimada.

Para obtenção da matriz de confusão e matriz de confusão de proporções (W_i) foram utilizados scripts desenvolvidos pela FAO (<https://github.com/openforis/accuracy-assessment>)

Há que se ressaltar que a acurácia foi desenvolvida somente para os mapas de exploração seletiva, pois os mapas de queimadas foram produzidos de forma semiautomática e para a máscara de floresta/não floresta os arquivos base como PRODES, o TreeCover2000 foram testados em Gasparini et al. (2019).

3.3.3 Análise espacial dos pontos de exploração seletiva (OE.3 e OE.4)

A partir dos mapas de exploração seletiva obtidos para os anos de 2000, 2005, 2010 e 2015, estes foram transformados em formato vetorial de pontos e analisados a partir de uma abordagem de eventos espaciais. Esta análise se pauta em duas partes, que são efeitos de primeira ordem e efeitos de segunda ordem (DRUCK et al., 2004).

Os efeitos de primeira ordem (densidade) podem ser obtidos de forma global e local.

A verificação dos efeitos de primeira ordem global utilizou-se a Equação 3.4. Para a abordagem local foram utilizados densidade de *Kernel* para verificação da distribuição espacial das intensidades de exploração seletiva no MT. Para cada ano foi estabelecido um mapa de *Kernel* (Equação 3.5), com os parâmetros de raio em 300 m (GRECCHI et al., 2017) e a função de amaciamento quadrática.

$$\widehat{\lambda} = \frac{n}{a} \quad (3.4)$$

Em que $\widehat{\lambda}$ é a densidade global n é número de eventos e a é a área unidades quadradas, no caso foi feito em km^2 .

$$\widehat{\lambda}_r(u) = \sum_{h_i \leq \tau} \frac{3}{\pi \tau^2} \left(1 - \frac{h_i^2}{\tau^2}\right)^2 \quad (3.5)$$

Em que $\widehat{\lambda}_r(u)$ é o estimador de intensidade do evento u dentro de um raio de influência. τ é o raio de influência para estimativa da intensidade; h é a distância entre a localização em que desejamos calcular a função e o evento observado. Ainda na avaliação de primeira ordem em nível local, foram utilizadas a distribuição da intensidade de exploração seletiva com a interação da biomassa como co-variável (Equação 3.6). O modelo empregado está baseado no processo pontual de Poisson que assume a forma segundo a Equação

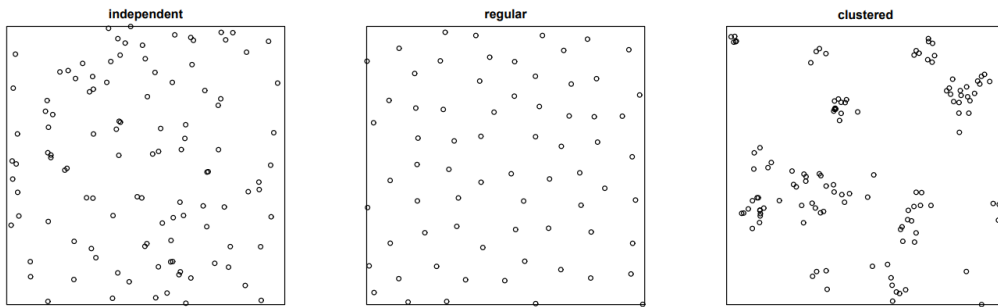
$$\widehat{\lambda}_{(i)} = e^{\alpha + \beta Z_i} \quad (3.6)$$

Onde $\widehat{\lambda}_{(i)}$ é a intensidade modelada na localização i , e^α (o expoente de α) é a intensidade quando a co-variável é zero e é o multiplicador pelo qual a intensidade aumenta (ou diminui) para cada aumento de uma unidade na co-variável $Z_{(i)}$. Um teste de hipótese foi realizado para saber se existe dependência significativa da co-variável sobre o processo pontual. O teste realizado foi o de *Kolmogorov-Smirnov* obtido pelo software R (R Core Team, 2019) (veja ANEXO B), utilizando o pacote *spatstat*. Segundo o modelo de hipóteses testáveis, o processo de *Poisson* descrito pode ser homogêneo (H0), ou, alternativamente, o processo de *Poisson* pode ser estocástico apresentando tendência ou interação (H1) entre o processo pontual e a co-variável testada.

O efeito de segunda ordem está relacionado a dispersão dos eventos pontuais na extensão da área de ocorrência (DRUCK et al., 2004). Sendo assim os eventos podem

ser distribuídos aleatoriamente (*independent*), regular ou agregadas (*cluster*) (Figura 3.12).

Figura 3.12 - Localização hipotética de 65 mudas de pinheiro japonês em uma região de amostragem quadrada de 5,7m² em área natural.



Fonte: Baddeley (2010).

A análise de segunda ordem é informalmente, a intensidade que dois pontos x e y reflete a probabilidade de qualquer par de eventos que ocorre nas proximidades de x e y , respectivamente. A abordagem utilizada de forma exploratória das condições de dependência espacial entre os eventos de exploração seletiva, foi a pela obtenção da função - K de Ripley (BIVAND et al., 2008) que mede o número de eventos encontrados até uma determinada distância de qualquer evento específico (Equação 3.7).

$$\widehat{K}(i) = \lambda^{-1} E[N_0(s)] \quad (3.7)$$

Em que λ é a intensidade ou número de eventos médio por unidade de área $E[]$ é a esperança e $N_0(s)$ representa o número de outros eventos até uma distância s em torno de um evento arbitrário. A função K está associada a um estimador K dado pela Equação 3.8 apresentada a seguir.

$$\widehat{K}(s) = (n(n-1))^{-1} |A| \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i} w_{ij}^{-1} | \{x_j : d(x_i, x_j) \leq s\} | \quad (3.8)$$

Em que w_{ij} são pesos iguais à proporção da área dentro da região A do círculo

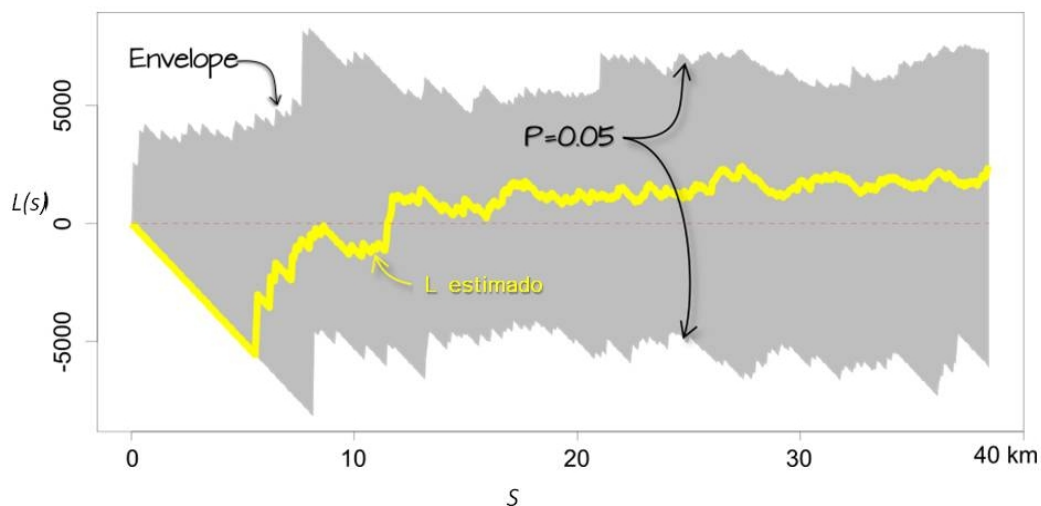
centrado em x_i e raio $d(x_i, x_j)$, a distância entre x_i e x_j .

A função K é utilizada na comparação entre estimativas empíricas $\widehat{K}(s)$ e a resultante \overline{K} de um processo aleatório onde $\widehat{K}(s) = \pi \cdot s^2$. Para a comparação da estimativa K com os eventos de exploração seletiva foram utilizadas a transformada da função K, conhecida como função L (Equação 3.9).

$$\widehat{L} = \sqrt{\frac{\widehat{K}(s)}{\pi} - s} \quad (3.9)$$

O resultado foram gráficos onde a análise é feita de forma direta sendo L dado em função de s. Se os valores forem negativos não existe agrupamento entre essas distâncias. Já se, forem positivos existe um agrupamento entre as distâncias avaliadas (Figura 3.13).

Figura 3.13 - Gráfico representa resultados da simulação para o processo hipotético. Os resultados negativos até em torno de 12 km indicam uma não agregação dos pontos, já a partir de 12 km os valores positivos indicam uma agregação do processo de pontos avaliado. O envelope cinza na plotagem cobre o nível de significância de 95%. Se o L observado estiver fora deste envelope na distância s, haverá menos de 5% de chance de que nosso padrão de pontos observado resulte do processo simulado nessa distância.



Fonte: Adaptado de Gimond (2019).

3.3.4 Análise estatística da tendência dos eventos de exploração seletiva

Para análise dos resultados obtidos do mapeamento de exploração seletiva, foram utilizadas abordagens estatísticas como uso de regressão linear simples comparando os anos avaliados em relação a quantidade de eventos de exploração seletiva, considerando um nível de significância de 5%.

A pergunta científica 1 é relacionado a tendência de exploração seletiva nos anos estudados. A análise de regressão nos permitiu observar se a tendência da reta é crescente ou decrescente a partir da inclinação que é dada pelo coeficiente angular, que é o termo multiplicador (a) na equação de regressão $y = ax + b$. Se o termo multiplicador apresentar magnitude positiva a tendência foi de crescimento das áreas exploradas seletivamente, se apresentar magnitude negativa a tendência foi de diminuição das áreas exploradas.

Da mesma forma procedeu com a avaliação da tendência de perda de biomassa florestal. A reta de regressão foi obtida dos valores de biomassa florestal a partir das áreas exploradas. Segue a mesma interpretação anterior. Se o coeficiente angular da reta apresentar valores positivos existe a relação de crescimento da perda de biomassa no decorrer dos anos estudados. Caso contrário a tendência foi de diminuição da perda de biomassa.

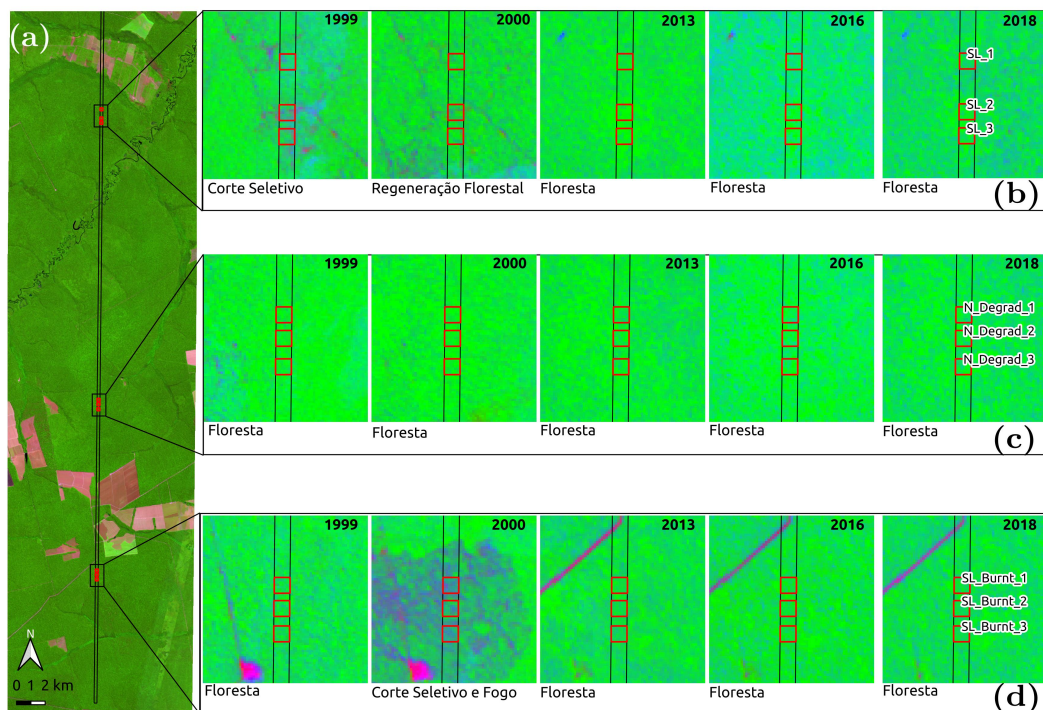
Para a relação intensidade de exploração seletiva *versus* perda de biomassa (pergunta científica 2) a análise foi feita com base na obtenção do processo pontual marcado para efeitos de primeira ordem segundo a teoria da análise espacial de pontos (Veja item 3.3.3). Foram obtidas equações logísticas de crescimento mostrando a tendência da intensidade do evento de exploração seletiva *versus* a perda de biomassa para cada ano estudado.

3.3.5 Mapeamento da biomassa acima do solo em áreas sobrevoadas por sensor LiDAR (OE.5)

Foram selecionadas 9 áreas cobertas por uma faixa de imageamento LiDAR na região de Feliz Natal no Mato Grosso. O voo LiDAR corresponde ao transecto FN2_A01 do projeto paisagens Sustentáveis que ocorreram nos anos 2013, 2016 e 2018. As áreas escolhidas possuíam as seguintes características: 3 locais de exploração seletiva (SL), 3 locais de exploração seletiva e queimada (SL_Burnt) e 3 locais com floresta intacta (N_Degrad). As áreas SL e SL_Burnt foram degradadas antes dos anos 2000 (Figura 3.14), cada área selecionada teve uma extensão de 200 m².

Para a seleção dessas áreas foram observados ao longo dos anos se sofreram novas alterações após o ano afetado. As áreas foram escolhidas usando uma abordagem baseada na visualização de alterações de vegetação através da técnica do MLME conforme metodologia descrita no item 3.3.1 (SHIMABUKURO et al., 2019).

Figura 3.14 - (a) Visão geral da cobertura LiDAR com imagem de fundo RGB 654 L8 ano 2018 ; (b) área afetada pela exploração seletiva (SL) no ano de 1999 e recuperação da floresta nos próximos anos, com fundo composto por imagem MLME (RGB = Fração Solo / Fração Vegetação / Fração Sombra); (c) área não afetada pela degradação (N_Degrad), composição de imagem de fundo MLME (RGB = Fração Solo / Fração Vegetação / Fração Sombra) ao longo dos anos; (d) área afetada pela extração seletiva e queimadas ano 2000 (SL_Burn) em recuperação nos próximos anos, composição de imagem ao fundo MLME (RGB = Fração Solo / Fração Vegetação / Fração Sombra).

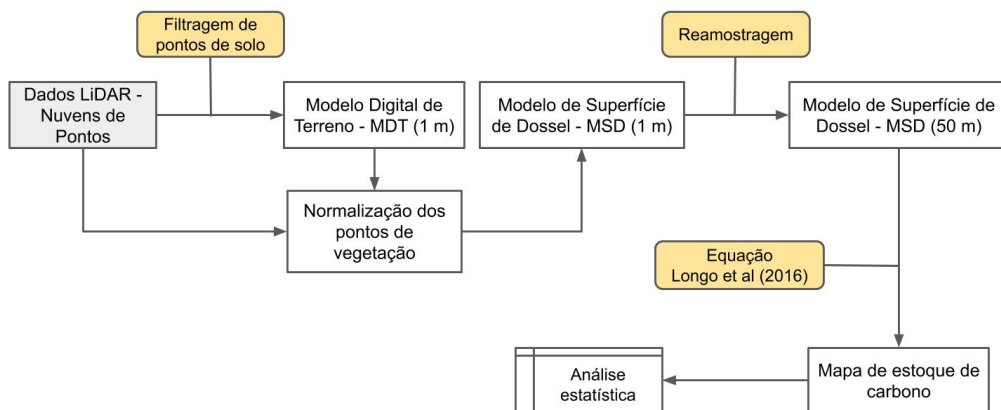


Fonte: Produção do autor.

Para obtenção dos estoques de carbono foram necessários cumprir etapas de processamento, partindo dos dados brutos de nuvem de pontos contendo latitude, longitude e altitude. Seguiu-se assim a obtenção do MDT por filtragem dos pontos de solo,

após uma normalização dos pontos de solo obteve-se o MSD. A partir do MSD pôde ser feito a re-amostragem da célula para 50 m, após foi aplicado a equação de (LONGO et al., 2016)) gerando o mapa de estoque de carbono (Figura 3.15). Essa abordagem se repetiu para os anos 2013, 2016 e 2018. Foi utilizado o software *Fusion 3.6* (MCGAUGHEY, 2018) para o processamento dos dados LiDAR, sendo esse aplicativo utilizado para obter diversas métricas tanto estatísticas, como topográficas das nuvens de pontos LiDAR (LONGO et al., 2016; SATO et al., 2016; SILVA et al., 2017).

Figura 3.15 - Etapas metodológicas para obtenção dos mapas de estoque de carbono a partir de dados LiDAR. Caixa cinza representa o dado utilizado, caixas amarelas os processamentos utilizados e caixas brancas os resultados de cada processamento.



Fonte: Produção do autor.

O processo de filtragem de pontos consiste em obter da nuvem de retornos LiDAR, são aqueles retornos que se encontram na superfície provável do solo (pontos de terra

nua), sendo esse o *input* para geração do MDT através de interpolações matemáticas dos pontos filtrados (MCGAUGHEY, 2018), o MDT obtido foi de 1 metro de resolução espacial.

De posse do MDT foi necessário a etapa de normalização da nuvem de pontos para conversão dos valores de cota Z de altitude para altura. Essa etapa permite a geração do MSD também com 1 metro de resolução espacial. Por meio de um processo de re-amostragem por média, foi realizado a mudança do valor do pixel de 1 metro para 50 metros de resolução espacial. Essa etapa foi necessária para aplicação da Equação 3.10. Essa equação foi desenvolvida para MSD com 50 metros de resolução espacial, por meio de um experimento com 359 inventários e 18.000 ha de área sobrevoada em diversas partes da amazônia brasileira (LONGO et al., 2016).

$$BAS_{Als} = 20 \times 0,054 \times (MSD_{50m}^{1,76}) \quad (3.10)$$

onde BAS_{ALS} é a biomassa acima do solo estimada a partir dos dados LiDAR (*Airborne LiDAR Survey Data - ALS*) em $Mg \text{ ha}^{-1}$ e MSD_{50m} é o MSD com 50 m de resolução espacial obtido nas etapas anteriores da metodologia. A equação originalmente é dada em $kg \text{ C m}^{-2}$, e conservam uma correlação de R^2 ajustado igual a 0,68 (68%) e erro quadrático médio de $4,33 \text{ kg C m}^{-2}$ (LONGO et al., 2016). Para a obtenção em $Mg \text{ ha}^{-2}$, foi realizada a multiplicação por 20.

3.3.6 Análise estatística da taxa de crescimento da biomassa acima do solo em região seca do Mato Grosso

A pergunta científica 4 versa sobre a taxa de aumento da biomassa florestal em áreas degradadas comparadas com áreas intactas. Para avaliações estatísticas foram utilizados um delineamento experimental em blocos causalizados (DBC). O DBC se fundamenta na investigação da variância por meio de uma abordagem conhecida como ANOVA.

O experimento se deu em distribuir pontos aleatórios dentro das 3 áreas separadas para cada tipo de classe (exploração seletiva -SL, Não degradada - N_Degrad, exploração seletiva e queimada - SL_Burnt). Cada área individual recebeu 1000 pontos distribuídos aleatoriamente. Isso se repetiu para cada ano para garantir os pressupostos do DBC.

Desta forma, foram resumidos todas as 3 áreas de cada classe em uma só representativa da classe. Nessa abordagem, as classes são os tratamentos, e os anos

avaliados são os blocos. O modelo da avaliação da ANOVA é dado conforme : $Y | \text{tratamento, bloco} \sim \text{Normal}(\mu_{i,j}, \sigma^2 = 1)$ e segue a Equação 3.11.

$$\mu_{i,j} = \mu + \tau_i + \beta_j + \varepsilon_{i,j} \quad (3.11)$$

em que Y é a variável resposta, τ_i é o efeito do tratamento i , β_j é o efeito do bloco j , μ é a média de Y na ausência do efeito dos tratamentos e dos blocos, $\varepsilon_{i,j}$ é o erro não controlado na parcela do tratamento i no bloco j . σ^2 é a variância das observações ao redor das suas respectivas médias. A média (μ) tem dois índices, um referente ao bloco e outro ao tratamento.

Esse modelo é baseado empiricamente ao se pensar que a média da BAS pode ser influenciada pela classe a qual pertence, ou seja, pelo tratamento, e cada ano a biomassa aumenta, logo, os efeitos do bloco são aditivos. O teste de hipótese para a ANOVA determina se há efeitos entre os tratamentos bem como a aditividade dos blocos. O teste de hipótese para a ANOVA foi enunciado como segue para os tratamentos:

- H0: Não existe diferença na média de BAS entre os tratamentos ($t_i = 0, i = 1, 2, \dots, I$);
- H1: existe diferença em ao menos uma média de BAS entre os tratamentos $t_k \neq 0, k \in [1; I]$.

E para os blocos segue:

- H0: Não existe diferença na média de BAS entre os blocos ($b_j = 0, j = 1, 2, \dots, J$);
- H1: existe diferença em ao menos uma média de BAS entre os blocos $b_k \neq 0, k \in [1; J]$.

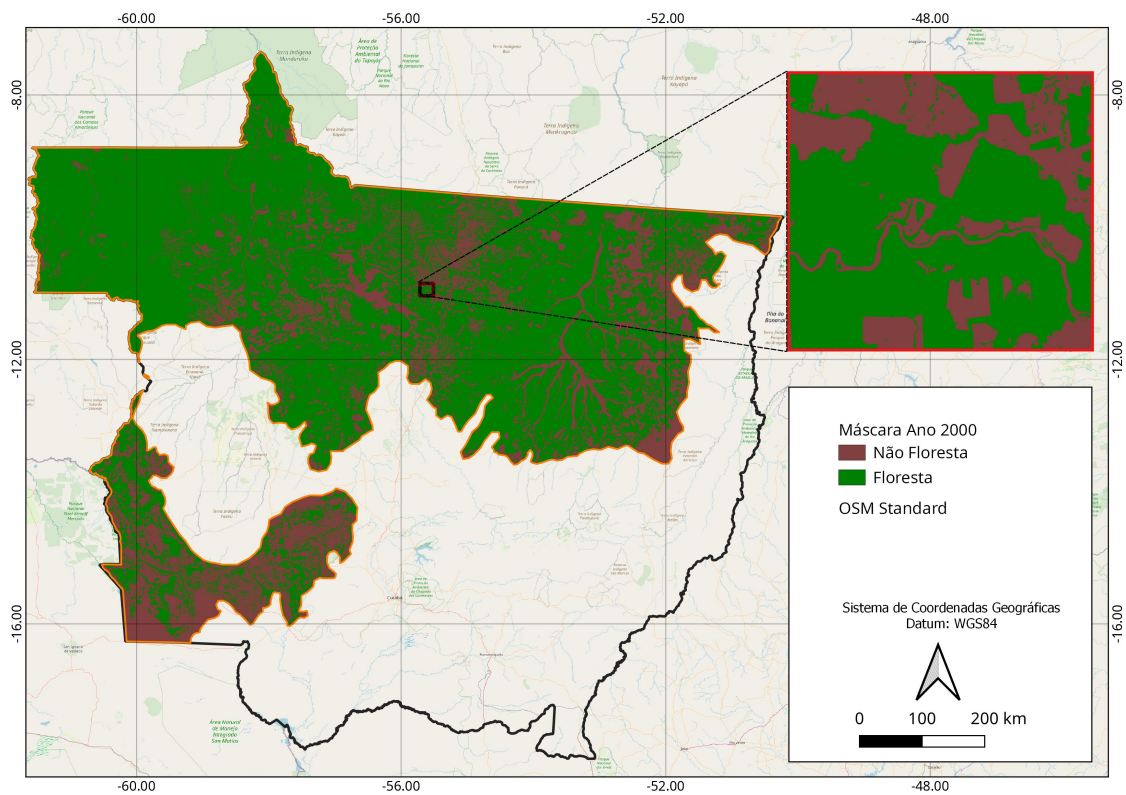
Para correta aplicação da ANOVA foi necessário avaliar a aderência dos resíduos a uma distribuição normal padrão, os resíduos devem ser independentes e identicamente distribuídos ($\varepsilon \sim^{iid} N(0, \sigma^2)$). Foi utilizado o teste de *Kolmogorov-Smirnov* sobre os resíduos e juntamente a análise gráfica Quantil-Quantil. Sendo a rejeição da hipótese nula confirmada, passou-se a aplicação do teste de comparações múltiplas de *Tukey*, que permite criação de intervalos de confiança simultâneos para todas as comparações em pares, definindo quais médias de BAS se diferem entre si.

4 RESULTADOS

4.1 Mapeamento das áreas de floresta e não-floresta

O mapeamento das áreas de Floresta e Não-floresta pode ser visto na Figura 4.1. Esse mapa foi obtido por meio da junção de conjuntos de dados obtidos do MLME fração vegetação, fração solo, TreeCover 2000 e PRODES. A classe floresta apresentou 340.975,78 km², já a classe Não-floresta apresentou uma área de 141.920,33 km², incluindo áreas de desmatamento, rios e áreas de afloramento rochoso. A área ocupada por floresta no bioma amazônico representou 70,61% enquanto a área de não floresta representou 29,39% no ano 2000. Os demais anos (2005, 2010 e 2015) considerou o incremento do desmatamento obtido do PRODES atualizado para cada ano.

Figura 4.1 - Representação espacial da área de cobertura florestal no ano 2000 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com floresta e não-floresta.

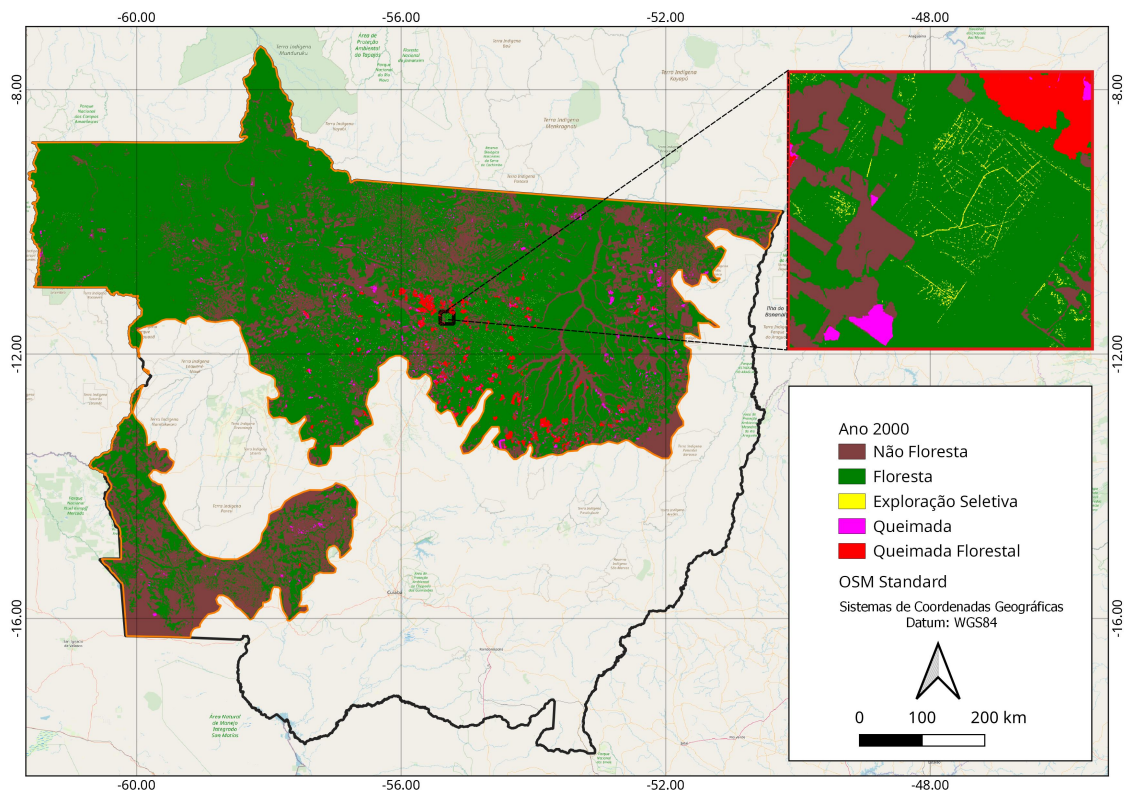


Fonte: Produção do autor.

4.2 Mapeamento das áreas de degradação florestal

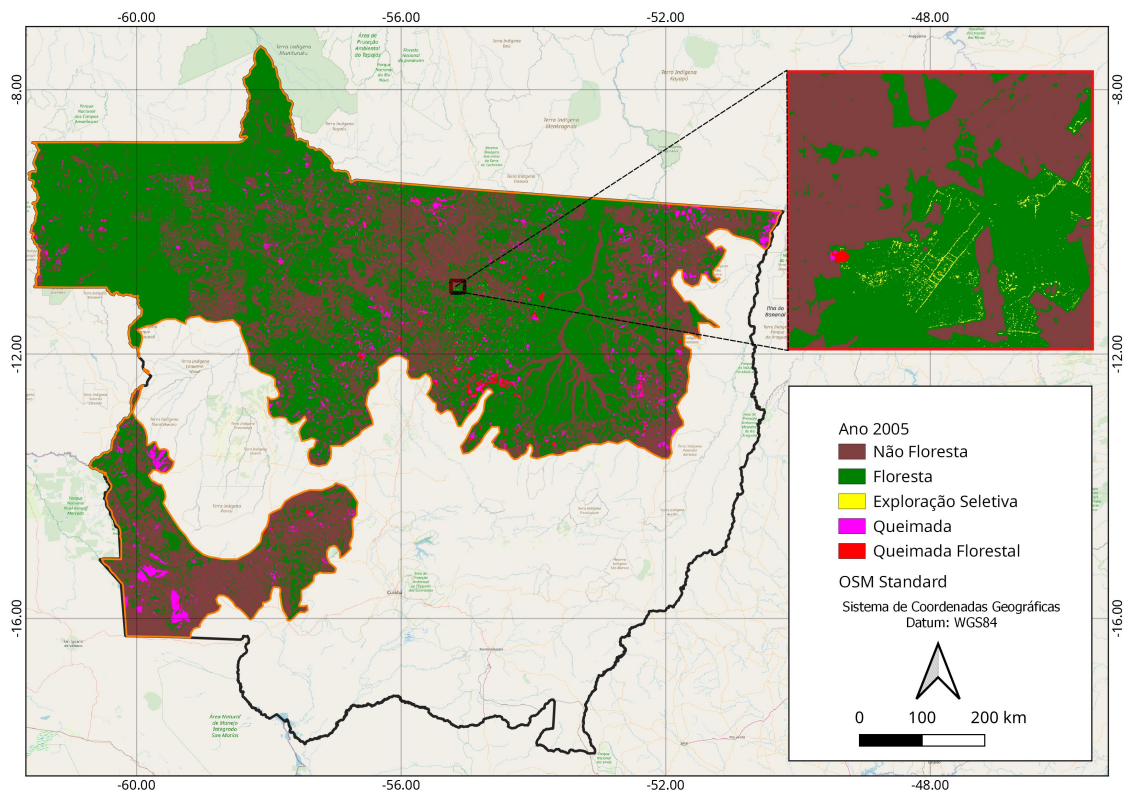
As áreas de degradação florestal mapeadas podem ser observadas nas Figuras (4.2 a 4.5) onde foram distribuídas juntamente com as classes de Não floresta e floresta e separada em exploração seletiva, queimada e queimada florestal. A partir da máscara de floresta e não floresta para ano 2000 foi possível separar os sinais de exploração seletiva que estavam contidos somente nas áreas de floresta bem como as áreas de queimadas em regiões florestais. Os anos seguintes foram incorporados os desmatamentos acumulados do PRODES e pôde ser replicado o mesmo procedimento verificando as áreas de degradação florestal e o percentual da classe em relação à área total do bioma amazônico, descrito na Tabela 5.

Figura 4.2 - Representação espacial das classes de uso do solo no ano 2000 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com degradação florestal.



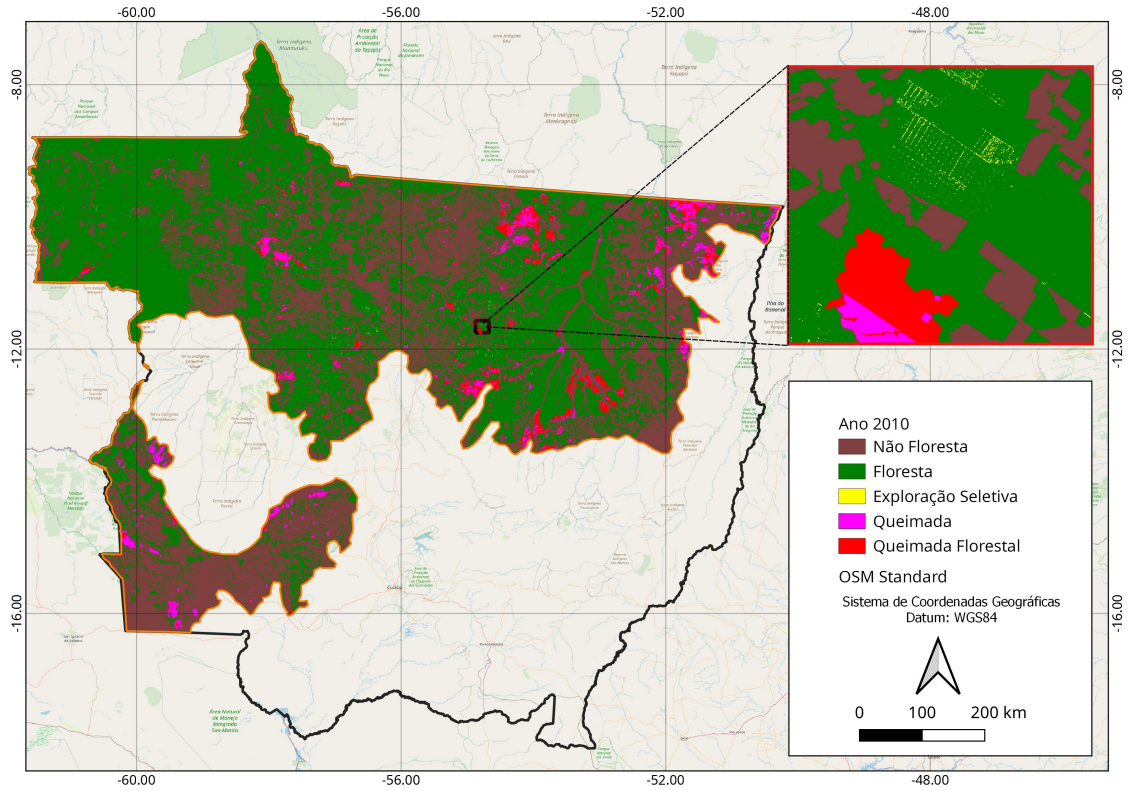
Fonte: Produção do autor.

Figura 4.3 - Representação espacial das classes de uso do solo no ano 2005 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com degradação florestal.



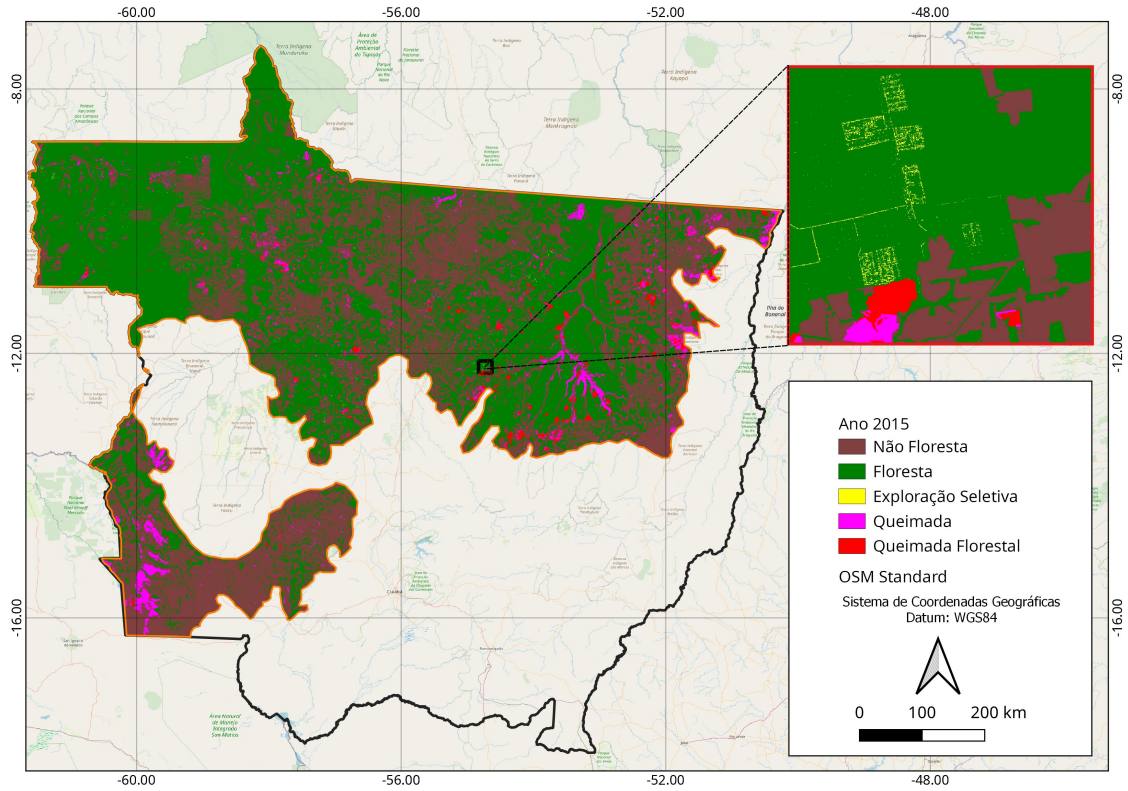
Fonte: Produção do autor.

Figura 4.4 - Representação espacial das classes de uso do solo no ano 2010 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com degradação florestal.



Fonte: Produção do autor.

Figura 4.5 - Representação espacial das classes de uso do solo no ano 2015 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. Em detalhe aproximação de uma área coberta com degradação florestal.



Fonte: Produção do autor.

De acordo com a Tabela 4.1 nota-se um aumento acentuado na classe não floresta, causado por desmatamento nos anos 2000 para 2005, e depois um aumento quase constante de entre 2005, 2010 e 2015. Observa-se um aumento na classe queimada do ano 2000 para 2005 e entre os anos 2005 a 2015 teve uma pequena variação. No entanto, para a classe queimada florestal a magnitude no ano 2000 é maior que a queimada em área não florestada, em 2010 houve o maior pico de queimada florestal sendo a área afetada 2,5 vezes maior que no ano 2005 e 1,6 vezes maior que 2015. A exploração seletiva foi o tipo de degradação florestal que teve diminuição na área afetada do ano 2000 para 2015.

Tabela 4.1 - Distribuição das áreas de uso do solo em km² e percentual no bioma amazônico do Mato Grosso nos anos 2000, 2005, 2010 e 2015

Classes	2000	2005	2010	2015
Não floresta	137.605,24 (km ²) 28,50 (%)	192.335,95 (km ²) 39,83 (%)	202.783,24 (km ²) 41,99 (%)	204.329,28 (km ²) 42,31(%)
Floresta	334.509,03 (km ²) 69,27 (%)	273.516,06 (km ²) 56,64 (%)	259.220,14 (km ²) 53,68 (%)	258.764(km ²) 53,59 (%)
Exploração Seletiva	512,77(km ²) 0,11 (%)	320,41(km ²) 0,07 (%)	212,07 (km ²) 0,04 (%)	175,88 (km ²) 0,04 (%)
Queimada	4.317,39 (km ²) 0,89 (%)	12.775,22 (km ²) 2,65 (%)	10.703,54 (km ²) 2,22 (%)	13.504,37 (km ²) 2,80 (%)
Queimada em floresta	5.950,85 (km ²) 1,23 (%)	3.946,23 (km ²) 0,82 (%)	9.968,26 (km ²) 2,06 (%)	6.113,74 (km ²) 1,27 (%)

Fonte: Produção do autor.

4.2.1 Acurácia do mapeamento nas áreas de exploração seletiva.

A utilização da matriz de confusão obtida a partir da comparação do DETEX com o mapeado nesse estudo, considerando três classes Não Floresta, Floresta e Exploração seletiva. De Forma geral o mapeamento das classes tanto para o ano 2010 e 2015 apresentaram uma exatidão global alta (92,33% e 95,11%) o índice *kappa* para o ano 2010 foi de 86,11, já para o ano 2015 foi 91,34(Tabela 4.2). Nota-se que as exatidões do usuário foram mais altas que as do produtor. Uma alta precisão do usuário e baixa precisão do produtor para a perda de floresta, por exemplo, indica que a maior parte da perda de floresta no mapa também foi perda de floresta nos dados de referência, mas que o mapa perdeu a captura de uma quantidade razoável de perda de floresta (FAO, 2016).

Ainda segundo [FAO \(2016\)](#) IC's menores correspondem a maiores precisões no mapeamento. Observa-se que a classe não floresta não teve confusão com nenhuma outra classe, já a classe exploração seletiva teve confusão com a classe floresta. No ano 2010 essa confusão foi maior, de forma que houve mais *pixels* marcados como floresta do que exploração seletiva. No entanto, a classe floresta teve pouca confusão com a classe exploração seletiva. Esse mesmo padrão de confusão entre as classes floresta e exploração seletiva ocorreu no ano 2015, com menor magnitude o que garantiu maior exatidão para o usuário e menor IC para essas classes comparadas ao ano 2010.

Tabela 4.2 - Matriz de erros obtidos da comparação dos mapeamentos realizados neste estudo com o realizado pelo DETEX no bioma amazônico do Mato Grosso

Ano	Classes	Observado			Área estimada (%)	Área estimada km ² ± 95% IC	Usuário	Produtor	Exatidão Global
		Não floresta	Floresta	Corte seletivo					
Mapa 2010	Não floresta	318	0	0	0,4	187.985 ±0,0	1	1	92%
	Floresta	0	473	9	0,6	279.379 ±3.442	0,98	0,88	
	Corte seletivo	0	60	40	0	5.936 ±3.442	0,4	0,18	
Mapa 2015	Não floresta	327	0	0	0,41	193.409 ±0,0	1	1	95%
	Floresta	0	466	6	0,59	275.613 ±2.824	0,99	0,92	
	Corte seletivo	0	38	62	0	3.548 ±2.824	0,62	0,09	

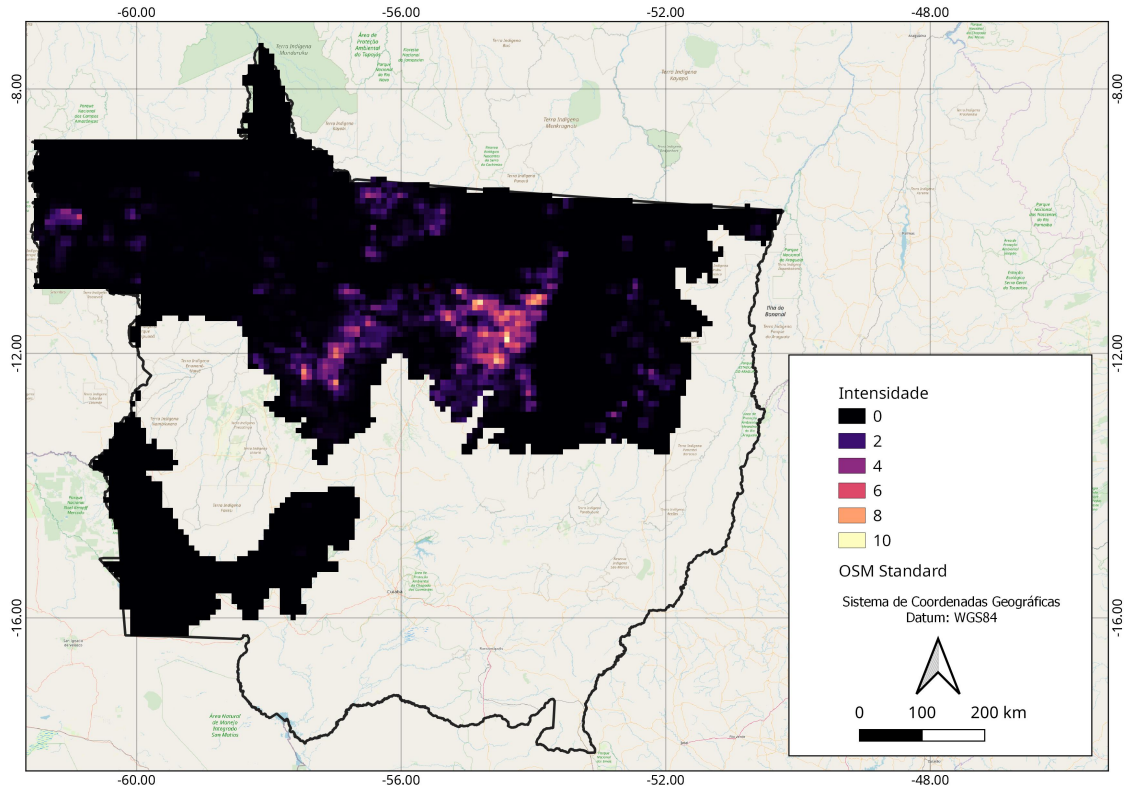
Fonte: Produção do autor.

4.3 Análise espacial de pontos de exploração seletiva

A análise de padrões espaciais nos efeitos de primeira ordem sinalizam os locais onde há maior intensidade das ocorrências do fenômeno analisado. No ano 2000 a intensidade média foi de 0,33 pontos \cdot km⁻², para o ano 2005 a média foi 0,25 pontos \cdot km⁻², já o ano 2010 foi 0,14 pontos \cdot km⁻² e por fim no ano 2015 a média foi 0,13 pontos \cdot km⁻². A Figura 4.630 revela por meio do mapa de *Kernel* que no ano 2000 houve maior intensidade de exploração seletiva na região central do bioma amazônico do Mato Grosso, existe uma evidência de maior atividade no ano 2000, sendo observado que existe mais *pixels* com intensidade 10 pontos por km² em relação aos outros anos estudados.

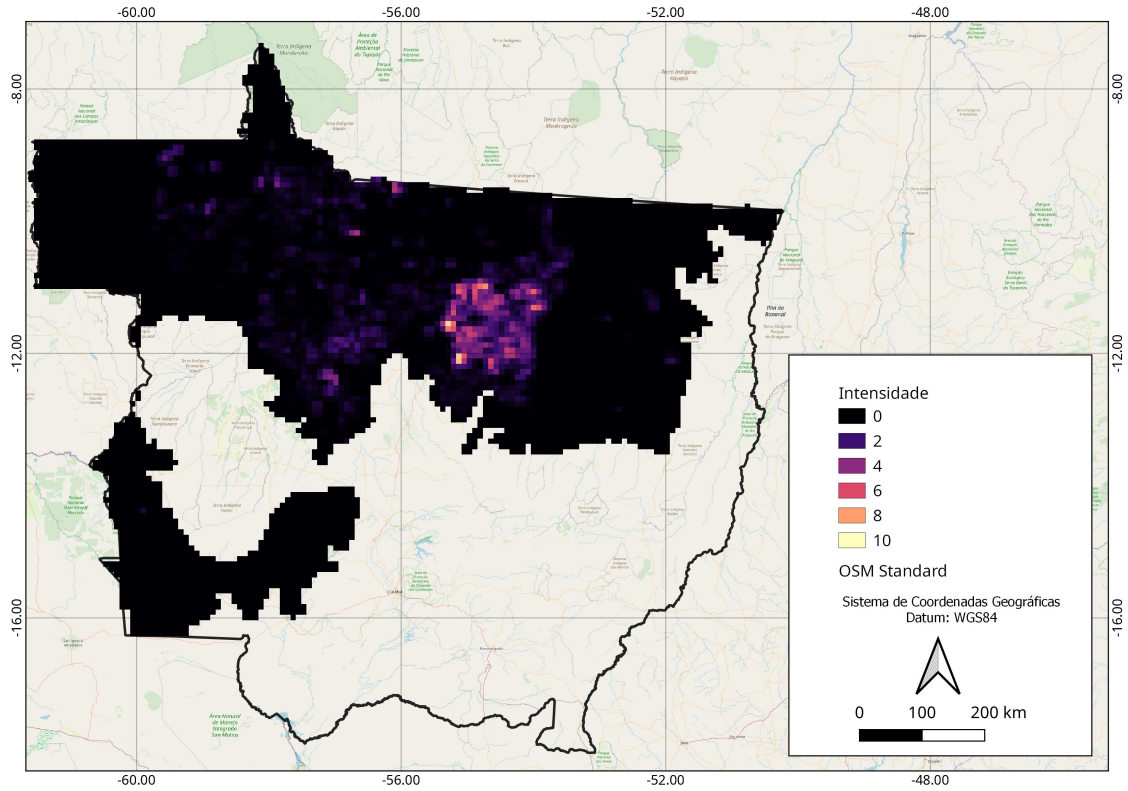
Há que se destacar que a região entre os meridianos -56 W e -52 W e paralelos -12 S e -8 S, foi altamente ativa nos anos 2000, 2005 e 2010 (Figuras 4.6 a 4.8). O padrão se diferencia no ano 2015, no qual se caracteriza por uma menor intensidade, e os registros de exploração seletiva possuem menor aglomeração com tendência de avanço para a região noroeste do estado do Mato Grosso.

Figura 4.6 - Representação espacial de mapas de *Kernel* dos pontos de exploração seletiva no ano 2000 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. A intensidade é dada em número de pontos de exploração seletiva por km².



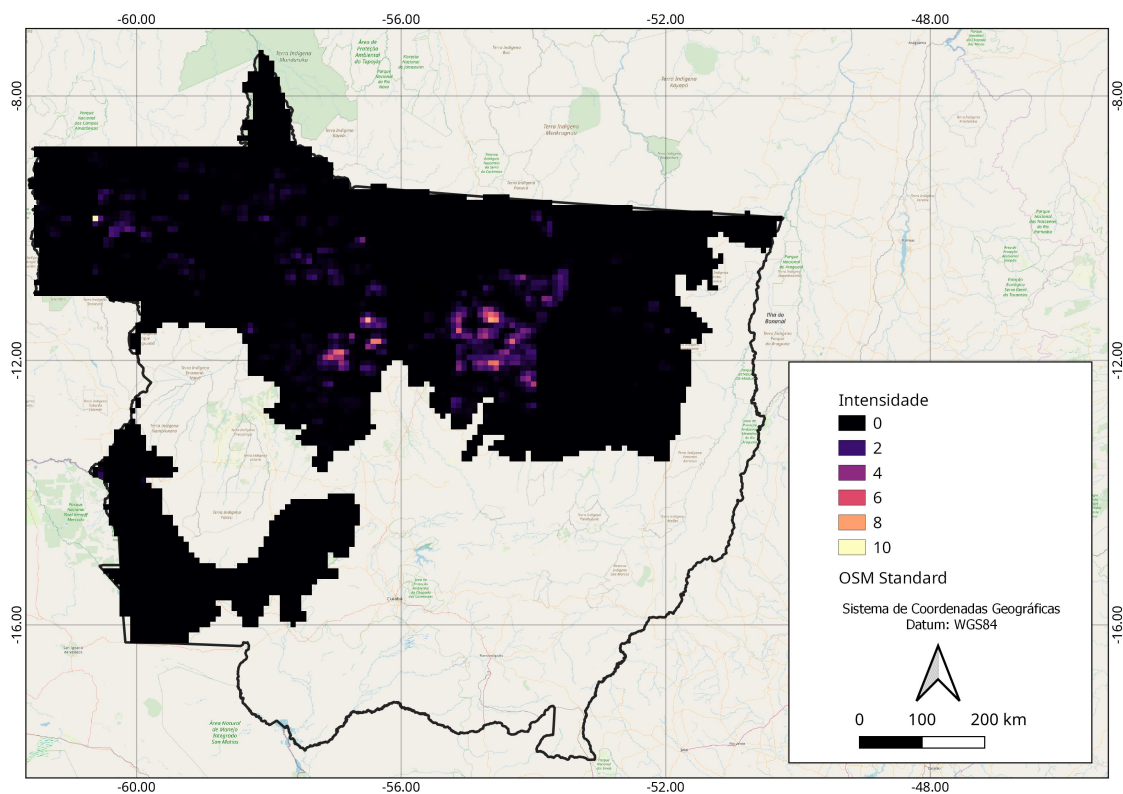
Fonte: Produção do autor.

Figura 4.7 - Representação espacial de mapas de *Kernel* dos pontos de exploração seletiva no ano 2005 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. A intensidade é dada em número de pontos de exploração seletiva por km².



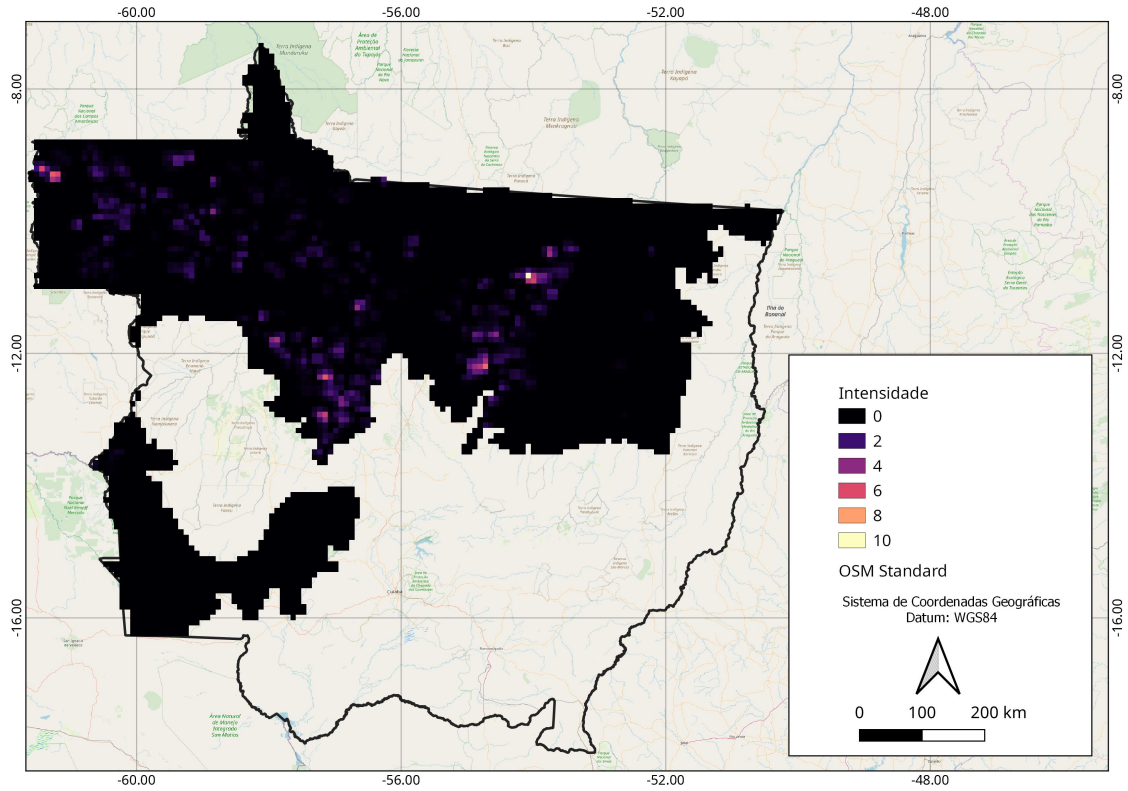
Fonte: Produção do autor.

Figura 4.8 - Representação espacial de mapas de *Kernel* dos pontos de exploração seletiva no ano 2010 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. A intensidade é dada em número de pontos de exploração seletiva por km².



Fonte: Produção do autor.

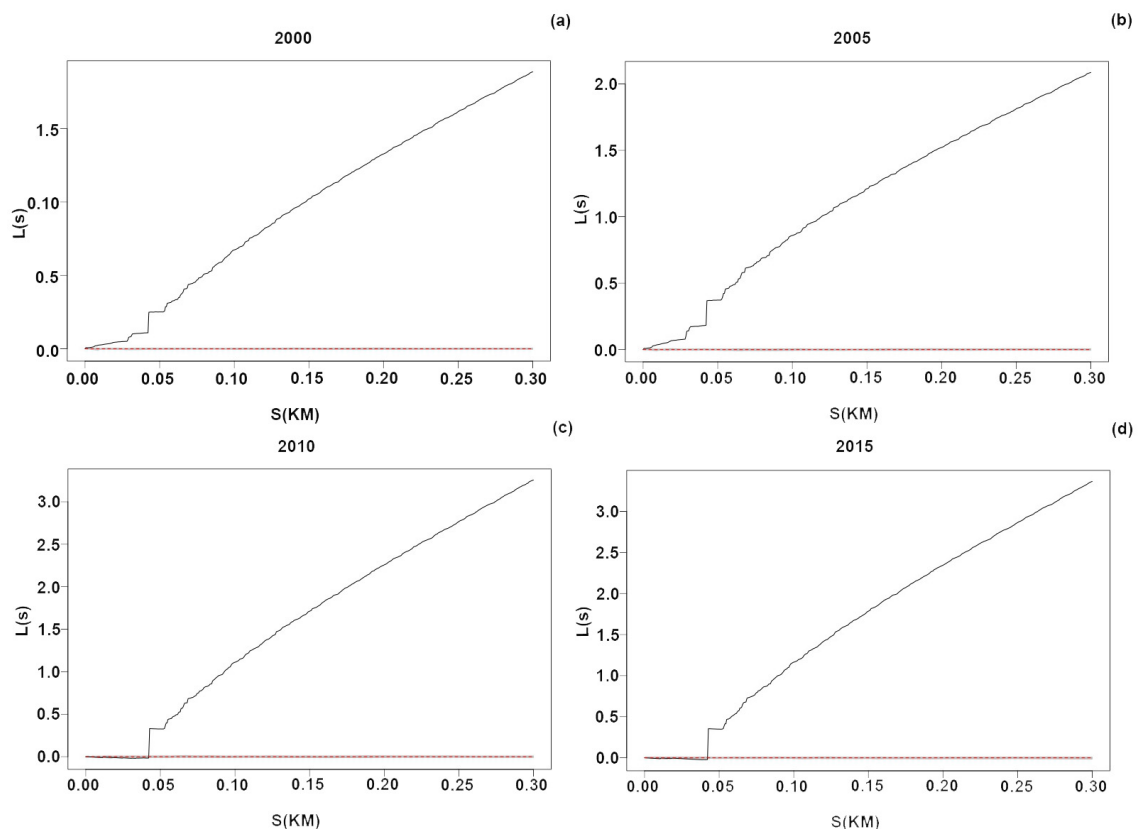
Figura 4.9 - Representação espacial de mapas de *Kernel* dos pontos de exploração seletiva no ano 2015 dentro do bioma amazônico do Mato Grosso. A intensidade é dada em número de pontos de exploração seletiva por km².



Fonte: Produção do autor.

Os efeitos de segunda ordem indicam o padrão de distribuição do fenômeno analisado, podendo ser, agrupado, aleatório e regular. A Figura 4.1033 revela a função L de cada ano estudado, e pode se observar que em todos os anos apresentaram valores positivos, o que indica um agrupamento espacial na distância avaliada, no caso para o ano 2000 e 2005 (Figura 4.10 (a) e (b)) a partir de poucos metros a curva possui valores positivos. Para os anos 2010 e 2015 (Figura 4.10 (c) e (b)) a partir de próximo os 50 metros o padrão de distribuição das explorações seletivas passa a ser agrupado. Outra resposta dessa análise é que a curva do gráfico está fora do envelope de simulação, e revela que menos de 5% de chance do padrão de exploração seletiva estudado resulte do processo de simulação.

Figura 4.10 - Função L dos efeitos de segunda ordem da análise espacial de pontos. A curva positiva demonstram que o padrão é agrupado. Em (a) função L para o ano 2000. (b) função L para o ano 2005. (c) função L para o ano 2010 e (d) função L para 2015.

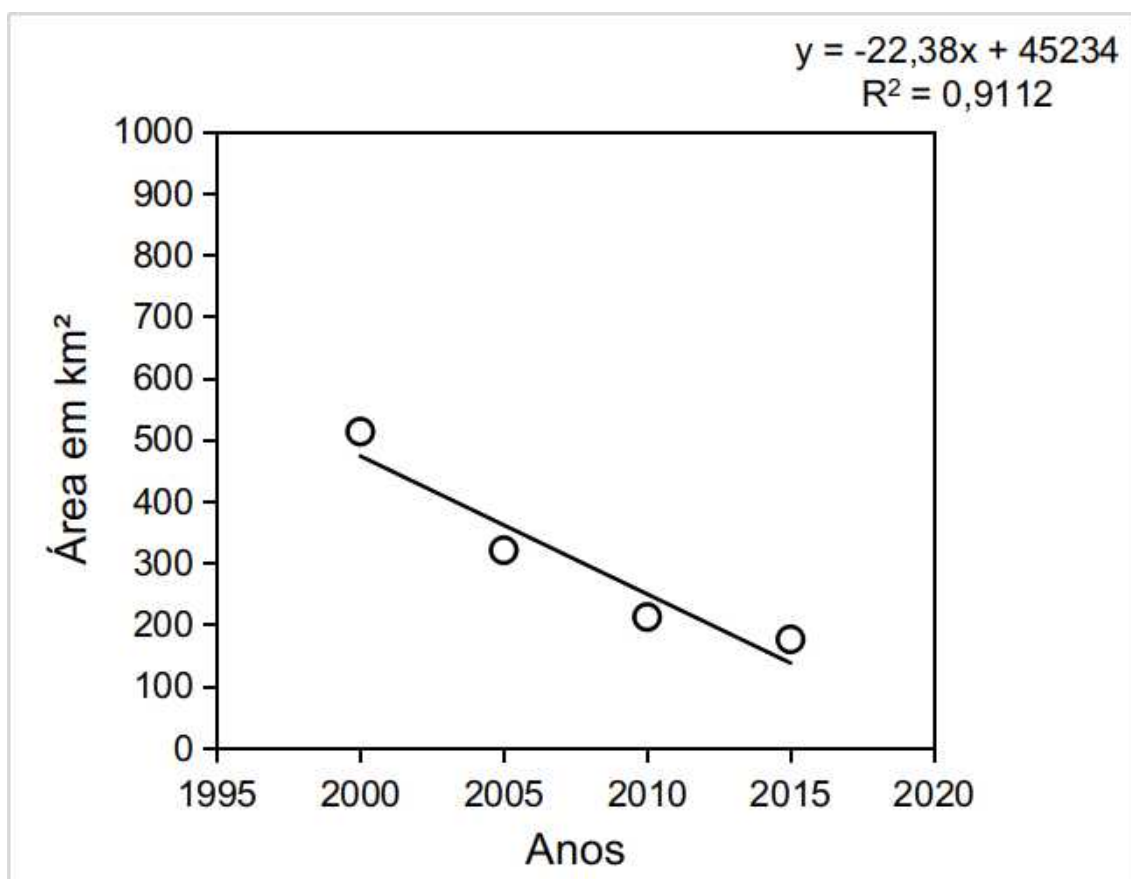


Fonte: Produção do autor.

4.4 Análise estatística da tendência dos eventos de exploração seletiva

A tendência de exploração seletiva no Mato Grosso de acordo com os anos avaliados são apresentados na Figura 4.11, onde nota-se uma diminuição da área afetada. As áreas de exploração seletiva representaram menos de 1% da área total do bioma amazônico no Mato Grosso (veja tabela Tabela 5). Essa redução em termos de tendência pode ser descrita matematicamente pela equação $y = -22,38x + 4.523,53 \pm 55,25 \text{ km}^2$ com $R^2 = 0,9112$, ou seja, houve uma redução de 223% em média a cada 5 anos.

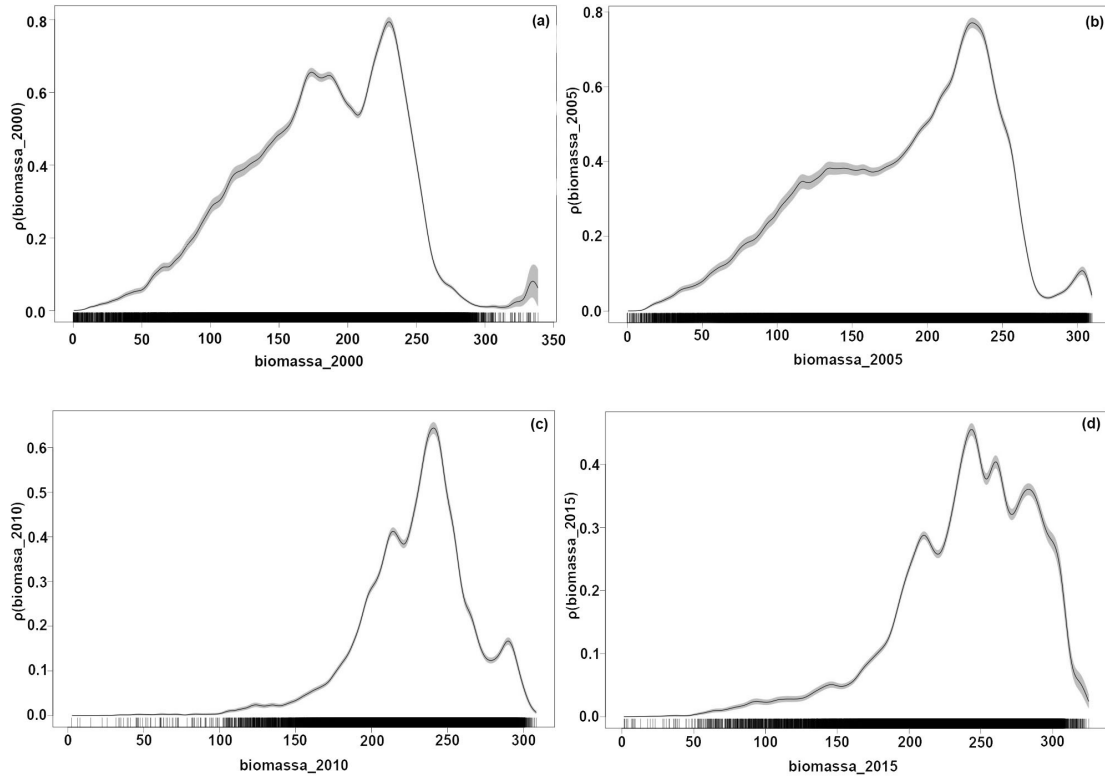
Figura 4.11 - Taxa de exploração seletiva considerando intervalo de 5 anos no bioma amazônico do Mato Grosso.



Fonte: Produção do autor.

A exploração seletiva relacionada com o mapa de biomassa (BACCINI et al., 2012) representou mudança de magnitudes de exploração, com passar dos anos as áreas exploradas foram migrando, (pode ser visto nos mapas de *Kernel* Figuras: 4.6 a 4.9) essa migração é diretamente proporcional ao tipo de biomassa afetada como pode ser observado na Figura 3.4 (veja item 3.2.3). No ano 2000 por exemplo (Figura 4.12 - (a)), os picos de exploração seletiva (eixo y) atingiram biomassa entre 150 – 250 Mg ha⁻¹ (eixo x) os anos 2005 e 2010 (Figura 4.12 - (a), (b)) os picos de exploração seletiva ficaram próximos de 250 Mg ha⁻¹, no entanto no ano 2015 houve mais picos de exploração distribuídos entre 250 – 300 Mg ha⁻¹, sendo a intensidade menor, porém as regiões com 300 Mg ha⁻¹ começaram a ser mais exploradas (Figura 4.12 - (d)).

Figura 4.12 - Relação da intensidade de exploração seletiva BAS nos anos avaliados. (a) Relação da BAS *versus* intensidade de exploração seletiva no 2000. (b) Relação da BAS *versus* intensidade de exploração seletiva no ano 2005. (c) Relação da BAS *versus* intensidade de exploração seletiva no ano 2010. (d) Relação da BAS *versus* intensidade de exploração seletiva no ano 2015. Envelope cinza no gráfico são intervalo de confiança.



Fonte: Produção do autor.

A relação exploração seletiva *versus* biomassa foram testadas pelo método *Kolmogorov-Smirnov*, que especificamente testou a dependência entre os dois fenômenos. Sendo que para todos os anos avaliados o valor-p obtido foi menor que 0,05, ou seja, foram rejeitadas a hipótese nula demonstrando que estatisticamente não há evidências para negar a dependência do evento pontual com a co-variável. Sendo assim, a relação pôde ser explicada por meio de equações exponenciais (Tabela 4.3) em que a variável resposta (intensidade de exploração seletiva) é dependente da variável biomassa. Os coeficientes α tiveram decréscimo em relação de um ano para outro que demonstra que a intensidade diminuiu ao se desconsiderar o coeficiente beta, no entanto, houve um aumento do coeficiente beta no decorrer dos anos, o

que demonstra que a curva possui uma inclinação maior, o que evidencia aumento abrupto de intensidade de exploração seletiva em áreas com maior biomassa.

Tabela 4.3 - Equações de intensidade de exploração seletiva em função da biomassa nos anos avaliados. Todos os coeficientes foram estatisticamente significativos ao nível de 0,05 de significância (p-valor < 0,05)

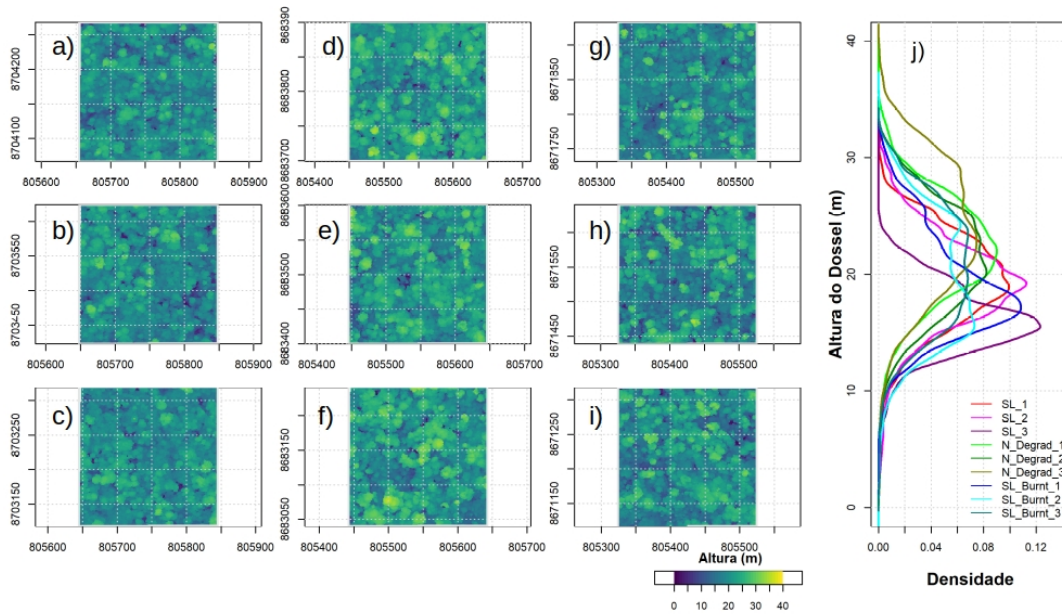
Ano	Equação
2000	$\lambda_{est} = e^{-1,3372+0,000584(BAS)}$
2005	$\lambda_{est} = e^{-2,202+0,008939(BAS)}$
2010	$\lambda_{est} = e^{-4,0742+0,01198(BAS)}$
2015	$\lambda_{est} = e^{-4,6418+0,01391(BAS)}$

Fonte: Produção do autor.

4.5 Mapeamento da biomassa acima do solo em áreas sobrevoadas por sensor LiDAR

A Figura 4.13 apresenta o MSD das áreas selecionadas em região seca do Mato Grosso no ano de 2013. Pode se observar a variação do dossel florestal pela intensidade da cor no qual as áreas de exploração seletiva (SL Figura 4.13: (a - c)) tem uma coloração mais escura que denota menores alturas, em relação a área não afetada (N_Dregrad Figura 4.13: (e - f)). A área afetada por exploração seletiva acompanhada de queimadas (SL_Burnt Figura 4.13: (g - i)) apresentou região com concentração de árvores menores. Ao se observar na Figura 4.13: (j) nota-se uma concentração de árvores entre 10 e 20 metros para as áreas afetadas por exploração seletiva ou fogo. Enquanto as áreas de degradação houve uma maior distribuição dos indivíduos entre 10 e 35 metros com menor concentração em torno de uma classe de altura.

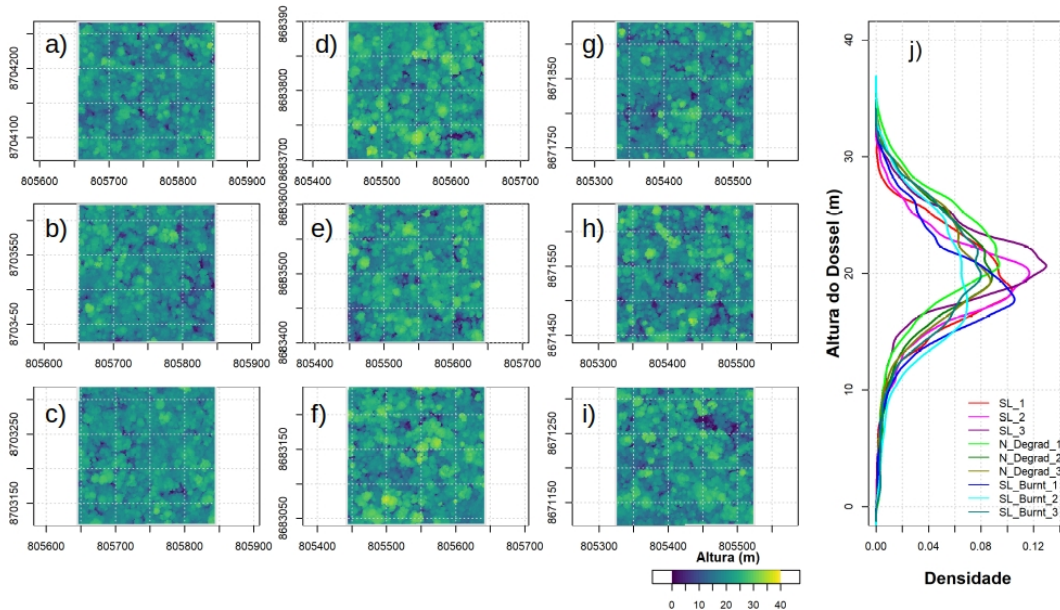
Figura 4.13 - Distribuição espacial do dossel florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva e fogo e áreas não afetadas para o ano de 2013. (a - c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d - f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g - i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de altura de árvores nas áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.



Fonte: Produção do autor.

Para o ano de 2016, houve conservação de regiões com menores alturas para as áreas exploradas, de forma que as regiões com árvores mais baixas mudaram em relação ao ano 2013. O que indica queda ou mortalidade nas árvores maiores. Isso se torna mais claro quando se avalia a distribuição de altura (Figura 4.14: (j)) para cada classe, de maneira que aumentou a concentração de árvores em torno da classe com 20 metros. Isso pode caracterizar um equilíbrio entre os estratos florestais dentro das áreas avaliadas. As áreas sem degradação ainda apresentaram menor pico de altura em relação as áreas exploradas.

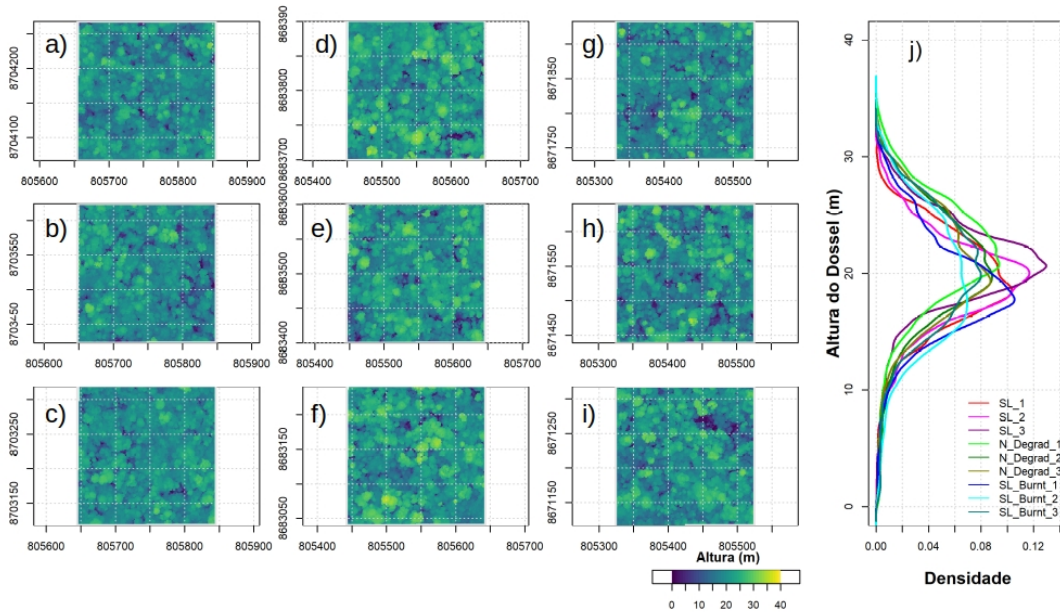
Figura 4.14 - Distribuição espacial do dossel florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2016. (a - c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d - f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g - i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de altura de árvores nas áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.



Fonte: Produção do autor.

O MDS do ano 2018 está apresentado na Figura 4.15, sendo que pode se notar surgimento de novas clareiras na área de exploração seletiva (Figura 4.15:(a - c)) as áreas sem degradação se mantiveram estáveis com pequenos incrementos de copa, e nas áreas de corte seletivo com fogo (Figura 4.15: (g - i)) houve um incremento dos locais de clareira, evidenciando um aumento de copa. Já a densidade de altura de árvores conservou o padrão de 2016, de maior concentração de árvores perto da classe de 20 metros destacando as áreas de exploração seletiva (SL). Ainda para SL nota-se surgimento de uma porção em torno de 0 m de altura, fato não demonstrado nos outros anos, o que revela abertura de clareiras.

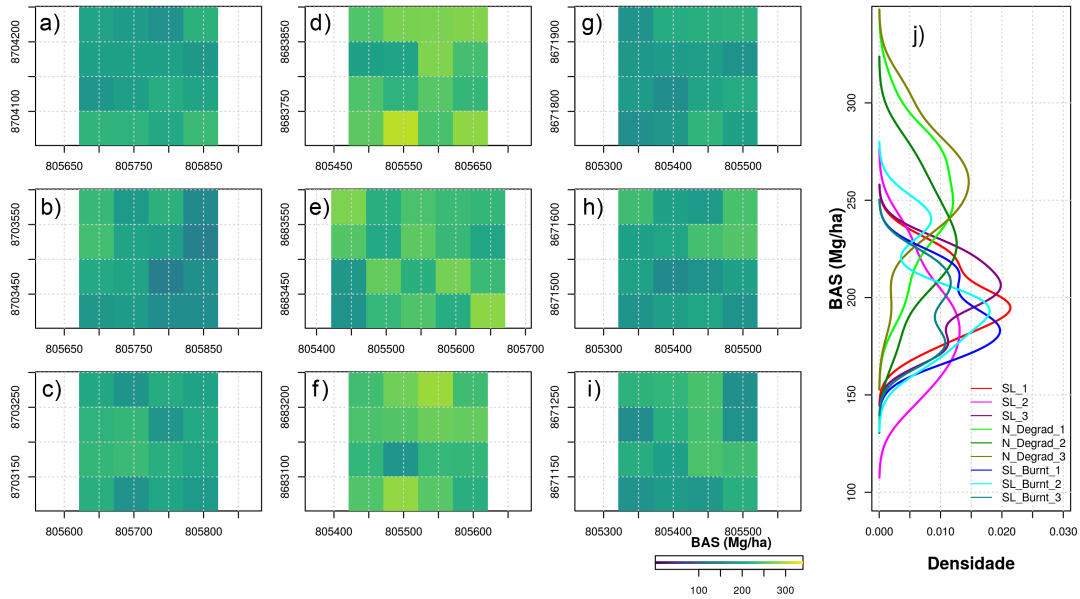
Figura 4.15 - Distribuição espacial do dossel florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2018. (a-c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d-f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g-i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de altura de árvores nas áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.



Fonte: Produção do autor.

A BAS obtida para o levantamento LiDAR foi realizada com base na equação de Longo et al. (2016). A distribuição espacial para o ano de 2013 pode ser observada na Figura 4.16, no qual a variação da BAS começa a partir de 100 Mg ha⁻¹ até 300 Mg ha⁻¹. Nota-se que as áreas SL demonstraram menor biomassa em relação à classe N_Degrad (Figura 4.16: (d - f)), no entanto as áreas SL_Burnt (Figura 4.16: (h - i)) houve mais pontos de menor BAS isso se deve a maior degradação nessa região, que foi afetada por exploração seletiva e fogo. No gráfico de densidade, Figura 4.16: (J), pode ser observada a distribuição da média da biomassa nas áreas estudadas. Nota-se que a média em torno de 200 Mg ha⁻¹ é característica das áreas de exploração seletiva (SL) e também das áreas degradadas por exploração seletiva e queimada, de forma que, as áreas não degradadas possuem média próximo a 250 Mg ha⁻¹, sendo que áreas intactas possuem média maior de BAS do que as áreas afetadas, o que já é esperado.

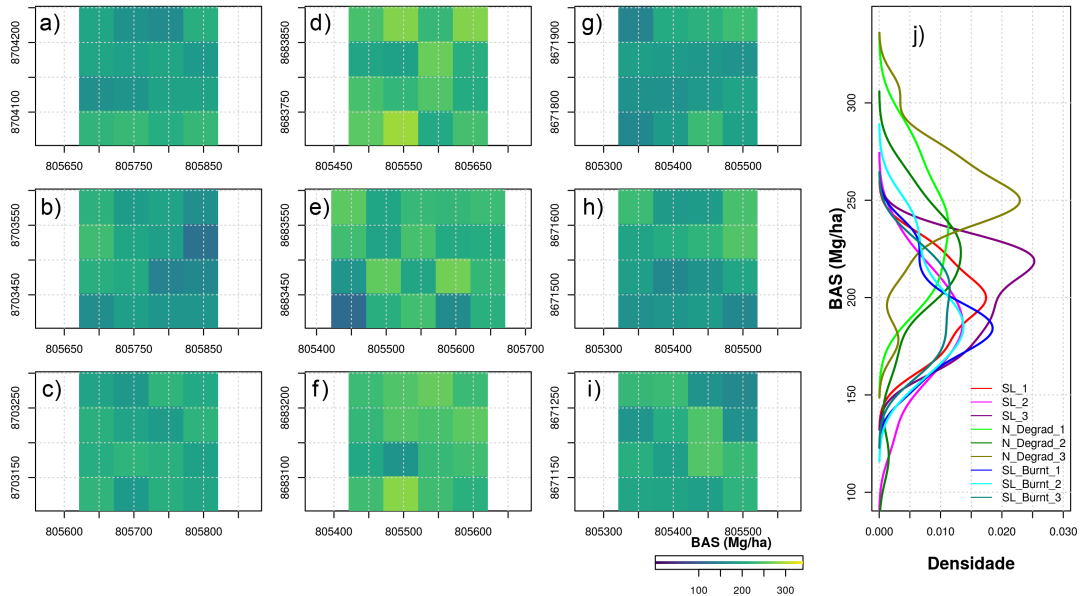
Figura 4.16 - Distribuição espacial da BAS florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2013, com 50 m de resolução espacial. (a - c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d - f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g-i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de BAS das áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.



Fonte: Produção do autor.

No ano 2016, seguiu a mesma tendência que o ano 2013, no entanto, merece destaque a área N_Degrad_2, no qual a densidade em torno de 250 Mg ha⁻¹ aumentou, e houve um pequeno aumento da densidade de BAS nas outras duas áreas N_Degrad (Figura 4.17: (j)). Ainda pode se destacar que a densidade de BAS aumentou em torno 210 Mg ha⁻¹ para a área SL_3, houve um deslocamento da BAS para médias mais altas nas outras duas áreas SL, mas sem aumento da densidade, evidenciando que houve um crescimento homogêneo da floresta entre o ano 2013 e 2016 dentro da classe SL.

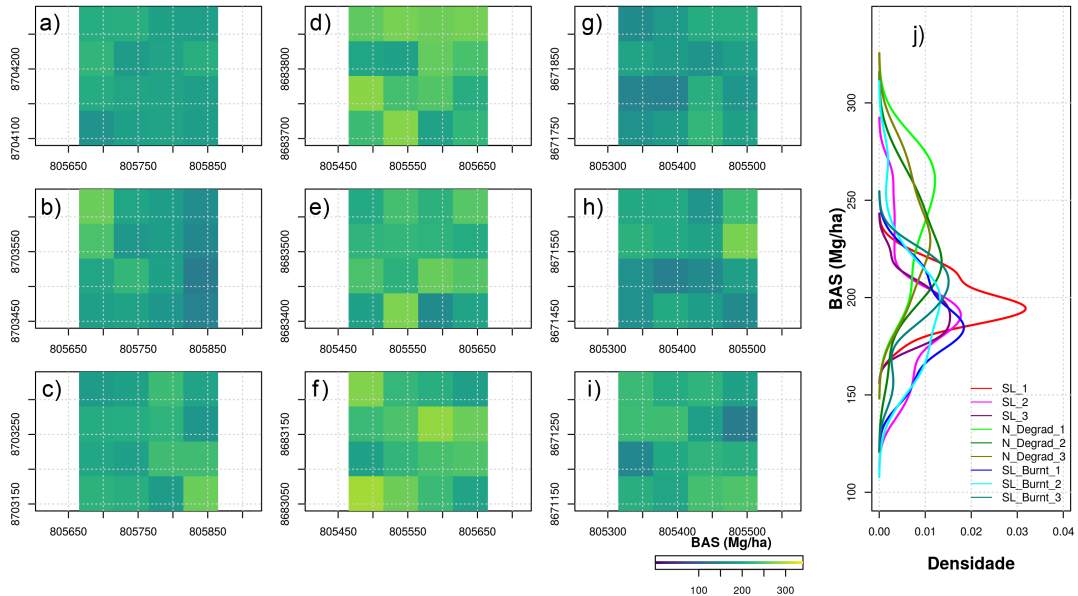
Figura 4.17 - Distribuição espacial da BAS florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2016, com 50 m de resolução espacial. (a-c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d-f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g-i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de BAS das áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.



Fonte: Produção do autor.

O ano de 2018 seguindo ainda a tendência dos anos anteriores 2013 e 2016 apresentou uma menor densidade de BAS nas áreas SL_Burnt em relação às outras áreas (Figura 4.18). Um destaque é que houve um pico de densidade de BAS em torno de 198 Mg ha^{-1} para área SL_1 isso pode caracterizar perda de BAS em classes com biomassa superior a 200 Mg ha^{-1} , deslocando a média para pontos BAS menores. Pode ser comprovado observando a Figura 4.15: (a) (dossel 2018) onde nota-se aumento de clareira em relação aos anos anteriores, sendo assim, houve perda de árvores maiores que elevava a média de BAS.

Figura 4.18 - Distribuição espacial da BAS florestal das áreas afetadas por exploração seletiva e exploração seletiva com fogo e áreas não afetadas para o ano de 2018, com 50 m de resolução espacial. (a-c) Áreas afetadas por exploração seletiva SL. (d-f) Áreas não afetadas por degradação florestal. (g-i) Áreas afetadas por exploração seletiva e fogo. (j) Distribuição das classes de BAS das áreas afetadas por exploração seletiva, não afetadas e afetadas por exploração seletiva e fogo.



Fonte: Produção do autor.

4.6 Análise estatística da taxa de crescimento da biomassa acima do solo em região seca do Mato Grosso

Na Tabela 4.4, é apresentado as médias e desvio padrão juntando-se as 3 áreas de cada tipo de classe estudada (SL, N_Degrad, SL_Burnt). Pode se notar uma estagnação da média de BAS na classe SL entre 2013 e 2016, e incremento de 7 Mg ha⁻¹ em 2018. Isso sugere que a classe teve maior estabilidade na média de BAS ano a ano. A classe N_Degrad demonstrou uma perda de BAS de 2013 para 2016 em 11,6 Mg ha⁻¹, essa perda foi menor que o desvio padrão, ou seja, não significativa. Em 2018 houve um incremento de 4,9 Mg ha⁻¹, aumento este não significativo. A classe SL_Burnt teve um decréscimo de 1,8 Mg ha⁻¹ de 2013 para 2016 e um incremento de 0,4 Mg ha⁻¹ de 2016 para 2018.

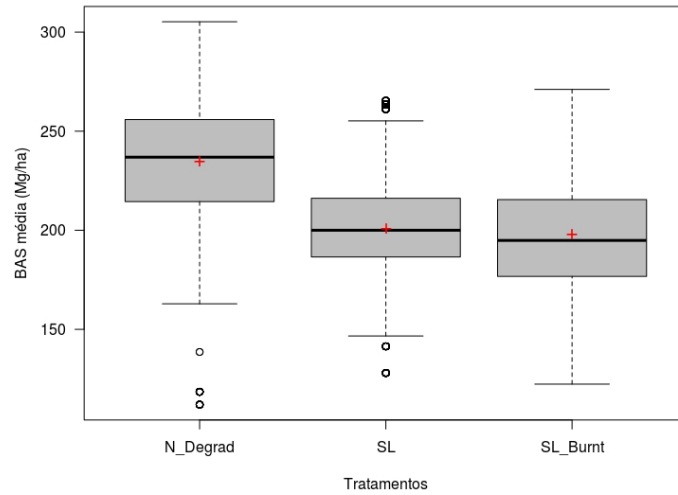
Tabela 4.4 - Média e desvio padrão da biomassa obtida de dados LiDAR para cada área avaliada segundo a característica de degradação. SL é área com exploração seletiva, N_Degrad são áreas intactas, SL_Burnt são áreas que sofreram exploração seletiva e foram queimadas

Área	Ano	BAS (Mg^{-1})	
		Média	Desvio Padrão
SL	2013	199,6	22,2
N_Degrad	2013	41	27,9
SL_Burnt	2013	198,6	24,8
SL	2016	199,6	23,6
N_Degrad	2016	229,4	29,6
SL_Burnt	2016	196,8	25,8
SL	2018	203,3	23,5
N_Degrad	2018	234,3	32,6
SL_Burnt	2018	197,2	28

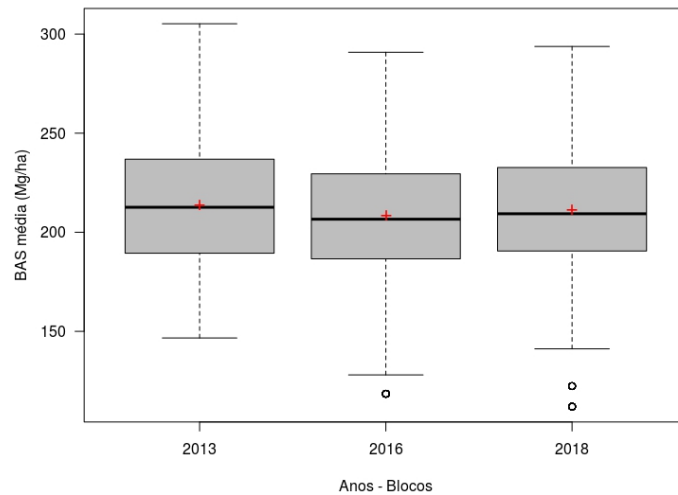
Fonte: Produção do autor.

A média geral foi de $211,25 \text{ Mg ha}^{-1}$, as médias gerais de cada tratamento foram de $200,82 \text{ Mg ha}^{-1}$ para SL Mg ha^{-1} , 235 Mg ha^{-1} para N_Degrad e $197,95 \text{ Mg ha}^{-1}$ para SL_Burnt. Já para cada Bloco, ou seja, cada ano, as médias de BAS foram de $213,1 \text{ Mg ha}^{-1}$ em 2013, $208,58 \text{ Mg ha}^{-1}$ em 2016 e $211,47 \text{ Mg ha}^{-1}$ em 2018 (Figura 4.19: (a) e (b)). O destaque da distribuição dos tratamentos e dos blocos na Figura 4.19: (a) é na classe N_degrad que apresentou valores abaixo de 150 Mg ha^{-1} . Ao se relacionar essa informação com o boxplot de 2018 (Figura 4.19: (b)), fica evidente que foi no ano 2018 os menores registros de BAS e no ano 2013 os maiores registros de BAS. No entanto, a menor média de BAS para N_Degrad foi no ano 2016.

Figura 4.19 - Diagramas boxplot da distribuição das médias de BAS em relação as classes avaliadas (N_Degrad, SL, SL_Burnt) e os anos de medição obtidos (2013, 2016, 2018). (a) Distribuição dos tratamentos, as linhas horizontais em negrito representam a mediana da distribuição de cada classe, a cruzeta vermelha central representa a média da classe. (b) Distribuição dos blocos, as linhas horizontais em negrito representam a mediana da distribuição de cada ano, a cruzeta vermelha central representa a média da BAS no ano avaliado.



(a)

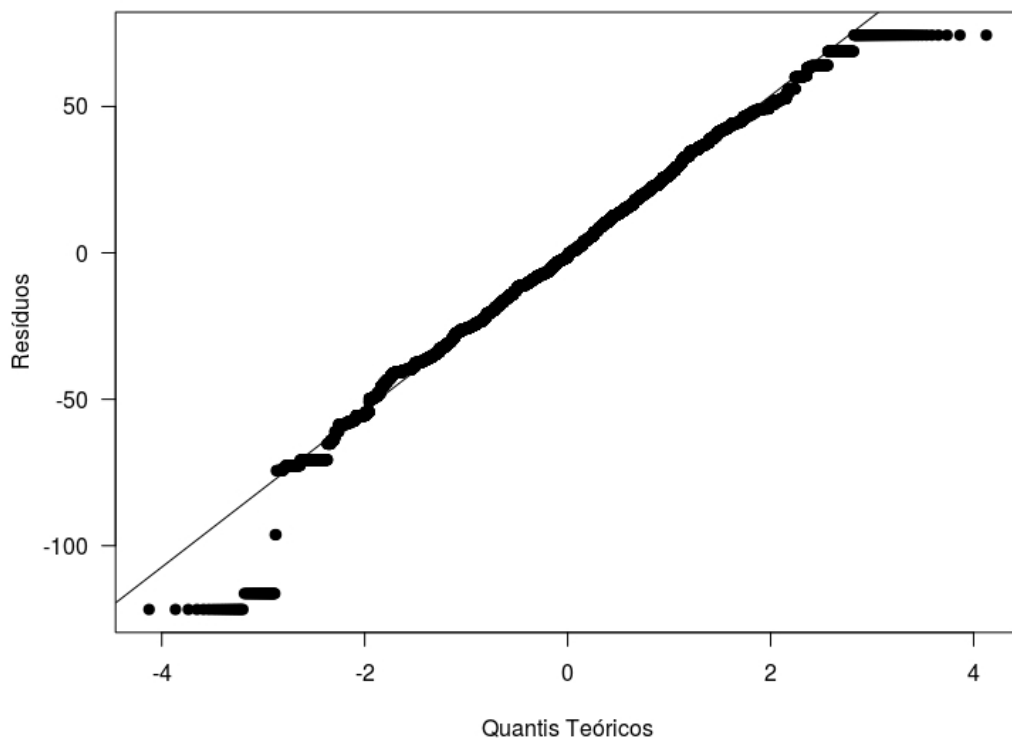


(b)

Fonte: Produção do autor.

A ANOVA realizada apresentou resultados significativos com valor-p para os tratamentos de $2,2 \cdot 10^{-16}$ e para os blocos de $3,2 \cdot 10^{-11}$ ambos muito inferiores que o nível de significância = 0,05 estipulado para o teste. A análise dos resíduos revelou valor-p do teste de *Kolmogorov-Smirnov* foi $2,2 \cdot 10^{-16}$ muito menor que o nível de significância = 0,05. A análise gráfica da distribuição dos resíduos está na Figura 4.20, em que, quanto mais pontos estiverem sobre a reta, maior é a aderência do resíduo à distribuição normal. Os resíduos demonstram uma normalidade na maior parte da distribuição, mas demonstram fuga de normalidade a partir de valores extremos, esse tipo de perda de normalidade no qual os resíduos se comportam com escada sugere uma discretização dos dados, ou seja, esses resíduos foram pontuais.

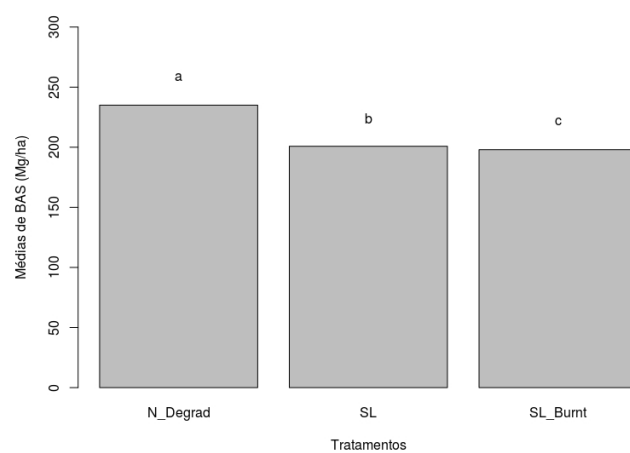
Figura 4.20 - Distribuição Q - Q - plot dos resíduos da ANOVA. No eixo x os quantis teóricos e no eixo y os quantis empíricos dos resíduos.



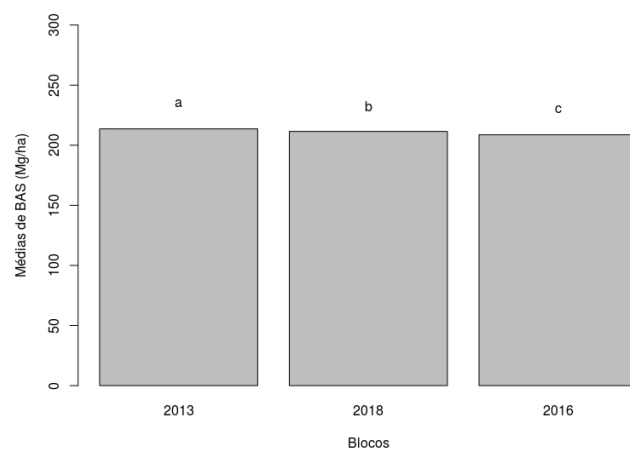
Fonte: Produção do autor.

O teste de *Tukey* pra comparação entre as médias de BAS revelaram que todas as médias se diferem entre si para os tratamentos, e também se diferem entre si nos blocos. Em outras palavras não houve médias iguais ao nível de significância $\alpha = 0,05$, Figura 4.21: (a e b).

Figura 4.21 - Média dos tratamentos, letras diferentes indicam médias estatisticamente diferentes entre si. b) Média dos blocos, letras diferentes indicam médias estatisticamente diferentes.



(a)



(b)

Fonte: Produção do autor.

5 DISCUSSÃO

5.1 Qual a tendência de exploração seletiva no Mato Grosso comparando anos normais e anos secos?

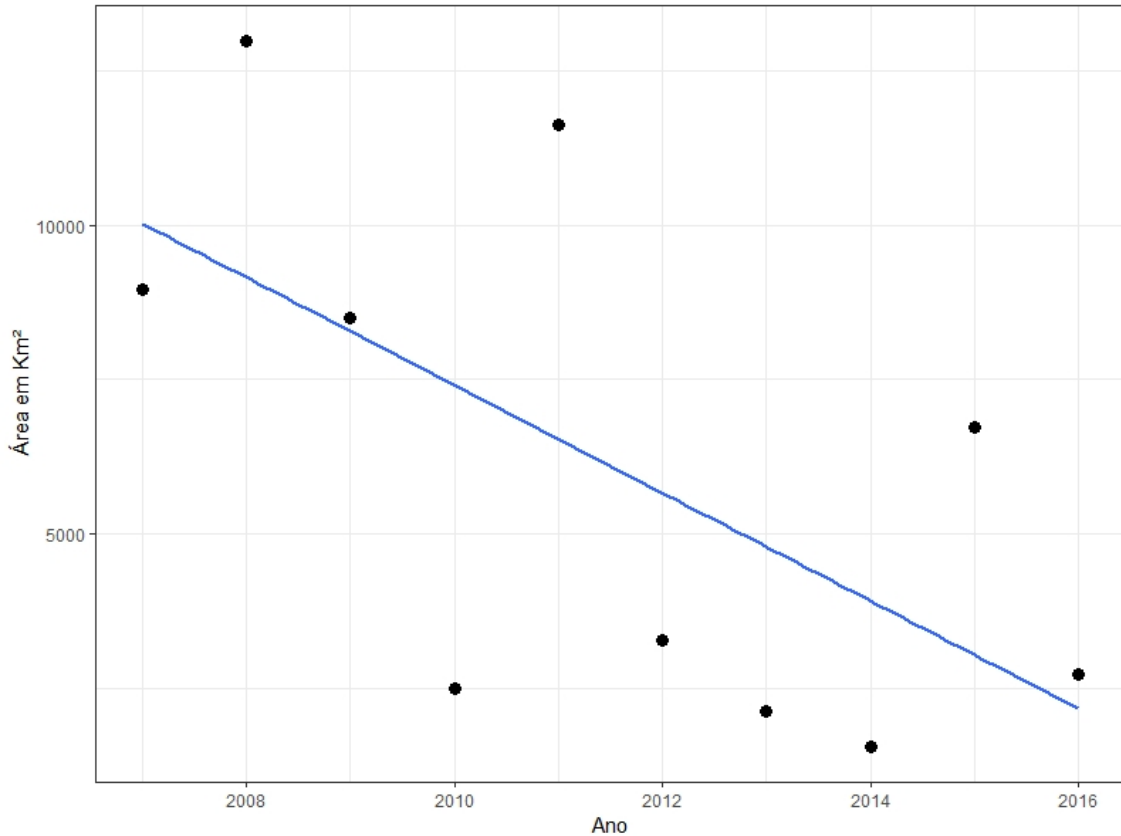
Os resultados obtidos nesta tese revelam uma tendência de redução significativa da exploração seletiva quando comparada anos normais com anos secos no bioma amazônico do Mato Grosso. Foi encontrado que de um período para o outro há um decréscimo de 22,38 km². Dessa maneira a hipótese nula (H0) foi rejeitada e aceita a hipótese alternativa (H2).

A diminuição das áreas afetadas por exploração seletiva tem sido observada na região amazônica (HUMMEL et al., 2010). Pelo menos três fatores puderam ser observados por Hummel et al. (2010), que são relacionados com (i) o aumento da fiscalização e monitoramento do bioma amazônico; (ii) um aumento da substituição de madeira nativa por madeira de reflorestamento, como paricá, teca ou mesmo eucalipto, e (iii) um fator externo que foi a crise mundial que diminuiu as exportações. Os resultados obtidos por Tyukavina et al. (2017) indicam uma tendência constante de exploração seletiva no bioma amazônico de 2000 a 2013, no entanto, tomando as amostras utilizadas para o Mato Grosso, há uma tendência de diminuição das áreas exploradas seletivamente. Moretti (2018), encontrou tendência constante de exploração seletiva de 1996 a 2016 no Mato Grosso. Ainda os resultados do DEGRAD (INPE, 2019) observados a partir dos anos 2006 a 2015 revela uma tendência de diminuição nas áreas exploradas seletivamente no Mato Grosso (Figura 5.1).

Existem diferenças nas áreas observadas neste estudo em relação a outras referências, como o próprio DEGRAD, que em 2010 observaram 2.496 km² e aqui foi encontrado 212 km², ou seja, neste estudo foi registrado em torno de 10% obtido pelo DEGRAD. O que pode explicar essa discrepância é a abordagem de mapeamento, neste estudo optou-se por considerar a área de exploração seletiva, somente os *pixels* com intensidade na fração solo do MLME identificados, sendo utilizado imagens com 30 m de resolução espacial, foi multiplicado o número de *pixels* pela área de 900 m², obtendo o quantitativo da área de exploração seletiva. Todavia a abordagem do DEGRAD é feita por identificar a área em que ocorreram a exploração (Figura 5.2). Outra provável diferença se dá em que o DEGRAD delimitou áreas que neste estudo foram contabilizadas como floresta, e algumas áreas que foram contabilizadas como queimadas e o DEGRAD contabilizou como exploração seletiva.

A utilização do mapeamento de queimadas separado do mapeamento de exploração

Figura 5.1 - Tendência de degradação por extração seletiva no Mato Grosso de 2007 a 2016 obtidos pelo DEGRAD.



Fonte: Adaptado de INPE (2019).

seletiva foi importante para obter esses dois processos de degradação e suas influências separadamente (SHIMABUKURO et al., 2019). Neste estudo teve a possibilidade de saber qual o destino das áreas de corte seletivo após 5 anos.

Sendo assim, do ano 2000 para 2005, 33,64 km² de áreas de exploração seletiva foram queimadas em 2005, e 101,57 km² de área explorada seletivamente em 2000 foi convertida a desmatamento em 2005, o que representa 6,5% e 19,8% respectivamente. Considerando o ano 2005 com transição para 2010, 9,54 km² de exploração seletiva em 2005 foi queimada em 2010 e 20,38 km² de exploração seletiva em 2005 foi desmatada em 2010. Isso equivale a 2,9% e 6,36% para queimada e desmatamento respectivamente. A transição do ano 2010 para 2015 da exploração seletiva para área queimada foi 6,18 km² (2,9%) e 5,41 km² de exploração seletiva para desmatamento

Figura 5.2 - Comparação entre os resultados obtidos neste estudo e os obtidos pelo DEGRAD ano de 2010. Feições em amarelo representa os locais exploração seletiva obtidas neste estudo, Feições marrom áreas não florestadas, feições em vermelho são áreas queimadas em florestas e feições em rosa são áreas não florestadas queimadas. Polígonos com borda preta são área de corte seletivo obtidas do DEGRAD.



Fonte: Produção do autor.

que representou 2,55% da área afetada no ano 2010.

Os resultados obtidos na primeira transição 2000 - 2005, foram mais expressivos que os demais, devido o quantitativo de exploração seletiva ter sido maior. Trabalhos como (STONE; LEFEBVRE, 1998), encontraram em torno de 9% de transição de corte seletivo para pastagem entre os anos de 1986 - 1991. Já Matricardi et al. (2005) encontraram uma transição de 17% de desmatamento em áreas afetadas por exploração seletiva no ano 2002, ano seguinte após os anos medidos 1992 - 2001. Asner (2005), descreve que 16% de áreas exploradas seletivamente entre 1999 e 2004 foram desmatadas em 2005. Ainda para o período entre 2000 e 2004, Grecchi et al.

(2017) identificaram 14,6% de áreas desmatadas em 2005 advindas de exploração seletiva em região específica do Mato Grosso.

Outro ponto a ser destacado que evidencia a diferença está no fato de que houve um pico de desmatamento nos anos 2004 e 2005 (INPE, 2019), anos estes antes de entrar em vigor o PPCDAm, após esse período o desmatamento teve decréscimo, logo, impactando diretamente na intensidade de conversão de áreas de exploração seletiva em áreas desmatadas. Sendo assim, a porcentagem de área de extração seletiva desmatada em 2005 ter tido valores semelhantes aos obtidos por Asner (2005) e Grecchi et al. (2017).

5.2 Qual a relação exploração seletiva versus perda de biomassa no Mato Grosso comparando anos normais e anos secos?

Os resultados encontrados nessa tese revelam que a perda de biomassa aumenta mesmo a intensidade de exploração seletiva média diminuindo, de 0,33 pontos km^{-2} em 2000, 0,25 pontos km^{-2} em 2005, 0,14 pontos km^{-2} em 2010 para 0,13 pontos km^{-2} 2015. Sendo a média geral de BAS a partir das áreas de intensidade dos mapas de *Kernel* 171,32 Mg ha^{-1} , 151 Mg ha^{-1} , 175,95 Mg ha^{-1} e 186,33 Mg ha^{-1} para os anos 2000, 2005, 2010, 2015 respectivamente. Dessa forma rejeita-se as hipóteses H0, H3 e H5. E aceitou-se hipótese H4, ou seja, a exploração seletiva diminui e a perda de BAS aumenta.

O efeito de aumento da perda de BAS pode ser relacionado com o avanço das áreas de exploração seletiva para a porção noroeste do Mato Grosso (veja Figura 36), essa região já vem sendo explorada desde o final da década de 1990 (NEPSTAD et al., 1999), no entanto, aqui detectamos maiores atividades em 2015. Sendo a região noroeste com maiores magnitudes de BAS em Mg ha^{-1} , demonstrada pela observação do mapa de Baccini et al. (2012) na Figura 3.3.

A BAS está fortemente relacionada com a densidade da madeira, e por sua vez está correlacionado com a densidade de carbono contido na estrutura da árvore (ANDERSON, 2012). Em um comparativo, árvores com mesmo tamanho tendem a armazenar mais carbono caso sua densidade for maior em relação àquela árvore de densidade menor (CHAVE et al., 2006). Dessa maneira a utilização da altura (SAWADA et al., 2015) para estimativa de BAS, não influencia diretamente quanto a densidade da madeira (BAKER et al., 2004; PHILLIPS et al., 2019). A medição da densidade da madeira ainda não está bem correlacionada com a obtenção ou espacialização da mesma por sensoriamento remoto (ANDERSON, 2012), isso se deve ao amplo número

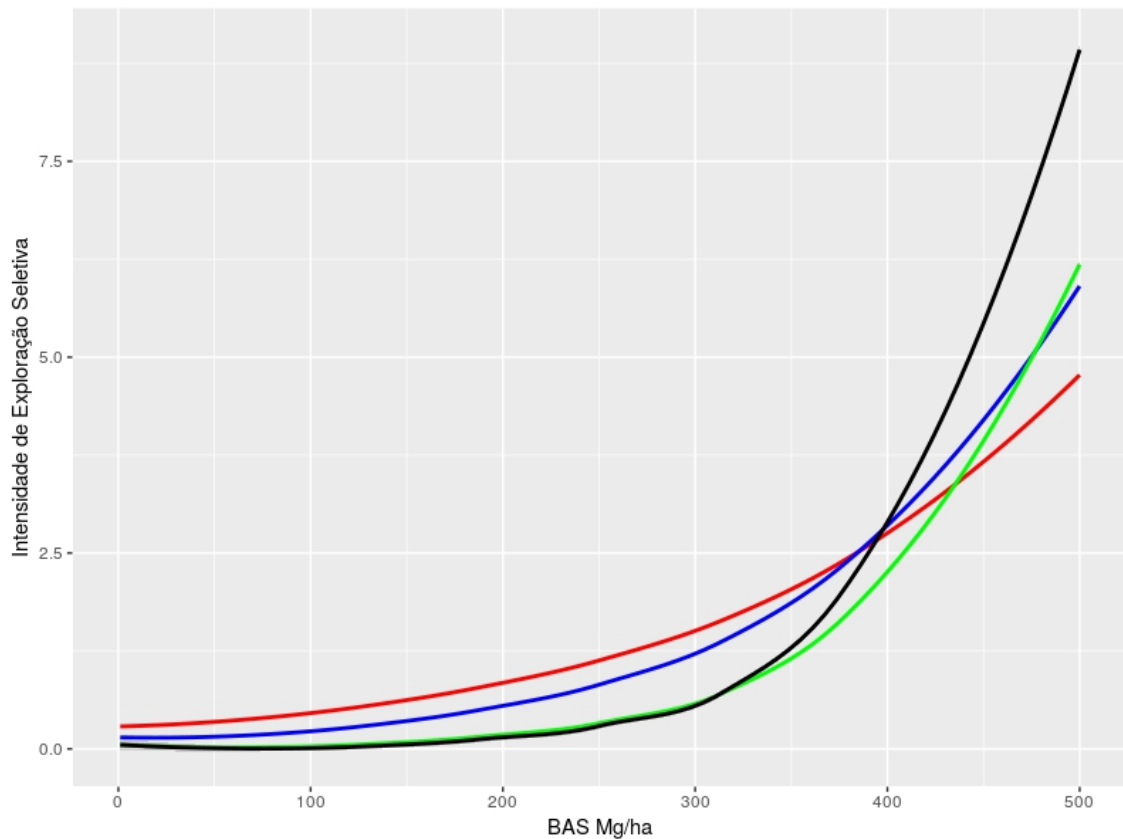
de espécies e a falta de uma explicação direta da relação da densidade da madeira com outros fatores agindo em diferentes escalas, desde árvores individuais até o bioma, (MULLER-LANDAU, 2004; RENDÓN THOMPSON et al., 2013; PHILLIPS et al., 2019).

Essa combinação de fatores pode mascarar ainda mais os resultados encontrados aqui, ou seja, a perda de carbono pode ser maior. Ainda sobre os efeitos da diferença de armazenamento de carbono influenciada pela diferença da densidade da madeira, a redução da diversidade de espécies pela exploração seletiva pode acarretar menor armazenamento de carbono a longo prazo (PELLETIER et al., 2012; RENDÓN THOMPSON et al., 2013).

Além dos efeitos da perda de madeira da exploração seletiva, os danos colaterais da extração representam 3-15% das emissões de carbono armazenado na área e 12% das emissões comparadas ao desmatamento (PEARSON et al., 2014). Combinando esses fatores aos fatores de produção, os resultados aqui obtidos indicam um alerta, pois a exploração mesmo que de pequenas áreas na região noroeste do Mato Grosso pode significar perdas maiores comparadas a regiões de menores magnitudes de BAS. Já foi provado em estudo na região de Paragominas no Estado do Pará, que árvores com diâmetro superior a 60 cm correspondem a 9,3% de densidade de árvores por área, mas contem em si quase metade da BAS total da área em estudo (SIST et al., 2014). Os danos colaterais causados nessas grandes árvores, contribuíram significativamente para as perdas de BAS, que representam 40% das perdas já nos primeiros anos após corte, se ainda houver redução da intensidade de corte de 3 a 6 árvores pode poupar a emissão de 27,7 Mg C ha (SIST et al., 2014).

Os efeitos da intensidade de explorações seletivas comparadas as perdas de BAS, foi apresentada em forma de equação (veja Tabela 4.3). Ao se comparar essas equações em um gráfico (Figura 5.3) foi evidente que a exploração de áreas de BAS entre 300 - 400 Mg ha⁻¹ a intensidade de exploração converge para os mesmos resultados entre todos os anos avaliados. Isso corrobora com a argumentação sustentada até agora, em outras palavras, se a região explorada tiver altas magnitudes de BAS, os efeitos em termos de perda de carbono para o ambiente é os mesmos comparados a regiões com menores magnitudes de BAS que foram exploradas em maior quantidade de área.

Figura 5.3 - Intensidade de exploração seletiva versus perda de BAS, curvas estimadas para cada ano sendo em vermelho ano 2000, azul ano 2005 em verde ano 2010 e em preto ano 2015. Curvas modeladas a partir dos pontos de exploração seletiva de cada ano.



Fonte: Produção do autor.

Os efeitos de segunda ordem da análise espacial de pontos de exploração seletiva, revelou um padrão já esperado de agregação em pequenas distâncias, uma vez que uma área de exploração seletiva tem padrão consolidado de pátios e ramais interligados a estradas principais sem um padrão claro, influenciado principalmente pela distribuição das espécies de interesse a ser exploradas (UHL et al., ; ASNER et al., 2004).

Os resultados encontrados aqui, sustentam um padrão regular até próximo os 50 metros nos anos 2010 e 2015, que pode indicar o aumento de áreas exploradas legalmente com métodos de impacto reduzido, essas operações buscam assegurar uma

padronização da instalação dos pátios de estocagem, direcionamento de queda das árvores abatidas e distâncias de arraste de madeira até os pátios. Consequentemente força uma distribuição espacial homogênea (veja Figura 3.9: (b)) que reflete no padrão espacial de distribuição dos pontos. Moretti (2018) revela que as áreas de exploração seletiva legalizada, ou seja, que utilizam as técnicas de impacto reduzido, aumentaram de 304 km² para 789 km² entre 2006 e 2010 e de 789 km² para 3.378 km² entre 2010 e 2015. Notadamente, Moretti (2018), utilizou a abordagem de área em vez de pixel, utilizada neste estudo, isso demonstra as diferenças nas áreas obtidas.

Paradoxalmente os métodos de exploração por impacto reduzido só garantem um efeito ecológico positivo caso a exploração seja feita em grandes volumes de madeira, caso contrário os efeitos são semelhantes a exploração convencional (FELDPAUSCH et al., 2005). Sendo assim mesmo havendo uma relação positiva de aumento das áreas manejadas, e o avanço da exploração seletiva para região noroeste do Mato Grosso, em termos ecológicos esse binômio pode não ser positivo.

5.3 Qual a taxa de crescimento de biomassa acima do solo em região seca do Mato Grosso após 14 anos de ocorrência de degradação florestal?

Os resultados encontrados nesta tese revela que as taxas de crescimento em áreas intactas e áreas degradadas são diferentes, ou seja, a taxa de crescimento não guardam uma relação positiva ou negativa de crescimento. Dessa forma rejeita-se as hipóteses H0, H6 e H7 e aceita-se H8.

A priori em 2013 no primeiro ano do voo, havia uma clara distinção entre as médias de BAS comparada as áreas intactas (N_Degrad) e as áreas degradadas por corte seletivo (SL) e por corte seletivo e fogo (SL_Burnt). Ainda que a diferença entre SL e SL_Burnt, foram apenas de 1 Mg ha, apresentaram diferença estatística, que equivale aproximadamente 0,83 m³ ha⁻¹ de madeira, a diferença está em alguns indivíduos a mais com diâmetro < 10 cm (ANDERSEN et al., 2014). Os efeitos do fogo podem permanecer até 10 anos após sua passagem revela o estudo de Sato et al. (2016), os autores verificaram que todas as áreas estudadas apresentaram BAS significativamente menor que as áreas controle.

Aqui parece haver o mesmo padrão que em relação a BAS encontrados por Sato et al. (2016), ainda há maior agravante pois nesta tese foram observados maior intervalo de tempo entre a degradação e a mensuração, as áreas SL_Burnt foi afetada em 2000 e mensurada em 2013, ou seja, 13 anos após o impacto ainda não havia recuperado a

BAS a valores próximos aos padrões da floresta intacta. Partindo-se do pressuposto que as árvores de maior diâmetro foram retiradas anteriormente ao fogo, os efeitos da queimada possivelmente foram em árvores com menores diâmetros, que por sua vez possuem maior resiliência, e com a abertura de clareira da exploração seletiva, junto com a mineralização de nutrientes das árvores queimadas, com a luz solar podem dar início ao recrutamento das árvores ainda vivas e regeneração do sub-bosque (PINARD et al., 1999; BARLOW et al., 2002; BALCH et al., 2008; BRANDO et al., 2014).

Os resultados aqui obtidos indicam haver um mesmo efeito nas áreas afetadas apenas por extração seletiva (SL), ainda que apresentou BAS significativamente maior do que SL_Burnt, cabe ressaltar que o impacto causado em SL foi um ano antes ao SL_Burnt. O que pode não influenciar segundo Pinagé et al. (2019) o qual afirma que os incrementos de BAS após a extração seletiva são próximos de 0, os autores chegaram a essa conclusão ao medir uma floresta com LiDAR 8 anos após o impacto por exploração seletiva.

Após as atividades de exploração seletiva, as árvores menores com diâmetros entre 10 e 35 cm são responsáveis pelo incremento de BAS, no entanto no decorrer do tempo a mortalidade das árvores atingidas nas atividades de exploração superam os efeitos de incremento de BAS (FIGUEIRA et al., 2009). Ainda há evidências que a recuperação da área afetada por exploração seletiva acontecerá 45 anos após a exploração (BLANC et al., 2009), desse modo as áreas aqui estudadas podem demorar mais tempo para retornar aos valores de BAS semelhantes às áreas intactas, ou como antes da exploração.

O ano 2016 apresentou uma diminuição na média de BAS tanto nas classes N_- Degrad e SL_Burnt, porém a classe SL permaneceu com mesma quantidade de BAS. Esse comportamento sugere uma alteração em nível de paisagem. Um indício válido da causa de diminuição da BAS é a seca ocasionada pelo fenômeno El-Niño de 2015/2016. Os efeitos da seca sobre a floresta parecem ser danosos quanto a perda de BAS da floresta, (PHILLIPS et al., 2009; LEWIS et al., 2011; FELDPAUSCH et al., 2016) cerca de 5,3 Mg ha⁻¹ de BAS foram perdidos para a atmosfera em florestas da região amazônica no ano de 2005, na seca causada pelo El-Niño.

O fator principal para a perda de BAS em consequência da queda das árvores (Figura 5.4) na floresta tropical amazônica, está relacionada com a diminuição da fotossíntese (ESQUIVEL-MUELBERT et al., 2019). Pode-se citar alguns fatores impeditivos de forma específica como segue: (i) a produção fotossintética é inibida pelo aumento

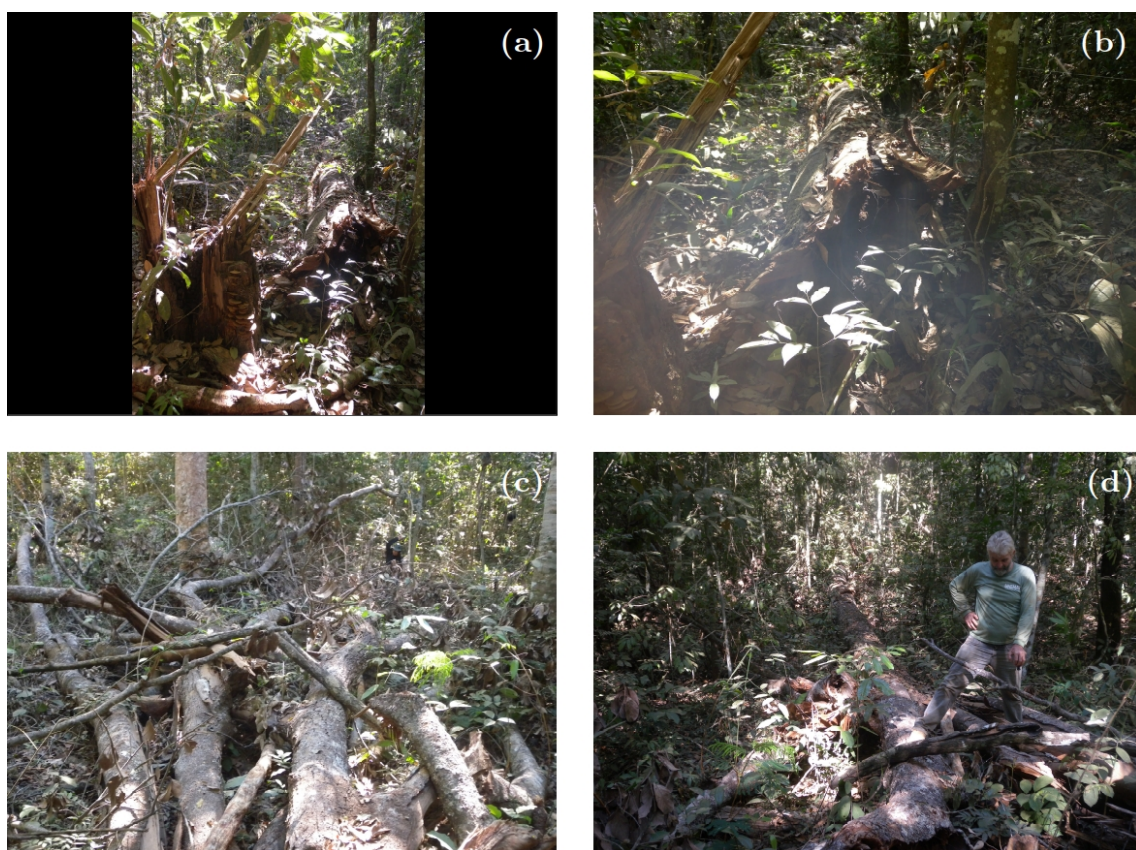
da temperatura do ar quando este é maior que temperatura fotossintética ótima (LLOYD; FARQUHAR, 2008). (ii) A demanda evaporativa aumenta forçando a planta fechar os estômatos para evitar a perda de água em demasia, acarretando na redução de CO_2 interno e conseqüentemente na assimilação de carbono pela folha (SLOT; WINTER, 2017). (iii) Existe maior liberação de carbono em condições mais quentes em decorrência do aumento da respiração influenciando em nível de planta e também de comunidade (CLARK et al., 2010; HESKEL et al., 2016).

Os efeitos da queda de árvores podem ser observados em uma área visitada em 2017 em Feliz Natal - MT, que fica sob área imageada pelo sensor LiDAR. Pode ser notado que a árvore caída apresentada na Figura 5.4 estava ainda em pé 2016 por meio da observação dos pontos de perfilamento laser nas Figuras 5.5 e 5.6 onde para fins didáticos o círculo vermelho indica a árvore caída identificada na expedição de campo ainda em pé. É Notório observar que além da queda da árvore houve uma abertura de clareira que aparentemente interferiu na produção de BAS, ocasionando em virtude das perdas de vegetação.

Para o ano de 2018, houve um incremento da BAS em média para todas as classes avaliadas (SL, N_Degrad, SL_Burnt), esses resultados são esperados após eventos de abertura de clareira, como ocorreram em 2016, pois a partir da abertura de clareira a radiação fotossintética chega ao sub-bosque e dispara os processos de crescimento da vegetação, bem como o incremento de espécies com menores alturas (LAURANCE, 1997; MARTINS et al., 2012; WEST et al., 2014; BRIENEN et al., 2015).

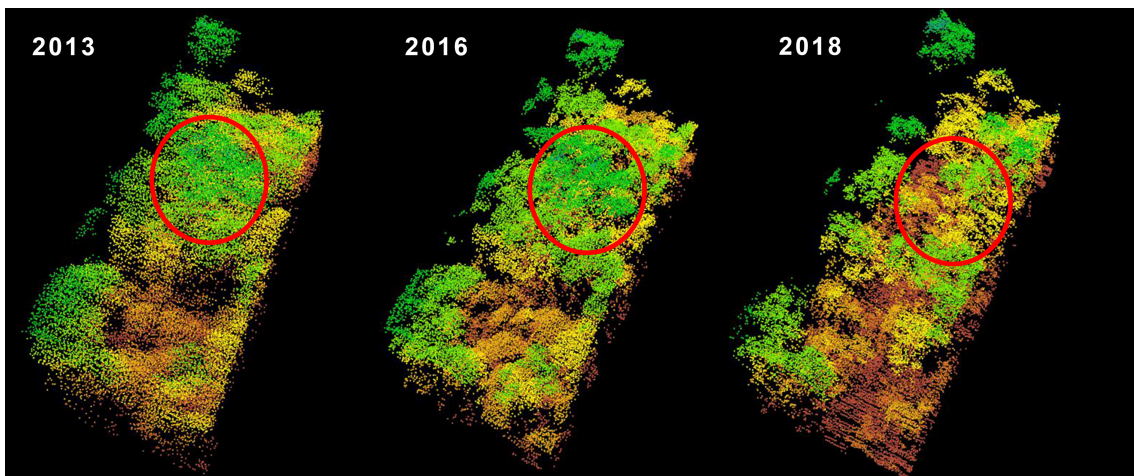
Esse comportamento da vegetação revela o grande dilema que os pesquisadores ainda tem sobre a floresta amazônica, pois o caráter dual de perdas e ganhos da BAS fomenta a discussão se a floresta é um sumidouro ou fonte de carbono (ESPÍRITO-SANTO et al., 2014; MALHI et al., 2014).

Figura 5.4 - Fotografia registrada no município de Feliz Natal – MT em Julho de 2017, na mesma área sobrevoada com LiDAR utilizada nesta tese. (a) Cepa do tronco da árvore caída expondo lascas da madeira sem padronização evidenciando queda natural. (b) Detalhamento da base do tronco mostrando sinais de falta de estabilização. (c) Galhada da copa sem nenhuma folha. (d) Identificador botânico contratado em cima do começo da galhada de copa, pode-se notar o tamanho da árvore caída.



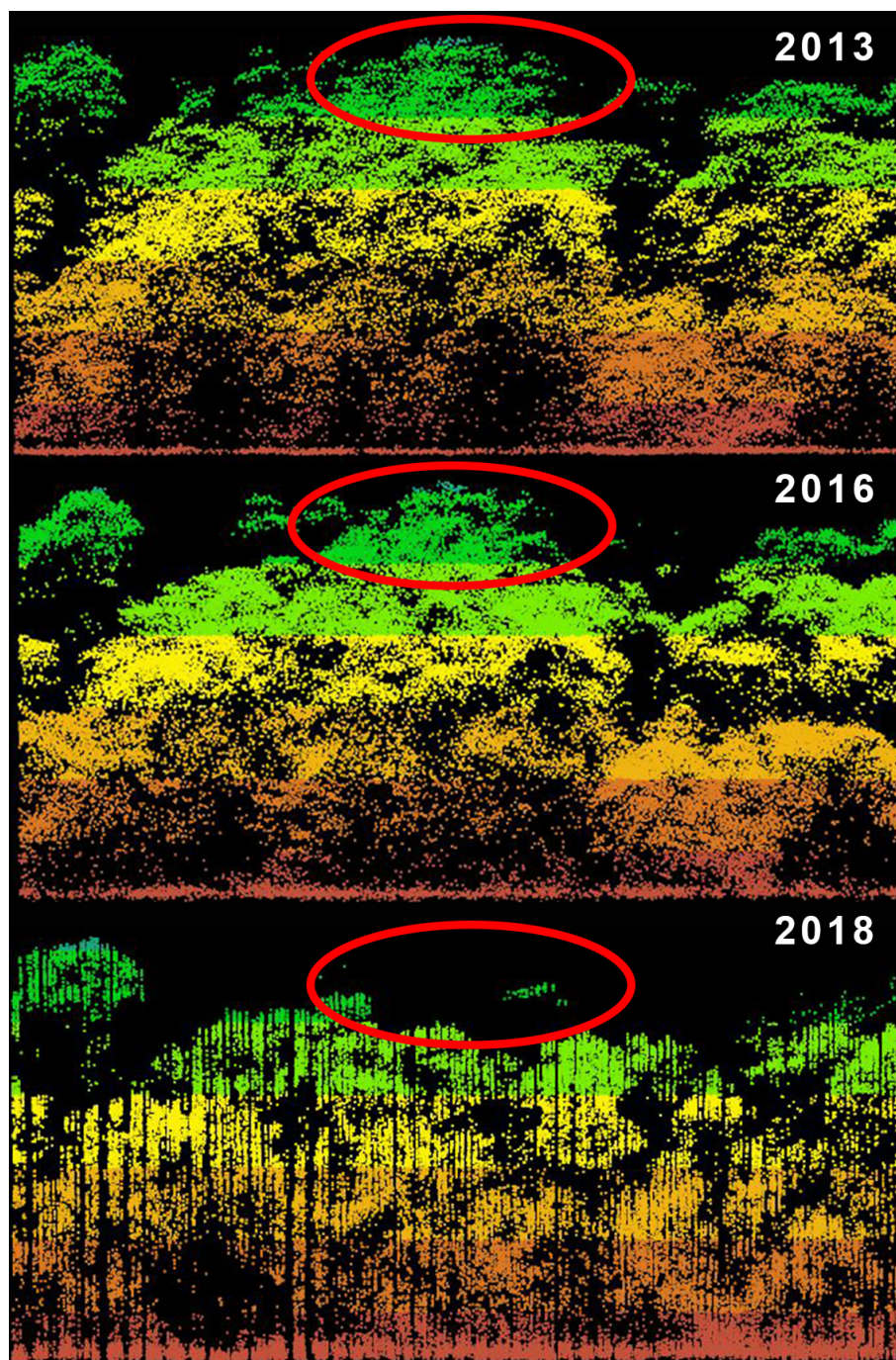
Fonte: Produção do autor.

Figura 5.5 - Distribuição espacial de nuvens de pontos LiDAR representando o dossel de área visitada em campo em 2017, círculo vermelho indica uma árvore alta que caiu em 2017, na imagem pontos em verde representam maiores alturas, pontos em amarelo representam alturas medianas, pontos em marrom representam alturas próximas ao solo.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.6 - Distribuição espacial de nuvens de pontos LiDAR em perfil lateral representando o dossel de área visitada em campo em 2017, círculo vermelho indica uma árvore alta que caiu em 2017, na imagem pontos em verde representam maiores alturas, pontos em amarelo representam alturas medianas, pontos em marrom representam alturas próximas ao solo.



Fonte: Produção do autor.

6 CONCLUSÕES

Neste estudo foi avaliado o comportamento espacial da exploração seletiva no bioma amazônico do Mato Grosso ao longo do tempo em 4 anos específicos, 2000, 2005, 2010 e 2015. Foi evidenciado que a intensidade de exploração seletiva diminuiu no decorrer dos anos, característica essa que converge para os efeitos de expansão e declínio de qualquer atividade econômica extrativista.

A migração das atividades de exploração madeireira da região central do Mato Grosso para região noroeste foi mostrada. Tendo a região noroeste maior média de BAS, ficou claro que a exploração seletiva nessas áreas, mesmo que em menores sítios, podem acarretar em perdas de BAS em mesma proporção ou maiores, se comparadas as perdas por exploração seletiva na região central do Mato Grosso.

A avaliação de uma região seca do bioma amazônico por meio de sensoriamento remoto LiDAR comprovou que mesmo após mais de uma década de exploração seletiva e/ou degradação por fogo, os níveis de BAS não se igualam aos níveis de uma floresta intacta. Os resultados ainda sugerem que no ano 2016, a diminuição da BAS nesta área foi provocada pelo fenômeno El-Niño, que causa mortalidade de árvores na floresta devido ao aumento da temperatura e diminuição da umidade. Esse resultado encontrado converge para pesquisas já realizadas (PHILLIPS et al., 2010; FELDPAUSCH et al., 2016).

Há que se destacar a utilização do sensoriamento remoto como ferramenta imprescindível nos estudos ecológicos, sobretudo quando se deseja estudar áreas com grandes extensões, como foi o caso desta tese. E a utilização de tecnologias recém-popularizadas como LiDAR podem potencializar novas descobertas e romper algumas fronteiras da ciência.

6.1 Trabalhos futuros

Nesta tese foram encontrados resultados importantes sobre a utilização da floresta que afeta diretamente a relação economia e uso dos recursos naturais. O avanço da exploração seletiva para áreas com maior biomassa me faz perguntar o que vale mais, a floresta em pé ou cortada?

Neste sentido, sugiro trabalhos que relacionem a viabilidade econômica da exploração seletiva com a otimização do volume extraído. Dados LiDAR que estão se massificando com o adventos de novas missões como o caso do GEDI, que vão entregar dados LiDAR gratuitamente em escala global poderiam ser utilizados como

ferramentas na aquisição de atributos físicos e estruturais da floresta. Junto à utilização de plataformas de computação em nuvem poderão aumentar a velocidade de obtenção das respostas e oferecer uma gama de oportunidades de trabalhos científicos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHARD, F.; STIBIG, H.-J.; EVA, H. D.; LINDQUIST, E. J.; BOUVET, A.; ARINO, O.; MAYAUX, P. Estimating tropical deforestation from Earth observation data. **Carbon Management**, v. 1, n. 2, p. 271–287, dec 2010. ISSN 1758-3004. Disponível em:

<<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.4155/cmt.10.30>>. 23

ALMEIDA, C. A. de; COUTINHO, A. C.; ESQUERDO, J. C. D. M.; ADAMI, M.; VENTURIERI, A.; DINIZ, C. G.; DESSAY, N.; DURIEUX, L.; GOMES, A. R.; ALMEIDA, C. A. de; COUTINHO, A. C.; ESQUERDO, J. C. D. M.; ADAMI, M.; VENTURIERI, A.; DINIZ, C. G.; DESSAY, N.; DURIEUX, L.; GOMES, A. R. High spatial resolution land use and land cover mapping of the Brazilian Legal Amazon in 2008 using Landsat-5/TM and MODIS data. **Acta Amazonica**, v. 46, n. 3, p. 291–302, sep 2016. Disponível em:

<<https://acta.inpa.gov.br/fasciculos/46-3/PDF/AA-2015-0550.pdf>>. 11

ALMEIDA FILHO, R.; SHIMABUKURO, Y. E.; ROSENQVIST, A.; SÁNCHEZ, G. A. Using dual polarized ALOS PALSAR data for detecting new fronts of deforestation in the Brazilian Amazônia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 14, p. 3735–3743, jul 2009. ISSN 0143-1161. Disponível em:

<<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431160902777175>>. 23

ANDERSEN, H. E.; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J.; D'OLIVEIRA, M. V.; KELLER, M. Monitoring selective logging in western Amazonia with repeat lidar flights. **Remote Sensing of Environment**, v. 151, p. 157–165, aug 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.049>>. 19, 29, 95

ANDERSON, L. O. Biome-scale forest properties in Amazonia based on field and satellite observations. **Remote Sensing**, v. 4, n. 12, p. 1245–1271, may 2012. ISSN 2072-4292. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/2072-4292/4/5/1245/>>. 92

ANDERSON, L. O.; ARAGÃO, L. E. O. C.; GLOOR, M.; ARAI, E.; ADAMI, M.; SAATCHI, S. S.; MALHI, Y.; SHIMABUKURO, Y. E.; BARLOW, J.; BERENQUER, E.; DUARTE, V. Disentangling the contribution of multiple land covers to fire-mediated carbon emissions in Amazonia during the 2010 drought. **Global Biogeochemical Cycles**, v. 29, n. 10, p. 1739–1753, oct 2015. ISSN 08866236. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1002/2014GB005008>>. 2,

32

ANDERSON, L. O.; ARAGÃO, L. E. O. C.; SHIMABUKURO, Y. E.; ALMEIDA, S.; HUETE, A. Fraction images for monitoring intra-annual phenology of different vegetation physiognomies in Amazonia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 2, p. 387–408, feb 2011. ISSN 0143-1161. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431160903474921>>. 18, 20, 44, 49

ANTROPOV, O.; RAUSTE, Y.; SEIFERT, F. M.; HÄME, T. Selective logging of tropical forests observed using L and C-Band SAR satellite data. In: INTERNACIONAL DE GEOCIÊNCIAS E SIMPÓSIO DE SENSORIAMENTO REMOTO (IGARSS), 1., 2015, Milão. **Proceedings...** Milão: IEEE, 2015. p. 3870–3873. 23

ARAGÃO, L. E. O. C.; MALHI, Y.; BARBIER, N.; LIMA, A.; SHIMABUKURO, Y.; ANDERSON, L.; SAATCHI, S. Interactions between rainfall, deforestation and fires during recent years in the Brazilian Amazonia. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 363, n. 1498, p. 1779–1785, may 2008. ISSN 0962-8436. Disponível em: <<http://rstb.royalsocietypublishing.org/cgi/doi/10.1098/rstb.2007.0026>>. 12, 13, 34

ARAGÃO, L. E. O. C.; POULTER, B.; BARLOW, J. B.; ANDERSON, L. O.; MALHI, Y.; SAATCHI, S.; PHILLIPS, O. L.; GLOOR, E. Environmental change and the carbon balance of Amazonian forests. **Biological Reviews**, v. 89, n. 4, p. 913–931, nov 2014. ISSN 14647931. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/brv.12088>>. 2, 8, 12, 13

ASNER, G. P. Selective logging in the Brazilian Amazon. **Science**, v. 310, n. 5747, p. 480–482, oct 2005. ISSN 0036-8075. Disponível em: <<http://www.sciencemag.org/cgi/doi/10.1126/science.1118051>>. 12, 13, 15, 16, 19, 41, 91, 92

_____. Tropical forest carbon assessment: integrating satellite and airborne mapping approaches. **Environmental Research Letters**, v. 4, n. 3, p. 034009, sep 2009. ISSN 1748-9326. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/1748-9326/4/i=3/a=034009?key=crossref.093a0143be633484d3ce19a4d089af6e>>. 2, 12, 13, 15, 16, 17, 19, 20, 41

ASNER, G. P.; BROADBENT, E. N.; OLIVEIRA, P. J. C.; KELLER, M.; KNAPP, D. E.; SILVA, J. N. M. Condition and fate of logged forests in the

Brazilian Amazon. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 103, n. 34, p. 12947–12950, aug 2006. ISSN 0027-8424. Disponível em: <<http://www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.0604093103>>. 12, 15

ASNER, G. P.; KELLER, M.; PEREIRA JÚNIOR, R.; ZWEEDE, J. C.; SILVA, J. N. M. Canopy damage and recovery after selective logging in Amazônia: field and satellite studies. **Ecological Applications**, v. 14, n. sp4, p. 280–298, aug 2004. ISSN 1051-0761. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1890/01-6019>>. 2, 16, 94

ASNER, G. P.; KELLER, M.; PEREIRA, R.; ZWEEDE, J. C. Remote sensing of selective logging in Amazonia: assessing limitations based on detailed field observations, Landsat ETM+, and textural analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 3, p. 483–496, 2002. ISSN 00344257. 19

ASNER, G. P.; KELLER, M.; SILVA, J. N. M. Spatial and temporal dynamics of forest canopy gaps following selective logging in the eastern Amazon. **Global Change Biology**, v. 10, n. 5, p. 765–783, 2004. ISSN 13541013. 19, 20

ASNER, G. P.; KNAPP, D. E.; BALAJI, A.; PAEZ-ACOSTA, G. Automated mapping of tropical deforestation and forest degradation: CLASlite. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 3, n. 1, p. 33543, 2009. ISSN 19313195. 21

BAATZ, M.; SCHÄPE, A. Multiresolution segmentation : an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: STROBL, J. (Ed.). **XII angewandte geographische informationsverarbeitung**. Heidelberg: [s.n.], 2000. p. 12–23. 43, 49

BACCINI, A.; GOETZ, S. J.; WALKER, W. S.; LAPORTE, N. T.; SUN, M.; SULLA-MENASHE, D.; HACKLER, J.; BECK, P. S. A.; DUBAYAH, R.; FRIEDL, M. A.; SAMANTA, S.; HOUGHTON, R. A. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. **Nature Climate Change**, v. 2, n. 3, p. 182–185, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1038/nclimate1354>>. xv, 3, 10, 19, 27, 28, 33, 36, 37, 76, 92

BACCINI, A.; LAPORTE, N.; GOETZ, S. J.; SUN, M.; DONG, H. A first map of tropical Africa's above-ground biomass derived from satellite imagery. **Environmental Research Letters**, v. 3, n. 4, p. 045011, oct 2008. ISSN 1748-9326. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/1748-9326/3/i=4/a=045011?key=crossref.24eaa14be3435d90432b8de989ed79c3>>. 23

- BADDELEY, A. **Analysing spatial point patterns in R**. 2010. 232 p.
Disponível em: <<https://training.fws.gov/courses/references/tutorials/geospatial/CSP7304/documents/PointPatterTutorial.pdf>>. 53
- BAKER, T. R.; PHILLIPS, O. L.; MALHI, Y.; ALMEIDA, S.; ARROYO, L.; Di Fiore, A.; ERWIN, T.; KILLEEN, T. J.; LAURANCE, S. G.; LAURANCE, W. F.; LEWIS, S. L.; LLOYD, J.; MONTEAGUDO, A.; NEILL, D. A.; PATINO, S.; PITMAN, N. C. A.; M. SILVA, J. N.; VASQUEZ MARTINEZ, R. Variation in wood density determines spatial patterns in Amazonian forest biomass. **Global Change Biology**, v. 10, n. 5, p. 545–562, may 2004. ISSN 1354-1013. Disponível em: <<https://books.google.com/books?id=x3cioI3jMncC{&}pgis=1>>. 92
- BALCH, J. K.; NEPSTAD, D. C.; BRANDO, P. M.; CURRAN, L. M.; PORTELA, O.; CARVALHO, O.; LEFEBVRE, P. Negative fire feedback in a transitional forest of southeastern Amazonia. **Global Change Biology**, v. 14, n. 10, p. 2276–2287, oct 2008. ISSN 13541013. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-2486.2008.01655.x>>. 96
- BARLOW, J.; LENNOX, G. D.; FERREIRA, J.; BERENGUER, E.; LEES, A. C.; NALLY, R. M.; THOMSON, J. R.; FERRAZ, S. F. d. B.; LOUZADA, J.; OLIVEIRA, V. H. F.; PARRY, L.; RIBEIRO DE CASTRO SOLAR, R.; VIEIRA, I. C. G.; ARAGÃO, L. E. O. C.; BEGOTTI, R. A.; BRAGA, R. F.; CARDOSO, T. M.; JR, R. C. d. O.; SOUZA JÚNIOR, C. M.; MOURA, N. G.; NUNES, S. S.; SIQUEIRA, J. V.; PARDINI, R.; SILVEIRA, J. M.; MELLO, F. Z. V.; VEIGA, R. C. S.; VENTURIERI, A.; GARDNER, T. A. Anthropogenic disturbance in tropical forests can double biodiversity loss from deforestation. **Nature**, v. 535, n. 7610, p. 144–147, jun 2016. ISSN 0028-0836. Disponível em: <<http://www.nature.com/doi/10.1038/nature18326>>. 1
- BARLOW, J.; PERES, C. A.; LAGAN, B. O.; HAUGAASEN, T. Large tree mortality and the decline of forest biomass following Amazonian wildfires. **Ecology Letters**, v. 6, n. 1, p. 6–8, dec 2002. ISSN 1461023X. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1046/j.1461-0248.2003.00394.x>>. 96
- BARROS, A. C.; UHL, C. Logging along the Amazon River and estuary: patterns, problems and potential. **Forest Ecology and Management**, v. 77, n. 1-3, p. 87–105, 1995. ISSN 03781127. 15
- BEGON, M.; TOWNSEND, C. R.; HARPER, J. L. **Ecologia: de indivíduos a ecossistemas**. 4. ed. Porto Alegre: Artmed, 2007. 752 p. ISBN 978-85-363-0884-5. 7, 10

BENÍTEZ, F. L.; ANDERSON, L. O.; FORMAGGIO, A. R. Evaluation of geostatistical techniques to estimate the spatial distribution of aboveground biomass in the Amazon rainforest using high-resolution remote sensing data. **Acta Amazonica**, v. 46, n. 2, p. 151–160, jun 2016. ISSN 1809-4392. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0044-59672016000200151&lng=en&nrm=iso&tlng=en>. 27

BERENGUER, E.; FERREIRA, J.; GARDNER, T. A.; ARAGÃO, L. E. O. C.; De Camargo, P. B.; CERRI, C. E.; DURIGAN, M.; OLIVEIRA, R. C. D.; VIEIRA, I. C. G.; BARLOW, J. A large-scale field assessment of carbon stocks in human-modified tropical forests. **Global Change Biology**, v. 20, n. 12, p. 3713–3726, dec 2014. ISSN 13541013. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/gcb.12627>>. 13, 15

BIVAND, R. S.; PEBESMA, E. J.; GOMEZ-RUBIO, V. **Applied spatial data analysis with R**. New York, NY: Springer, 2008. 378 p. ISSN 07067437. ISBN 978-0-387-78170-9. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/978-0-387-78171-6>>. 53

BLANC, L.; ECHARD, M.; HERAULT, B.; BONAL, D.; MARCON, E.; BARALOTO, C.; CHAVE, J. Carbon stocks dynamics of aboveground in a selectively logged tropical forest. **Ecological Applications**, v. 19, n. 6, p. 1397–1404, 2009. ISSN 10510761. 96

BRANDO, P. M.; BALCH, J. K.; NEPSTAD, D. C.; MORTON, D. C.; PUTZ, F. E.; COE, M. T.; SILVERIO, D.; MACEDO, M. N.; DAVIDSON, E. A.; NOBREGA, C. C.; ALENCAR, A.; SOARES-FILHO, B. S. Abrupt increases in Amazonian tree mortality due to drought-fire interactions. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 111, n. 17, p. 6347–6352, apr 2014. ISSN 0027-8424. Disponível em: <<http://www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.1305499111>>. 96

BRASIL, MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). **Mapeamento da cobertura vegetal dos biomas brasileiros**. Brasil, 2013. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf_chm_rbbio/_arquivos/mapas_cobertura_vegetal.pdf>. 32

BRASIL. MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). **REDD+ Brasil**. Brasil, 2016. Disponível em: <<http://redd.mma.gov.br/index.php/pt/redd/o-que-e-redd>>. 1

BRIENEN, R. J. W.; PHILLIPS, O. L.; FELDPAUSCH, T. R.; GLOOR, E.; BAKER, T. R.; LLOYD, J.; LOPEZ-GONZALEZ, G.; MONTEAGUDO-MENDOZA, A.; MALHI, Y.; LEWIS, S. L.; VÁSQUEZ MARTINEZ, R.; ALEXIADES, M.; ÁLVAREZ DÁVILA, E.; ALVAREZ-LOAYZA, P.; ANDRADE, A.; ARAGÃO, L. E. O. C.; ARAUJO-MURAKAMI, A.; ARETS, E. J. M. M.; ARROYO, L.; AYMARD C., G. A.; BÁNKI, O. S.; BARALOTO, C.; BARROSO, J.; BONAL, D.; BOOT, R. G. A.; CAMARGO, J. L. C.; CASTILHO, C. V.; CHAMA, V.; CHAO, K. J.; CHAVE, J.; COMISKEY, J. A.; CORNEJO VALVERDE, F.; COSTA, L. da; OLIVEIRA, E. A. de; DI FIORE, A.; ERWIN, T. L.; FAUSET, S.; FORSTHOFER, M.; GALBRAITH, D. R.; GRAHAME, E. S.; GROOT, N.; HÉRAULT, B.; HIGUCHI, N.; HONORIO CORONADO, E. N.; KEELING, H.; KILLEEN, T. J.; LAURANCE, W. F.; LAURANCE, S.; LICONA, J.; MAGNUSSEN, W. E.; MARIMON, B. S.; MARIMON-JUNIOR, B. H.; MENDOZA, C.; NEILL, D. A.; NOGUEIRA, E. M.; NÚÑEZ, P.; PALLQUI CAMACHO, N. C.; PARADA, A.; PARDO-MOLINA, G.; PEACOCK, J.; PEÑA-CLAROS, M.; PICKAVANCE, G. C.; PITMAN, N. C. A.; POORTER, L.; PRIETO, A.; QUESADA, C. A.; RAMÍREZ, F.; RAMÍREZ-ANGULO, H.; RESTREPO, Z.; ROOPSIND, A.; RUDAS, A.; SALOMÃO, R. P.; SCHWARZ, M.; SILVA, N.; SILVA-ESPEJO, J. E.; SILVEIRA, M.; STROPP, J.; TALBOT, J.; STEEGE, H. ter; TERAN-AGUILAR, J.; TERBORGH, J.; THOMAS-CAESAR, R.; TOLEDO, M.; TORELLO-RAVENTOS, M.; UMETSU, R. K.; HEIJDEN, G. M. F. van der; HOUT, P. van der; GUIMARÃES VIEIRA, I. C.; VIEIRA, S. A.; VILANOVA, E.; VOS, V. A.; ZAGT, R. J. Long-term decline of the Amazon carbon sink. **Nature**, v. 519, n. 7543, p. 344–348, 2015. ISSN 0028-0836. Disponível em: <<http://www.nature.com/doi/10.1038/nature14283>>.

97

BROWN, I.; MARTINELLI, L. A.; THOMAS, W.; MOREIRA, M. Z.; CID FERREIRA, C.; VICTORIA, R. A. Uncertainty in the biomass of Amazonian forests: an example from Rondônia, Brazil. **Forest Ecology and Management**, v. 75, n. 1-3, p. 175–189, jul 1995. ISSN 03781127. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/037811279403512U>>. 10, 23

BUSH, M. B.; SILMAN, M. R.; TOLEDO, M. B. de; LISTOPAD, C.; GOSLING, W. D.; WILLIAMS, C.; OLIVEIRA, P. E. de; KRISSEL, C. Holocene fire and occupation in Amazonia: records from two lake districts. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 362, n. 1478,

p. 209–218, feb 2007. ISSN 0962-8436. Disponível em:

<<http://rstb.royalsocietypublishing.org/content/362/1478/209.short>>.

13

CANADELL, J. G.; LE QUERE, C.; RAUPACH, M. R.; FIELD, C. B.; BUITENHUIS, E. T.; CIAIS, P.; CONWAY, T. J.; GILLETT, N. P.; HOUGHTON, R. A.; MARLAND, G. Contributions to accelerating atmospheric CO₂ growth from economic activity, carbon intensity, and efficiency of natural sinks. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 104, n. 47, p. 18866–18870, nov 2007. ISSN 0027-8424. Disponível em:

<<http://www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.0702737104>>. 9

CHAVE, J.; ANDALO, C.; BROWN, S.; CAIRNS, M. A.; CHAMBERS, J. Q.; EAMUS, D.; FÖLSTER, H.; FROMARD, F.; HIGUCHI, N.; KIRA, T.; LESCURE, J.-P.; NELSON, B. W.; OGAWA, H.; PUIG, H.; RIÉRA, B.; YAMAKURA, T. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. **Oecologia**, v. 145, n. 1, p. 87–99, aug 2005. ISSN 0029-8549. Disponível em:

<<http://link.springer.com/10.1007/s00442-005-0100-x>>. 10, 25, 36

CHAVE, J.; MULLER-LANDAU, H. C.; BAKER, T. R.; EASDALE, T. A.; WEBB, C. O. Regional and phylogenetic variation of wood density across 2456 neotropical tree species. **Ecological Applications**, v. 16, n. 6, p. 2356–2367, 2006. 92

CHAVE, J.; RÉJOU-MÉCHAIN, M.; BÚRQUEZ, A.; CHIDUMAYO, E.; COLGAN, M. S.; DELITTI, W. B.; DUQUE, A.; EID, T.; FEARNSSIDE, P. M.; GOODMAN, R. C.; HENRY, M.; MARTÍNEZ-YRÍZAR, A.; MUGASHA, W. A.; MULLER-LANDAU, H. C.; MENCUCCINI, M.; NELSON, B. W.; NGOMANDA, A.; NOGUEIRA, E. M.; ORTIZ-MALAVASSI, E.; PÉLISSIER, R.; PLOTON, P.; RYAN, C. M.; SALDARRIAGA, J. G.; VIEILLEDENT, G. Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. **Global Change Biology**, v. 20, n. 10, p. 3177–3190, oct 2014. ISSN 13541013. Disponível em:

<<http://doi.wiley.com/10.1111/gcb.12629>>. 10, 25

CLARK, D. B.; CLARK, D. A.; OBERBAUER, S. F. Annual wood production in a tropical rain forest in NE Costa Rica linked to climatic variation but not to increasing CO₂. **Global Change Biology**, v. 16, n. 2, p. 747–759, 2010. ISSN 13541013. 97

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, n. 1, p. 35–46, jul 1991. ISSN 00344257. Disponível em:

<<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/003442579190048B>>. 50

DE SY, V.; HEROLD, M.; ACHARD, F.; ASNER, G. P.; HELD, A.; KELLNDORFER, J.; VERBESSELT, J. Synergies of multiple remote sensing data sources for REDD+ monitoring. **Current Opinion in Environmental Sustainability**, v. 4, n. 6, p. 696–706, dec 2012. ISSN 18773435. Disponível em:

<<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877343512001200>>. 18, 23

DEFRIES, R. S.; HOUGHTON, R. A.; HANSEN, M. C.; FIELD, C. B.; SKOLE, D.; TOWNSHEND, J. Carbon emissions from tropical deforestation and regrowth based on satellite observations for the 1980s and 1990s. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 99, n. 22, p. 14256–14261, oct 2002. ISSN 0027-8424. Disponível em:

<<http://www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.182560099>>. 2, 12

DINIZ, C. G.; SOUZA, A. A. d. A.; SANTOS, D. C.; DIAS, M. C.; LUZ, N. C. da; MORAES, D. R. V. de; MAIA, J. S. A.; GOMES, A. R.; NARVAES, I. d. S.; VALERIANO, D. M.; MAURANO, L. E. P.; ADAMI, M. DETER-B: The new Amazon near real-time deforestation detection system. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 8, n. 7, p. 3619–3628, jul 2015. ISSN 1939-1404. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7128317>>. 3

DONG, P.; CHEN, Q. **LiDAR remote sensing and applications**. Boca Raton, Florida: CRC Press, Taylor & Francis, 2018. 200 p. ISBN 9781138747241. 24

DRUCK, S.; CARVALHO, M. S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004. ISBN 85-7383-260-6. 51, 52

ESPÍRITO-SANTO, F. D.; GLOOR, M.; KELLER, M.; MALHI, Y.; SAATCHI, S.; NELSON, B.; JÚNIOR), R. C. O.; PEREIRA, C.; LLOYD, J.; FROLKING, S.; PALACE, M.; SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V.; MENDOZA, A. M.; LÓPEZ-GONZÁLEZ, G.; BAKER, T. R.; FELDPAUSCH, T. R.; BRIENEN, R. J.; ASNER, G. P.; BOYD, D. S.; PHILLIPS, O. L. Size and frequency of natural forest disturbances and the Amazon forest carbon balance. **Nature**

Communications, v. 5, n. 1, p. 3434, dec 2014. ISSN 2041-1723. Disponível em:
<<http://www.nature.com/articles/ncomms4434>>. 97

ESPÍRITO-SANTO, F. D. B.; SANTOS, J. R.; SILVA, P. G. Image processing and spatial analysis techniques to study areas covered by rainforest under timber exploitation. **Revista Árvore**, v. 28, n. 5, p. 699–706, 2004. 12, 20

ESQUIVEL-MUELBERT; BENNETT; SULLIVAN; BAKER; GAVISH; JOHNSON; WANG; CHAMBERS-OSTLER; GIANNICHI; GOMES; KALAMANDEEN; PATTNAYAK; FAUSET. A Spatial and temporal risk assessment of the impacts of El Niño on the tropical forest carbon cycle: theoretical framework, scenarios, and implications. **Atmosphere**, v. 10, n. 10, p. 588, sep 2019. ISSN 2073-4433. Disponível em:
<<https://www.mdpi.com/2073-4433/10/10/588>>. 96

FELDPAUSCH, T. R.; JIRKA, S.; PASSOS, C. A.; JASPER, F.; RIHA, S. J. When big trees fall: damage and carbon export by reduced impact logging in southern Amazonia. **Forest Ecology and Management**, v. 219, n. 2-3, p. 199–215, nov 2005. ISSN 03781127. Disponível em:
<<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378112705005232>>. 16, 95

FELDPAUSCH, T. R.; PHILLIPS, O. L.; BRIENEN, R. J. W.; GLOOR, E.; LLOYD, J.; LOPEZ-GONZALEZ, G.; MONTEAGUDO-MENDOZA, A.; MALHI, Y.; ALARCÓN, A.; ÁLVAREZ DÁVILA, E.; ALVAREZ-LOAYZA, P.; ANDRADE, A.; ARAGAO, L. E. O. C.; ARROYO, L.; AYMARD C., G. A.; BAKER, T. R.; BARALOTO, C.; BARROSO, J.; BONAL, D.; CASTRO, W.; CHAMA, V.; CHAVE, J.; DOMINGUES, T. F.; FAUSET, S.; GROOT, N.; HONORIO CORONADO, E.; LAURANCE, S.; LAURANCE, W. F.; LEWIS, S. L.; LICONA, J. C.; MARIMON, B. S.; MARIMON-JUNIOR, B. H.; MENDOZA BAUTISTA, C.; NEILL, D. A.; OLIVEIRA, E. A.; OLIVEIRA DOS SANTOS, C.; PALLQUI CAMACHO, N. C.; PARDO-MOLINA, G.; PRIETO, A.; QUESADA, C. A.; RAMÍREZ, F.; RAMÍREZ-ANGULO, H.; RÉJOU-MÉCHAIN, M.; RUDAS, A.; SAIZ, G.; SALOMÃO, R. P.; SILVA-ESPEJO, J. E.; SILVEIRA, M.; STEEGE, H. ter; STROPP, J.; TERBORGH, J.; THOMAS-CAESAR, R.; HEIJDEN, G. M. F. van der; VÁSQUEZ MARTINEZ, R.; VILANOVA, E.; VOS, V. A. Amazon forest response to repeated droughts. **Global Biogeochemical Cycles**, v. 30, n. 7, p. 964–982, jul 2016. ISSN 08866236. Disponível em:
<<http://doi.wiley.com/10.1002/2015GB005133>>. 96, 101

FIGUEIRA, A. M. E.; MILLER, S. D.; DE SOUZA, C. A. D.; MENTON, M. C.; MAIA, A. R.; DA ROCHA, H. R.; GOULDEN, M. L. Effects of selective logging on tropical forest tree growth. **Journal of Geophysical Research: Biogeosciences**, v. 114, n. 1, p. 1–11, 2009. ISSN 01480227. 96

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION (FAO). **Map accuracy assessment and area estimation map accuracy assessment and area estimation : a practical guide**. Roma, 2016. Disponível em: <<http://www.fao.org/3/a-i5601e.pdf>>. Acesso em: 25 mar. 2018. 50, 66, 67

GASPARINI, K. A. C.; SILVA JÚNIOR, C. H. L.; SHIMABUKURO, Y. E.; ARAI, E.; ARAGÃO, L. E. O. C. E.; SILVA, C. A.; MARSHALL, P. L. Determining a threshold to delimit the Amazonian forests from the tree canopy cover 2000 GFC Data. **Sensors**, v. 19, n. 22, p. 5020, nov 2019. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/19/22/5020>>. 44, 51

GATTI, L. V.; GLOOR, M.; MILLER, J. B.; DOUGHTY, C. E.; MALHI, Y.; DOMINGUES, L. G.; BASSO, L. S.; MARTINEWSKI, A.; CORREIA, C. S. C.; BORGES, V. F.; FREITAS, S.; BRAZ, R.; ANDERSON, L. O.; ROCHA, H.; GRACE, J.; PHILLIPS, O. L.; LLOYD, J. Drought sensitivity of Amazonian carbon balance revealed by atmospheric measurements. **Nature**, v. 506, n. 7486, p. 76–80, 2014. ISSN 1476-4687. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1038/nature12957>>. 13

GEIDER, R. J.; DELUCIA, E. H.; FALKOWSKI, P. G.; FINZI, A. C.; GRIME, J. P.; GRACE, J.; KANA, T. M.; LA ROCHE, J.; LONG, S. P.; OSBORNE, B. A.; PLATT, T.; PRENTICE, I. C.; RAVEN, J. A.; SCHLESINGER, W. H.; SMETACEK, V.; STUART, V.; SATHYENDRANATH, S.; THOMAS, R. B.; VOGELMANN, T. C.; WILLIAMS, P.; WOODWARD, F. I. Primary productivity of planet earth: biological determinants and physical constraints in terrestrial and aquatic habitats. **Global Change Biology**, v. 7, n. 8, p. 849–882, dec 2001. ISSN 13541013. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1046/j.1365-2486.2001.00448.x>>. 8

GERWING, J. J. Degradation of forests through logging and fire in the eastern Brazilian Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 157, n. 1-3, p. 131–141, mar 2002. ISSN 03781127. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378112700006447>>. 12

GIMOND, M. **Chapter 12 - Hypotesis Testing**. 2019. Disponível em: <<http://mgimond.github.io/Spatial/hypothesis-testing.html>>. 54

GIONGO, M.; KOEHLER, H. S.; MACHADO, S. d. A.; KIRCHNER, F. F.; MARCHETTI, M. LiDAR : princípios e aplicações florestais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 30, n. 63, p. 231–244, 2010. ISSN 18093647. 24, 25, 26, 38

GOETZ, S.; DUBAYAH, R. Advances in remote sensing technology and implications for measuring and monitoring forest carbon stocks and change. **Carbon Management**, v. 2, n. 3, p. 231–244, 2011. ISSN 1758-3004. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.4155/cmt.11.18>>. 23, 29

GOETZ, S. J.; BACCINI, A.; LAPORTE, N. T.; JOHNS, T.; WALKER, W.; KELLNDORFER, J.; HOUGHTON, R. A.; SUN, M. Mapping and monitoring carbon stocks with satellite observations: a comparison of methods. **Carbon Balance and Management**, v. 4, n. 1, p. 2, 2009. ISSN 1750-0680. Disponível em: <<http://cbmjournal.springeropen.com/articles/10.1186/1750-0680-4-2>>. 23, 25, 26

GOFC-GOLD. **A sourcebook of methods and procedures for monitoring and reporting anthropogenic greenhouse gas emissions and removals associated with deforestation, gains and losses of carbon stocks in forests remaining forests, and forestation**. [s.n.], 2013. 243 p. Disponível em: <http://www.gofc-gold.uni-jena.de/redd/sourcebook/Sourcebook_Version_Nov_2010_cop16-1.pdf>. 19

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing of Environment**, v. 202, n. 2016, p. 18–27, dec 2017. ISSN 00344257. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>>. 21

GORGENS, E. B. **Lidar technology applied to vegetation quantification and qualification**. 2003. 160 p. Thesis (Doctor in Silviculture and Forest Management) — Universidade de São Paulo (ESALQ), Piracicaba, 2014. 38

GRECCHI, R. C.; BEUCHLE, R.; SHIMABUKURO, Y. E.; ARAGÃO, L. E.; ARAI, E.; SIMONETTI, D.; ACHARD, F. An integrated remote sensing and GIS approach for monitoring areas affected by selective logging: a case study in northern Mato Grosso, Brazilian Amazon. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 61, n. May, p. 70–80, sep 2017. ISSN 03032434. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0303243417300971>>. 44, 52, 92

HANSEN, M. C.; DEFRIES, R. S.; TOWNSHEND, J. R. G.; CARROLL, M.; DIMICELI, C.; SOHLBERG, R. A. Global percent tree cover at a spatial resolution of 500 meters: first results of the modis vegetation continuous fields algorithm. **Earth Interactions**, v. 7, n. 10, p. 1–15, oct 2003. ISSN 1087-3562. Disponível em: [https://doi.org/10.1175/1087-3562\(2003\)007<0001:GPTCAA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1087-3562(2003)007<0001:GPTCAA>2.0.CO;2).

37

HANSEN, M. C.; POTAPOV, P. V.; MOORE, R.; HANCHER, M.; TURUBANOVA, S. A.; TYUKAVINA, A.; THAU, D.; STEHMAN, S. V.; GOETZ, S. J.; LOVELAND, T. R.; KOMMAREDDY, A.; EGOROV, A.; CHINI, L.; JUSTICE, C. O.; TOWNSHEND, J. R. G. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. **Science**, v. 342, n. 5, p. 850–853, Nov 2013. Disponível em:

<http://www.sciencemag.org/cgi/doi/10.1126/science.1244693>. xv, 3, 11, 21, 33, 37, 38, 43

HANSEN, M. C.; STEHMAN, S. V.; POTAPOV, P. V. Quantification of global gross forest cover loss. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 107, n. 19, p. 8650–8655, may 2010. ISSN 0027-8424. Disponível em: <http://www.pnas.org/cgi/content/long/107/19/8650>. 2, 12, 37

HARGITA, Y.; GÜNTER, S.; KÖTHKE, M. Brazil submitted the first REDD+ reference level to the UNFCCC-Implications regarding climate effectiveness and cost-efficiency. **Land Use Policy**, v. 55, p. 340–347, 2015. ISSN 02648377.

Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.landusepol.2015.08.027>. 11

HEROLD, M.; ROMÁN-CUESTA, R.; MOLLICONE, D.; HIRATA, Y.; VAN LAAKE, P.; ASNER, G. P.; SOUZA, C.; SKUTSCH, M.; AVITABILE, V.; MACDICKEN, K. Options for monitoring and estimating historical carbon emissions from forest degradation in the context of REDD+. **Carbon Balance and Management**, v. 6, n. 1, p. 13, 2011. ISSN 1750-0680. Disponível em:

<http://cbmjournal.springeropen.com/articles/10.1186/1750-0680-6-13>. 2

HESKEL, M. A.; O’SULLIVAN, O. S.; REICH, P. B.; TJOELKER, M. G.; WEERASINGHE, L. K.; PENILLARD, A.; EGERTON, J. J. G.; CREEK, D.; BLOOMFIELD, K. J.; XIANG, J.; SINCA, F.; STANGL, Z. R.; MARTINEZ DE LA TORRE, A.; GRIFFIN, K. L.; HUNTINGFORD, C.; HURRY, V.; MEIR, P.; TURNBULL, M. H.; ATKIN, O. K. Convergence in the temperature response of

leaf respiration across biomes and plant functional types. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 113, n. 14, p. 3832–3837, apr 2016. ISSN 0027-8424. Disponível em:

<<http://www.pnas.org/lookup/doi/10.1073/pnas.1520282113>>. 97

HETHCOAT, M. G.; EDWARDS, D. P.; CARREIRAS, J. M.; BRYANT, R. G.; FRANÇA, F. M.; QUEGAN, S. A machine learning approach to map tropical selective logging. **Remote Sensing of Environment**, v. 221, p. 569–582, Feb 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.044>>. 22

HOUGHTON, R. A.; HALL, F.; GOETZ, S. J. Importance of biomass in the global carbon cycle. **Journal of Geophysical Research: Biogeosciences**, v. 114, n. 3, p. 1–13, 2009. ISSN 01480227. 1

HOUGHTON, R. A.; SKOLE, D. L.; NOBRE, C. A.; HACKLER, J. L.; LAWRENCE, K. T.; CHOMENTOWSKI, W. H. Annual fluxes of carbon from deforestation and regrowth in the Brazilian Amazon. **Nature**, v. 403, n. 6767, p. 301–304, jan 2000. ISSN 00280836. Disponível em:

<<http://www.nature.com/doi/10.1038/35002062>>. 12

HUANG, M.; ASNER, G. P. Long-term carbon loss and recovery following selective logging in Amazon forests. **Global Biogeochemical Cycles**, v. 24, n. 3, p. 1–15, sep 2010. ISSN 08866236. Disponível em:

<<http://doi.wiley.com/10.1029/2009GB003727>>. 13

HUMMEL, A. C.; VINICIUS, M.; ALVES, S.; PEREIRA, D. S.; VERÍSSIMO, A.; SANTOS, D.; GRAMATICAL, R.; BARRETO, G. A atividade madeireira na Amazônia brasileira: produção, receita e mercados. 2010. Disponível em:

<https://www.mma.gov.br/estruturas/sfb/_arquivos/miolo_resexec_polo_03_95_1.pdf>. 89

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE).

Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia por satélites: sistemas PRODES, DETER, DEGRAD e Queimadas 2007-2008:

tombamento da Reserva da Biosfera. São José dos Campos, 2008. Disponível em:

<http://www.obt.inpe.br/prodes/Relatorio_Prodes2008.pdf>. 11, 12, 33

_____. **Monitoramento do desmatamento da floresta Amazônica brasileira por satélite.** São José dos Campos, 2019. Disponível em:

<<http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodes>>. 2, 12, 21, 50, 89, 92

INTERGOVERNAMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE (IPCC). **Climate Change 2014 : synthesis report . contribution of working groups I, II and III to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change**. Geneva-Switzerland, 2014. 151 p. 1

_____. **IPCC, 2000 land use, land-use change and forestry**. Geneva, Switzerland., 2016. 375 p. Disponível em:
<https://archive.ipcc.ch/ipccreports/sres/land_use/index.php?idp=0>. 1, 9

ISNTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **DEGRAD**. Brasil, 2019. Disponível em:
<<http://obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/degrad>>. 90

JOSEPH, S.; MURTHY, M. S. R.; THOMAS, A. P. The progress on remote sensing technology in identifying tropical forest degradation: a synthesis of the present knowledge and future perspectives. **Environmental Earth Sciences**, v. 64, n. 3, p. 731–741, oct 2011. ISSN 1866-6280. Disponível em:
<<http://link.springer.com/10.1007/s12665-010-0893-8>>. 2, 3

KELLER, M.; ALENCAR, A.; ASNER, G. P.; BRASWELL, B.; BUSTAMANTE, M.; DAVIDSON, E.; FELDPAUSCH, T.; FERNANDES, E.; GOULDEN, M.; KABAT, P.; KRUIJT, B.; LUIZAO, F.; MILLER, S.; MARKEWITZ, D.; NOBRE, A. D.; NOBRE, C. A.; PRIANTE FILHO, N.; ROCHA, H. da; SILVA DIAS, P.; RANDOW, C. von; VOURLITIS, G. L. Ecological research in the large-scale biosphere– atmosphere experiment in Amazonia: early results. **Ecological Applications**, v. 14, n. sp4, p. 3–16, 2004. ISSN 1051-0761. 16

KELLER, M.; PALACE, M.; HURTT, G. Biomass estimation in the Tapajós National Forest, Brazil. **Forest Ecology and Management**, v. 154, n. 3, p. 371–382, dec 2001. ISSN 03781127. Disponível em:
<<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378112701005096>>. 16

LANGNER, A.; MIETTINEN, J.; KUKKONEN, M.; VANCUTSEM, C.; SIMONETTI, D.; VIEILLEDENT, G.; VERHEGGHEN, A.; GALLEGU, J.; STIBIG, H. J. Towards operational monitoring of forest canopy disturbance in evergreen rain forests: a test case in continental Southeast Asia. **Remote Sensing**, v. 10, n. 4, p. 1–21, 2018. ISSN 20724292. 15, 22

LAURANCE, W. F. Biomass collapse in amazonian forest fragments. **Science**, v. 278, n. 5340, p. 1117–1118, 1997. ISSN 00368075. 13, 14, 97

LE QUÉRÉ, C.; RAUPACH, M. R.; CANADELL, J. G.; MARLAND, G.; BOPP, L.; CIAIS, P.; CONWAY, T. J.; DONEY, S. C.; FEELY, R. A.; FOSTER, P.; FRIEDLINGSTEIN, P.; GURNEY, K.; HOUGHTON, R. A.; HOUSE, J. I.; HUNTINGFORD, C.; LEVY, P. E.; LOMAS, M. R.; MAJKUT, J.; METZL, N.; OMETTO, J. P.; PETERS, G. P.; PRENTICE, I. C.; RANDERSON, J. T.; RUNNING, S. W.; SARMIENTO, J. L.; SCHUSTER, U.; SITCH, S.; TAKAHASHI, T.; VIOVY, N.; WERF, G. R. van der; WOODWARD, F. I. Trends in the sources and sinks of carbon dioxide. **Nature Geoscience**, v. 2, n. 12, p. 831–836, dec 2009. Disponível em:

<<http://www.nature.com/articles/ngeo689>>. 1, 9, 10

LEITOLD, V.; KELLER, M.; MORTON, D. C.; COOK, B. D.; SHIMABUKURO, Y. E. Airborne lidar-based estimates of tropical forest structure in complex terrain: opportunities and trade-offs for REDD+. **Carbon Balance and Management**, v. 10, n. 1, p. 3, dec 2015. ISSN 1750-0680. Disponível em: <<https://cbmjournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13021-015-0013-x>>.

39

LENTINI, M.; PEREIRA, D.; CELENTANO, D.; PEREIRA, R. **Fatos florestais da Amazônia 2005**. [S.l.: s.n.], 2005. 140 p. ISSN 85862121. ISBN 8586212156. 15, 16

LEWIS, S. L.; BRANDO, P. M.; PHILLIPS, O. L.; HEIJDEN, G. M. F. van der; NEPSTAD, D. The 2010 Amazon drought. **Science**, v. 331, n. 6017, p. 554–554, feb 2011. ISSN 0036-8075. Disponível em:

<<http://www.sciencemag.org/cgi/doi/10.1126/science.1200807>>. 96

LLOYD, J.; FARQUHAR, G. D. Effects of rising temperatures and [CO₂] on the physiology of tropical forest trees. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 363, n. 1498, p. 1811–1817, may 2008. ISSN 0962-8436. Disponível em:

<<https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rstb.2007.0032>>. 97

LONGO, M.; KELLER, M.; DOS-SANTOS, M. N.; LEITOLD, V.; PINAGÉ, E. R.; BACCINI, A.; SAATCHI, S.; NOGUEIRA, E. M.; BATISTELLA, M.; MORTON, D. C. Aboveground biomass variability across intact and degraded forests in the Brazilian Amazon. **Global Biogeochemical Cycles**, v. 30, n. 11, p. 1639–1660, nov 2016. ISSN 08866236. Disponível em:

<<http://dx.doi.org/10.1002/2016GB005465>>. 3, 19, 29, 57, 58, 81

MALHI, Y.; GARDNER, T. A.; GOLDSMITH, G. R.; SILMAN, M. R.; ZELAZOWSKI, P. Tropical Forests in the Anthropocene. **Annual Review of Environment and Resources**, v. 39, n. 1, p. 125–159, 2014. ISSN 1543-5938. Disponível em: <<http://www.annualreviews.org/doi/10.1146/annurev-environ-030713-155141>>. 97

MALHI, Y.; ROBERTS, J. T.; BETTS, R. A.; KILLEEN, T. J.; LI, W.; NOBRE, C. A. Climate Change, Deforestation, and the Fate of the Amazon. **Science**, v. 319, n. 5860, p. 169–172, jan 2008. ISSN 0036-8075. Disponível em: <<http://www.sciencemag.org/cgi/doi/10.1126/science.1146961>>. 1

MAPBIOMAS. **Projeto MapBiomás**. 2019. Disponível em: <<http://mapbiomas.org>>. 22

MARTINS, F. d. S. R. V.; XAUD, H. A. M.; SANTOS, J. R. dos; GALVÃO, L. S. Effects of fire on above-ground forest biomass in the northern Brazilian Amazon. **Journal of Tropical Ecology**, v. 28, n. 06, p. 591–601, nov 2012. ISSN 0266-4674. Disponível em: <http://www.journals.cambridge.org/abstract/{_}S0266467412000636>. 97

MASEK, J. G.; HAYES, D. J.; HUGHES, M. J.; HEALEY, S. P.; TURNER, D. P. The role of remote sensing in process-scaling studies of managed forest ecosystems. **Forest Ecology and Management**, v. 355, p. 109–123, nov 2015. ISSN 03781127. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2015.05.032>>. 17, 18, 19, 23

MATO GROSSO (ESTADO). **Geografia do Estado do Mato Grosso**. 2016. Disponível em: <<http://www.mt.gov.br/geografia>>. 31

MATRICARDI, E. A.; SKOLE, D. L.; PEDLOWSKI, M. A.; CHOMENTOWSKI, W.; FERNANDES, L. C. Assessment of tropical forest degradation by selective logging and fire using Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, Elsevier Inc., v. 114, n. 5, p. 1117–1129, may 2010. ISSN 00344257. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.01.001>>. 12, 13, 19

MATRICARDI, E. A. T.; SKOLE, D. L.; COCHRANE, M. A.; QI, J.; CHOMENTOWSKI, W. Monitoring selective logging in tropical evergreen forests using landsat: multitemporal regional analyses in Mato Grosso, Brazil. **Earth Interactions**, v. 9, n. 24, p. 1–24, nov 2005. ISSN 1087-3562. Disponível em: <<http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/EI142.1>>. 12, 20, 91

MATRICARDI, E. a. T.; SKOLE, D. L.; COCHRANE, M. A.; PEDLOWSKI, M.; CHOMENTOWSKI, W. H. Multi-temporal assessment of selective logging in the Brazilian Amazon using Landsat data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 1, p. 63–82, 2007. ISSN 0143-1161. 20

MAYAUX, P.; BARTHOLOMÉ, E.; FRITZ, S.; BELWARD, A. A new land-cover map of Africa for the year 2000. **Journal of Biogeography**, v. 31, n. 6, p. 861–877, may 2004. ISSN 03050270. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-2699.2004.01073.x>>. 27

MCGAUGHEY, R. J. **FUSION / LDV : software for LIDAR data analysis and visualization**. Seatle: USDA - Forest Service, 2018. 209 p. 57, 58

MITCHARD, E. T.; SAATCHI, S. S.; BACCINI, A.; ASNER, G. P.; GOETZ, S. J.; HARRIS, N. L.; BROWN, S. Uncertainty in the spatial distribution of tropical forest biomass: a comparison of pan-tropical maps. **Carbon Balance and Management**, v. 8, n. 1, p. 10, 2013. ISSN 1750-0680. Disponível em: <<http://cbmjournal.springeropen.com/articles/10.1186/1750-0680-8-10>>. 8, 27, 28, 29

MITCHARD, E. T. A.; FELDPAUSCH, T. R.; BRIENEN, R. J. W.; LOPEZ-GONZALEZ, G.; MONTEAGUDO, A.; BAKER, T. R.; LEWIS, S. L.; LLOYD, J.; QUESADA, C. A.; GLOOR, M.; STEEGE, H. ter; MEIR, P.; ALVAREZ, E.; ARAUJO-MURAKAMI, A.; ARAGÃO, L. E. O. C.; ARROYO, L.; AYMARD, G.; BANKI, O.; BONAL, D.; BROWN, S.; BROWN, F. I.; CERÓN, C. E.; CHAMA MOSCOSO, V.; CHAVE, J.; COMISKEY, J. A.; CORNEJO, F.; CORRALES MEDINA, M.; DA COSTA, L.; COSTA, F. R. C.; DI FIORE, A.; DOMINGUES, T. F.; ERWIN, T. L.; FREDERICKSON, T.; HIGUCHI, N.; Honorio CORONADO, E. N.; KILLEEN, T. J.; LAURANCE, W. F.; LEVIS, C.; MAGNUSSON, W. E.; MARIMON, B. S.; MARIMON JUNIOR, B. H.; MENDOZA POLO, I.; MISHRA, P.; NASCIMENTO, M. T.; NEILL, D.; Núñez Vargas, M. P.; PALACIOS, W. A.; PARADA, A.; PARDO MOLINA, G.; PEÑA-CLAROS, M.; PITMAN, N.; PERES, C. A.; POORTER, L.; PRIETO, A.; RAMIREZ-ANGULO, H.; RESTREPO CORREA, Z.; ROOPSIND, A.; ROUCOUX, K. H.; RUDAS, A.; SALOMÃO, R. P.; SCHIETTI, J.; SILVEIRA, M.; SOUZA, P. F. de; STEININGER, M. K.; STROPP, J.; TERBORGH, J.; THOMAS, R.; TOLEDO, M.; TORRES-LEZAMA, A.; VAN ANDEL, T. R.; HEIJDEN, G. M. F. van der; VIEIRA, I. C. G.; VIEIRA, S.; VILANOVA-TORRE, E.; VOS, V. A.; WANG, O.; ZARTMAN, C. E.; MALHI,

Y.; PHILLIPS, O. L. Markedly divergent estimates of Amazon forest carbon density from ground plots and satellites. **Global Ecology and Biogeography**, v. 23, n. 8, p. 935–946, 2014. ISSN 14668238. 2

MITCHELL, A. L.; ROSENQVIST, A.; MORA, B. Current remote sensing approaches to monitoring forest degradation in support of countries measurement, reporting and verification (MRV) systems for REDD+. **Carbon Balance and Management**, v. 12, n. 1, p. 9, dec 2017. Disponível em: <<http://cbmjournal.springeropen.com/articles/10.1186/s13021-017-0078-9>>. 3

MORETTI, M. S. **Extração seletiva e produção de madeira nativa no estado de Mato Grosso**. 151 p. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) — Universidade de Brasília (UNB), Brasília, 2018. 89, 95

MULLER-LANDAU, H. C. Interspecific and inter-site variation in wood specific gravity of tropical trees. **Biotropica**, v. 36, n. 1, p. 20, 2004. ISSN 0006-3606. 93

NATIONAL OCEANIC AND ATMOSPHERIC ADMINISTRATION (NOAA). **National Oceanic and Atmospheric Administration - Trends in Atmospheric Carbon Dioxide**. 2016. Disponível em: <<http://www.esrl.noaa.gov/gmd/ccgg/trends/>>. 1, 9

NEPSTAD, D.; LEFEBVRE, P.; LOPEZ DA SILVA, U.; TOMASELLA, J.; SCHLESINGER, P.; SOLORZANO, L.; MOUTINHO, P.; RAY, D.; GUERREIRA BENITO, J. Amazon drought and its implications for forest flammability and tree growth: a basin-wide analysis. **Global Change Biology**, v. 10, n. 5, p. 704–717, may 2004. ISSN 1354-1013. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/j.1529-8817.2003.00772.x>>. 13

NEPSTAD, D. C.; VERISSIMO, A.; ALENCAR, A.; NOBRE, C.; LIMA, E.; LEFEBVRE, P.; SCHLESINGER, P.; POTTER, C.; MOUTINHO, P.; MENDOZA, E.; COCHRANE, M.; BROOKS, V. Large-scale impoverishment of Amazonian forests by logging and fire. **Nature**, v. 398, n. 1997, p. 505–508, 1999. ISSN 0028-0836. Disponível em: <<http://www.nature.com/nature/journal/v398/n6727/abs/398505a0.html>>. 12, 16, 92

NOGUEIRA, E. M.; YANAI, A. M.; FONSECA, F. O. R.; FEARNSIDE, P. M. Carbon stock loss from deforestation through 2013 in Brazilian Amazonia. **Global Change Biology**, v. 21, n. 3, p. 1271–1292, mar 2015. ISSN 13541013. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/gcb.12798>>. 2

OLOFSSON, P.; FOODY, G. M.; HEROLD, M.; STEHMAN, S. V.; WOODCOCK, C. E.; WULDER, M. A. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. **Remote Sensing of Environment**, v. 148, p. 42–57, 2014. Disponível em:

<<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>>. 50, 51

OMETTO, J. P.; AGUIAR, A. P.; ASSIS, T.; SOLER, L.; VALLE, P.; TEJADA, G.; LAPOLA, D. M.; MEIR, P. Amazon forest biomass density maps: tackling the uncertainty in carbon emission estimates. **Climatic Change**, v. 124, n. 3, p. 545–560, 2014. ISSN 01650009. 29

PALACE, M.; KELLER, M.; ASNER, G. P.; SILVA, J. N. M.; PASSOS, C. Necromass in undisturbed and logged forests in the Brazilian Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 238, n. 1-3, p. 309–318, jan 2007. ISSN 03781127. Disponível em:

<<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378112706010796>>. 16

PANTOJA, N. V. **Técnicas de processamento de imagens digitais para detecção de feições associadas ao corte selectivo de madeira na Amazônia**. 65 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2010. 20

PATEL, N. N.; ANGIULI, E.; GAMBA, P.; GAUGHAN, A.; LISINI, G.; STEVENS, F. R.; TATEM, A. J.; TRIANNI, G. Multitemporal settlement and population mapping from Landsat using Google Earth Engine. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 35, p. 199–208, mar 2015. ISSN 03032434. Disponível em:

<<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2014.09.005>>. 21

PEARSON, T. R. H.; BROWN, S.; CASARIM, F. M. Carbon emissions from tropical forest degradation caused by logging. **Environmental Research Letters**, v. 9, n. 3, p. 034017, 2014. ISSN 1748-9326. Disponível em:

<<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84897565353&partnerID=tZ0tx3y1>>. 93

PEKEL, J.-F.; COTTAM, A.; GORELICK, N.; BELWARD, A. S. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. **Nature**, v. 540, n. 7633, p. 418–422, dec 2016. ISSN 0028-0836. Disponível em:

<<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/27926733>>. 21

PELLETIER, J.; KIRBY, K. R.; POTVIN, C. Significance of carbon stock uncertainties on emission reductions from deforestation and forest degradation in developing countries. **Forest Policy and Economics**, v. 24, p. 3–11, nov 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.forpol.2010.05.005>>. 93

PHILLIPS, O. L.; ARAGAO, L. E. O. C.; LEWIS, S. L.; FISHER, J. B.; LLOYD, J.; LOPEZ-GONZALEZ, G.; MALHI, Y.; MONTEAGUDO, A.; PEACOCK, J.; QUESADA, C. A.; HEIJDEN, G. van der; ALMEIDA, S.; AMARAL, I.; ARROYO, L.; AYMARD, G.; BAKER, T. R.; BANKI, O.; BLANC, L.; BONAL, D.; BRANDO, P.; CHAVE, J.; OLIVEIRA, A. C. A. de; CARDOZO, N. D.; CZIMCZIK, C. I.; FELDPAUSCH, T. R.; FREITAS, M. A.; GLOOR, E.; HIGUCHI, N.; JIMENEZ, E.; LLOYD, G.; MEIR, P.; MENDOZA, C.; MOREL, A.; NEILL, D. A.; NEPSTAD, D.; PATINO, S.; PENUELA, M. C.; PRIETO, A.; RAMIREZ, F.; SCHWARZ, M.; SILVA, J.; SILVEIRA, M.; THOMAS, A. S.; STEEGE, H. t.; STROPP, J.; VASQUEZ, R.; ZELAZOWSKI, P.; DAVILA, E. A.; ANDELMAN, S.; ANDRADE, A.; CHAO, K.-J.; ERWIN, T.; Di Fiore, A.; C., E. H.; KEELING, H.; KILLEEN, T. J.; LAURANCE, W. F.; CRUZ, A. P.; PITMAN, N. C. A.; VARGAS, P. N.; RAMIREZ-ANGULO, H.; RUDAS, A.; SALAMAO, R.; SILVA, N.; TERBORGH, J.; TORRES-LEZAMA, A. Drought sensitivity of the Amazon Rainforest. **Science**, v. 323, n. 5919, p. 1344–1347, mar 2009. ISSN 0036-8075. Disponível em: <<http://www.sciencemag.org/cgi/doi/10.1126/science.1164033>>. 96

PHILLIPS, O. L.; HEIJDEN, G. van der; LEWIS, S. L.; LÓPEZ-GONZÁLEZ, G.; ARAGÃO, L. E. O. C.; LLOYD, J.; MALHI, Y.; MONTEAGUDO, A.; ALMEIDA, S.; DÁVILA, E. A.; AMARAL, I.; ANDELMAN, S.; ANDRADE, A.; ARROYO, L.; AYMARD, G.; BAKER, T. R.; BLANC, L.; BONAL, D.; OLIVEIRA, Á. C. A. de; CHAO, K.-J.; CARDOZO, N. D.; COSTA, L. da; FELDPAUSCH, T. R.; FISHER, J. B.; FYLLAS, N. M.; FREITAS, M. A.; GALBRAITH, D.; GLOOR, E.; HIGUCHI, N.; HONORIO, E.; JIMÉNEZ, E.; KEELING, H.; KILLEEN, T. J.; LOVETT, J. C.; MEIR, P.; MENDOZA, C.; MOREL, A.; VARGAS, P. N.; PATIÑO, S.; PEH, K. S.-h.; CRUZ, A. P.; PRIETO, A.; QUESADA, C. A.; RAMÍREZ, F.; RAMÍREZ, H.; RUDAS, A.; SALAMÃO, R.; SCHWARZ, M.; SILVA, J.; SILVEIRA, M.; FERRY SLIK, J. W.; SONKÉ, B.; THOMAS, A. S.; STROPP, J.; TAPLIN, J. R. D.; VÁSQUEZ, R.; VILANOVA, E. Drought-mortality relationships for tropical forests. **New Phytologist**, v. 187, n. 3, p. 631–646, aug 2010. ISSN 0028646X. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/j.1469-8137.2010.03359.x>>. 101

PHILLIPS, O. L.; SULLIVAN, M. J.; BAKER, T. R.; MONTEAGUDO MENDOZA, A.; VARGAS, P. N.; VÁSQUEZ, R. Species matter: wood density influences tropical forest biomass at multiple scales. **Surveys in Geophysics**, v. 40, n. 4, p. 913–935, 2019. Disponível em:

<<https://doi.org/10.1007/s10712-019-09540-0>>. 92, 93

PINAGÉ, E.; MATRICARDI, E.; LEAL, F.; PEDLOWSKI, M. Estimates of selective logging impacts in tropical forest canopy cover using RapidEye imagery and field data. **iForest - Biogeosciences and Forestry**, v. 008, p. e1–e8, jan 2016. ISSN 19717458. Disponível em:

<<http://www.sisef.it/iforest/?doi=ifor1534-008>>. 13, 15, 29

PINAGÉ, E. R.; KELLER, M.; DUFFY, P.; LONGO, M.; DOS-SANTOS, M.; MORTON, D. Long-term impacts of selective logging on amazon forest dynamics from multi-temporal airborne LiDAR. **Remote Sensing**, v. 11, n. 6, p. 709, mar 2019. ISSN 2072-4292. Disponível em:

<<http://www.mdpi.com/2072-4292/11/6/709>>. 96

PINARD, M. A.; PUTZ, F. E.; LICONA, J. C. Tree mortality and vine proliferation following a wildfire in a subhumid tropical forest in eastern Bolivia. **Forest Ecology and Management**, v. 116, n. 1-3, p. 247–252, apr 1999. ISSN 03781127. Disponível em:

<<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378112798004472>>. 96

PINHEIRO, T. F.; ESCADA, M. I. S.; VALERIANO, D. M.; HOSTERT, P.; GOLLNOW, F.; MÜLLER, H. Forest degradation associated with logging frontier expansion in the Amazon: the BR-163 region in Southwestern Pará, Brazil. **Earth Interactions**, v. 20, n. 17, p. 1–26, jul 2016. ISSN 1087-3562. Disponível em:

<<http://journals.ametsoc.org/doi/10.1175/EI-D-15-0016.1>>. 2, 13

POTAPOV, P. V.; TURUBANOVA, S. A.; HANSEN, M. C.; ADUSEI, B.; BROICH, M.; ALTSTATT, A.; MANE, L.; JUSTICE, C. O. Quantifying forest cover loss in Democratic Republic of the Congo, 2000–2010, with Landsat ETM+ data. **Remote Sensing of Environment**, v. 122, p. 106–116, 2012. ISSN 00344257. Disponível em:

<<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425712000430>>. 3

PÜTZ, S.; GROENEVELD, J.; HENLE, K.; KNOGGE, C.; MARTENSEN, A. C.; METZ, M.; METZGER, J. P.; RIBEIRO, M. C.; PAULA, M. D. de; HUTH, A. Long-term carbon loss in fragmented Neotropical forests. **Nature**

Communications, v. 5, n. iDiv, p. 5037, oct 2014. ISSN 2041-1723. Disponível em: <<http://www.nature.com/doi/10.1038/ncomms6037>>. 13

R Core Team. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2019. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>. 52

RAMÍREZ, F. L. B. **Modelagem de biomassa acima do solo e emissões de carbono associadas a mudanças na cobertura da terra na floresta tropical amazônica equatoriana**. 165 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2015. 27

RENDÓN THOMPSON, O. R.; PAAVOLA, J.; HEALEY, J. R.; JONES, J. P.; BAKER, T. R.; TORRES, J. Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation (REDD+): transaction costs of six peruvian projects. **Ecology and Society**, v. 18, n. 1, p. art17, 2013. ISSN 1708-3087. Disponível em: <<http://www.ecologyandsociety.org/vol18/iss1/art17/>>. 93

SAATCHI, S. S.; HARRIS, N. L.; BROWN, S.; LEFSKY, M.; MITCHARD, E. T. A.; SALAS, W.; ZUTTA, B. R.; BUERMANN, W.; LEWIS, S. L.; HAGEN, S.; PETROVA, S.; WHITE, L.; SILMAN, M.; MOREL, A. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 108, n. 24, p. 9899–9904, jun 2011. ISSN 0027-8424. Disponível em: <<http://www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.1019576108>>. 3, 10, 19, 27, 28

SAATCHI, S. S.; HOUGHTON, R. A.; DOS SANTOS ALVALÁ, R. C.; SOARES, J. V.; YU, Y. Distribution of aboveground live biomass in the Amazon basin. **Global Change Biology**, v. 13, n. 4, p. 816–837, jan 2007. ISSN 13541013. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-2486.2007.01323.x>>. 10, 19, 27

SATO, L.; GOMES, V.; SHIMABUKURO, Y.; KELLER, M.; ARAI, E.; DOS-SANTOS, M.; BROWN, I.; ARAGÃO, L. Post-fire changes in forest biomass retrieved by airborne LiDAR in Amazonia. **Remote Sensing**, v. 8, n. 10, p. 839, oct 2016. ISSN 2072-4292. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/2072-4292/8/10/839>>. 3, 29, 57, 95

SAWADA, Y.; SUWA, R.; JINDO, K.; ENDO, T.; OKI, K.; SAWADA, H.; ARAI, E.; SHIMABUKURO, Y. E.; CELES, C. H. S.; CAMPOS, M. A. A.; HIGUCHI, F. G.; LIMA, A. J. N.; HIGUCHI, N.; KAJIMOTO, T.; ISHIZUKA, M. A new

500-m resolution map of canopy height for Amazon forest using spaceborne LiDAR and cloud-free MODIS imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 43, p. 92–101, 2015. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2015.04.003>>. 92

SHAPIRO, A. C.; AGUILAR-AMUCHASTEGUI, N.; HOSTERT, P.; BASTIN, J.-F. Using fragmentation to assess degradation of forest edges in Democratic Republic of Congo. **Carbon Balance and Management**, v. 11, n. 1, p. 11, dec 2016. ISSN 1750-0680. Disponível em: <<http://cbmjournal.springeropen.com/articles/10.1186/s13021-016-0054-9>>. 29

SHIMABUKURO, Y.; SMITH, J. The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 29, n. 1, p. 16–20, 1991. ISSN 01962892. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/103288/>>. 20

SHIMABUKURO, Y. E.; ARAI, E.; ANDERSON, L. O.; ARAGÃO, L. E. O. e. C. de; DUARTE, V. Mapping degraded forest areas caused by fires during the year 2010 in Mato Grosso State, Brazilian Legal Amazon using Landsat-5 TM fraction images. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 1, p. 23–32, 2017. ISSN 1808-0936. Disponível em: <<http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php/rbc/article/view/1784>>. 20

SHIMABUKURO, Y. E.; ARAI, E.; DUARTE, V.; JORGE, A.; SANTOS, E. G. dos; GASPARINI, K. A. C.; DUTRA, A. C. Monitoring deforestation and forest degradation using multi-temporal fraction images derived from Landsat sensor data in the Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 2017, n. 0, p. 1–22, feb 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1579943>>. 12, 20, 41, 44, 49, 50, 56, 90

SHIMABUKURO, Y. E.; BEUCHLE, R.; GRECCHI, R. C.; ACHARD, F. Assessment of forest degradation in Brazilian Amazon due to selective logging and fires using time series of fraction images derived from Landsat ETM+ images. **Remote Sensing Letters**, v. 5, n. 9, p. 773–782, 2014. ISSN 2150-704X. Disponível em: <<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84911378581&partnerID=tZ0tx3y1>>. 18, 20, 34, 42, 44, 45, 49

SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V.; ARAI, E.; FREITAS, R. M.; LIMA, A.; VALERIANO, D. M.; BROWN, I. F.; MALDONADO, M. L. R. Fraction images

derived from Terra Modis data for mapping burnt areas in Brazilian Amazonia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 6, p. 1537–1546, 2009. ISSN 01431161. 12

SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V.; MELLO, E. M. K.; MOREIRA, J. C. **Apresentação da metodologia de criação do PRODES Digital**. INPE, 2000. INPE-7520-PUD/41. Disponível em: <http://www.dsr.inpe.br/panamazon/Panamazonia/port/Apresen_prodes.pdf>. Acesso em: 13 fev. 2017. 11

SILVA, C. A.; HUDAK, A. T.; VIERLING, L. A.; KLAUBERG, C.; GARCIA, M.; FERRAZ, A.; KELLER, M.; EITEL, J.; SAATCHI, S. Impacts of airborne lidar pulse density on estimating biomass stocks and changes in a selectively logged tropical forest. **Remote Sensing**, v. 9, n. 10, 2017. ISSN 20724292. 57

SILVA JÚNIOR, C. H. L. **Dinâmica da Formação de bordas florestais e seu impacto nos estoques de carbono na bacia Amazônica utilizando sensoriamento remoto**. 183 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2018. 13

SILVA, P. G.; SANTOS, J. R.; SHIMABUKURO, Y. E.; SOUZA, P. E. U.; GRACA, P. M. L. A. Change vector analysis technique to monitor selective logging activities in Amazon. **IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings**, v. 4, n. C, p. 2580–2582, 2003. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1294515>. 19

SIMONETTI, D.; MARELLI, A.; EVA, H. **IMPACT: Portable GIS Toolbox for image processing and land cover mapping**. [S.l.]: Publications Office of the European Union, 2015. ISSN 1831-9424. ISBN 9789279501159. 43

SIST, P.; MAZZEI, L.; BLANC, L.; RUTISHAUSER, E. Large trees as key elements of carbon storage and dynamics after selective logging in the Eastern Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 318, p. 103–109, apr 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2014.01.005>>. 93

SKUTSCH, M. M.; TORRES, A. B.; MWAMPAMBA, T. H.; GHILARDI, A.; HEROLD, M. Dealing with locally-driven degradation: a quick start option under REDD+. **Carbon Balance and Management**, v. 6, n. 1, p. 16, dec 2011. ISSN 1750-0680. Disponível em: <<https://cbmjournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/1750-0680-6-16>>. 3

- SLOT, M.; WINTER, K. In situ temperature relationships of biochemical and stomatal controls of photosynthesis in four lowland tropical tree species. **Plant, Cell & Environment**, v. 40, n. 12, p. 3055–3068, dec 2017. ISSN 01407791. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/pce.13071>>. 97
- SOUZA, C.; BARRETO, P. An alternative approach for detecting and monitoring selectively logged forests in the Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 21, n. 1, p. 173–179, 2000. ISSN 0143-1161. 19
- SOUZA, C.; FIRESTONE, L.; SILVA, L. M.; ROBERTS, D. Mapping forest degradation in the Eastern Amazon from SPOT 4 through spectral mixture models. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, n. 4, p. 494–506, 2003. ISSN 00344257. 19, 21
- SOUZA, C. M.; ROBERTS, D. A.; COCHRANE, M. A. Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires. **Remote Sensing of Environment**, v. 98, n. 2-3, p. 329–343, 2005. ISSN 00344257. 12, 14, 19, 21, 42
- SOUZA, C. M.; SIQUEIRA, J. V.; SALES, M. H.; FONSECA, A. V.; RIBEIRO, J. G.; NUMATA, I.; COCHRANE, M. A.; BARBER, C. P.; ROBERTS, D. A.; BARLOW, J. Ten-year landsat classification of deforestation and forest degradation in the brazilian amazon. **Remote Sensing**, v. 5, n. 11, p. 5493–5513, 2013. ISSN 20724292. 14, 42
- STONE, T. A.; LEFEBVRE, P. Using multi-temporal satellite data to evaluate selective logging in Para, Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, n. 13, p. 2517–2526, 1998. ISSN 0143-1161. 15, 19, 20, 91
- STURROCK, H. J.; COHEN, J. M.; KEIL, P.; TATEM, A. J.; LE MENACH, A.; NTSHALINTSHALI, N. E.; HSIANG, M. S.; GOSLING, R. D. Fine-scale malaria risk mapping from routine aggregated case data. **Malaria Journal**, v. 13, n. 1, p. 1–9, 2014. ISSN 14752875. 21
- SUFO KANKEU, R.; SONWA, D. J.; EBA'A ATYI, R.; MOANKANG NKAL, N. M. Quantifying post logging biomass loss using satellite images and ground measurements in Southeast Cameroon. **Journal of Forestry Research**, jun 2016. ISSN 1007-662X. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/s11676-016-0277-3>>. 15
- TYUKAVINA, A.; HANSEN, M. C.; POTAPOV, P. V.; KRYLOV, A. M.; GOETZ, S. J. Pan-tropical hinterland forests: mapping minimally disturbed

forests. **Global Ecology and Biogeography**, v. 25, n. 2, p. 151–163, feb 2016. ISSN 1466822X. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1111/geb.12394>>.

29

TYUKAVINA, A.; HANSEN, M. C.; POTAPOV, P. V.; STEHMAN, S. V.; SMITH-RODRIGUEZ, K.; OKPA, C.; AGUILAR, R. Types and rates of forest disturbance in Brazilian Legal Amazon, 2000–2013. **Science Advances**, v. 3, n. 4, p. 1–16, 2017. Disponível em:

<<http://advances.sciencemag.org/content/3/4/e1601047>>. 89

UHL, C.; CELIA, I.; VIEIRA, G. Ecological impacts of selective logging in the brazilian amazon: a case study from the Paragominas region of the State of Pará, url = <http://www.jstor.org/stable/2388700> %5Cn<http://www.jstor.org/page/>, volume = 21, year = 1989. **Source: Biotropica**, n. 2, p. 98–106. ISSN 00063606.

94

UHL, C.; VERÍSSIMO, A.; MATTOS, M. M.; BRANDINO, Z.; Guimarães Vieira, I. C. Social, economic, and ecological consequences of selective logging in an Amazon frontier: the case of Tailândia. **Forest Ecology and Management**, v. 46, n. 3-4, p. 243–273, 1991. ISSN 03781127. 15

WALKER, W. S.; STICKLER, C. M.; KELLNDORFER, J. M.; KIRSCH, K. M.; NEPSTAD, D. C. Large-area classification and mapping of forest and land cover in the brazilian amazon: a comparative analysis of ALOS/PALSAR and LANDSAT data sources. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 3, n. 4, p. 594–604, dec 2010. ISSN 1939-1404. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5623307>>. 23

WANG, Y.; ZIV, G.; ADAMI, M.; MITCHARD, E.; BATTERMAN, S. A.; BUERMANN, W.; SCHWANTES MARIMON, B.; MARIMON JUNIOR, B. H.; MATIAS REIS, S.; RODRIGUES, D.; GALBRAITH, D. Mapping tropical disturbed forests using multi-decadal 30 m optical satellite imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 221, p. 474–488, 2019. ISSN 00344257. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425718305376>>.

22

WEST, T. A. P.; VIDAL, E.; PUTZ, F. E. Forest biomass recovery after conventional and reduced-impact logging in Amazonian Brazil. **Forest Ecology and Management**, v. 314, p. 59–63, 2014. Disponível em:

<<http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2013.11.022>>. 97

ZHANG, Q.; LI, B.; THAU, D.; MOORE, R. Building a better urban picture: combining day and night remote sensing imagery. **Remote Sensing**, v. 7, n. 9, p. 11887–11913, 2015. ISSN 20724292. 21

ZHAO, K.; SUAREZ, J. C.; GARCIA, M.; HU, T.; WANG, C.; LONDO, A. Utility of multitemporal lidar for forest and carbon monitoring: tree growth, biomass dynamics, and carbon flux. **Remote Sensing of Environment**, v. 204, p. 883–897, jan 2018. ISSN 00344257. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.09.007>>. 26, 27

ANEXO A - LINHAS DE CÓDIGO ELABORADO NO AMBIENTE GOOGLE EARTH ENGINE PARA OBTENÇÃO DO MODELO LINEAR DE MISTURA ESPECTRAL

```
1 // Definindo a area a ser processada, no caso o estado do MT.
2 var geometry = ee.FeatureCollection('ft:1AeuYhU7yGI55mTfAG0CuiB8Y_-
   Dw1jusNqYV5Rc9');
3
4 //var rectangle = ee.Geometry.Rectangle
   ([-62.00,-12.49,-59.88,-10.61]);
5
6
7 // Carregando uma colecao de Imagens Landsat em determinado periodo
   do ano.
8 var collection = ee.ImageCollection('LANDSAT/LT05/C01/T1_TOA') //No
   l8 = LANDSAT/LC08/C01/T1_TOA
9 // .filterBounds(rectangle)
10 .filter(ee.Filter.eq('WRS_PATH', 226))
11 .filter(ee.Filter.eq('WRS_ROW', 68))
12 .filterMetadata('CLOUD_COVER', 'less_than', 10)
13 .filterDate('2005-08-01', '2005-10-31');
14 print('Collection: ', collection);
15
16
17
18 // Load a Landsat 5 image.
19 var image = ee.Image('LANDSAT/LT05/C01/T1_TOA/LT05_226068_20050811'
   )
20 .select(['B1', 'B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B7']);
21 // No Landsat 8 - bandas [B2, B3, B4, B5, B6, B7]
22
23
24 // Create a 3-band, 8-bit, color-IR composite to export.
25 // No Landsat 5 - bandas [B5, B4, B3]
26 // No Landsat 8 - bandas [B6, B5, B4]
27
28 var visual = image.visualize({bands: ['B5', 'B4', 'B3']});
29
30 Map.setCenter(-55.9, -12.5, 6);
31 Map.addLayer(visual);
32
33
34 // Define spectral endmembers for bands [B,G,R,NIR,SWIR1,SWIR2]:
35 // No Landsat 5 - bandas [B1, B2, B3, B4, B5, B7]
36 // No Landsat 8 - bandas [B2, B3, B4, B5, B6, B7]
```

```

37 // Valores pad r es de endmembers obtidos de:
38 //https://webgate.ec.europa.eu/fpfis/mwikis/impacttoolbox/index.php
   /Impact_Toolbox_User_Guide#Linear_Spectral_Unmixing
39
40 var soil = [0.14, 0.16, 0.22, 0.39, 0.45, 0.27];
41 var veg = [0.086,0.062,0.043,0.247,0.109,0.039];
42 var water = [0.07, 0.039, 0.023, 0.031, 0.011, 0.007];
43
44 // Unmix the image.
45 var fractions = image.unmix([soil, veg, water]);
46 Map.addLayer(fractions, {}, 'unmixed');
47
48 //Calculate error image
49 var error = image.expression(
50     '1 - (soil + veg + shade)', {
51     'soil': fractions.select('band_0'),
52     'veg': fractions.select('band_1'),
53     'shade': fractions.select('band_2')
54
55     });
56
57 Map.addLayer(error, {}, 'erro');
58
59 // Export the image, specifying scale and region.
60 Export.image.toDrive({
61     image: fractions,
62     description: '230068_20050807_unmix',
63     scale: 30,
64     region: rectangle,
65     maxPixels: 400000000
66 });
67
68 // Export the image, specifying scale and region.
69 Export.image.toDrive({
70     image: error,
71     description: '230068_20050807_error_unmix',
72     scale: 30,
73     region: rectangle,
74     maxPixels: 400000000
75 });
76
77 // Export the image, specifying scale and region.
78 Export.image.toDrive({
79     image: visual,
80     description: '230068_20050807_RGB_543',

```



```
81     scale: 30,  
82     region: rectangle,  
83     maxPixels: 400000000  
84 });
```


ANEXO B - LINHAS DE CÓDIGO ELABORADO NO AMBIENTE R-STUDIO PARA OBTENÇÃO DA ANÁLISE ESPACIAL DE PONTOS

```
1 rm(list=ls())
2
3 #Instalar pacotes a seguir caso n o tenha instalado
4
5 library(rgdal)
6 library(raster)
7 library(spatstat)
8 library(maptools)
9 library(sf)
10
11 # Inserir Diret rios de trabalho (Utilize o caminho
12 # correto de acordo com o local utilizado no seu computador)
13
14 inDir <- "F:/Analise_Espacial"
15 outDir <- "F:/Analise_Espacia/outDir"
16
17 #----Definindo a area de Estudo----
18 smt <- readOGR(inDir, "bioma_amazonico_mt_albers")
19 mt <- as.owin(smt)
20 mt.km <- rescale(mt, 1000, "km")
21
22 #----Inserir o dado de Biomassa (BACCINI et al, 2012)----
23
24 biomass_2000 <- raster("F:/DATABASE_KAIO/Raster/biomassa/baccini/
      biomass_baccini_300m_bioma_2000_Albers.tif")
25 biomass_2000[biomass_2000 == 999] <- NA
26 biomassa_2000 <- as.im.RasterLayer(biomass_2000)
27 biomassa_2000.km <- rescale(biomassa_2000, 1000, "km")
28
29 #----Ano 2000----
30 s2000 <- readOGR(inDir, "point_cs_2000_final_Albers")
31 cs_2000 <- as(s2000, "ppp")
32 cs_2000.km <- rescale(cs_2000, 1000, "km")
33 marks(cs_2000.km) <- NULL
34 Window(cs_2000.km) <- mt.km
35
36 #----Obter os Efeitos de primeira ordem
37
38 Kernel_cs_2000 <- density(cs_2000.km, sigma=0.3)
39 plot(Kernel_cs_2000, main=NULL, las=1)
40
41 # Modelando a intensidade
```

```

42 #ppm(cs_2000 ~ 1) = caso log lambda_u = beta
43 #ppm(cs_2000 ~ x) = caso log lambda_x,y = beta + beta1X
44 #ppm(cs_2000 ~ x+y) = caso log lambda_(x,y) = beta +beta1X + beta2Y
45
46 fit0 <- ppm(cs_2000 ~ 1)
47 fit1 <- ppm(cs_2000 ~ x)
48 fit2 <- ppm(cs_2000 ~ x+y)
49 anova(fit0, fit1, fit2, test="Chi")
50
51
52 # Teste de Dependencia
53 # H0 - Processo de Poisson homogeneo
54 # H1 - Processo estocastico desconhecido (pode apresentar tendencia
    ou interacao)
55
56 KStest_2000 <- cdf.test(cs_2000.km, biomassa_2000.km, test = c("ks"
    ))
57 plot(KStest_2000)
58 KStest_2000
59 # Valor-p < 0.05, rejeita H0 - Ou seja, o evento pontual apresenta
    interacao com a covariavel
60 pval2000 <- KStest_2000$p.value
61
62
63 # Calculando o rho utilizando "ratio method"
64 rho_2000 <- rhohat(cs_2000.km, biomassa_2000.km, method="ratio")
65
66 # Obtendo rho vs co-variavel e criando um plot
67 plot(rho_2000, las=1, main=NULL, legendargs=list(cex=0.8, xpd=TRUE,
    inset=c(1.01, 0) ))
68
69 pred_2000 <- predict(rho_2000)
70 cl_2000 <- interp.colours(c("lightyellow", "orange", "red"), 100)
    # Create color scheme
71 plot(pred_2000, col=cl_2000, las=1, main=NULL)
72
73 # Criando um Poisson point process model
74 PPM_2000 <- ppm(cs_2000.km ~ biomassa_2000.km)
75 # Plotando a relacao
76 plot(effectfun(PPM_2000, "biomassa_2000.km", se.fit=TRUE),
    main=NULL,
77     las=1,
78     legendargs=list(cex=0.8, xpd=TRUE, inset=c(1.01, 0) ))
80
81 PPM_2000

```

```

82 #lambda_i = e^-1.3372+ 0.00584(biomassa)
83
84 #Nonstationary Poisson process
85 #Log intensity: ~biomassa_2000.km
86 #Fitted trend coefficients:
87 #(Intercept) biomassa_2000.km
88 #-1.337262334      0.005842263
89
90 #Estimate      S.E.      CI95.lo      CI95.hi Ztest      Zval
91 #(Intercept)   -1.337262334  6.741483e-03 -1.35047540
92               -1.324049270  *** -198.3632
93 #biomassa_2000.km  0.005842263  3.175197e-05  0.00578003
94               0.005904496   ***  183.9969
95
96
97 # Obtendo os efeitos de Segunda ordem e plotando a figura
98 Env_2000 <- envelope(cs_2000.km, Lest, nsim=99, correction="Ripley"
99 )
100 Env_plot_2000 <- plot(Env_2000, .-r~r,
101                       legend=F,
102                       main="2000",
103                       ylab=expression(L[('r')]),
104                       xlab='r (km)')
105 # Salve a figura plotada dentro de outDir com width=800 e height
106 # e formato JPEG.
107
108 #----
109
110
111 #----Ano 2005----
112 s2005 <- readOGR(inDir,"point_cs_2005_final_Albers")
113 cs_2005 <- as(s2005,"ppp")
114 cs_2005.km <- rescale(cs_2005, 1000, "km")
115 marks(cs_2005.km) <- NULL
116 Window(cs_2005.km) <- mt.km
117
118 biomass_2005 <- raster("F:/DATABASE_KAIO/Raster/biomassa/baccini/
119 biomass_baccini_300m_bioma_2005_Albers.tif")
120 biomass_2005[biomass_2005 == 999] <- NA
121 biomass_2005 <- as.im.RasterLayer(biomass_2005)
122 biomass_2005.km <- rescale(biomass_2005, 1000, "km")

```

```

122
123 #----Obter os Efeitos de primeira ordem
124
125 Kernel_cs_2005 <- density(cs_2005.km, sigma=0.3)
126 plot(Kernel_cs_2005, main=NULL, las=1)
127
128 # Modelando a Intensidade
129 #ppm(cs_2005 ~ 1) = caso log lambda_u = beta
130 #ppm(cs_2005 ~ x) = caso log lambda_x,y = beta + beta1X
131 #ppm(cs_2005 ~ x+y) = caso log lambda_(x,y) = beta +beta1X + beta2Y
132
133 fit0 <- ppm(cs_2005 ~ 1)
134 fit1 <- ppm(cs_2005 ~ x)
135 fit2 <- ppm(cs_2005 ~ x+y)
136 anova(fit0, fit1, fit2, test="Chi")
137
138 #Analysis of Deviance Table
139
140 #Model 1: ~1 Poisson
141 #Model 2: ~x Poisson
142 #Model 3: ~x + y Poisson
143 #Npar Df Deviance Pr(>Chi)
144 #1 1
145 #2 2 1 835.5 < 2.2e-16 ***
146 #3 3 1 3450.5 < 2.2e-16 ***
147 # ---
148 #Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 .
149 # 0.1 1
150
151 # Teste de Dependencia
152 # H0 - Processo de Poisson homogeneo
153 # H1 - Processo estocastico desconhecido (pode apresentar
154 # tend ncia ou interacao)
155 KStest_2005 <- cdf.test(cs_2005.km, biomassa_2005.km, test = c("ks"
156 ))
157 plot(KStest_2005)
158 KStest_2005
159 # Valor-p < 0.05, rejeita H0 - Ou seja, o evento pontual apresenta
160 # interacao com a co-variavel
161 pval2005 <- KStest_2005$p.value
162 # Calculando rho utilizando o "ratio method"

```

```

163 rho_2005 <- rhohat(cs_2005.km, biomassa_2005.km, method="ratio")
164
165 # Obtendo rho vs co-variavel e criando um plot
166 plot(rho_2005, las=1, main=NULL, legendargs=list(cex=0.8, xpd=TRUE,
167 inset=c(1.01, 0) ))
168
169 pred_2005 <- predict(rho_2005)
170 cl_2005 <- interp.colours(c("lightyellow", "orange", "red"), 100)
171 # Create color scheme
172 plot(pred_2005, col=cl_2005, las=1, main=NULL)
173
174 # Criando um Poisson point process model
175 PPM_2005 <- ppm(cs_2005.km ~ biomassa_2005.km)
176 # Plotando a relacao
177 plot(effectfun(PPM_2005, "biomassa_2005.km", se.fit=TRUE),
178 main=NULL,
179 las=1,
180 legendargs=list(cex=0.8, xpd=TRUE, inset=c(1.01, 0) ))
181
182 PPM_2005
183
184 #Nonstationary Poisson process
185 #Log intensity: ~biomassa_2005.km
186 #Fitted trend coefficients:
187 # (Intercept) biomassa_2005.km
188 #-2.202151688 0.008028268
189
190 #Estimate S.E. CI95.lo CI95.hi Ztest Zval
191 #(Intercept) -2.202151688 7.873388e-03 -2.21758325
192 -2.186720130 *** -279.6955
193 #biomassa_2005.km 0.008028268 3.580586e-05 0.00795809
194 0.008098446 *** 224.2166
195
196 #Problem:
197 #Values of the covariate biomassa_2005.km were NA or
198 undefined at 0.08% (166 out of 221699) of the
199 #quadrature points
200
201 # Obtendo os efeitos de Segunda ordem e plotando a figura
202 Env_2005 <- envelope(cs_2005.km, Lest, nsim=99, correction="Ripley"
203 )
204 Env_plot_2005 <- plot(Env_2005, .-r~r, legend=F,
205 main="2005",
206 ylab=expression(L[('r')]),
207 xlab='r (km)')

```

```

202
203 #Salve a figura plotada dentro de outDir com width=800 e height=600
204 # e formato JPEG.
205 #----
206
207
208 #----Ano 2010----
209 s2010 <- readOGR(inDir,"point_cs_2010_final_Albers")
210 cs_2010 <- as(s2010,"ppp")
211 cs_2010.km <- rescale(cs_2010, 1000, "km")
212 marks(cs_2010.km) <- NULL
213 Window(cs_2010.km) <- mt.km
214
215 biomass_2010 <- raster("F:/DATABASE_KAIO/Raster/biomassa/baccini/
      biomass_baccini_300m_bioma_2010_Albers.tif")
216 biomass_2010[biomass_2010 == 999] <- NA
217 biomassa_2010 <- as.im.RasterLayer(biomass_2010)
218 biomassa_2010.km <- rescale(biomassa_2010, 1000, "km")
219
220 #----Obter os Efeitos de primeira ordem----
221
222 Kernel_cs_2010 <- density(cs_2010.km, sigma=0.3)
223 plot(Kernel_cs_2010, main=NULL, las=1)
224
225 #Modeling Intensity
226 #ppm(cs_2010 ~ 1) = caso log lambda_u = beta
227 #ppm(cs_2010 ~ x) = caso log lambda_x,y = beta + beta1X
228 #ppm(cs_2010 ~ x+y) = caso log lambda_(x,y) = beta +beta1X + beta2Y
229
230 fit0 <- ppm(cs_2010 ~ 1)
231 fit1 <- ppm(cs_2010 ~ x)
232 fit2 <- ppm(cs_2010 ~ x+y)
233 anova(fit0, fit1, fit2, test="Chi")
234
235 #Analysis of Deviance Table
236 #Model 1: ~1 Poisson
237 #Model 2: ~x Poisson
238 #Model 3: ~x + y Poisson
239 #Npar Df Deviance Pr(>Chi)
240 #1 1
241 #2 2 1 5204.1 < 2.2e-16 ***
242 #3 3 1 9.6 0.001924 **
243 # ---
244 #Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 .
      0.1 1

```



```

245
246
247 # Teste de Dependencia
248 # H0 - Processo de Poisson homogeneo
249 # H1 - Processo estocastico desconhecido (pode apresentar
      tendencia ou interacao)
250
251 KStest_2010 <- cdf.test(cs_2010.km, biomassa_2010.km, test = c("ks"
      ))
252 plot(KStest_2010)
253 KStest_2010
254 # Valor-p < 0.05, rejeita H0 - Ou seja, o evento pontual apresenta
      interacao com a co-variavel
255 pval2010 <- KStest_2010$p.value
256
257
258 # Calculando rho utilizando o "ratio method"
259 rho_2010 <- rhohat(cs_2010.km, biomassa_2010.km, method="ratio")
260
261 # Obtendo rho vs co-variavel e criando um plot
262 plot(rho_2010, las=1, main=NULL, legendargs=list(cex=0.8, xpd=TRUE,
      inset=c(1.01, 0) ))
263
264 pred_2010 <- predict(rho_2010)
265 cl_2010 <- interp.colours(c("lightyellow", "orange", "red"), 100)
      # Create color scheme
266 plot(pred_2010, col=cl_2010, las=1, main=NULL)
267
268 # Criando um Poisson point process model
269 PPM_2010 <- ppm(cs_2010.km ~ biomassa_2010.km)
270 # Plotando a relacao
271 plot(effectfun(PPM_2010, "biomassa_2010.km", se.fit=TRUE),
272       main=NULL,
273       las=1,
274       legendargs=list(cex=0.8, xpd=TRUE, inset=c(1.01, 0) ))
275
276 PPM_2010
277
278 #Nonstationary Poisson process
279 #Log intensity: ~biomassa_2010.km
280 #Fitted trend coefficients:
281 #(Intercept) biomassa_2010.km
282 #-4.07421574      0.01198988
283
284 #Estimate          S.E.          CI95.lo          CI95.hi Ztest          Zval

```

```

285 #(Intercept)      -4.07421574  1.342544e-02  -4.10052913  -4.04790235
      ***  -303.4697
286 #biomassa_2010.km  0.01198988  5.702141e-05  0.01187812  0.01210164
      ***   210.2698
287 #Problem:
288 #Values of the covariate  biomassa _2010. km  were NA or
      undefined at 0.09% (161 out of 171200) of the
289 #quadrature points
290
291
292 # Obtendo os efeitos de Segunda ordem e plotando a figura
293 Env_2010 <- envelope(cs_2010.km, Lest, nsim=99, correction="Ripley"
      )
294 Env_plot_2010 <- plot(Env_2010, .-r~r, legend=F,
295                       main="2010",
296                       ylab=expression(L[('r')]),
297                       xlab='r (km)')
298
299 # Salve a figura plotada dentro de outDir com width=800 e height
      =600
300 # e formato JPEG.
301 #-----
302
303
304 #----Ano 2015----
305 s2015 <- readOGR(inDir,"point_cs_2015_final_Albers")
306 cs_2015 <- as(s2015,"ppp")
307 cs_2015.km <- rescale(cs_2015, 1000, "km")
308 marks(cs_2015.km) <- NULL
309 Window(cs_2015.km) <- mt.km
310
311 biomass_2015 <- raster("F:/DATABASE_KAIO/Raster/biomassa/baccini/
      biomass_baccini_300m_bioma_2015_Albers.tif")
312 biomass_2015[biomass_2015 == 999] <- NA
313 biomassa_2015 <- as.im.RasterLayer(biomass_2015)
314 biomassa_2015.km <- rescale(biomassa_2015, 1000, "km")
315
316
317 #----Obter efeitos de primeira ordem
318
319 Kernel_cs_2015 <- density(cs_2015.km, sigma=0.3)
320 plot(Kernel_cs_2015, main=NULL, las=1)
321
322 #Modeling Intensity
323 #ppm(cs_2015 ~ 1) = caso log lambda_u = beta

```

```

324 #ppm(cs_2015 ~ x) = caso log lambda_x,y = beta + beta1X
325 #ppm(cs_2015 ~ x+y) = caso log lambda_(x,y) = beta +beta1X + beta2Y
326
327 fit0 <- ppm(cs_2015 ~ 1)
328 fit1 <- ppm(cs_2015 ~ x)
329 fit2 <- ppm(cs_2015 ~ x+y)
330 anova(fit0, fit1, fit2, test="Chi")
331
332 #Analysis of Deviance Table
333 #Model 1: ~1 Poisson
334 #Model 2: ~x Poisson
335 #Model 3: ~x + y Poisson
336 #Npar Df Deviance Pr(>Chi)
337 #1 1
338 #2 2 1 653.22 < 2.2e-16 ***
339 #3 3 1 715.67 < 2.2e-16 ***
340 # ---
341 #Signif. codes: 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 .
                 0.1 1
342
343 # Teste de Dependencia
344 # H0 - Processo de Poisson homogeneo
345 # H1 - Processo estocastico desconhecido (pode apresentar
      tendencia ou interacao)
346
347 KStest_2015 <- cdf.test(cs_2015.km, biomassa_2015.km, test = c("ks"
      ))
348 plot(KStest_2015)
349 KStest_2015
350 # Valor-p < 0.05, rejeita H0 - Ou seja, o evento pontual apresenta
      interacao com a co-variavel
351 pval2015 <- KStest_2015$p.value
352
353
354 # Calculando rho utilizando o "ratio method"
355 rho_2015 <- rhohat(cs_2015.km, biomassa_2015.km, method="ratio")
356
357 # Obtendo rho vs co-variavel e criando um plot
358 plot(rho_2015, las=1, main=NULL, legendargs=list(cex=0.8, xpd=TRUE,
      inset=c(1.01, 0) ))
359
360 pred_2015 <- predict(rho_2015)
361 cl_2015 <- interp.colours(c("lightyellow", "orange", "red"), 100)
      # Create color scheme
362 plot(pred_2015, col=cl_2015, las=1, main=NULL)

```

```

363
364 # Criando um Poisson point process model
365 PPM_2015 <- ppm(cs_2015.km ~ biomassa_2015.km)
366 # Plotando a relacao
367 plot(effectfun(PPM_2015, "biomassa_2015.km", se.fit=TRUE),
368       main=NULL,
369       las=1,
370       legendargs=list(cex=0.8, xpd=TRUE, inset=c(1.01, 0) ))
371
372 PPM_2015
373
374 #Nonstationary Poisson process
375 #Log intensity: ~biomassa_2015.km
376 #Fitted trend coefficients:
377 #(Intercept) biomassa_2015.km
378 #-4.64178559      0.01391589
379
380 #Estimate      S.E.      CI95.lo      CI95.hi Ztest      Zval
381 #(Intercept)    -4.64178559  0.0156373086 -4.67243415 -4.61113703
382      *** -296.8404
383 #biomassa_2015.km  0.01391589  0.0000648574  0.01378877  0.01404301
384      *** 214.5613
385
386 #Problem:
387 #Values of the covariate biomassa _2015. km were NA or
388   undefined at 0.11% (189 out of 165547) of the
389 #quadrature points
390
391 # Obtendo os efeitos de Segunda ordem e plotando a figura
392 Env_2015 <- envelope(cs_2015.km, Lest, nsim=99, correction="Ripley"
393 )
394 Env_plot_2015 <- plot(Env_2015, .-r~r, legend=F, main="2015", ylab=
395   expression(L[('r')]), xlab='r (km)')
396
397 # Salve a figura plotada dentro de outDir com width=800 e height
398   =600
399 # e formato JPEG.
400 #----

```