

OBJETIVOS DE
DESENVOLVIMENTO
SUSTENTÁVEL

12 CONSUMO E
PRODUÇÃO
RESPONSÁVEIS



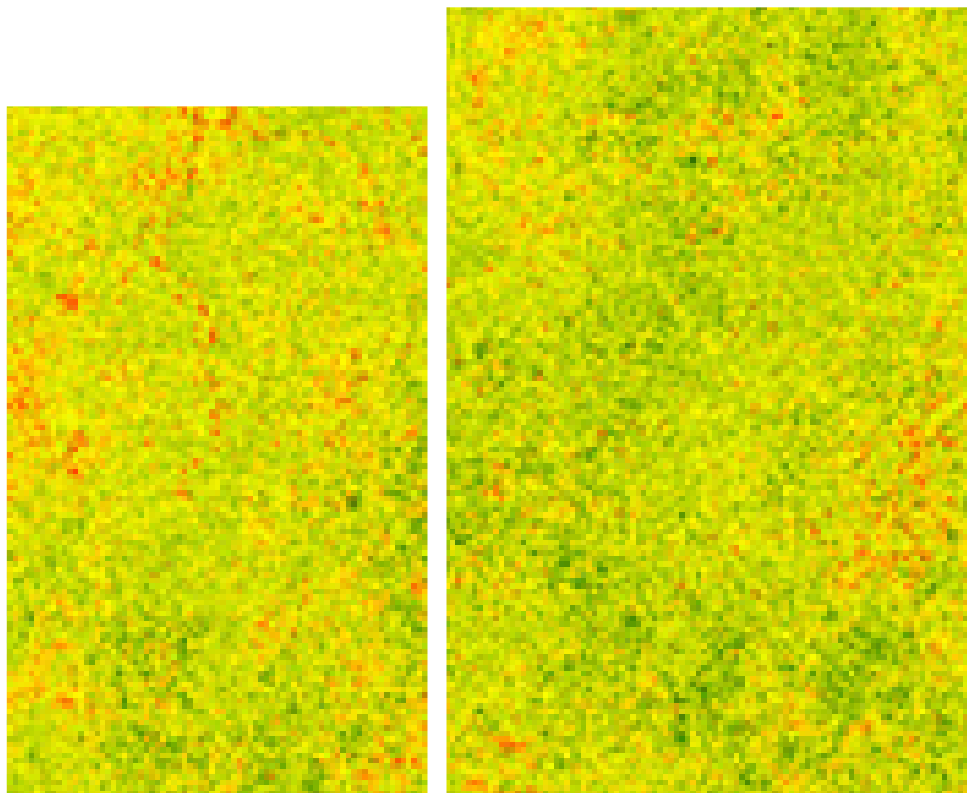
OBJETIVOS DE
DESENVOLVIMENTO
SUSTENTÁVEL

13 AÇÃO CONTRA A
MUDANÇA GLOBAL
DO CLIMA



Estimativa dos Estoques de Biomassa acima do Solo em Florestas Públicas no Estado do Acre

Combinação de Dados de Campo, Perfilamento a Laser Aerotransportado (LiDAR) e Imagens de Satélite



*Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
Embrapa Acre
Ministério da Agricultura e Pecuária*

**BOLETIM DE PESQUISA
E DESENVOLVIMENTO
66**

Estimativa dos Estoques de Biomassa acima do
Solo em Florestas Públicas no Estado do Acre

Combinação de Dados de Campo, Perfilamento a Laser
Aerotransportado (LiDAR) e Imagens de Satélite

*Marcus Vinicio Neves d'Oliveira
Janice Ferreira do Nascimento*

Embrapa Acre
Rodovia BR-364, km 14,
sentido Rio Branco/Porto Velho
Caixa Postal 321, CEP 69900-970, Rio Branco, AC
Fone: (68) 3212-3200
<http://www.embrapa.br>
<https://www.embrapa.br/fale-conosco/sac>

Comitê Local de Publicações

Presidente
Elias Melo de Miranda

Secretária-executiva
Claudia Carvalho Sena

Membros

Carlos Mauricio Soares de Andrade, Celso Luis Bergo, Evandro Orfanó Figueiredo, Rivalvalve Coelho Gonçalves, Rodrigo Souza Santos, Romeu de Carvalho Andrade Neto, Tadário Kamel de Oliveira, Tatiana de Campos, Virgínia de Souza Álvares

Supervisão editorial e revisão de texto
Claudia Carvalho Sena
Suely Moreira de Melo

Normalização bibliográfica
Renata do Carmo França Seabra

Diagramação
Francisco Carlos da Rocha Gomes

1ª edição

1ª impressão (2023): 300 exemplares

Todos os direitos reservados

A reprodução não autorizada desta publicação, no todo ou em parte, constitui violação dos direitos autorais (Lei nº 9.610).

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Embrapa Acre

Oliveira, Marcus Vinício Neves d'

Estimativa dos estoques de biomassa acima do solo em florestas públicas no estado do Acre : combinação de dados de campo, perfilamento a laser aerotransportado (LiDAR) e imagens de satélite / Marcus Vinício Neves d'Oliveira, Janice Ferreira do Nascimento. – Rio Branco, AC : Embrapa Acre, 2023.

129 p. : il. color. – (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento / Embrapa Acre, ISSN 0101-5516; 66).

1. Floresta tropical – Acre. 2. Biomassa aérea. 3. Serviço ambiental. 4. Estoque de carbono. 5. Sensoriamento remoto. I. Nascimento, Janice Ferreira do. II. Embrapa Acre. III. Título. IV. Série.

CDD (21.ed.) 634.98011398112

Renata do Carmo França Seabra (CRB-11/1044)

© Embrapa, 2023

Sumário

Resumo	5
Abstract	6
Introdução.....	7
Material e Métodos	9
Resultados	18
Discussão.....	31
Conclusões.....	33
Referências	35
Anexos.....	45

Estimativa dos Estoques de Biomassa acima do Solo em Florestas Públicas no Estado do Acre

Combinação de Dados de Campo, Perfilamento a Laser Aerotransportado (LiDAR) e Imagens de Satélite

Marcus Vinicio Neves d'Oliveira¹

Janice Ferreira do Nascimento²

Resumo – Mapas de vegetação de alta resolução são reconhecidos como a melhor fonte para dar suporte a políticas de REDD+ para o pagamento de serviços ambientais baseados em estoque de carbono. Neste estudo, por meio da combinação de dados de campo (parcelas permanentes de amostragem), LiDAR aerotransportado e imagens do satélite Landsat-8 OLI, foram produzidos mapas de estoque de biomassa acima do solo (BSAS) de alta resolução. Os modelos foram aplicados às florestas estaduais (FE) do Antimary, Mogno, Rio Gregório e Rio Liberdade, no estado do Acre. Os modelos produzidos serão fonte de informação para assessorar gestores de meio ambiente na destinação de áreas para conservação (corte seletivo e extrativismo) e preservação. Poderão, também, ser usados para elaboração do microzoneamento dos sítios (rede de drenagem, áreas de preservação permanente e áreas de acesso restrito) e em planos de manejo florestal estabelecidos na forma de concessões nas florestas estaduais e projetos de manejo florestal comunitário, servir de base para a definição das unidades de produção anual (UPA) e o planejamento de operações florestais. Os valores médios de BSAS ($DAP \geq 10$ cm) para as florestas estudadas foram: FE Mogno – $305,0 \text{ Mg ha}^{-1} \pm 24,0 \text{ Mg ha}^{-1}$; FE Rio Gregório – $297,7 \text{ Mg ha}^{-1} \pm 22,8 \text{ Mg ha}^{-1}$; FE Rio Liberdade – $293,9 \text{ Mg ha}^{-1} \pm 22,6 \text{ Mg ha}^{-1}$; FE Antimary – $243,8 \text{ Mg ha}^{-1} \pm 25,3 \text{ Mg ha}^{-1}$.

Termos para indexação: floresta tropical, parcelas permanentes, serviços ambientais, algoritmo Random Forest.

¹ Engenheiro florestal, Ph.D. em Manejo de Florestas Nativas, pesquisador da Embrapa Acre, Rio Branco, AC.

² Engenheira florestal, doutora em Engenharia Florestal, professora do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Rondônia, Campus Ji-Paraná, Ji-Paraná, RO.

Aboveground Biomass Stocks Estimates in Public Forests in the State of Acre

Combination of Field Data, Airborne Laser Scanning (LiDAR) and Satellite Images

Abstract – High resolution vegetation maps are recognized as the best source to support REDD + policies for the payment of environmental services based on carbon stocks. In this study, through the combination of field data (permanent sample plots), airborne LiDAR and Landsat 8 satellite images, we produced high resolution aboveground biomass (AGB) stock maps. The models were applied to the state forests of Antimary, Mogno, Rio Gregório and Rio Liberdade in State of Acre. The combination of the models produced will assist environmental managers in the destination of areas for conservation (selective logging and extractivism) and preservation, and to produce micro-zoning of sites (drainage network, permanent preservation areas and restricted access areas) and, in forest management plans established as concessions in state forests, support the definition of annual production units (UPA) and the planning of forestry operations. The mean AGB (DBH \geq 10 cm) to the studied forest were: FE Mogno 305.0 ± 24.0 Mg ha⁻¹; FE Rio Gregório 297.7 ± 22.8 Mg ha⁻¹; FE Rio Liberdade 293.9 ± 22.6 Mg ha⁻¹; FE Antimary 243.8 ± 25.3 Mg ha⁻¹.

Index terms: tropical forests, permanent sample plots, environmental services and Random Forest algorithm.

Introdução

A execução de inventários florestais para a estimativa de parâmetros estruturais de florestas tropicais é unanimemente reconhecida como essencial na definição de estratégias para a conservação e manejo de florestas. Entretanto, especialmente, em regiões como a Amazônia, devido às extensas áreas de floresta, dificuldades de acesso e regime de chuvas, inventários florestais são uma operação difícil e onerosa (Mello et al., 2016). Nessas áreas, a avaliação da estrutura da vegetação permanece um desafio contínuo para os gestores de meio ambiente, e a ausência de informações consistentes sobre volume de madeira e biomassa florestal constitui forte limitação para a implantação de políticas públicas nacionais com o objetivo de reduzir gases do efeito estufa e atender os compromissos assumidos pelo Brasil visando à manutenção da biodiversidade e contenção das mudanças climáticas (Wilkes et al., 2015).

A captura de dados de grandes áreas florestais, fornecida por plataformas de sensoriamento remoto orbitais, tem sido utilizada para estimativa de parâmetros estruturais da floresta e monitoramento (Schultz et al., 2016; Vargas et al., 2019; Nguyen; Kappas, 2020), no entanto, a limitação de sensores passivos de penetrar no dossel restringe a sua aplicação para avaliar atributos da estrutura vertical da floresta.

Nas últimas duas décadas, esses estudos têm sido facilitados pela emergência de ferramentas de sensoriamento remoto, como o Light Detection and Range – LiDAR (perfilamento a laser), e a disponibilidade de imagens de sensores orbitais ativos (radares de abertura sintética – Synthetic Aperture Radar – SAR). Vários estudos têm demonstrado a eficiência da fusão de dados LiDAR (ALS) e imagens multiespectrais de satélite (MSI) para a estimativa de parâmetros de vegetação (Wulder et al., 2003; Lu et al., 2012; Torabzadeh et al., 2014; Wilkes et al., 2015, Almeida et al., 2019). Como consequência, a utilização de dados LiDAR aerotransportado tornou-se uma alternativa ao inventário florestal tradicional, mas, devido aos altos custos de cobertura integral em grandes áreas, o uso dessa tecnologia é limitado à amostragem em transectos.

Mais recentemente, a aplicação de algoritmos “machine learning” capazes de automatizar a construção de modelos analíticos, identificar padrões

e tomar decisões com o mínimo de intervenção humana tem permitido a construção de modelos de predição mais robustos que os obtidos por meio da análise estatística paramétrica tradicional (Saatchi et al., 2017; Bispo et al., 2020). Por meio desses modelos é possível fazer o escalonamento das estimativas do nível de parcelas para paisagem (Asner et al., 2010; Xu et al., 2017), resultando em mapas de estoques de carbono, biomassa ou volume de alta resolução, essenciais para o planejamento florestal e, no caso de florestas públicas, para a definição de políticas de manejo, conservação e preservação.

O estado do Acre tem privilegiado o uso sustentável dos seus recursos naturais por meio do Sistema Estadual de Incentivo a Serviços Ambientais do Acre (Sisa). O Sisa representa uma das primeiras políticas públicas que incluem REDD+ jurisdicional no mundo, um Instituto de Mudanças Climáticas (como agente regulador) e uma Companhia de Desenvolvimento de Serviços Ambientais (como agente de negócios), além de uma Comissão Estadual de Validação e Acompanhamento (Ceva).

Um dos seus componentes é o Programa de Incentivos por Serviços Ambientais do Carbono (ISA Carbono) que se pauta no carbono florestal, está compatível com meta e linhas de base regionais, abrange todo o território estadual e visa beneficiar mais de 30 mil famílias rurais, constituídas, principalmente, de produtores familiares em assentamentos, populações extrativistas e indígenas. A implementação inicial está sendo feita em áreas prioritárias com potencial de altos benefícios ambientais a baixo custo. Está sendo adotado um processo participativo de desenho que envolve, além dos beneficiários, outros grupos de interesse, com a inserção em um arcabouço maior, no qual outros serviços, tais como a biodiversidade e processos hidrológicos, estão sendo valorizados (Anderson et al., 2013).

Como forma de apoiar iniciativas como essa, neste trabalho, por meio da combinação de dados de campo, perfilamento a laser (LiDAR) aerotransportado e imagens do satélite Landsat-8, foram produzidos mapas de alta resolução de estimativa da biomassa seca acima do solo (BSAS) para as florestas estaduais do Rio Antimary (FEA), Rio Liberdade (FEL), Mogno (FEM) e Gregório (FEG). Essas áreas são estratégicas para o estabelecimento de concessões florestais, manejo florestal comunitário e outros projetos ligados à extração sustentável de produtos não madeireiros e

prestação de serviços ambientais associados à produção agrícola e pecuária em comunidades estabelecidas ao redor de pequenas propriedades rurais ou colocações.

Esta publicação está de acordo com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável 12 (Consumo e Produção Responsáveis) e 13 (Ação contra a Mudança Global do Clima). Os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) são uma coleção de 17 metas globais estabelecidas pela Assembleia Geral das Nações Unidas e contam com o apoio da Embrapa para que sejam atingidas.

Material e Métodos

Descrição das áreas estudadas

a) Floresta Estadual do Antimary (FEA): integrante do grupo de unidades de conservação de uso sustentável (Brasil, 2000), está localizada nos municípios de Bujari e Sena Madureira no estado do Acre, Brasil (Figura 1). A cobertura vegetal da região é representada por três tipologias florestais: floresta densa, floresta aberta com palmeiras e floresta aberta com bambu, conhecida como “tabocal”. O clima predominante na região, segundo a classificação de Köppen, é do tipo Aw, com temperatura média anual de 25 °C e precipitação média anual de 2.000 mm. Ocorrem ainda duas estações distintas, uma seca (junho a setembro) e outra chuvosa (outubro a maio), durante a qual a precipitação mensal é > 1.000 mm. A área tem topografia suavemente ondulada, com um alcance altitudinal de aproximadamente 300 m. Os solos predominantes são Argissolos, Plintossolos e Cambissolos (Fundação de Tecnologia do Estado do Acre, 1990). A FEA é administrada pelo governo estadual do Acre por meio de plano de manejo florestal para produção de madeira sustentável. Nas áreas designadas de manejo florestal, a extração de madeira tem sido contínua desde 1999. Em 2004 foi adotado um sistema de concessão florestal para regular a execução das operações florestais por empresas madeireiras e beneficiar os habitantes da FEA (Oliveira et al., 2014).

b) Florestas estaduais do Rio Liberdade (FRL), Rio Gregório (FEG) e do Mogno (FEM): são unidades de conservação de uso sustentável, criadas em março de 2004 pelo governo do estado do Acre como parte de uma política integrada de uso racional das terras da região, compatível com os objetivos sociais, econômicos e de conservação da biodiversidade. As florestas estaduais são áreas de posse e domínio público estadual e estão localizadas no município de Tarauacá com 213.461 ha (FEG), 140.675 ha (FEM) e 128.083 ha (FRL). O clima das áreas é caracterizado como quente e úmido. Segundo a classificação de Köppen (Dubreuil et al., 2018), o clima dominante nessa região pertence ao grupo A (tropical chuvoso), caracterizado por apresentar temperatura média anual de 24 °C e, no mês mais frio, sempre superior a 18 °C. A precipitação varia de 2.191 mm a 2.296 mm, com estação seca bem definida, entre junho e agosto. A umidade relativa apresenta-se em níveis elevados durante todo o ano, com médias mensais em torno de 80% a 90% (Acre, 2000). Essas florestas estaduais estão localizadas no vale do Rio Juruá, noroeste do estado do Acre. As áreas são quase inteiramente cobertas por floresta primária com pequenas aberturas de pastos e roçados ao longo das margens da Rodovia BR-364. As florestas são predominantemente abertas com presença de bambus com manchas de floresta densa. As principais classes de solos nessa área são: Cambissolo Háplico Ta Eutrófico e Argissolo Vermelho Distrófico típico na FE Gregório; Luvissoilo Hipocrômico Órtico típico e Plintossolo Háplico Eutrófico típico nas FE Liberdade e Mogno (Acre, 2012a, 2012b, 2012c).

Estratificação da floresta

As florestas do Acre são classificadas em dois grupos: florestas ombrófilas densas e florestas ombrófilas abertas. Existe uma elevada predominância de florestas abertas com bambus (tabocas), que chegam a ocupar 40% da área florestal do estado (Silveira, 2001). No presente trabalho, as florestas estudadas foram arbitrariamente divididas em três classes de acordo com a biomassa seca acima do solo (BSAS), média estimada por hectare, em: floresta densa ($BSAS > 300 \text{ Mg ha}^{-1}$); floresta aberta ($200 \text{ Mg ha}^{-1} < BSAS < 300 \text{ Mg ha}^{-1}$); e floresta aberta dominada por bambus (tabocal) ($BSAS < 200 \text{ Mg ha}^{-1}$).

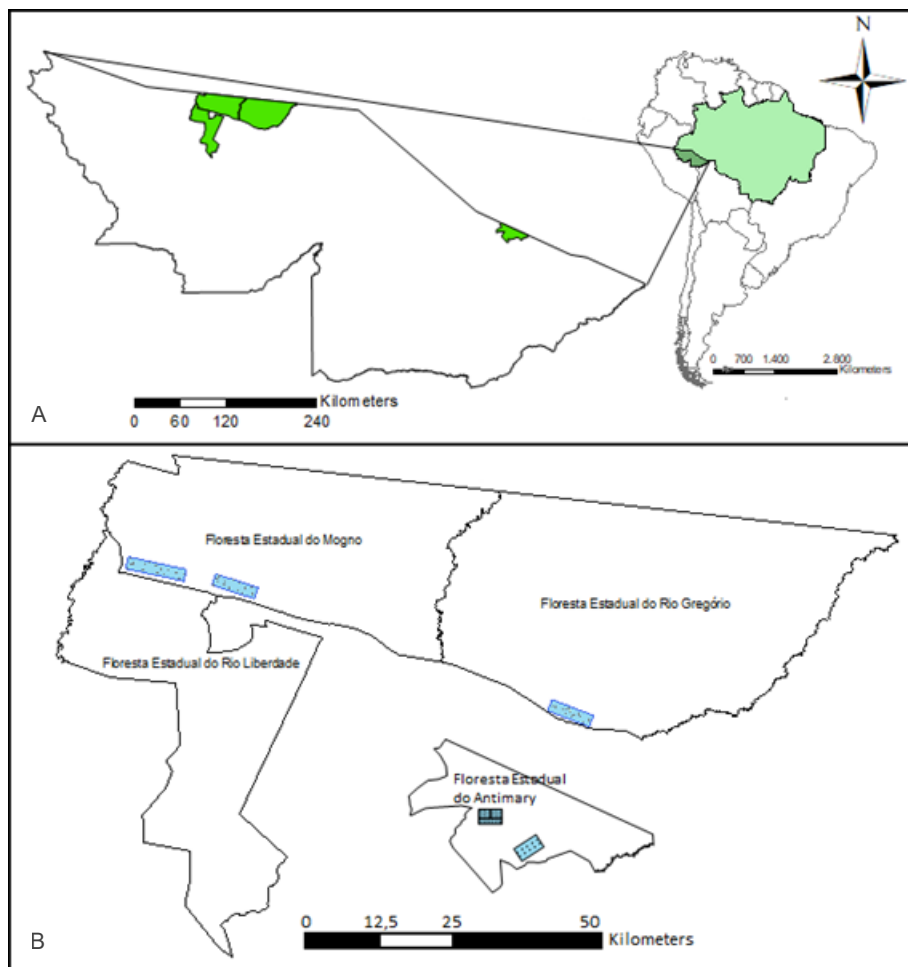


Figura 1. Mapa com a localização das florestas estaduais no estado do Acre e localização do estado na Amazônia Legal Brasileira (polígono verde-claro) e América do Sul (A); destaque das florestas estaduais do Rio Liberdade, Mogno, Rio Gregório e Antimary mostrando as áreas cobertas por voo LiDAR (polígonos azuis) e a posição das parcelas permanentes instaladas (polígonos pretos) (B).

Instalação e medição das parcelas permanentes

As parcelas permanentes (PP) das florestas estaduais do Mogno, Gregório e Liberdade foram instaladas e medidas por meio de uma parceria com a Secretaria de Meio Ambiente do Acre (Sema) e a Embrapa Acre. Foram instaladas e medidas 15 PP de 1 ha (100 m x 100 m), divididas em 25 subparcelas de 20 m x 20 m em cada uma das áreas. As parcelas foram distribuídas de forma aleatória dentro de cada uma das áreas cobertas por LiDAR aerotransportado. Todas as árvores com diâmetro à altura do peito (DAP) ≥ 10 cm foram plaqueteadas, identificadas por parabolânicos e medidas. A posição dos vértices das parcelas foi obtida por meio de DGPS (Javad Triumph I. datum WGS 84, UTM 19L) com precisão submétrica. A biomassa seca acima do solo (BSAS) foi calculada para árvores individuais pela Equação 1 (Melo, 2017).

As PP da Floresta Estadual do Antimary foram instaladas em 2010 e 2013; em ambas as áreas a distribuição das parcelas na área do voo LiDAR foi sistemática. Na área sobrevoada em 2011 foram instaladas 50 parcelas de 0,25 ha e, na área sobrevoada em 2015, 10 parcelas de 1,00 ha. Nas duas áreas, as subparcelas mediram 10 m x 10 m e todas as árvores acima de 10 cm de DAP foram medidas e identificadas. O georreferenciamento de precisão dos vértices das PP seguiu a mesma metodologia anterior. Resultados das parcelas instaladas em 2010 foram publicados em Oliveira et al. (2012).

$$BSAS = ((DAP)^{2,671} * 0,064) / 1.000 \quad (1)$$

em que

BSAS = biomassa seca acima do solo expressa em Mg ha⁻¹.

DAP = diâmetro à altura do peito (cm).

Coleta de dados LiDAR

Nas florestas estaduais do Mogno, Gregório e Liberdade o sobrevoo LiDAR foi realizado em 2015 e, na Floresta Estadual do Antimary, em 2010, 2011 e 2015. Nos dois casos, o voo foi realizado por uma aeronave Cessna, modelo 206, equipada com sensor LiDAR Harrier 68i Trimble, com frequência de 300 k. seg⁻¹, ângulo de escaneamento de até 22° e pegada (*footprint*) de aproximadamente 30 cm no solo. A densidade média de retornos foi de

14 pts.m², com número de retornos superior a 4 pts.m² em mais do que 99% das áreas cobertas. A velocidade média da aeronave foi em torno de 200 km/h, a uma altura de voo de 600 m, com largura de faixas de aproximadamente 500 m e sobreposição (*overlap*) de 50%. As nuvens de pontos foram adquiridas em formato LAS.

Processamento dos dados LiDAR

Os dados LiDAR foram processados nos ambientes do software Fusion (McGaughey, 2016) e ArcGis (Environmental Systems Research Institute, 2019). As seguintes imagens (*rasters*) foram construídas na resolução de 1 m x 1 m:

a) Imagem de referência que serviu como base para exploração e exibição de dados e que fornece resolução para reconhecer claramente copas de árvores do dossel, áreas de plantações agrícolas e pastagens (5 m x 5 m).

b) Modelo digital de superfície (MDS) composto por todos os dados LiDAR usado para definir a superfície do dossel.

c) Modelo digital do terreno (MDT) composto somente pelos retornos filtrados da nuvem de pontos que atingiram o solo representando a topografia da área coberta pelo LiDAR.

d) Modelo de altura do dossel (MDA) resultado da subtração do MDT do MDS.

Retornos que ocorreram dentro dos polígonos das parcelas permanentes foram extraídos criando arquivos das nuvens de pontos com todos os retornos LiDAR para cada parcela. A elevação da superfície foi, então, subtraída de cada retorno para remover a variação topográfica. Estatísticas descritivas da estrutura vertical da nuvem de pontos LiDAR, usando todos os retornos acima de 1 m, foram calculadas para cada parcela. A altura mínima de 1 m acima do solo foi usada para reduzir o ruído dentro da nuvem de ponto próximo ao solo causado por vegetação rasteira e imperfeições na filtragem de pontos da superfície (McGaughey, 2016).

Para as métricas de cobertura do dossel, foi utilizada uma altura limite do dossel de 2 m (McGaughey, 2016). Na Tabela 1 consta uma lista de todas as métricas calculadas, e uma descrição detalhada de cada métrica é fornecida em McGaughey (2016). As métricas foram usadas para obter informações sobre a distribuição vertical de pontos LiDAR em todo o perfil da floresta e a forma e heterogeneidade dessa distribuição (Oliveira et al., 2012).

Tabela 1. Métricas LiDAR derivadas da estrutura florestal.

Métrica	Descrição
HMAX	Altura máxima acima do solo
HMEAN	Altura média acima do solo
HMEDIAN	Altura mediana acima do solo
HMODE	Moda da altura acima do solo
HSD	Desvio-padrão da altura acima do solo
HVAR	Variância de altura acima do solo
HCV	Coefficiente de variação de altura acima do solo
HIQ	Distância interquartil de altura acima do solo
HSKEW	Assimetria da altura acima do solo
HKURT	Curtose de altura acima do solo
H05TH – H99TH	Percentis de altura acima do solo (AGL): 5°, 10°, 20°, 25°, 30°, 40°, 50°, 60°, 70°, 75°, 80°, 90°, 95°, 99°
CCR	Taxa de abertura do dossel (CCR)

Modelos de regressão para biomassa seca acima do solo LiDAR

Técnicas de regressão linear múltipla foram usadas para desenvolver relações entre as métricas LiDAR e a BSAS medida nas parcelas permanentes em campo. Variáveis preditoras LiDAR foram selecionadas usando a melhor abordagem de subconjuntos. As estatísticas do fator de inflação de variância (Variance Inflation Factor – VIF) e o teste de correlação de Pearson foram usados para eliminar variáveis preditoras colineares. Se VIF excedeu 5,0 ou a correlação de Pearson foi acima de 0,7 para uma variável preditora candidata, ela foi retirada do modelo de regressão (Oliveira et al., 2020a).

A hipótese de igualdade de inclinações para as equações ajustadas entre os valores previstos para ambos os modelos BSAS foi testada por análise de covariância e as diferenças entre os parâmetros por meio do teste de mínimos quadrados usando o SAS 9.2 PROC MIXED. Foram produzidos dois modelos de BSAS LiDAR, um para a FE do Antimary e outro para as FE Mogno, Gregório e Liberdade (áreas contíguas). *Rasters* das métricas do dossel florestal foram criados no ambiente Fusion, seguindo a mesma metodologia usada por Oliveira et al. (2014). Em seguida, a partir das nuvens de pontos LiDAR, foram criados, em uma resolução de 100 m x 100 m, *rasters* para as métricas de estrutura florestal selecionadas como variáveis preditoras para os modelos de BSAS em toda área coberta pelos voos LiDAR e produzido um mapa de BSAS.

Imagens orbitais

Os dados do Landsat-8 (Collection 1 Tier 1) do United States Geological Survey (USGS) consistem em produtos de reflectância de superfície gerados a partir do Landsat-8 Operational Land Imager (OLI), com resolução espacial de 30 m. O USGS corrige as cenas atmosféricas usando o Código de Reflectância de Superfície Landsat-8 (LaSRC), que também utiliza o algoritmo CFMASK para gerar uma máscara de nuvem, sombra, água e neve (Foga et al., 2017).

Os polígonos delimitando as áreas das florestas estaduais foram definidos considerando a demarcação final das áreas e divididos em grades de 100 m x 100 m usadas como referência para compor os mapas de 1 ha de resolução. As imagens Landsat-8 OLI e SRTM foram reprojetaadas para UTM, Datum WGS 1984, zonal 19 sul (Tabela 2, Anexo I). Para a construção do modelo, foram utilizados: a) dados de reflectância Landsat-8 bandas: B1 (azul profundo), B2 (azul), B3 (verde), B4 (vermelho), B5 (infravermelho próximo), B6 (SWIR – Short Wave-Length Infrared) e B7 (SWIR2); b) modelo digital de elevação (DEM – Digital Earth Model) derivado do SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) usado como variável topográfica.

Para o processamento dos dados dos satélites, foram agregadas as sete bandas do Landsat-8 e o DEM do SRTM à grade de referência de resolução espacial de 100 m. Os índices de vegetação de uso consolidado Enhanced Vegetation Index (EVI) e Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) foram

calculados a partir das bandas 2 a 5 do Landsat-8 OLI (Tabela 3). Os índices de vegetação utilizados foram selecionados por serem sensíveis à clorofila e responsivos às variações estruturais do dossel e têm sido largamente usados em estudos envolvendo a detecção de mudanças de vegetação (Huete et al., 2002; Tonolli et al., 2011; Schultz et al., 2016; Xue; Su, 2017; Bispo et al., 2020; Nguyen; Kappas, 2020).

Quando foram necessárias duas imagens Landsat para cobrir a área de interesse na construção do mapa foi usado o artifício de normalização por regressão linear do valor da reflectância das bandas das duas imagens. O processo de normalização de imagem visa remover diferenças radiométricas entre imagens multitemporais, que não foram produzidas pela superfície. Esse método usando alvos temporalmente invariantes é amplamente aceito para normalização linear (Heo; FitzHugh, 2000). Neste estudo, o ajuste foi feito para cada banda individualmente tendo como referência os dados da sobreposição das imagens, como foram usadas apenas duas imagens, uma serviu de referência para a outra. Caso mais imagens fossem necessárias para cobrir a área, uma imagem central, com sobreposição nas adjacentes, seria usada como referência para minimizar a propagação de erros pelo restante do mosaico (Olthof et al., 2005).

Tabela 2. Imagens orbitais utilizadas na construção dos mapas de biomassa seca acima do solo (BSAS) nas florestas estaduais (FE), Mogno (MOG), Rio Gregório (GRG), Rio Liberdade (LIB) e Antimary (ANT).

Área	Imagem Landsat-8 OLI (Collection 1 Tier 1)	SRTM ⁽¹⁾
FEMOG	LC08_L1TP_005065_20170715_20170727_01_T1	s08_w072_1arc_v3
	LC08_L1TP_004065_20170724_20170809_01_T1r	s08_w073_1arc_v3
FEGRG	LC08_L1TP_004065_20170724_20170809_01_T1	s08_w071_1arc_v3
	LC08_L1TP_004066_20170724_20170809_01_T1	s08_w072_1arc_v3
		s09_w071_1arc_v3
		s09_w072_1arc_v3
FELIB	LC08_L1TP_005065_20170715_20170727_01_T1	s09_w072_1arc_v3
	LC08_L1TP_005066_20170715_20170727_01_T1	s08_w072_1arc_v3
		s08_w073_1arc_v3
FEANT	LC08_L1TP_002066_20150806_20170406_01_T1	s10_w069_1arc_v3

⁽¹⁾Shuttle Radar Topography Mission.

Tabela 3. Índices de vegetação utilizados, fórmula e referência bibliográfica.

Índice de vegetação	Fórmula ⁽¹⁾	Referência
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$(B5 - B4)/(B4 + B5)$	Tucker (1979); Xue; Su (2017)
Enhanced Vegetation Index (EVI)	$G * ((B5 - B4)/(B5 + (C_1 * B4) - (C_2 * B2) + 1))$	Huete et al. (2002)

⁽¹⁾G = 2,5. C₁ = 6. C₂ = 7,5.

Escalonamento do modelo de biomassa seca acima do solo LiDAR para imagens orbitais

Uma ampla variedade de algoritmos de aprendizado de máquina (*machine learning*) tem sido empregada para estimar biomassa (BSAS) em áreas de floresta (artificial neural network – ANN, K-nearest neighbor – KNN, support vector machine – SVM e random forest – RF) (Nguyen; Kappas, 2020). Nos últimos anos, o RF (Breiman, 2001; Belgiu; Drăgut, 2016) tem sido amplamente usado para desenvolver modelos preditivos de BSAS em escala local, regional e global (Lu et al., 2012; Avitabile et al., 2016; Longo et al., 2016). O modelo RF é capaz de lidar com um grande número de variáveis de entrada e identificar as mais significativas, bem como reduzir ou até mesmo superar o problema de superajuste (*overfitting*) e, assim, melhorar a precisão do modelo. Esse método gera árvores de decisão a partir de uma amostra selecionada aleatoriamente por meio de *bootstrapping*, conhecido como conjunto de dados de treinamento.

Os recursos para modelagem em cada nó das árvores de decisão também são selecionados aleatoriamente. Os resultados são obtidos pela média das previsões de todas as árvores de decisão. Para estimar os erros do modelo, um subconjunto de amostras, compreendendo os dados restantes do conjunto de dados originais (chamados dados fora do saco, “out-of-bag data” ou dados OOB), é usado como amostras de validação. Esses dados OOB não são usados apenas para calcular erros de previsão comparando as previsões do conjunto de dados de treinamento com os dados OOB, mas, também, para medir a importância das variáveis (Almeida et al., 2019; Bispo et al., 2020; Nguyen; Kappas, 2020).

Os *pixels* do modelo de biomassa LiDAR foram utilizados como dados de referência (variável resposta) e os *pixels* contendo os dados das bandas de radar e reflectância como variáveis preditoras para a produção do modelo RF usado para prever a biomassa acima do solo na área coberta pelo voo LiDAR (e.g. Hudak et al., 2012). A produção do modelo RF foi feita por meio de uma adaptação da metodologia utilizada por Bispo et al. (2020) em que todos os *pixels* das áreas cobertas pelo LiDAR foram usados para treinamento e validação do modelo. O método de validação cruzada k-fold (k-fold cross validation) (James et al., 2013) foi usado para treinar e validar o algoritmo, maximizando os dados de referência disponíveis.

Dessa forma, cinco ($k = 5$) amostras de treinamento e validação foram produzidas com os dados de referência, o processo foi executado cinco vezes, produzindo cinco mapas de BSAS sobre a área de estudo. O valor médio dos mapas de BSAS foi usado para construir o mapa de BSAS final, e o desvio-padrão (SD) das cinco predições para gerar um mapa de erro de predição.

Uma composição RGB de imagem Landsat-8 OLI foi usada como referência para todas as florestas estaduais estudadas.

Resultados

Inventário florestal

As parcelas permanentes foram instaladas apenas em áreas cobertas por floresta primária. A densidade média de árvores variou de 345 ± 16 e 676 ± 14 árvores por hectare ($DAP \geq 10$ cm), respectivamente, para as FE Antimary e Rio Gregório (Tabela 4). A BSAS média observada nas PP das áreas estudadas variou de 243 Mg ha^{-1} (FE Liberdade) a 339 Mg ha^{-1} (FE Mogno). As variações da BSAS representaram as principais fisionomias florestais da área com transições entre floresta aberta com bambu (tabocas) e floresta densa, normalmente seguindo a topografia do terreno, com florestas mais densas nas regiões mais elevadas (platôs) e florestas abertas com maior incidência de bambus nas áreas próximas aos rios e igarapés. A estrutura das florestas estudadas apresentou parâmetros semelhantes a outras florestas do sudoeste da Amazônia brasileira, sendo predominantemente aberta e com

estoque de BSAS relativamente baixo, quando comparada às florestas da Amazônia Oriental. De maneira geral, apesar das diferenças, as florestas estudadas podem ser consideradas estruturalmente semelhantes (Tabela 4).

Tabela 4. Estoques de biomassa seca acima do solo (BSAS – Mg ha⁻¹) e densidade de árvores (N ha⁻¹) nas parcelas permanentes das florestas estaduais (FE) Rio Gregório, Mogno e Rio Liberdade e Seringal Filipinas, instaladas nas áreas cobertas por voo LiDAR.

Parcela	FE Mogno		FE Gregório		FE Liberdade		FE Antimary (2013)	
	BSAS	N	BSAS	N	BSAS	N	BSAS	N
1	195,9	637	346,9	576	301,7	557	219,3	374
2	306,1	564	365,7	528	262,5	533	148,6	315
3	345,7	540	382,4	588	297,3	496	416,4	432
4	398,1	540	418,3	618	249,0	590	228,3	245
5	316,5	536	275,0	794	269,7	563	330,5	357
6	372,1	537	364,3	656	220,8	594	308,8	366
7	372,3	494	360,5	643	243,8	503	257,6	392
8	396,5	516	322,4	609	254,4	630	277,9	302
9	385,1	567	308,6	761	220,0	535	145,9	329
10	316,3	587	322,3	673	176,5	628	196,4	346
11	343,8	541	454,9	901	270,2	472		
12	333,6	550	269,6	657	220,2	504		
13	347,7	649	242,9	795	228,7	509		
14	336,7	509	288,3	728	191,2	617		
15	319,4	560	295,8	658	219,4	477		
Média	339,1	555	334,4	679	243,2	547,2	253,0	345,8
EP ⁽¹⁾	12,8	11,0	15,0	25,9	9,2	14,0	26,6	16

⁽¹⁾Erro padrão da média.

Nas parcelas permanentes instaladas nas quatro florestas estaduais estudadas foram identificadas 223 espécies florestais ao nível de gênero ou espécie pertencentes a 64 famílias. As espécies foram classificadas como comerciais madeireiras e pioneiras. Quarenta e oito espécies foram classificadas como comerciais tendo como referência o mercado do estado

do Acre, com uma média entre 44 Mg ha⁻¹ e 53 Mg ha⁻¹ (florestas estaduais do Rio Liberdade – 15,5% da biomassa total; e do Antimary – 23% da biomassa total, respectivamente). A densidade de pioneiras foi semelhante em todos os sítios estudados e dentro da média esperada (3%–5%) para as florestas do estado, indicando baixo nível de perturbação (Anexos II a IV).

Modelo de regressão LiDAR para estimativa de biomassa seca acima do solo entre parcelas permanentes e dados LiDAR

Para construção do modelo de regressão desenvolvido para as florestas estaduais do Mogno, Rio Gregório e Rio Liberdade, foram selecionadas as variáveis HMEAN e H25TH (N = 40, R² = 0,69, RMSE = 35,2), resultando em uma estimativa média de BSAS para as áreas de 301,2 Mg ha⁻¹, similar aos resultados obtidos pela medição das parcelas (299,5 Mg ha⁻¹) (Figura 2A). As métricas selecionadas para o modelo de regressão de biomassa acima do solo baseado nos dados LiDAR para Floresta Estadual do Antimary foram HVAR e H25TH (BSAS = -187,0 + 3,071 HVAR + 14,572 HP25TH; N = 59, R² = 0,73 e RMSE = 46,7). Esse modelo obteve estimativa média de 231,0 Mg ha⁻¹, coincidente com a média obtida a partir das medições das parcelas permanentes em campo (Figura 2B). A extrapolação dos modelos das áreas das parcelas para a área total coberta pelo voo LiDAR na resolução de 100 m x 100 m resultou em estimativas médias de BSAS variando entre 219,6 Mg ha⁻¹ e 324,4 Mg ha⁻¹, respectivamente, para as florestas do Mogno e Antimary (Tabela 5). Apesar da reduzida ocorrência de áreas alteradas nas FE estudadas, devido à localização das áreas cobertas pelo LiDAR ter sido próxima à Rodovia BR-364, foi possível identificar um total de 47,8 ha de áreas alteradas na FE Rio Gregório e 14,0 ha na FE Mogno (Anexos V a IX).

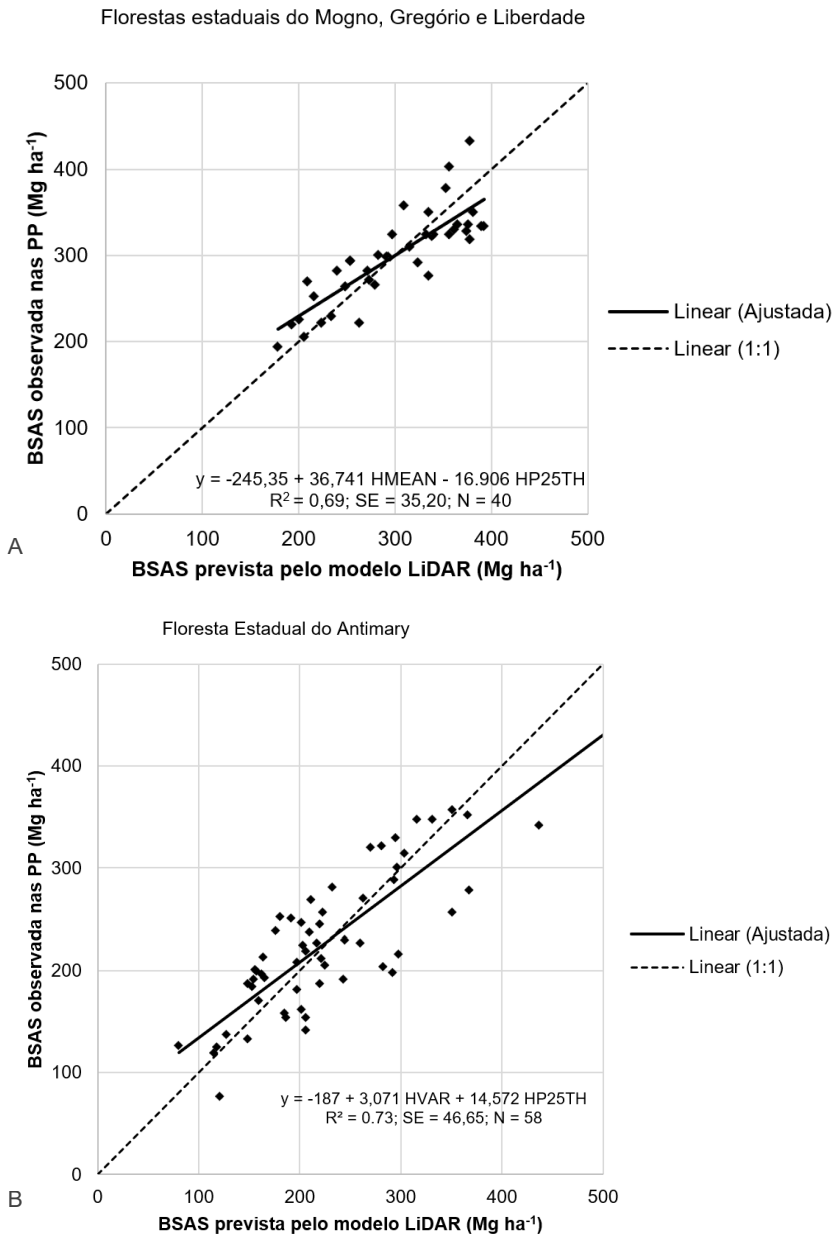


Figura 2. Valores preditos versus observados nas parcelas permanentes (PP) de biomassa seca acima do solo (BSAS) pelos modelos de regressão LiDAR para as florestas estaduais do Mogno, Rio Gregório e Rio Liberdade (A) e do Antimary (B).

Tabela 5. Estoques de biomassa seca acima do solo (BSAS – Mg ha⁻¹), estimados pelo modelo de regressão de biomassa acima do solo, baseados nos dados LiDAR para as áreas das parcelas (PP) estabelecidas em campo e áreas cobertas pelos voos LiDAR nas florestas estaduais do Mogno, Gregório, Liberdade e Antimary.

Sítio	PP		LiDAR	
	Média	Máxima	Média	Mínima
FE Mogno	326,3	461,9	324,4	96,3
FE Gregório	313,5	457,9	302,3	22,7
FE Liberdade	257,8	454,8	278,0	44,2
FE Antimary 2010	231,0	434,0	241,0	76,6
FE Antimary 2015	301,2	455,0	219,6	45,7

Mapa de predição de biomassa

Floresta Estadual do Rio Gregório

Os valores médios de BSAS do modelo de predição RF para a área total da FE Rio Gregório apresentaram elevada correlação ($R^2_{aj} 0,87$) com os dados referenciais de BSAS do modelo LiDAR e baixo erro padrão (21,2 Mg ha⁻¹) (Figura 3). O mapa final de BSAS produzido para a FE Rio Gregório apresentou uma BSAS média de 297,7 Mg ha⁻¹ \pm 22,8 Mg ha⁻¹ (média do inventário florestal 334,4 Mg ha⁻¹), ou um total de 62.695.832 Mg para toda a área de floresta (213.338 ha) (Tabelas 6 e 7). As áreas de agricultura e pastagens são representadas por células brancas. Essas áreas estão localizadas próximas à Rodovia BR-364, ao longo das margens dos rios Acurauá e Gregório, e representam um total de 4.775 ha. A FE Rio Gregório é caracterizada por transições de floresta densa para floresta aberta, produzidas em grande parte pelas variações topográficas, com predominância de florestas densas nas áreas mais altas. Acompanhando a rede de drenagem, é possível observar áreas de floresta aberta dominadas por tabocas, estimadas em 1.798 ha. A parte central da floresta é livre de qualquer perturbação humana, apresenta BSAS mais elevada e deve ser priorizada para o estabelecimento de projetos de manejo florestal. Essas áreas de floresta densa representam 113.847 ha com BSAS média de 312,7 Mg ha⁻¹ ou um total de 35.595.061 Mg (Tabela 7, Figura 4, Anexos X a XIII).

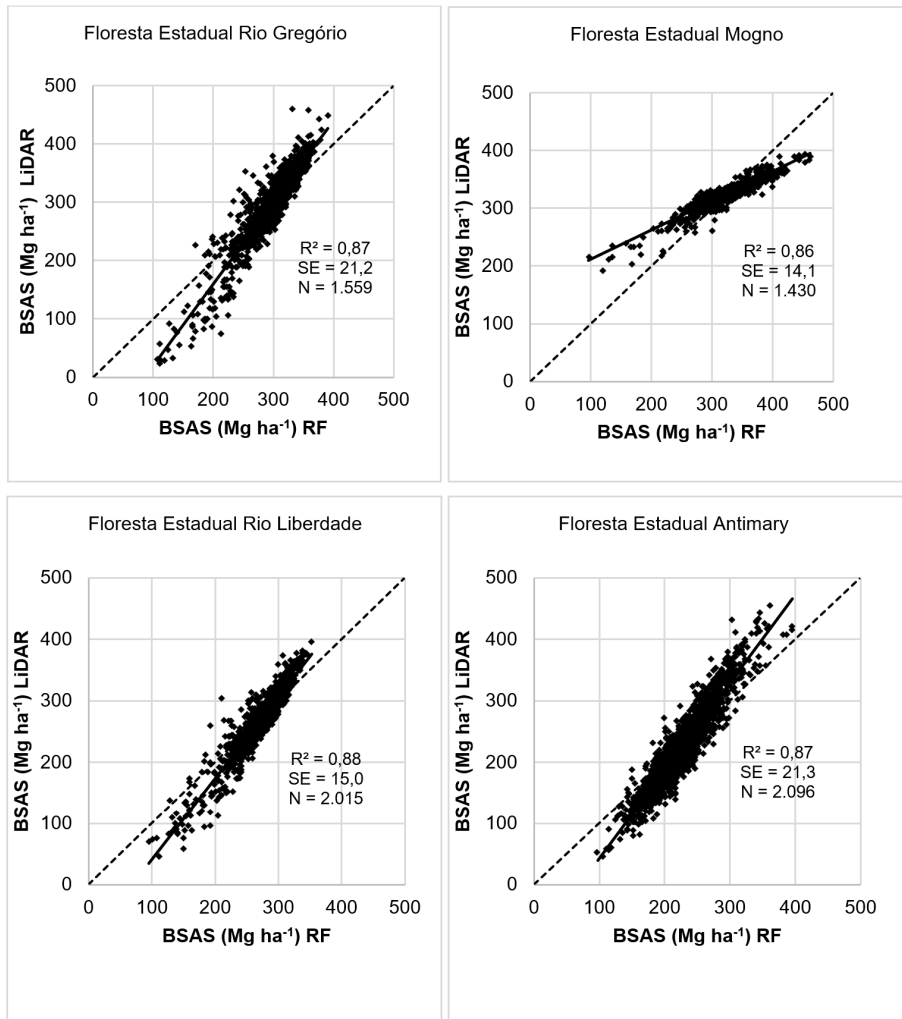


Figura 3. Validação cruzada entre as médias de biomassa seca acima do solo (BSAS) produzidas pelos modelos do Random Forest (RF) e BSAS dos modelos derivados das nuvens de pontos LiDAR para as florestas estaduais Rio Gregório, Mogno, Liberdade e Antimary em que a reta contínua representa o modelo ajustado e a pontilhada a relação 1:1.

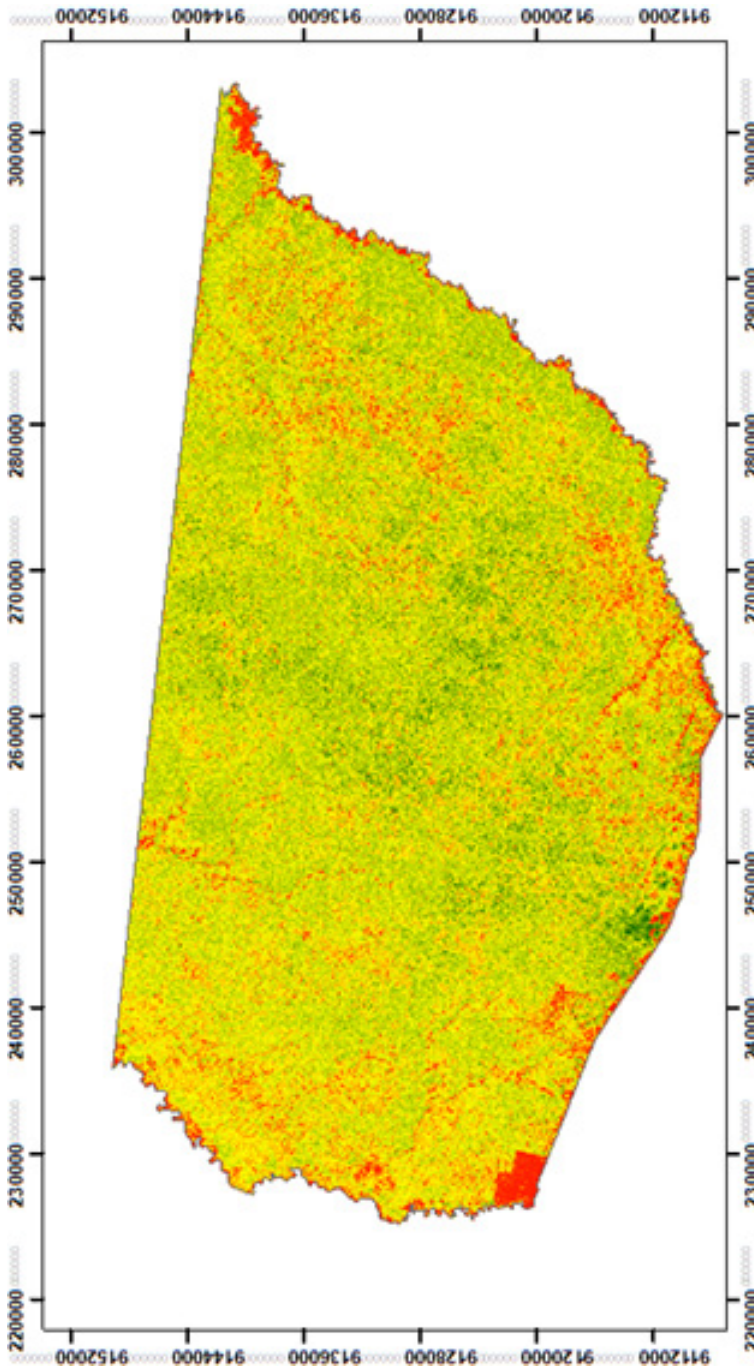


Figura 4. Mapa das médias da distribuição da biomassa seca acima do solo (Mg ha^{-1}) na Floresta Estadual do Rio Gregório, estimadas pelo modelo produzido pelo escalonamento LIDAR – imagens orbitais.

A biomassa seca acima do solo aumenta dos tons de vermelho para o verde; áreas alteradas por agricultura e pastagem não foram incluídas no modelo e são re-presentadas por células em branco (sem dados).

Floresta Estadual do Mogno

Os valores médios de BSAS do modelo de predição RF para a área total da FE Mogno apresentaram elevada correlação (R^2_{aj} 0,86) com os dados referenciais de BSAS do modelo LiDAR e baixo erro padrão (14,1 Mg ha⁻¹) (Figura 3). A média de BSAS estimada para a FE Mogno foi de 305,0 Mg ha⁻¹ ± 24,0 Mg ha⁻¹ (média do inventário florestal 339,1 ha⁻¹) e um total de 42.560.514 Mg ha⁻¹ para toda a área coberta por floresta (139.520 ha). No mapa é possível observar áreas alteradas pela conversão de florestas para agricultura e pastagens, próximas às margens dos rios Gregório e Liberdade e acompanhando a Rodovia BR-364, estimadas em 1.508 ha (Tabelas 6 e 7). A área da FE Mogno é predominantemente de floresta densa (71.644 ha, BSAS média de 318,6 Mg ha⁻¹ e total de 29.193.199 Mg), localizada na parte central. Por serem mais ricas em madeira, essas áreas devem ser priorizadas para a atividade florestal. As florestas abertas (47.872 ha; BSAS média de 279,2 Mg ha⁻¹; BSAS total de 13.366.580 Mg) seguem o desenho da rede hidrográfica ao longo das bacias dos rios Liberdade e Gregório que delimitam essa FE e da bacia do igarapé do Boto (ou Italiano) (Acre, 2012c). Apesar das suas dimensões, não foram encontrados vestígios significantes de ocupação humana no igarapé do Boto na imagem estudada (2017) (Figura 5, Anexos XIV a XVII).

Floresta Estadual do Rio Liberdade

Os valores médios de BSAS do modelo de predição RF para a área total da FE Liberdade apresentaram elevada correlação (R^2_{aj} 0,88) com os dados referenciais de BSAS do modelo LiDAR e baixo erro padrão (14,9 Mg ha⁻¹) (Figura 3). Para a Floresta Estadual do Rio Liberdade, o modelo RF previu BSAS média de 293,9 Mg ha⁻¹ ± 22,6 Mg ha⁻¹ (média do inventário florestal 243,2 Mg ha⁻¹) e um total de 35.440.377 Mg ha⁻¹ para toda a área coberta por floresta (120.582 ha). A cobertura vegetal da FE está dividida em: a) floresta densa com BSAS acima de 300 Mg ha⁻¹ (20.880 ha ou 17,3% da área total); b) transição de floresta densa para floresta aberta com BSAS entre 200 Mg ha⁻¹ e 300 Mg ha⁻¹ (97.912 ha ou 81,2% da área total) e floresta aberta dominada por bambus (BSAS < 200 Mg ha⁻¹) que acompanham a rede de drenagem (1.790 ha ou 1,5% da área total). Da mesma forma que nas FE anteriores, no mapa é possível verificar áreas antropizadas com agricultura,

pastagens e florestas secundárias acompanhando a Rodovia BR-364 e, em menor intensidade, ao longo dos rios que delimitam a FE Liberdade. Essas áreas apresentaram BSAS $< 100 \text{ Mg ha}^{-1}$ e representam 1,7% (1.953 ha) da área total. No interior da FE praticamente não há ocupação humana, muito provavelmente pela falta de acesso. Na maior parte da sua área, a FE Rio Liberdade é dominada por transições de floresta densa para floresta aberta, com a parte central e sul apresentando estoques de biomassa elevados com bom potencial para o manejo florestal madeireiro (Tabelas 6 e 7, Figura 6, Anexos XVIII a XXI).

Floresta Estadual do Antimary

Os valores médios de BSAS do modelo de predição RF para a área total da FE Antimary apresentaram elevada correlação (R^2_{aj} 0,88) com os dados referenciais de BSAS do modelo LiDAR e baixo erro padrão ($20,9 \text{ Mg ha}^{-1}$) (Figura 3). A média de BSAS estimada foi $240,9 \text{ Mg ha}^{-1}$ (média do inventário florestal 232 Mg ha^{-1}) e um total de $10.619.756 \text{ Mg ha}^{-1}$ para área de floresta (44.276 ha). No mapa é possível observar áreas com agricultura e pecuária no interior da FEA. Esse padrão é diferente das outras FE devido à forma de ocupação e aos acessos dessa floresta estadual. Essas áreas foram estimadas em 3.213 ha (2015). Na maior parte da sua área, a FE Antimary é dominada por floresta aberta (36.206 ha; BSAS média de $243,8 \text{ Mg ha}^{-1}$ e total de $13.366.531 \text{ Mg}$) e tabocais (5.072 ha; BSAS média de $181,3 \text{ Mg ha}^{-1}$) que acompanham a rede de drenagem (Tabela 6, Figura 7). Em toda área foram registrados apenas 2.997 ha de floresta densa. Como dentro da amostra LiDAR não estavam presentes áreas de roçados, pastagens ou florestas secundárias, essas áreas foram excluídas do mapa de biomassa e são representadas por células brancas (Anexos XXII a XXV).

Todas as imagens de satélite e *rasters* produzidos para as florestas estaduais (mapas de vegetação com média e desvio-padrão de BSAS e médias de BSAS por extrato florestal) estão disponíveis no formato TIF. Métricas dos modelos de biomassa seca acima do solo produzidos pelo algoritmo Random Forest estão disponíveis no Anexo XXVI.

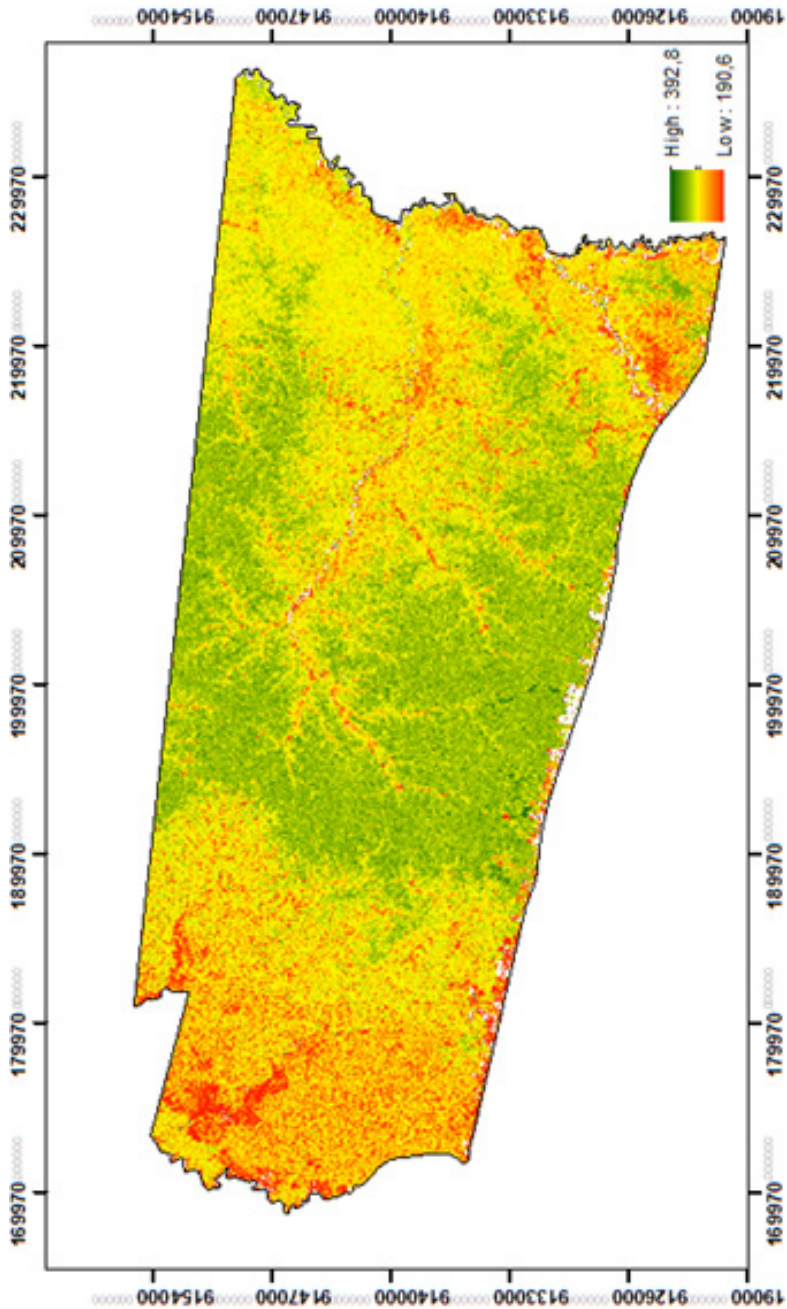


Figura 5. Mapa das médias da distribuição da biomassa seca acima do solo (Mg ha⁻¹) na Floresta Estadual do Rio Gregório, estimadas pelo modelo produzido pelo escalonamento LiDAR – imagens orbitais.

A biomassa seca acima do solo aumenta dos tons de vermelho para o verde; áreas alteradas por agricultura e pastagem não foram incluídas no modelo e são representadas por células em branco (sem dados).

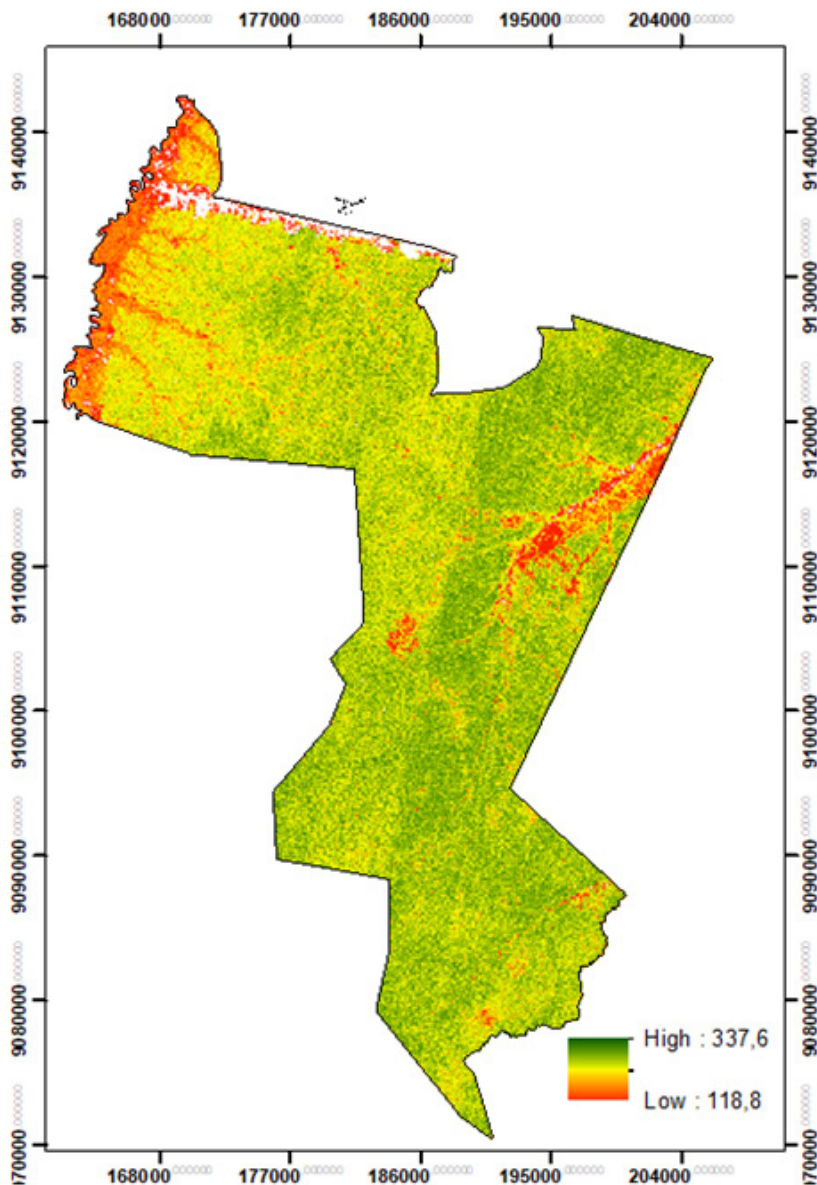


Figura 6. Mapa das médias da distribuição da biomassa seca acima do solo (Mg ha^{-1}) na Floresta Estadual do Rio Gregório, estimadas pelo modelo produzido pelo escalonamento LiDAR – imagens orbitais.

A biomassa seca acima do solo aumenta dos tons de vermelho para o verde; áreas alteradas por agricultura e pastagem não foram incluídas no modelo e são representadas por células em branco (sem dados).

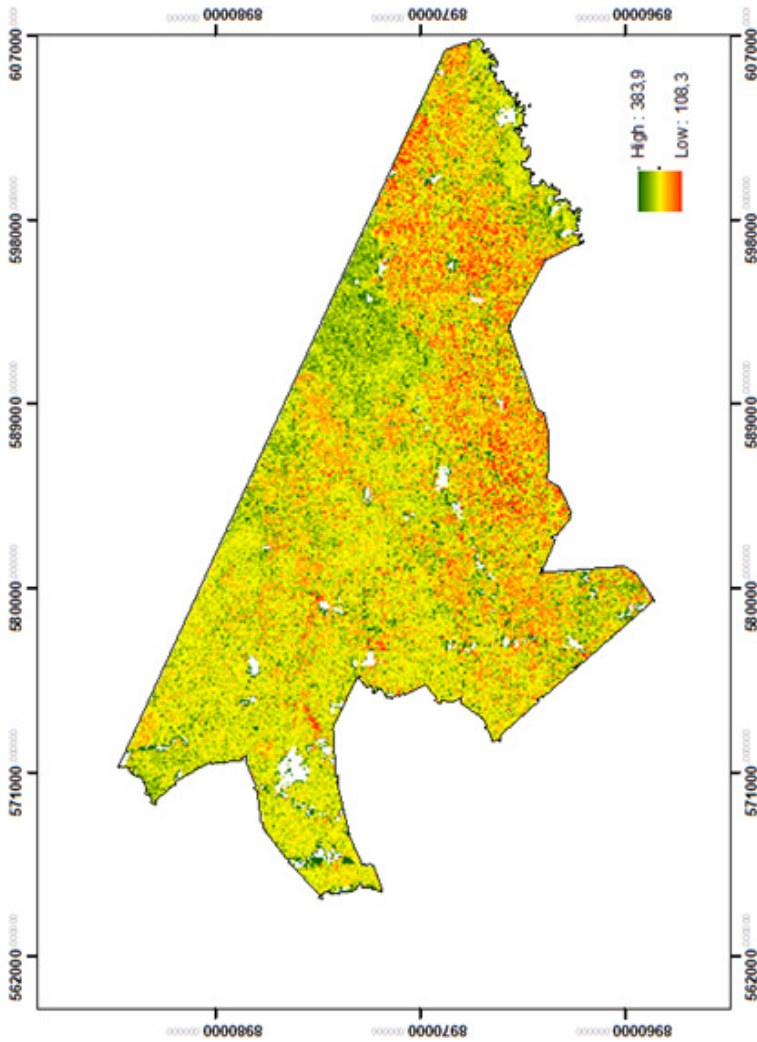


Figura 7. Mapa das médias da distribuição da biomassa seca acima do solo ($Mg\ ha^{-1}$) na Floresta Estadual do Rio Gregório, estimadas pelo modelo produzido pelo escalonamento LIDAR – imagens orbitais.

A biomassa seca acima do solo aumenta dos tons de vermelho para o verde; áreas alteradas por agricultura e pastagem não foram incluídas no modelo e são representadas por células em branco (sem dados).

Tabela 6. Área total, área de florestas, áreas alteradas por agricultura e pecuária, biomassa seca acima do solo (BSAS) média e desvio-padrão (DP) preditos pelos modelos de validação cruzada do Random Forest (RF) nas florestas estaduais do Acre.

Floresta estadual	Área total (ha)	Floresta (ha)	Alterada (ha)	BSAS (Mg ha ⁻¹)	DP (Mg ha ⁻¹)	BSAS total
Gregório	213.461	208.463	4.775	297,7	22,8	62.089.205
Mogno	140.675	139.520	1.508	305,0	14,1	42.560.514
Liberdade	128.083	120.582	1.790	282,0	22,6	34.049.472
Antimary	47.489	44.276	3.213	242,1	25,3	10.720.822

Tabela 7. Distribuição da biomassa seca acima do solo (BSAS) e desvio-padrão (DP) considerando as classes floresta densa (BSAS > 300 Mg ha⁻¹), floresta aberta (200 Mg ha⁻¹ < BSAS < 300 Mg ha⁻¹) e floresta aberta dominada por bambus (BSAS < 200 Mg ha⁻¹).

Classe de floresta	Área	Média	DP	Total
Floresta Estadual do Rio Gregório				
Tabocal	1.798	178,4	15,9	321.389
Aberta	97.796	280,5	19,3	27.429.690
Densa	113.847	312,7	9,3	35.595.061
Floresta Estadual do Mogno				
Tabocal	4	196,4	3,9	785.4
Aberta	47.872	279,2	20,3	13.366.530
Densa	91.644	318,6	12,4	29.193.199
Floresta Estadual do Rio Liberdade				
Tabocal	1.790	175,1	17,0	313.358
Aberta	97.912	279,3	16,7	27.346.882
Densa	20.880	306,0	4,0	6.389.231
Floresta Estadual do Antimary				
Tabocal	5.072	181,3	18,3	919.722
Aberta	36.206	243,8	23,6	8.827.632
Densa	2.997	324,7	22,2	973.009

Discussão

Neste trabalho foram utilizadas as composições RGB do Landsat apenas como imagens de referência, para possibilitar aos leitores uma visão das áreas próximas à percepção humana. No entanto, composições RGB são construídas a partir das mesmas bandas que foram usadas na construção dos modelos de BSAS e, como esperado, apresentaram uma forte correlação visual (variação dos tons de verde) com os mapas de BSAS. No estado do Acre, em estudos anteriores, mapas de vegetação foram construídos unicamente baseados em composições RGB (Pereira; Bersch, 2006) e mapas de BSAS pela combinação desses mapas de vegetação com informações de parcelas permanentes instaladas em campo (Salimon et al., 2011). Em escala regional, Saatchi et al. (2007) produziram um mapa de biomassa para a Pan-Amazônia, por meio da combinação de métricas derivadas de bandas espectrais de imagens orbitais e dados de inventários florestais. Os mapas de BSAS foram desenvolvidos especificamente para áreas de florestas públicas geridas pelo estado, com o uso da tecnologia LiDAR. Estimativas de BSAS derivadas das métricas de dados LiDAR foram escalonadas para nível de paisagem, cobrindo todas as áreas de interesse, por meio da construção de modelos BSAS com métricas de imagens orbitais.

A inclusão de dados de LiDAR na construção de mapas de BSAS promoveu um grande ganho de acurácia na estimativa de parâmetros florestais. Sensores LiDAR aerotransportados são reconhecidos como a melhor ferramenta de sensoriamento remoto para estimar parâmetros estruturais florestais (Drake et al., 2002a; Asner et al., 2012; Huang et al., 2013; Palace et al., 2015; Ferraz et al., 2016; Jarron et al., 2020) e monitorar florestas temperadas e tropicais (Wulder et al., 2008). Ao mesmo tempo prático e eficiente, o LiDAR aerotransportado é também largamente aplicado para o planejamento florestal e avaliação dos impactos produzidos por operações florestais (Dandois; Ellis, 2010; Réjou-Méchain et al., 2015; Silva et al., 2017; Griscom et al., 2019; Pinagé et al., 2019). No estado do Acre o uso do LiDAR teve início em 2010 (Oliveira et al., 2012) com dois voos executados sobre a FE Antimary para o desenvolvimento de modelos de biomassa e monitoramento do manejo florestal executado na área e, mais

tarde, em 2015, novos voos foram contratados sobre a Resex Chico Mendes (Oliveira et al., 2020a), Terra Indígena Kaxinawá (Oliveira et al., 2020b) e as FE Rio Gregório, Mogno e Rio Liberdade.

A aplicação de modelos de estimativa de BSAS derivados de métricas LiDAR permite a extrapolação para áreas de floresta com estrutura semelhante (ex. Drake, 2002a, 2002b, 2003), mas, não serão tão precisos quanto modelos calibrados dentro da própria área estudada. No caso do presente estudo, foram construídos dois modelos, um para a FE Antimary (baseado em duas amostras LiDAR) e outro para as FE Mogno, Rio Gregório e Liberdade (baseado em três amostras LiDAR), que possuem áreas contíguas potencializando os dados de campo e LiDAR disponíveis, dando mais robustez ao modelo. A exemplo de outras áreas na FE Antimary onde modelos de BSAS derivados das métricas LiDAR foram desenvolvidos (Oliveira et al., 2012; Andersen et al., 2014; Meyer et al., 2018) e em outras florestas tropicais (Réjou-Méchain et al., 2015; Rex et al., 2020), a correlação entre dados de campo e métricas LiDAR foi alta e o erro padrão médio das estimativas baixo. As médias de BSAS estimadas para todas as áreas foram próximas às observadas nas parcelas estabelecidas em campo.

A adoção de escalonamento de modelos BSAS LiDAR para grandes áreas é uma forma de contornar os custos de cobertura com LiDAR, ainda altos, especialmente em regiões remotas de países em desenvolvimento (Melendy et al., 2018, Ota et al., 2019). Assim, o escalonamento das estimativas de BSAS para áreas de “parede a parede” utilizando as amostras LiDAR como dados referenciais e imagens orbitais como variáveis preditoras tem sido largamente usado tanto em florestas temperadas como tropicais (Wulder; Seaman, 2003; Santos et al., 2019). Com os avanços da computação e dos algoritmos de aprendizado de máquina (*machine learning*) os modelos de escalonamento proporcionam estimativas de BSAS de alta resolução e acurácia que têm sido usados para estimativa de estoques de biomassa e carbono em países como Estados Unidos da América (Western Cascades of Oregon) (Means et al., 1999), Peru (Asner et al., 2010), República Democrática do Congo (Saatchi et al., 2017) e grandes regiões (Amazônia) (Longo et al., 2016).

Em todas as áreas estudadas, foi possível desenvolver modelos com elevada acurácia e baixo erro de predição. Ao contrário de outros estudos, neste trabalho não foram usadas texturas para a construção de modelos de dossel. Esse procedimento foi adotado pela melhor correlação da BSAS com índices de vegetação e como forma de diminuir o número de variáveis evitando *overfitting* (Lu et al., 2012). Os modelos foram desenvolvidos somente com dados de reflectância e índices de vegetação obtidos a partir das bandas do Landsat-8 OLI e o modelo digital de terreno do SRTM usado como variável topográfica (Farr et al., 2007). Os resultados obtidos foram semelhantes aos encontrados em outras áreas de floresta em situação equivalente (Santos et al., 2019). Como esperado, as bandas do infravermelho próximo (NIR – B5) e infravermelho (Shortwave Infrared – SWIR, B6 e B7) foram mais fortemente correlacionadas com BSAS.

Conclusões

As políticas de REDD (Reduced Emissions from Deforestation and Forest Degradation) necessitam de estimativas precisas dos estoques de carbono das florestas para serem implementadas. Inventários florestais tradicionais em larga escala não são uma opção prática para a Amazônia, principalmente pelas dificuldades de acesso e custo elevado. Tanto em nível privado como estatal a implementação de projetos de venda de carbono passa por um longo processo de aquisição e validação de dados da estrutura das florestas. Uma maneira confiável de obter essas informações com relativo baixo custo é o escalonamento das estimativas de campo em duas fases (campo-LiDAR e LiDAR-imagens orbitais) como feito neste trabalho. Ainda que prática e barata, a produção desses mapas com a confiabilidade demandada por agências nacionais e internacionais vai requerer a instalação de parcelas em campo e voos LiDAR sobre as áreas de interesse.

No caso específico das FE estudadas, informações de estoque e distribuição de BSAS terão grande valor quando os planos de manejo dessas unidades de conservação (Acre, 2012a, 2012b, 2012c) forem efetivados. Para melhor seleção de áreas destinadas ao manejo florestal (ex. na forma de concessões florestais como já é praticado na FE Antimary), mapas de BSAS deverão orientar o desenho das unidades anuais de produção, de maneira a permitir que a produção florestal seja contínua, equilibrada e de

custo semelhante em toda área manejada ao longo de todo o ciclo de corte. Ainda, por meio do zoneamento das áreas de interesse, será possível separar áreas para agricultura, pecuária, atividade florestal (produção madeireira e não madeireira) e preservação, considerando o potencial florestal e a aptidão agropecuária, proximidade de rios e estradas e os diferentes estratos florestais.

Os modelos de BSAS desenvolvidos neste estudo validam o uso de dados LiDAR como ferramenta para estimativa de parâmetros estruturais da floresta, assim como, o desenvolvimento de modelos fundamentais para o planejamento e monitoramento florestal. O produto do escalonamento de estimativa de BSAS produzida por dados LiDAR por meio de imagens orbitais são mapas de biomassa de alta resolução que possuem largo espectro de aplicações, como o suporte a programas e projetos de pagamento de serviços ambientais e a determinação de áreas de produção, conservação e preservação em florestas públicas e privadas.

Os resultados obtidos servirão como suporte para a implementação de concessões florestais, manejo florestal comunitário e outros projetos ligados à extração sustentável de produtos não madeireiros e prestação de serviços ambientais associados à produção agrícola e pecuária em comunidades estabelecidas ao redor de pequenas propriedades rurais ou colocações de seringueiros.

Os métodos aplicados podem ser replicados em qualquer área considerada estratégica (terras indígenas, reservas extrativistas ou produção agropecuária) para a implementação de políticas públicas com vistas ao uso sustentável dos recursos naturais do bioma Amazônia, como ferramenta de manejo e ordenamento territorial.

Agradecimentos

Agradecemos aos doutores Edson Eyji Sano e Judson Ferreira Valentim pela revisão e valiosa contribuição ao trabalho; a parceria entre a Embrapa Acre, Secretaria de Estado de Meio Ambiente do Acre, Programa de Desenvolvimento Sustentável do Acre – Fase II Expansão e Modernização da Economia Florestal do Acre, componente 2.3 pesquisa BID, que possibilitou a obtenção dos dados de campo e os levantamentos LiDAR sobre as florestas

estaduais do Mogno e Liberdade; a parceria com o Instituto de Mudanças Climáticas que tornou possível a realização do levantamento LiDAR sobre a Floresta Estadual do Rio Gregório; e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior que possibilitou o levantamento LiDAR sobre a Floresta Estadual do Antimary por meio do projeto Capes, edital pró-integração 55 – Avaliação de Impacto Ambiental do Manejo Florestal em uma Área Demonstrativa de Concessão na Floresta Estadual do Antimary.

Referências

- ACRE (Estado). Secretaria de Desenvolvimento Florestal, da Indústria, do Comércio e dos Serviços Sustentáveis. **Plano de manejo da Floresta Estadual do Rio Gregório**. Volume II: Planejamento de gestão. Tarauacá, AC: TecMan, 2012a. 46 p.
- ACRE (Estado). Secretaria de Desenvolvimento Florestal, da Indústria, do Comércio e dos Serviços Sustentáveis. **Plano de manejo da Floresta Estadual do Rio Liberdade**. Volume II: Planejamento de gestão. Tarauacá, AC: TecMan, 2012b. 47 p.
- ACRE (Estado). Secretaria de Desenvolvimento Florestal, da Indústria, do Comércio e dos Serviços Sustentáveis. **Plano de manejo da Floresta Estadual do Mogno**. Volume II: Planejamento de gestão. Tarauacá, AC: TecMan, 2012c. 46 p.
- ACRE (Estado). Programa Estadual de Zoneamento Ecológico-Econômico. **Zoneamento Ecológico-Econômico do Estado do Acre**: recursos naturais e meio ambiente. Rio Branco, AC: SECTMA, 2000. V. 1.
- ALMEIDA, C. T. de; GALVÃO, L. S.; CRUZ E ARAGÃO, L. E. de O.; OMETTO, J. P. H. B.; JACON, A. D.; PEREIRA, F. R. de S.; SATO, L. Y.; LOPES, A. P.; GRAÇA, P. M. L. de A.; SILVA, C. V. de J.; FERREIRA-FERREIRA, J.; LONGO, M. Combining LiDAR and hyperspectral data for aboveground biomass modeling in the Brazilian Amazon using different regression algorithms. **Remote Sensing of Environment**, v. 232, 111323, Oct. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111323>.
- ANDERSEN, H.; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J.; OLIVEIRA, M. V. N. d'; KELLER, M. Monitoring selective logging in western Amazonia with repeat LIDAR flights. **Remote Sensing of Environment**, v. 151, p. 157-165, Aug. 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.049>.

ANDERSON, A. B.; RITTL, C.; MILLIKAN, B.; HUTCHISON, S. **O Sistema de incentivos por serviços ambientais do Estado do Acre, Brasil**: lições para políticas, programas e estratégias de REDD jurisdicional. Brasília, DF: WWF-Brasil, 2013. 88 p.

ASNER, G. P.; POWELL, G. V. N.; MASCARO, J.; KNAPP, D. E.; CLARK, J. K.; JACOBSON, J.; KENNEDY-BOWDOIN, T.; BALAJI, A.; PAEZ-ACOSTA, G.; VICTORIA, E.; SECADA, L.; VALQUI, M.; HUGHES, R. F. High-resolution forest carbon stocks and emissions in the Amazon. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 107, n. 38, p. 16738-16742, Sept. 2010. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.1004875107>.

ASNER, G. P.; MASCARO, J.; MULLER-LANDAU, H. C.; VIEILLEDENT, G.; VAUDRY, R.; RASAMOELINA, M.; HALL, J. S.; BREUGEL, M. van. A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping. **Oecologia**, v. 168, p. 1147-1160, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00442-011-2165-z>.

AVITABILE, V.; HEROLD, M.; HEUVELINK, G. B. M.; LEWIS, S. L.; PHILLIPS, O. L.; ASNER, G. P.; ARMSTON, J.; ASHTON, P. S.; BANIN, L.; BAYOL, N.; BERRY, N. J.; BOECKX, P.; JONG, B. H. J. de; DEVRIES, B.; GIRARDIN, C. A. J.; KEARSLEY, E.; LINDSELL, J. A.; LOPEZ-GONZALEZ, G.; LUCAS, R.; MALHI, Y.; MOREL, A.; MITCHARD, E. T. A.; NAGY, L.; QIE, L.; QUINONES, M. J.; RYAN, C. M.; FERRY, S. J. W.; LAURIN, G. V.; GATTI, R. C.; VALENTINI, R.; VERBEECK, H.; WIJAYA, A.; WILLCOCK, S. An integrated pan-tropical biomass map using multiple reference datasets. **Global Change Biology**, v. 22, n. 4, p. 1406-1420, Apr. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1111/gcb.13139>.

BELGIU, M.; DRĂGUT, L. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 114, p. 24-31, Apr. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>.

BISPO, P. da C.; RODRÍGUEZ-VEIGA, P.; ZIMBRES, B.; MIRANDA, S. do C. de; CEZARE, C. H. G.; FLEMING, S.; BALDACCHINO, F.; LOUIS, V.; RAINS, D.; GARCIA, M.; ESPIRITO-SANTO, F. D. B.; ROITMAN, I.; PACHECO-PASCAGAZA, A. M.; GOU, Y.; ROBERTS, J.; BARRETT, K.; FERREIRA, L. G.; SHIMBO, J. Z.; ALENCAR, A.; BUSTAMANTE, M.; WOODHOUSE, I. H.; SANO, E. E.; OMETTO, J. P.; TANSEY, K.; BALZTER, H. Woody aboveground biomass mapping of the Brazilian savanna with a multi-sensor and machine learning approach. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, 2685, Aug. 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12172685>.

BRASIL. Lei nº 9.985, de 18 de julho de 2000. Regulamenta o art. 225, § 1º, incisos I, II, III e VII da Constituição Federal, institui o Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza.

Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil, 19 jul. 2000, Seção 1. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9985.htm. Acesso em: 15 maio 2021.

BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, v. 45, p. 5-32, Oct. 2001. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.

DANDOIS, J. P.; ELLIS, E. C. Remote sensing of vegetation structure using computer vision. **Remote Sensing**, v. 2, n. 4, p. 1157-1176, Apr. 2010. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs2041157>.

DRAKE, J. B.; DUBAYAH, R. O.; CLARCK, D. B.; KNOX, R. G.; BLAIR, J. B.; HOFTON, M. A.; CHAZDON, R. L.; WEISHAMPEL, J. F.; PRINCE, S. Estimation of tropical forest structural characteristics using large-footprint lidar. **Remote Sensing of Environment**, v. 79, n. 2/3, p. 305-319, Feb. 2002a. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00281-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00281-4).

DRAKE, J. B.; DUBAYAH, R. O.; KNOX, R. G.; CLARCK, D. B.; BLAIR, J. B. Sensitivity of large-footprint lidar to canopy structure and biomass in a neotropical rainforest. **Remote Sensing of Environment**, v. 81, n. 2/3, p. 378-392, Aug. 2002b. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00013-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00013-5).

DRAKE, J. B.; KNOX, R. G.; DUBAYAH, R. O.; CLARCK, D. B.; CONDITS, R.; BLAIR, J. B.; HOFTON, M. A. Above-ground biomass estimation in closed canopy Neotropical forest using lidar remote sensing: factors affecting the generality of relationships. **Global Ecology and Biogeography**, v. 12, n. 2, p. 147-159, Mar. 2003. DOI: <https://doi.org/10.1046/j.1466-822X.2003.00010.x>.

DUBREUIL, V.; FANTE, K. P.; PLANCHON, O.; SANT'ANNA NETO, J. L. Os tipos de climas anuais no Brasil: uma aplicação da classificação de Köppen de 1961 a 2015. **COFINS: Revista Franco-Brasileira de Geografia**, v. 37, 2018. DOI: <https://doi.org/10.4000/confins.15738>.

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. **ArcMap software, ArcGIS Release 10.4**. Redlands, CA, 2019.

FARR, T. G.; ROSEN, P. A.; CARO, E.; CRIPPEN, R.; DUREN, R.; HENSLEY, S.; KOBRICK, M.; PALLER, M.; RODRIGUEZ, E.; ROTH, L.; SEAL, D.; SHAFFER, S.; SHIMADA, J.; UMLAND, J.; WERNER, M.; OSKIN, M.; BURBANK, D.; ALSDORF, D. The Shuttle radar topography mission. **Reviews of Geophysics**, v. 45, n. 2, RG2004, June 2007. DOI: <https://doi.org/10.1029/2005RG000183>.

FERRAZ, A.; SAATCHI, S.; MALLET, C.; MEYER, V. Lidar detection of individual tree size in tropical forests. **Remote Sensing of Environment**, v. 183, p. 318-333, Sept. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.05.028>.

FOGA, S.; SCARAMUZZA, P. L.; GUO, S.; ZHU, Z.; DILLEY JR, R. D.; BECKMANN, T.; SCHMIDT, G. L.; DWYER, J. L.; HUGHES, M. J.; LAUE, B. Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products. **Remote Sensing of Environment**, v. 194, p. 379-390, June 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.026>.

FUNDAÇÃO DE TECNOLOGIA DO ESTADO DO ACRE. **Estrutura do plano de manejo de uso múltiplo da Floresta Estadual do Antimary**. Rio Branco, AC, 1990. 103 p.

GRISCOM, B. W.; ELLIS, P. W.; BURIVALOVA, Z.; HALPERIN, J.; MARTHINUS, D.; RUNTING, R. K.; RUSLANDI; SHOCH, D.; PUTZ, F. E. Reduced-impact logging in Borneo to minimize carbon emissions and impacts on sensitive habitats while maintaining timber yields. **Forest Ecology and Management**, v. 438, p. 176-185, Apr. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.02.025>.

HEO, J.; FITZHUGH, T. W. A Standardized radiometric normalization method for change detection using remotely sensed imagery. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 66, n. 2, p. 173-181, Feb. 2000. DOI: 0099-111210016602-173\$3.00/0.

HUANG, W.; SUN, G.; DUBAYAH, R.; COOK, B.; MONTESANO, P.; NI, W.; ZHANG, Z. Mapping biomass change after forest disturbance: applying LiDAR footprint-derived models at key map scales. **Remote Sensing of Environment**, v. 134, p. 319-332, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.017>.

HUETE, A. R.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E. P.; GAO, X.; FERREIRA, L. G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1/2, p. 195-213, Nov. 2002. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2).

HUDAK, A. T.; STRAND, E. K.; VIERTLING, L. A.; BYRNE, J. C.; EITEL, J. U. H.; MARTINUZZI, S.; FALKOWSKI, M. J. Quantifying aboveground forest carbon pools and fluxes from repeat LiDAR surveys. **Remote Sensing of Environment**, v. 123, p. 25-40, Aug. 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.023>.

JAMES, G.; WITTEN, D.; HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R. **An Introduction to statistical learning**. New York: Springer, 2013. DOI: 10.1007/978-1-4614-7138-7.

JARRON, L. R.; COOPS, N. C.; MACKENZIE, W. H.; TOMPALSKI, P.; DYKSTRA, P. Detection of sub-canopy forest structure using airborne LiDAR. **Remote Sensing of Environment**, v. 244, 111770, July 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111770>.

LONGO, M.; KELLER, M.; SANTOS, M. N. dos; 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. 1-22, Nov. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1002/2016GB005465>.

LU, D.; Qi, C.; GUANGXING, W.; MORAN, E.; BATISTELLA, M.; MAOZHEN, Z.; LAURIN, G. V.; SAAH, D. Aboveground forest biomass estimation with Landsat and LiDAR data and uncertainty analysis of the estimates. **Internacional Journal of Forestry Research**, v. 1, 436537, 2012. Special issue. DOI: <https://doi.org/10.1155/2012/43653>.

MCGAUGHEY, R. J. **FUSION/LDV**: software for LiDAR data analysis and visualization. Washington, D.C.: United States Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station, 2016. 154 p.

MEANS, J. E.; ACKER, S. A.; HARDING, D. J.; BLAIR, J. B.; LEFSKY, M. A.; COHEN, W. B.; HARMON, M. E.; MCKEE, W. A. Use of large-footprint scanning airborne lidar to estimate forest stand characteristics in the Western Cascades of Oregon. **Remote Sensing of Environment**, v. 67, n. 3, p. 298-308, Mar. 1999. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00091-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00091-1).

MELENDY, L.; HAGEN, S. C.; SULLIVAN, F. B.; PEARSON, T. R. H.; WALKER, S. M.; ELLIS, P.; KUSTIYO; SAMBODO, A. K.; ROSWINTIARTI, O.; HANSON, M. A.; KLASSEN, A. W.; PALACE, M. W.; BRASWELL, B. H.; DELGADO, G. M. Automated method for measuring the extent of selective logging damage with airborne LiDAR data. **Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 139, p. 228-240, May 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.02.022>.

MELLO, L. N. C.; SALES, M. H. R.; ROSA, L. P. Analysis of results of biomass forest inventory in northeastern Amazon for development of REDD+ carbon project. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 88, n. 1, p. 55-64, Mar. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1590/0001-3765201620140646>.

MELO, A. W. F. de. **Alometria de árvores e biomassa florestal na Amazônia Sul-Ocidental**. 2017. 154 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais Tropicais) – Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia, Manaus.

MEYER, V.; SAATCHI, S.; CLARK, D. B.; KELLER, M.; VINCENT, G.; FERRAZ, A.; ESPÍRITO-SANTO, F.; OLIVEIRA, M.V.N. d'; KAKI, D.; CHAVE, J. Canopy area of large trees explains aboveground biomass variations across nine neotropical forest landscapes. **Biogeosciences**, v. 15, n. 1, BG15, p. 3377-3390, June 2018. DOI: <https://doi.org/10.5194/bg-15-3377-2018>.

NGUYEN, T. D.; KAPPAS, M. Estimating the aboveground biomass of an Evergreen Broadleaf Forest in Xuan Lien Nature Reserve, Thanh Hoa, Vietnam, using SPOT-6 data and the random

forest algorithm. **International Journal of Forestry Research**, v. 2020, Article ID 4216160, Aug. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/4216160>.

OLIVEIRA, M. V. N. d'; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J.; ANDERSEN, H. Estimating forest biomass and identifying low-intensity logging areas using airborne scanning lidar in Antimary State Forest, Acre State, Western Brazilian Amazon. **Remote Sensing of Environment**, v. 124, p. 479-491, Sept. 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.05.014>.

OLIVEIRA, M. V. N. d'; FIGUEIREDO, E. O.; PAPA, D. A. **Uso do Lidar como ferramenta para o manejo de precisão em florestas tropicais**. Rio Branco, AC: Embrapa Acre, 2014. 132 p. Disponível em: <http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1029435>. Acesso em: 15 maio 2021.

OLIVEIRA, M. V. N. d'; BROADBENT, E. N.; OLIVEIRA, L. C. de; ALMEIDA, D. R. A.; PAPA, D. de A.; FERREIRA, M. E.; ZAMBRANO, A. M. A.; SILVA, C. A.; AVINO, F. S.; PRATA, G. A.; MELLO, R. A.; FIGUEIREDO, E. O.; JORGE, L. A. de C.; JUNIOR, L.; ALBUQUERQUE, R. W.; BRANCALION, P. H. S.; WILKINSON, B.; COSTA, M. O. da. Aboveground biomass estimation in Amazonian Tropical Forests: a comparison of aircraft- and GatorEye UAV-borne LiDAR data in the Chico Mendes Extractive Reserve in Acre, Brazil. **Remote Sensing**, v. 12, n. 11, 1754, June 2020a. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12111754>.

OLIVEIRA, M. V. N. d'; MELO, A. W. F. de; AMARAL, E. F. do; HAVERROTH, M. **Mapa de biomassa seca acima do solo da Terra Indígena Kaxinawá Nova Olinda, município de Feijó, Estado do Acre**. Rio Branco, AC: Embrapa Acre, 2020b. 44 p. (Embrapa Acre. Documentos, 163). Disponível em: <http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1121756>. Acesso em: 15 mar. 2021.

OLTHOF, I.; POULIOT, D.; FERNANDES, R.; LATIFOVIC, R. Landsat-7 ETM+ radiometric normalization comparison for northern mapping applications. **Remote Sensing of Environment**, v. 95, n. 3, p. 388-398, Apr. 2005. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.024>.

OTA, T.; AHMED, O. S.; MINN, S. T.; KHAI, T. C.; MIZOUE, N.; YOSHIDA, S. Estimating selective logging impacts on aboveground biomass in tropical forests using digital aerial photography obtained before and after a logging event from an unmanned aerial vehicle. **Forest Ecology and Management**, v. 433, p. 162-169, Feb. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.10.058>.

PALACE, M. W.; SULLIVAN, F. B.; DUCEY, M. J.; TREUHAFT, R. N.; HERRICK, C.; SHIMBO, J. Z.; MOTA-E-SILVA, J. Estimating forest structure in a tropical forest using field measurements, a synthetic model and discrete return lidar data. **Remote Sensing of Environment**, v. 161, p. 1-11, May 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.020>.

PEREIRA, V. F. G.; BERSCH, D. Relatório descritivo do mapa de fisionomias de vegetação do estado do Acre. In: ACRE (Estado). Programa Estadual de Zoneamento Ecológico-Econômico do Acre. **Zoneamento ecológico-econômico do Acre fase II**: documento síntese: escala 1:250.000. Rio Branco, AC: Secretaria de Estado de Planejamento e Desenvolvimento Econômico Sustentável, 2006. p. 54-58.

PINAGÉ, E. R.; KELLER, M.; DUFFY, P.; LONGO, M.; SANTOS, M. N. dos; MORTON, D. C. Long-term impacts of selective logging on Amazon Forest dynamics from multi-temporal airborne LiDAR. **Remote Sensing**, v. 11, n. 6, 709, Mar. 2019. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11060709>.

RÉJOU-MÉCHAIN, M.; TYMEN, B.; BLANC, L.; FAUSET, S.; FELDPAUSCH, T. R.; MONTEAGUDO, A.; PHILLIPS, O. L.; RICHARD, H.; CHAVE, J. Using repeated small-footprint LiDAR acquisitions to infer spatial and temporal variations of a high-biomass Neotropical forest. **Remote Sensing of Environment**, v. 169, p. 93-101, Nov. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.08.001>.

REX, F. E.; SILVA, C. A.; DALLA CORTE, A. P.; KLAUBERG, C.; MOHAN, M.; CARDIL, A.; SILVA, V. S. da; ALMEIDA, D. R. A. de; GARCIA, M.; BROADBENT, E. N.; VALBUENA, R.; STODDART, J.; MERRICK, T.; HUDAK, A. T. Comparison of statistical modelling approaches for estimating tropical forest aboveground biomass stock and reporting their changes in low-intensity logging areas using multi-temporal LiDAR data. **Remote Sensing**, v. 12, n. 9, 1498, May 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12091498>.

SAATCHI, S.; HOUGHTON, R. A.; ALVALÁ, R. C. dos S.; SOARES, J. V.; YU, Y. Distribution of aboveground live biomass in the Amazon Basin. **Global Change Biology**, v. 13, n. 4, p. 816-837, Apr. 2007. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2007.01323.x>.

SAATCHI, S.; XU, A.; MEYER, V.; FERRAZ, A.; YAN, Y.; SHAPIRO, A.; WITTIGER, L.; LEE, M.; TSHIBASU, E.; BANKS, N. **Carbon map of DRC**: high resolution carbon distribution in forests of Democratic Republic of Congo: a summary report of UCLA Institute of Environment & Sustainability. Los Angeles: UCLA, 2017. 62 p.

SALIMON, C. I.; PUTZ, F. E.; MENEZES-FILHO, L.; ANDERSON, A.; SILVEIRA, M.; BROWN, F.; OLIVEIRA, L. C. Estimating state-wide biomass carbon stocks for a REDD plan in Acre, Brazil. **Forest Ecology and Management**, v. 262, n. 3, p. 555-560, Aug. 2011. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.04.025>.

SANTOS, E. G. dos; SHIMABUKURO, Y. E.; MOURA, Y. M. de; GONÇALVES, F. G.; JORGE, A.; GASPARINI, K. A.; ARAI, E.; DUARTE, V.; OMETTO, J. P. Multi-scale approach to estimating aboveground biomass in the Brazilian Amazon using Landsat and LiDAR data.

International Journal of Remote Sensing, v. 40, n. 22, p. 8635-8645, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1080/2150704X.2019.1619955>.

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, 1068, 2017. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs9101068>.

SILVEIRA, M. **A floresta aberta com bambu no sudoeste da Amazônia**: padrões e processos em múltiplas escalas. 2001. 109 f. Tese (Doutorado em Ecologia) – Universidade de Brasília, Brasília, DF. Disponível em: <https://repositorio.unb.br/handle/10482/37823>. Acesso em 21 mar. 2021.

SCHULTZ, M.; CLEVERS, J. G. P. W.; CARTER, S.; VERBESSELT, J.; AVITABILE, V.; QUANG, H. V.; HEROLD, M. Performance of vegetation indices from Landsat time series in deforestation monitoring. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 52, p. 318-327, Oct. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.06.020>.

TONOLLI, S.; DALPONTE, M.; NETELER, M.; RODEGHIERO, M.; VESCOVO, L.; GIANELLE, D. Fusion of airborne LiDAR and satellite multispectral data for the estimation of timber volume in the Southern Alps. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 10, p. 2486-2498, Oct. 2011. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.009>.

TORABZADEH, H.; MORSDORF, F.; SCHAEPMAN, M. E. Fusion of imaging spectroscopy and airborne laser scanning data for characterization of forest ecosystems – a review. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 97, p. 25-35, Nov. 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.08.001>.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. **Remote Sensing of Environment**, v. 8, n. 2, p. 127-150, May 1979. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0).

VARGAS, C.; MONTALBAN, J.; LEON, A. A. Early warning tropical forest loss alerts in Peru using Landsat. **Environmental Research Communications**, v. 1, n. 12, 121002, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1088/2515-7620/ab4ec3>.

WILKES, P.; JONES, S. D.; SUAREZ, L.; MELLOR, A.; WOODGATE, W.; SOTO-BERELOV, M.; HAYWOOD, A.; SKIDMORE, A. K. Mapping forest canopy height across large areas by upscaling ALS estimates with freely available satellite data. **Remote Sensing**, v. 7, n. 9, p. 12563-12587, Sept. 2015. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs70912563>.

WULDER, M. A.; SEEMANN, D. Forest inventory height update through the integration of LiDAR data with segmented Landsat imagery. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 5, p. 536-543, 2003. DOI: <https://doi.org/10.5589/m03-032>.

WULDER, M. A.; BATER, C. W.; COOPS, N. C.; HILKER, T.; WHITE, J. C. The role of LiDAR in sustainable forest management. **The Forest Chronicle**, v. 84, n. 6, p. 807-826, Dec. 2008. DOI: <https://doi.org/10.5558/tfc84807-6>.

XU, L.; SAATCHI, S.; SHAPIRO, A.; MEYER, V.; FERRAZ, A.; YANG, Y.; BASTIN, J.; BANKS, N.; BOECKX, P.; VERBEECK, H.; LEWIS, S. L.; MUANZA, E. T.; BONGWELE, E.; KAYEMBE, F.; MBENZA, D.; KALAU, L.; MUKENDI, F.; ILUNGA, F.; EBUTA, D. Spatial distribution of carbon stored in forests of the Democratic Republic of Congo. **Nature Scientific Reports**, v. 7, 15030, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-017-15050-z>.

XUE, J.; SU, B. Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications. **Journal of Sensors**, v. 2017, Article ID 1353691, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1155/2017/1353691>.

Anexos

Anexo I. Metadados das imagens Landsat-8 OLI.

FE Rio Gregório

Gregório LC80040652017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Landsat Product Identifier	LC08_L1TP_004065_20170724_20170809_01_T1
Landsat Scene Identifier	LC80040652017205LGN00
Acquisition Date	2017/07/24
Collection Category	T1
Collection Number	1
WRS Path	004
WRS Row	065
Target WRS Path	004
Target WRS Row	065
Nadir/Off Nadir	NADIR
Roll Angle	-0.001
Date L-1 Generated	2017/08/09
Start Time	2017:205:14:50:51.4461590
Stop Time	2017:205:14:51:23.2161570
Station Identifier	LGN
Day/Night Indicator	DAY
Land Cloud Cover	0.40
Scene Cloud Cover	0.40
Ground Control Points Model	163
Ground Control Points Version	4
Geometric RMSE Model (meters)	9.127
Geometric RMSE Model X	6.403
Geometric RMSE Model Y	6.504
Image Quality	9

Continua...

Anexo I. Continuação.

Gregório LC80040652017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Processing Software Version	LPGS_2.7.0
Sun Elevation L1	50.30547855
Sun Azimuth L1	46.70197212
TIRS SSM Model	FINAL
Data Type Level-1	OLI_TIRS_L1TP
Sensor Identifier	OLI_TIRS
Panchromatic Lines	15461
Panchromatic Samples	15161
Reflective Lines	7731
Reflective Samples	7581
Thermal Lines	7731
Thermal Samples	7581
Map Projection Level-1	UTM
UTM Zone	19
Datum	WGS84
Ellipsoid	WGS84
Grid Cell Size Panchromatic	15.00
Grid Cell Size Reflective	30.00
Grid Cell Size Thermal	30.00
Bias Parameter File Name OLI	LO8BPF20170724142500_20170724160241.01
Bias Parameter File Name TIRS	LT8BPF20170723095958_20170808075421.01
Calibration Parameter File	LC08CPF_20170701_20170930_01.01
RLUT File Name	LC08RLUT_20150303_20431231_01_12.h5
Center Latitude	7°13'51.67"S
Center Longitude	70°44'43.73"W
UL Corner Lat	6°11'06"S
UL Corner Long	71°24'09.04"W

Continua...

Anexo I. Continuação.

Gregório LC80040652017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
UR Corner Lat	6°32'44.27"S
UR Corner Long	69°42'58.79"W
LL Corner Lat	7°55'06.06"S
LL Corner Long	71°46'42.92"W
LR Corner Lat	8°16'57.50"S
LR Corner Long	70°05'09.10"W
Center Latitude dec	-7.23102
Center Longitude dec	-70.74548
UL Corner Lat dec	-6.18500
UL Corner Long dec	-71.40251
UR Corner Lat dec	-6.54563
UR Corner Long dec	-69.71633
LL Corner Lat dec	-7.91835
LL Corner Long dec	-71.77859
LR Corner Lat dec	-8.28264
LR Corner Long dec	-70.08586

Gregório LC80040662017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Landsat Product Identifier	LC08_L1TP_004066_20170724_20170809_01_T1
Landsat Scene Identifier	LC80040662017205LGN00
Acquisition Date	2017/07/24
Collection Category	T1
Collection Number	1
WRS Path	004
WRS Row	066
Target WRS Path	004
Target WRS Row	066
Nadir/Off Nadir	NADIR
Roll Angle	-0.001

Continua...

Anexo I. Continuação.

Gregório LC80040662017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Date L-1 Generated	2017/08/09
Start Time	2017:205:14:51:15.3795580
Stop Time	2017:205:14:51:47.1495560
Station Identifier	LGN
Day/Night Indicator	DAY
Land Cloud Cover	0.00
Scene Cloud Cover	0.00
Ground Control Points Model	201
Ground Control Points Version	4
Geometric RMSE Model (meters)	8.670
Geometric RMSE Model X	6.094
Geometric RMSE Model Y	6.167
Image Quality	9
Processing Software Version	LPGS_2.7.0
Sun Elevation L1	49.15292803
Sun Azimuth L1	45.67081968
TIRS SSM Model	FINAL
Data Type Level-1	OLI_TIRS_L1TP
Sensor Identifier	OLI_TIRS
Panchromatic Lines	15441
Panchromatic Samples	15161
Reflective Lines	7721
Reflective Samples	7581
Thermal Lines	7721
Thermal Samples	7581
Map Projection Level-1	UTM
UTM Zone	19

Continua...

Anexo I. Continuação.

Gregório LC80040662017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Datum	WGS84
Ellipsoid	WGS84
Grid Cell Size Panchromatic	15.00
Grid Cell Size Reflective	30.00
Grid Cell Size Thermal	30.00
Bias Parameter File Name OLI	LO8BPF20170724142500_20170724160241.01
Bias Parameter File Name TIRS	LT8BPF20170723095958_20170808075421.01
Calibration Parameter File	LC08CPF_20170701_20170930_01.01
RLUT File Name	LC08RLUT_20150303_20431231_01_12.h5
Center Latitude	8°40'37.74"S
Center Longitude	71°03'24.91"W
UL Corner Lat	7°37'51.49"S
UL Corner Long	71°42'57.46"W
UR Corner Lat	7°59'31.67"S
UR Corner Long	70°01'26.36"W
LL Corner Lat	9°21'49.43"S
LL Corner Long	72°05'40.13"W
LR Corner Lat	9°43'43.14"S
LR Corner Long	70°23'40.56"W
Center Latitude dec	-8.67715
Center Longitude dec	-71.05692
UL Corner Lat dec	-7.63097
UL Corner Long dec	-71.71596
UR Corner Lat dec	-7.99213
UR Corner Long dec	-70.02399
LL Corner Lat dec	-9.36373
LL Corner Long dec	-72.09448
LR Corner Lat dec	-9.72865
LR Corner Long dec	-70.39460

Continua...

Anexo I. Continuação.**FE Rio Liberdade**

Liberdade LC80050652017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Landsat Product Identifier	LC08_L1TP_005065_20170715_20170727_01_T1
Landsat Scene Identifier	LC80050652017196LGN00
Acquisition Date	2017/07/15
Collection Category	T1
Collection Number	1
WRS Path	005
WRS Row	065
Target WRS Path	005
Target WRS Row	065
Nadir/Off Nadir	NADIR
Roll Angle	-0.001
Date L-1 Generated	2017/07/27
Start Time	2017:196:14:56:57.4588760
Stop Time	2017:196:14:57:29.2288740
Station Identifier	LGN
Day/Night Indicator	DAY
Land Cloud Cover	0.00
Scene Cloud Cover	0.00
Ground Control Points Model	175
Ground Control Points Version	4
Geometric RMSE Model (meters)	8.980
Geometric RMSE Model X	6.608
Geometric RMSE Model Y	6.080
Image Quality	9
Processing Software Version	LPGS_2.7.0
Sun Elevation L1	49.28606554
Sun Azimuth L1	44.60900922

Continua...

Anexo I. Continuação.

Liberdade LC80050652017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
TIRS SSM Model	FINAL
Data Type Level-1	OLI_TIRS_L1TP
Sensor Identifier	OLI_TIRS
Panchromatic Lines	15561
Panchromatic Samples	15281
Reflective Lines	7781
Reflective Samples	7641
Thermal Lines	7781
Thermal Samples	7641
Map Projection Level-1	UTM
UTM Zone	18
Datum	WGS84
Ellipsoid	WGS84
Grid Cell Size Panchromatic	15.00
Grid Cell Size Reflective	30.00
Grid Cell Size Thermal	30.00
Bias Parameter File Name OLI	LO8BPF20170715143106_20170715150520.01
Bias Parameter File Name TIRS	LT8BPF20170709195400_20170723094622.01
Calibration Parameter File	LC08CPF_20170701_20170930_01.01
RLUT File Name	LC08RLUT_20150303_20431231_01_12.h5
Center Latitude	7°13'52.32"S
Center Longitude	72°17'00.64"W
UL Corner Lat	6°11'06.65"S
UL Corner Long	72°56'25.84"W
UR Corner Lat	6°32'44.81"S
UR Corner Long	71°15'16.02"W
LL Corner Lat	7°55'06.82"S
LL Corner Long	73°18'59.69"W
LR Corner Lat	8°16'58.15"S
LR Corner Long	71°37'26.26"W

Continua...

Anexo I. Continuação.

Liberdade LC80050652017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Center Latitude dec	-7.23120
Center Longitude dec	-72.28351
UL Corner Lat dec	-6.18518
UL Corner Long dec	-72.94051
UR Corner Lat dec	-6.54578
UR Corner Long dec	-71.25445
LL Corner Lat dec	-7.91856
LL Corner Long dec	-73.31658
LR Corner Lat dec	-8.28282
LR Corner Long dec	-71.62396

Liberdade LC80050662017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Landsat Product Identifier	LC08_L1TP_005066_20170715_20170727_01_T1
Landsat Scene Identifier	LC80050662017196LGN00
Acquisition Date	2017/07/15
Collection Category	T1
Collection Number	1
WRS Path	005
WRS Row	066
Target WRS Path	005
Target WRS Row	066
Nadir/Off Nadir	NADIR
Roll Angle	0.000
Date L-1 Generated	2017/07/27
Start Time	2017:196:14:57:21.3880380
Stop Time	2017:196:14:57:53.1580360
Station Identifier	LGN

Continua...

Anexo I. Continuação.

Liberdade LC80050662017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Day/Night Indicator	DAY
Land Cloud Cover	0.15
Scene Cloud Cover	0.15
Ground Control Points Model	221
Ground Control Points Version	4
Geometric RMSE Model (meters)	9.266
Geometric RMSE Model X	6.795
Geometric RMSE Model Y	6.300
Image Quality	9
Processing Software Version	LPGS_2.7.0
Sun Elevation L1	48.10230808
Sun Azimuth L1	43.66358073
TIRS SSM Model	FINAL
Data Type Level-1	OLI_TIRS_L1TP
Sensor Identifier	OLI_TIRS
Panchromatic Lines	15561
Panchromatic Samples	15281
Reflective Lines	7781
Reflective Samples	7641
Thermal Lines	7781
Thermal Samples	7641
Map Projection Level-1	UTM
UTM Zone	18
Datum	WGS84
Ellipsoid	WGS84
Grid Cell Size Panchromatic	15.00
Grid Cell Size Reflective	30.00
Grid Cell Size Thermal	30.00
Bias Parameter File Name OLI	LO8BPF20170715143106_20170715150520.01

Continua...

Anexo I. Continuação.

Liberdade LC80050662017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Bias Parameter File Name TIRS	LT8BPF20170709195400_20170723094622.01
Calibration Parameter File	LC08CPF_20170701_20170930_01.01
RLUT File Name	LC08RLUT_20150303_20431231_01_12.h5
Center Latitude	8°40'37.56"S
Center Longitude	72°35'41.57"W
UL Corner Lat	7°37'51.24"S
UL Corner Long	73°15'14"W
UR Corner Lat	7°59'31.27"S
UR Corner Long	71°33'43.27"W
LL Corner Lat	9°21'49.36"S
LL Corner Long	73°37'56.60"W
LR Corner Lat	9°43'42.89"S
LR Corner Long	71°55'57.40"W
Center Latitude dec	-8.67710
Center Longitude dec	-72.59488
UL Corner Lat dec	-7.63090
UL Corner Long dec	-73.25389
UR Corner Lat dec	-7.99202
UR Corner Long dec	-71.56202
LL Corner Lat dec	-9.36371
LL Corner Long dec	-73.63239
LR Corner Lat dec	-9.72858
LR Corner Long dec	-71.93261

Continua...

Anexo I. Continuação.**FE Mogno**

Mogno LC80050652017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Landsat Product Identifier	LC08_L1TP_005065_20170715_20170727_01_T1
Landsat Scene Identifier	LC80050652017196LGN00
Acquisition Date	2017/07/15
Collection Category	T1
Collection Number	1
WRS Path	005
WRS Row	065
Target WRS Path	005
Target WRS Row	065
Nadir/Off Nadir	NADIR
Roll Angle	-0.001
Date L-1 Generated	2017/07/27
Start Time	2017:196:14:56:57.4588760
Stop Time	2017:196:14:57:29.2288740
Station Identifier	LGN
Day/Night Indicator	DAY
Land Cloud Cover	0.00
Scene Cloud Cover	0.00
Ground Control Points Model	175
Ground Control Points Version	4
Geometric RMSE Model (meters)	8.980
Geometric RMSE Model X	6.608
Geometric RMSE Model Y	6.080
Image Quality	9
Processing Software Version	LPGS_2.7.0
Sun Elevation L1	49.28606554
Sun Azimuth L1	44.60900922

Continua...

Anexo I. Continuação.

Mogno LC80050652017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
TIRS SSM Model	FINAL
Data Type Level-1	OLI_TIRS_L1TP
Sensor Identifier	OLI_TIRS
Panchromatic Lines	15561
Panchromatic Samples	15281
Reflective Lines	7781
Reflective Samples	7641
Thermal Lines	7781
Thermal Samples	7641
Map Projection Level-1	UTM
UTM Zone	18
Datum	WGS84
Ellipsoid	WGS84
Grid Cell Size Panchromatic	15.00
Grid Cell Size Reflective	30.00
Grid Cell Size Thermal	30.00
Bias Parameter File Name OLI	LO8BPF20170715143106_20170715150520.01
Bias Parameter File Name TIRS	LT8BPF20170709195400_20170723094622.01
Calibration Parameter File	LC08CPF_20170701_20170930_01.01
RLUT File Name	LC08RLUT_20150303_20431231_01_12.h5
Center Latitude	7°13'52.32"S
Center Longitude	72°17'00.64"W
UL Corner Lat	6°11'06.65"S
UL Corner Long	72°56'25.84"W
UR Corner Lat	6°32'44.81"S
UR Corner Long	71°15'16.02"W
LL Corner Lat	7°55'06.82"S
LL Corner Long	73°18'59.69"W
LR Corner Lat	8°16'58.15"S
LR Corner Long	71°37'26.26"W

Continua...

Anexo I. Continuação.

Mogno LC80050652017196LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Center Latitude dec	-7.23120
Center Longitude dec	-72.28351
UL Corner Lat dec	-6.18518
UL Corner Long dec	-72.94051
UR Corner Lat dec	-6.54578
UR Corner Long dec	-71.25445
LL Corner Lat dec	-7.91856
LL Corner Long dec	-73.31658
LR Corner Lat dec	-8.28282
LR Corner Long dec	-71.62396

Mogno LC80040652017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Landsat Product Identifier	LC08_L1TP_004065_20170724_20170809_01_T1
Landsat Scene Identifier	LC80040652017205LGN00
Acquisition Date	2017/07/24
Collection Category	T1
Collection Number	1
WRS Path	004
WRS Row	065
Target WRS Path	004
Target WRS Row	065
Nadir/Off Nadir	NADIR
Roll Angle	-0.001
Date L-1 Generated	2017/08/09
Start Time	2017:205:14:50:51.4461590
Stop Time	2017:205:14:51:23.2161570
Station Identifier	LGN
Day/Night Indicator	DAY

Continua...

Anexo I. Continuação.

Mogno LC80040652017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Land Cloud Cover	0.40
Scene Cloud Cover	0.40
Ground Control Points Model	163
Ground Control Points Version	4
Geometric RMSE Model (meters)	9.127
Geometric RMSE Model X	6.403
Geometric RMSE Model Y	6.504
Image Quality	9
Processing Software Version	LPGS_2.7.0
Sun Elevation L1	50.30547855
Sun Azimuth L1	46.70197212
TIRS SSM Model	FINAL
Data Type Level-1	OLI_TIRS_L1TP
Sensor Identifier	OLI_TIRS
Panchromatic Lines	15461
Panchromatic Samples	15161
Reflective Lines	7731
Reflective Samples	7581
Thermal Lines	7731
Thermal Samples	7581
Map Projection Level-1	UTM
UTM Zone	19
Datum	WGS84
Ellipsoid	WGS84
Grid Cell Size Panchromatic	15.00
Grid Cell Size Reflective	30.00
Grid Cell Size Thermal	30.00
Bias Parameter File Name OLI	LO8BPF20170724142500_20170724160241.01
Bias Parameter File Name TIRS	LT8BPF20170723095958_20170808075421.01

Continua...

Anexo I. Continuação.

Mogno LC80040652017205LGN00

Data Set Attribute	Attribute Value
Calibration Parameter File	LC08CPF_20170701_20170930_01.01
RLUT File Name	LC08RLUT_20150303_20431231_01_12.h5
Center Latitude	7°13'51.67"S
Center Longitude	70°44'43.73"W
UL Corner Lat	6°11'06"S
UL Corner Long	71°24'09.04"W
UR Corner Lat	6°32'44.27"S
UR Corner Long	69°42'58.79"W
LL Corner Lat	7°55'06.06"S
LL Corner Long	71°46'42.92"W
LR Corner Lat	8°16'57.50"S
LR Corner Long	70°05'09.10"W
Center Latitude dec	-7.23102
Center Longitude dec	-70.74548
UL Corner Lat dec	-6.18500
UL Corner Long dec	-71.40251
UR Corner Lat dec	-6.54563
UR Corner Long dec	-69.71633
LL Corner Lat dec	-7.91835
LL Corner Long dec	-71.77859
LR Corner Lat dec	-8.28264
LR Corner Long dec	-70.08586

Continua...

Anexo I. Continuação.**FE Antimary**

Antimary LC80020662015218LGN01

Data Set Attribute	Attribute Value
Landsat Product Identifier	LC08_L1TP_002066_20150806_20170406_01_T1
Landsat Scene Identifier	LC80020662015218LGN01
Acquisition Date	2015/08/06
Collection Category	T1
Collection Number	1
WRS Path	002
WRS Row	066
Target WRS Path	002
Target WRS Row	066
Nadir/Off Nadir	NADIR
Roll Angle	-0.001
Date L-1 Generated	2017/04/06
Start Time	2015:218:14:38:36.5792400
Stop Time	2015:218:14:39:08.3492370
Station Identifier	LGN
Day/Night Indicator	DAY
Land Cloud Cover	0.03
Scene Cloud Cover	0.03
Ground Control Points Model	211
Ground Control Points Version	4
Geometric RMSE Model (meters)	9.162
Geometric RMSE Model X	6.976
Geometric RMSE Model Y	5.940
Image Quality	9
Processing Software Version	LPGS_2.7.0
Sun Elevation L1	51.18508349
Sun Azimuth L1	49.24914657

Continua...

Anexo I. Continuação.

Antimary LC80020662015218LGN01

Data Set Attribute	Attribute Value
TIRS SSM Model	ACTUAL
Data Type Level-1	OLI_TIRS_L1TP
Sensor Identifier	OLI_TIRS
Panchromatic Lines	15521
Panchromatic Samples	15241
Reflective Lines	7761
Reflective Samples	7621
Thermal Lines	7761
Thermal Samples	7621
Map Projection Level-1	UTM
UTM Zone	19
Datum	WGS84
Ellipsoid	WGS84
Grid Cell Size Panchromatic	15.00
Grid Cell Size Reflective	30.00
Grid Cell Size Thermal	30.00
Bias Parameter File Name OLI	LO8BPF20150806141245_20150806144347.01
Bias Parameter File Name TIRS	LT8BPF20150806140851_20150806144515.01
Calibration Parameter File	LC08CPF_20150701_20150930_01.01
RLUT File Name	LC08RLUT_20150303_20431231_01_12.h5
Center Latitude	8°40'36.23"S
Center Longitude	67°57'31.57"W
UL Corner Lat	7°37'49.66"S
UL Corner Long	68°37'03.65"W
UR Corner Lat	7°59'30.01"S
UR Corner Long	66°55'33.06"W
LL Corner Lat	9°21'48.13"S
LL Corner Long	68°59'46.61"W
LR Corner Lat	9°43'42.02"S
LR Corner Long	67°17'47.54"W

Continua...

Anexo I. Continuação.

Antimary LC80020662015218LGN01

Data Set Attribute	Attribute Value
Center Latitude dec	-8.67673
Center Longitude dec	-67.95877
UL Corner Lat dec	-7.63046
UL Corner Long dec	-68.61768
UR Corner Lat dec	-7.99167
UR Corner Long dec	-66.92585
LL Corner Lat dec	-9.36337
LL Corner Long dec	-68.99628
LR Corner Lat dec	-9.72834
LR Corner Long dec	-67.29654

Anexo II. Lista e número de árvores de espécies identificadas nas parcelas permanentes das florestas estaduais do Mogno (MOG), Rio Gregório (GREG), Rio Liberdade (LIB) e Antimary (ANT).

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Abiu	<i>Pouteria</i> sp. Aubl.	Sapotaceae	520	1.050	354	50	1.261
Abiurana-amarela	<i>Limdackeria paludosa</i> (Benth.) Gilg.	Achariaceae		2		18	19
Abiurana-bacuri	<i>Chrysophyllum</i> sp. L.	Sapotaceae				1	1
Abiurana-branca	<i>Micropholis venulosa</i> (Mart. & Eichler) Pierre	Sapotaceae	1	5	5	48	56
Abiurana-cagaça	<i>Ecclinusa</i> sp. Mart.	Sapotaceae				13	13
Abiurana-de-massa	<i>Urbanella</i> sp. Aubl.	Sapotaceae				70	70
Abiurana-de-quina	<i>Platypodium</i> sp. Vogel	Fabaceae				101	101
Abiurana-folha-cinzena	<i>Chrysophyllum argenteum</i> subsp. auratum (Miq.) T.D.Penn.	Sapotaceae				16	16
Abiurana-folha-lisa	<i>Micropholis guyanensis</i> (A. DC.) Pierre	Sapotaceae				48	48
Abiurana-rosa	<i>Micropholis</i> sp. (Griseb.) Pierre	Sapotaceae			4	114	118
Abiurana-roxa	<i>Micropholis mensalis</i> (Baehni) Aubrév.	Sapotaceae		1		0	1
Abiurana-sabiá	<i>Chrysophyllum prieurii</i> A. DC.	Sapotaceae				113	113
Açacu	<i>Hura crepitans</i> L.	Euphorbiaceae	10	9	12	2	31
Açaí	<i>Euterpe precatoria</i> Mart.	Arecaceae	194	220	334	324	961
Acariquara	<i>Minquartia guianensis</i> Aubl.	Oleaceae				54	54

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Acariquara-branca	<i>Geissospermum reticulatum</i> A.H. Gentry	Apocynaceae			1	3	4
Acariquara-de-igapó	<i>Siparuna</i> sp. Aubl.	Siparunaceae				127	127
Amapá	<i>Parahancornia amapa</i>	Apocynaceae			1	0	1
Amarelião	<i>Aspidosperma vargasii</i> A. DC.	Apocynaceae	26	26	33	55	125
Amarelinho-pereiro	<i>Aspidosperma</i> sp. Mart. & Zucc.	Apocynaceae				6	6
Anani	<i>Symphonia</i> sp. L. f.	Clusiaceae				22	22
Anani-terra-firme	<i>Symphonia globulifera</i> L. f.	Clusiaceae			4	2	6
Andiroba	<i>Carapa guianensis</i> Aubl.	Meliaceae	13	14	26	1	43
Angelca	<i>Drypetes variabilis</i> Uittien	Putranjivaceae	10	203	36	118	205
Angelca-preta	<i>Cassipourea</i> sp. Aubl.	Rhizophoraceae				2	2
Angelim	<i>Hymenobium</i> sp. Benth.	Fabaceae	22	40	21	17	75
Angelim-amargoso	<i>Vatairea</i> sp. Aubl.	Fabaceae	9	20		8	27
Angelim-da-mata	<i>Hymenobium excelsum</i> Ducke	Fabaceae				8	8
Angelim-pedra	<i>Hymenobium</i> sp.	Fabaceae				11	11
Angelim-saia	<i>Parkia pendula</i> (Willd.) Benth. ex Walp.	Fabaceae		2		3	4
Angico	<i>Piptadenia</i> sp. Benth.	Fabaceae	7	8	21	0	31

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Apuí	<i>Ficus</i> sp. L.	Moraceae	65	31	36	5	123
Apuí-amarelo	<i>Ficus polyantha</i> Warb.	Moraceae				4	4
Apuí-branco	<i>Ficus clusiifolia</i> Aubl.	Moraceae	1			0	1
Apuí	<i>Alibertia edulis</i> (Rich.) A. Rich. ex DC.	Rubiaceae				2	2
Araçá-bravo	<i>Eugenia</i> sp. L.	Myrtaceae	14	7	15	24	53
Araçá-goiaba	<i>Psidium guineense</i> Sw.	Myrtaceae				21	21
Araçá-peludo	<i>Myrcia</i> sp. DC.	Myrtaceae				1	1
Aricuri	<i>Attalea phalerata</i> Mart. ex Spreng.	Arecaceae	10	20		19	32
Aroeira	<i>Astronium lecointei</i> Ducke	Anacardiaceae	3	2	6	33	43
Ata	<i>Rollinia exsucca</i> DC. ex Dunal	Annonaceae	7		2	24	33
Ata-branca	<i>Annona</i> sp.	Annonaceae				6	6
Bacaba	<i>Oenocarpus bacaba</i> Mart.	Arecaceae	1	20	5	26	32
Bacabão	<i>Oenocarpus</i> sp.	Arecaceae				4	4
Bacuri	<i>Garcinia brasiliensis</i> Mart.	Clusiaceae	70	44	12	33	127
Bacuri-de-anta	<i>Platonia insignis</i> Mart.	Clusiaceae	4	1	2	1	7
Bacuri-de-espinho	<i>Garcinia madruno</i> (Kunth) Hammel	Clusiaceae				8	8
Bajão	<i>Cassia</i> sp. L.	Fabaceae				1	1

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Bajinha	<i>Stryphnodendron guianense</i> (Aubl.) Benth.	Fabaceae		3		0	1
Bálsamo	<i>Myroxylon balsamum</i> (L.) Harms	Fabaceae	5		6	9	20
Bordão-de-velho	<i>Calliandra</i> sp. Benth.	Fabaceae	1			2	3
Breu-branco	<i>Protium hebetatum</i> D.C. Daly	Burseraceae				3	3
Breu-de-leite	<i>Thyrsodium herrenense</i> D. Daly	Anacardiaceae		2		12	12
Breu-de-tucano	<i>Cupania</i> sp. L.	Sapindaceae				15	15
Breu-folha-miúda	<i>Protium</i> sp. Burm. f.	Burseraceae				2	2
Breu-manga	<i>Protium tenuifolium</i> (Engl.) Engl.	Burseraceae				63	63
Breu-maxixe	<i>Trichilia</i> sp. P. Browne	Meliaceae	1		18	22	41
Breu-mescla	<i>Tetragastris</i> sp. Burm. f.	Burseraceae	6	32	18	17	50
Breu-pitomba	<i>Toulicia</i> sp. Aubl.	Sapindaceae				18	18
Breu-sucuruba	<i>Tetragastris altissima</i> (Aubl.) Swart	Burseraceae	38	27		116	157
Burra-leiteira	<i>Sapium marmieri</i> Huber	Euphorbiaceae	33	33	52	56	156
Burra-leiteira-folha-miúda	<i>Sapium glandulosum</i> (L.) Morong	Euphorbiaceae				2	2
Butijão	<i>Cavanillesia</i> sp. Ruiz & Pav.	Malvaceae				30	30

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Buxixu-canela-de-velho	<i>Miconia</i> sp. Ruiz & Pav.	Melastomataceae				24	24
Buxixu-folha-grande	<i>Bellucia</i> sp. Neck. ex Raf.	Melastomataceae				1	1
Cabelo-de-cutia	<i>Banara nitida</i> Spruce ex Benth.	Salicaceae				6	6
Cacau-da-mata	<i>Theobroma cacao</i> L.	Malvaceae				21	21
Cacaúf	<i>Theobroma sylvestre</i> Aubl. ex Mart. in Buchner	Malvaceae	17		4	34	55
Cacau-jacaré	<i>Herrania</i> sp. Goudot	Malvaceae				319	319
Cacaurana	<i>Theobroma microcarpum</i> Mart.	Malvaceae	76	34	20	118	216
Caferana	<i>Casearia</i> sp. Jacq.	Salicaceae				11	11
Cafezinho	<i>Ampelocera ruizii</i> Kuhlmann	Ulmaceae	30	4	26	2	60
Cajá	<i>Spondias mombin</i> L.	Anacardiaceae	6		3	29	38
Cajarana	<i>Spondias testudinis</i> J.D. Mitch. & D.C. Daly	Anacardiaceae	1	1		12	14
Cajuí	<i>Anacardium giganteum</i> W. Hancock ex Engl.	Anacardiaceae	3	9	8	7	23
Cajuzinho	<i>Cathedra acuminata</i> (Benth.) Miers	Olacaceae		2		3	3
Cambará	<i>Erisma</i> sp. Rudge	Vochysiaceae	2	102	10	3	54

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Canafistula	<i>Schizolobium amazonicum</i> Hub.	Fabaceae	1			0	1
Canela	<i>Aniba caneliila</i> (Kunth) Mez	Lauraceae			360	5	365
Canela-de-veado	<i>Amaioua</i> sp. Aubl.	Rubiaceae				4	4
Canela-de-velho	<i>Rinorea pubiflora</i> (Benth.) Sprague & Sandwith	Violaceae				11	11
Capa-bode	<i>Bauhinia</i> sp. L.	Fabaceae				12	12
Capança	<i>Palicourea guianensis</i> Aubl.	Rubiaceae				1	1
Capitiú	<i>Mollinedia</i> sp. Ruiz & Pav.	Monimiaceae				8	8
Capitiú-macumbeiro	<i>Siparuna decipiens</i> (Tul.) A.DC.	Siparunaceae				3	3
Carapanaúba-amarela	<i>Aspidosperma auriculatum</i> Benth.	Apocynaceae				4	4
Carapanaúba-preta	<i>Aspidosperma oblongum</i> A. DC.	Apocynaceae				30	30
Caripé	<i>Licania</i> sp. Aubl.	Chrysobalana- ceae	177	304	237	13	490
Cariperana	<i>Licania heteromorpha</i> Benth.	Chrysobalana- ceae				34	34
Caripé-roxo	<i>Licania arborea</i> Seem.	Chrysobalana- ceae	39	110	1	2	55
Caripé-vermelho	<i>Licania apetala</i> (E. Mey.) Fritsch	Chrysobalana- ceae		2	8	43	52

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Caroba	<i>Jacaranda copaia</i> (Aubl.) D. Don	Bignoniaceae	16	69	23	17	91
Casca-doce	<i>Randia</i> sp. L.	Rubiaceae				1	1
Castanha	<i>Caryodendron</i> sp. H. Karst.	Euphorbiaceae	25	17	20	65	119
Castanha-de-cutia	<i>Aptandra tubicina</i> (Poepp.) Benth. ex Miers	Olaceae				16	16
Castanha-de-porco	<i>Glycydendron amazonicum</i> Ducke	Euphorbiaceae				10	10
Castanha-do-brasil	<i>Bertholletia excelsa</i> Bonpl.	Lecythidaceae				36	36
Castanharana	<i>Eschweilera coriacea</i> (DC.) S.A.Mori	Lecythidaceae	135	209	214	203	637
Catuaba	<i>Qualea tessmannii</i> Mildbr.	Vochysiaceae	3	8	3	19	30
Catuaba-roxa	<i>Qualea grandiflora</i> Mart.	Vochysiaceae	1			0	1
Caucho	<i>Castilla ulei</i> Warb.	Moraceae	12	14	13	59	89
Caucho-macho	<i>Brosimum parinarioides</i> Ducke	Moraceae				17	17
Cedro	<i>Cedrela odorata</i> L.	Meliaceae	9	5	2	15	27
Cedorana	<i>Cedrelinga catenaeformis</i>	Mimosoideae	3			0	3
Cerejeira	<i>Amburana acreana</i> (Ducke) A.C.Sm.	Fabaceae	1	1	4	6	11
Cernambi-branco	<i>Nealchornea yapurensis</i> Huber	Euphorbiaceae				102	102
Cernambi-de-índio	<i>Drypetes</i> sp. Vahl	Putranjivaceae	1			62	63

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Coaçu	<i>Coccoloba mollis</i> Casar.	Polygonaceae	10	17	11	37	67
Coco-najá	<i>Attalea maripa</i> (Aubl.) Mart.	Arecaceae		4		1	2
Copalba	<i>Copaifera multijuga</i> Hayne	Fabaceae	2	2	6	7	17
Copalba-branca	<i>Copaifera</i> sp. L.	Fabaceae				2	2
Copinho	<i>Lafoensia</i> sp. Vand.	Lythraceae			2	9	11
Coração-de-boi	<i>Albizia</i> sp. Durazz.	Asteraceae			2	0	2
Corrimboque	<i>Cariniana</i> sp. Casar.	Lecythidaceae				3	3
Cuieira-brava	<i>Couroupita guianensis</i> Aubl.	Lecythidaceae				3	3
Cumaru-cetim	<i>Apuleia leiocarpa</i> (Vogel) J.F. Macbr.	Fabaceae	4	72	4	5	28
Cumaru-ferro	<i>Dipteryx odorata</i> (Aubl.) Willd.	Fabaceae		4		10	12
Cumarurana	<i>Dipteryx polyphylla</i> Huber	Fabaceae				1	1
Cupuaçu-bravo	<i>Theobroma obovatum</i>	Malvaceae				63	63
Cupuí	<i>Theobroma</i> sp.	Malvaceae				9	9
Embiratanha	<i>Pseudobombax</i> sp. Dugand	Malvaceae				12	12
Envira-amarela	<i>Duguetia</i> sp.	Annonaceae				5	5
Envira-caju	<i>Onychopetalum periquino</i> (Rusby) D.M. Johnson & N.A. Murray	Annonaceae				46	46
Envira-conduru	<i>Duguetia macrophylla</i> R.E. Fr.	Annonaceae				130	130

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Envira-de-porco	<i>Anaxagorea dolichocarpa</i> Sprague & Sandwith	Annonaceae				2	2
Envira-ferro	<i>Oxandra</i> sp. A. Rich.	Annonaceae				102	102
Envira-fofa	<i>Guatteria</i> sp. Ruiz & Pav.	Annonaceae				41	41
Envira-iodo	<i>Ampelocera edentula</i> Kuhl. M.	Ulmaceae				6	6
Envira-manga-de- -anta	<i>Diclinanona</i> sp. Diels	Annonaceae				18	18
Envira-pente-de- -macaco	<i>Apeiba petoumo</i> Aubl.	Malvaceae				15	15
Envira-preta	<i>Ephedranthus guianensis</i> R.E. Fr.	Annonaceae				76	76
Envira-sangue	<i>Diploptropis</i> sp.	Fabaceae	1	2		0	1
Envira-sapotinha	<i>Quararibea guianensis</i> Aubl.	Malvaceae	60			287	347
Envira-seda	<i>Schoenobiblus</i> sp.	Thymelaeaceae				1	1
Envira-vassourinha	<i>Xylopia</i> sp. L.	Annonaceae				23	23
Espinheiro	<i>Zanthoxylum fagara</i> (L.) Sarg.	Rutaceae	5	2	14	11	30
Espinheiro-preto	<i>Senegalia polyphylla</i> (DC.) Britton & Rose	Fabaceae				128	128
Falsa-rainha	<i>Brosimum rubescens</i> Taub.	Moraceae				1	1
Falsa-sorva	<i>Batocarpus</i> sp. H. Karst.	Moraceae				1	1
Farinha-seca	<i>Celtis</i> sp. L.	Cannabaceae	20	18	23	52	103

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Fava-orelha-de-macaco	<i>Enterolobium schomburgkii</i> (Benth.) Benth.	Fabaceae				5	5
Fava-pé-de-arara	<i>Parkia</i> sp. R. Br.	Fabaceae	1			13	14
Feijão-bravo	<i>Ormosia</i> sp. Jacks.	Fabaceae	6	14	10	0	21
Flor-de-são-joão	<i>Cassia lucens</i> Vogel.	Fabaceae				8	8
Freijó	<i>Cordia alliodora</i> (Ruiz & Pav.) Oken	Boraginaceae	9	49	18	54	108
Freijó-branco	<i>Cordia</i> sp.	Boraginaceae				6	6
Freijó-preto	<i>Cordia goeldiana</i> Huber	Boraginaceae				10	10
Fumo-bravo	<i>Aegiphila</i> sp.	Lamiaceae				1	1
Gabiúna	<i>Zizyphus itacaiensis</i>	Rhamnaceae	2		5	3	9
Gamelinha	<i>Ficus christianii</i> Carauta	Moraceae				1	1
Gogó-de-guariba	<i>Leonia glycyarpa</i> Ruiz & Pav.	Violaceae				9	9
Grão-de-galo	<i>Tabernaemontana</i> sp. L.	Apocynaceae	1	7	2	33	39
Guaribeiro	<i>Phyllocarpus riedelii</i> Tul.	Fabaceae				6	6
Guariúba	<i>Clarisia racemosa</i> Ruiz & Pav.	Moraceae	38	35	27	70	148
Guariúba-roxa	<i>Clarisia</i> sp.	Moraceae				1	1
Gurguí	<i>Mouriri nervosa</i> Pilg.	Melastomataceae				1	1
Imbaúba	<i>Cecropia sciadophylla</i> Mart.	Urticaceae	64	217	76	109	406

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Imbaúba-branca	<i>Cecropia leucoma</i> Willd.	Urticaceae				17	17
Imbaúba-roxa	<i>Cecropia</i> sp.	Urticaceae				7	7
Imbaúba-vermelha	<i>Cecropia palmata</i> Willd.	Urticaceae				3	3
Imbirindiba-amarela	<i>Terminalia</i> sp. L.	Combretaceae		16		20	27
Imbirindiba-roxa	<i>Buchenavia</i> sp. Eichler	Combretaceae	1			0	1
Imbiruçu	<i>Bombax humile</i>	Malvaceae			4	0	4
Ingá	<i>Inga santaremnensis</i> Ducke	Fabaceae	261	290	308	26	666
Ingá-branco	<i>Inga</i> sp. Mill.	Fabaceae				4	4
Ingá-copaíba	<i>Inga</i> sp.	Fabaceae				4	4
Ingá-de-igapó	<i>Pithecellobium</i> sp. Mart.	Fabaceae				67	67
Ingá-de-macaco	<i>Inga thibaudiana</i> DC.	Fabaceae				131	131
Ingá-de-várzea	<i>Inga</i> sp.	Fabaceae	7	42	27	29	87
Ingá-facão	<i>Inga marginata</i> Willd.	Fabaceae				5	5
Ingá-folha-peluda	<i>Inga velutina</i> Willd.	Fabaceae				5	5
Ingá-mirim	<i>Inga</i> sp.	Fabaceae				3	3
Inharé	<i>Brosimum alicastrum</i> Sw.	Moraceae		156		39	101
Inharé-amarelo	<i>Brosimum</i> sp. Sw.	Moraceae				1	1
Itaúba	<i>Mezilaurus itauba</i> (Meisn.) Taub. ex Mez	Lauraceae	9	9	9	4	24
Itaúba-abacate	<i>Mezilaurus</i> sp.	Lauraceae				1	1

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Itaubarana	<i>Heisteria ovata</i> Benth.	Olaceae	1	1		24	25
Jaca-brava	<i>Sorocea guilleminiana</i> Gaudich.	Moraceae				54	54
Jacareúba	<i>Calophyllum</i> sp.	Calophyllaceae		2		0	2
Jaci	<i>Attalea maripa</i> (Aubl.) Mart.	Arecaceae	190	72	131	3	354
Jambo-branco	<i>Palicourea</i> sp. Aubl.	Rubiaceae		8		0	2
Jaracatiá	<i>Jacaratia spinosa</i> (Aubl.) A. DC.	Caricaceae	22	47	21	23	93
Jatobá	<i>Hymenaea courbaril</i> L.	Fabaceae				2	2
Jenipapinho	<i>Zollernia paraensis</i>	Fabaceae				1	1
Jenipapo	<i>Genipa americana</i> L.	Rubiaceae		2	1	3	4
Jitô	<i>Guarea</i> sp. F. Allam. ex L.	Meliaceae	249	82	46	17	327
Jitô-branco	<i>Guarea</i> sp.	Meliaceae				16	16
Jitô-da-terra-firme	<i>Guarea pterorhachis</i> Harms	Meliaceae				3	3
Jitô-da-várzea	<i>Guarea purusana</i> C. DC.	Meliaceae				14	14
Jitô-preto	<i>Guarea kunthiana</i> A. Juss.	Meliaceae				10	10
João-mole	<i>Neea</i> sp. Ruiz & Pav.	Nyctaginaceae	122	131	110	168	425
João-mole-folha- -miúda	<i>Neea glomeruliflora</i> Spruce ex J.A. Schmidt	Nyctaginaceae				3	3
Jurubeba	<i>Solanum</i> sp. L.	Solanaceae	6			0	6

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Juitai	<i>Hymenaea oblongifolia</i> Huber	Fabaceae	5	5	3	23	34
Lacre	<i>Vismia guianensis</i> (Aubl.) Pers.	Hypericaceae		30	1	3	8
Lacre-de-serra	<i>Vochysia</i> sp. Aubl.	Vochysiaceae	4		1	1	6
Lacre-vermelho	<i>Vismia japurensis</i> Reichardt	Hypericaceae				1	1
Laranjinha	<i>Casearia gossypiosperma</i> Briq.	Salicaceae	12	44	14	57	92
Limãozinho	<i>Zanthoxylum rhoifolium</i> Lam.	Rutaceae	15	8	25	13	56
Louro-abacate	<i>Ocotea myriantha</i> (Meisn.) Mez	Lauraceae				33	33
Louro-amarelo	<i>Nectandra</i> sp. Rol. ex Rottb.	Lauraceae		1		35	36
Louro-bosta	<i>Ocotea</i> sp. Aubl.	Lauraceae	22			1	23
Louro-branco	<i>Ocotea</i> sp.	Lauraceae	235	446	186	1	537
Louro-chumbo	<i>Licaria</i> sp. Aubl.	Lauraceae				16	16
Louro-gamela	<i>Sextonia rubra</i> (Mez) van der Werff	Lauraceae				2	2
Louro-preto	<i>Ocotea neesiana</i> (Miq.) Kosterm.	Lauraceae				52	52
Maçaranduba	<i>Manilkara bidentata</i> subsp. surinamensis (Miq.) T.D.Penn.	Sapotaceae	3	6	8	7	23
Macucu	<i>Hirtella</i> sp. L.	Chrysobalanaceae	32	143		65	112
Macucu-chiador	<i>Licania</i> sp.	Chrysobalanaceae		3		46	47

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Macucu-roxo	<i>Ouratea</i> sp.	Ochnaceae				3	3
Macucu-sangue	<i>Licania latifolia</i> Benth. ex Hook. f.	Chrysobalanaceae				2	2
Malva-branca	<i>Heliocharpus</i> sp.	Malvaceae	75	46	70	0	174
Malva-pente-de-macaco	<i>Apeiba tiburoubo</i> Aubl.	Malvaceae				34	34
Mamalu	<i>Calycophyllum megistocaulum</i> (K.Krause) C.M.Taylor	Rubiaceae	4	38	24	29	69
Mameleiro	<i>Aparisthium cordatum</i> (Juss.) Baill.	Euphorbiaceae				12	12
Mameleiro-preto	<i>Acalypha</i> sp. L.	Euphorbiaceae		5	3	0	3
Manité	<i>Brosimum alicastrum</i> subsp. bolivarense (Pittier) C.C.Berg	Moraceae	9		2	35	46
Maparajuba	<i>Pouteria</i> sp.	Sapotaceae	47	12	16	40	108
Marajá-pequeno	<i>Bactris concinna</i> Mart.	Arecaceae				1	1
Maraximbé-branco	<i>Trichilia poeppigii</i> C. DC.	Meliaceae	294	10	83	27	406
Maraximbé-vermelho	<i>Trichilia pallida</i> Sw.	Meliaceae				4	4
Marfim-de-veado	<i>Agonandra brasiliensis</i> Benth. & Hook.	Opiliaceae	13	45		0	28
Marfim-fedorento	<i>Rauvolfia</i> sp. L.	Apocynaceae				17	17
Matamatá-amarelo	<i>Eschweilera</i> sp. Mart. ex DC.	Lecythidaceae	25		2	71	98

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Moela-de-mutum	<i>Quina juruana</i> Tul.	Ochnaceae				2	2
Mogno	<i>Swietenia macrophylla</i> King	Meliaceae				1	1
Morotó	<i>Schefflera morototoni</i> (Aubl.) Maguire, Steyerl. & Frodin	Araliaceae	6	31	5	16	36
Morotó-verde	<i>Dendropanax</i> sp. Decne. & Planch.	Araliaceae				1	1
Muiratinga	<i>Naucleopsis caloneura</i> (Huber) Ducke	Moraceae				34	34
Mulateiro	<i>Calycophyllum spruceanum</i> Benth.	Rubiaceae	8		2	0	10
Mulungu	<i>Erythrina fusca</i> Lour.	Fabaceae		8	3	29	34
Mulungu-duro	<i>Ormosia</i> sp.	Fabaceae				2	2
Munguba	<i>Pachira</i> sp. Aubl.	Malvaceae	30	4	51	3	87
Munguba-da-mata	<i>Huberodendron swietenioides</i> (Gleason) Ducke	Malvaceae				6	6
Murici-amarelo	<i>Byrsonima sericea</i> DC.	Malpighiaceae		39		3	10
Murici-branco	<i>Byrsonima</i> sp.	Malpighiaceae	1	18		0	5
Murici-preto	<i>Trichilia</i> sp.	Meliaceae		1		38	38
Murici-vermelho	<i>Trichilia</i> sp.	Meliaceae		7		5	8
Murmuru	<i>Astrocaryum murumuru</i> Mart.	Areaceae	399	290	263	75	757
Mururé	<i>Brosimum acutifolium</i> Huber	Moraceae			15	14	29

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Mutamba	<i>Guazuma</i> sp. Mill.	Malvaceae			1	15	16
Mutamba-da-mata	<i>Luehea</i> sp. Willd.	Malvaceae				5	5
Orelha-de-burro	<i>Pausandra trianae</i> (Müll. Arg.) Baill.	Euphorbiaceae	44	5	20	9	73
Pama-amarela	<i>Pseudolmedia macrophylla</i> Trécul	Moraceae				164	164
Pama-caucho	<i>Perebea mollis</i> (Poepp. & Endl.) Huber	Moraceae				88	88
Pama-ferro	<i>Pseudolmedia</i> sp. Trécul	Moraceae				128	128
Pama-mão-de-onça	<i>Perebea</i> sp. Aubl.	Moraceae				4	4
Pama-preta	<i>Pseudolmedia laevis</i> (Ruiz & Pav.) J.F. Macbr.	Moraceae	535	512	553	199	1.385
Patauí	<i>Oenocarpus bataua</i> Mart.	Arecaceae	103	40	108	98	322
Pau-alho	<i>Galliesia integrifolia</i> (Spreng.) Harms	Phytolaccaceae				6	6
Pau-arara	<i>Sickingia</i> sp. Aubl.	Rubiaceae				1	1
Pau-brasil	<i>Simira tinctoria</i> Aubl.	Rubiaceae			19	7	26
Pau-camaleão	<i>Acacia</i> sp. Mill.	Fabaceae				8	8
Pau-conserva	<i>Roupala montana</i> Aubl.	Proteaceae			2	9	11
Pau-d'arco	<i>Handroanthus</i> sp. Mattos	Bignoniaceae	9	11	14	0	28

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Pau-d'arco-amarelo	<i>Handroanthus serratifolius</i> (Vahl) S.O.Grose	Bignoniaceae	10	7	15	44	72
Pau-d'arco-roxo	<i>Handroanthus impetiginosus</i> (Mart. ex DC.) Mattos	Bignoniaceae	1	10	6	21	37
Pau-d'arquinho	<i>Galipea trifoliata</i> Aubl.	Rutaceae				34	34
Pau-de-remo	<i>Alseis</i> sp. Schott	Rubiaceae				77	77
Pau-estalador	<i>Rinoreocarpus</i> sp. Ducke	Violaceae	80	383	648	66	821
Pau-garrote	<i>Pradosia</i> sp.	Sapotaceae	13		5	4	22
Pau-pedra	<i>Hieronyma alchorneoides</i> Allemão	Phyllanthaceae	6		10	0	16
Pau-pombo	<i>Tapirira guianensis</i> Aubl.	Anacardiaceae			5	23	28
Pau-sangue	<i>Pterocarpus rohrii</i> Vahl	Fabaceae	42	34	51	90	199
Pau-sangue-casca- -grossa	<i>Platycyamus ulei</i> Harms	Fabaceae				8	8
Paxiubão	<i>Iriartea deltoidea</i> Ruiz & Pav.	Areaceae	423	344	277	356	1241
Paxiubarana	<i>Catoblastus</i> sp.	Areaceae				1	1
Paxiubinha	<i>Socratea exorrhiza</i> (Mart.) H. Wendl.	Areaceae	47	53	46	58	183
Pereiro	<i>Aspidosperma macrocarpon</i> Mart.	Apocynaceae		1		2	2
Pintadinho	<i>Poeppigia procera</i> C. Presl	Fabaceae			1	18	19

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Piquiá	<i>Caryocar villosum</i> (Aubl.) Pers.	Caryocaraceae		23		5	14
Piquiarana	<i>Caryocar glabrum</i> Pers.	Caryocaraceae	1		2	7	10
Pitarara	<i>Metrodorea flavida</i> K. Krause	Rutaceae				77	77
Pitaíca	<i>Swartzia polyphylla</i> DC.	Fabaceae	17		35	21	73
Pitombarana	<i>Matayba arborescens</i> (Aubl.) Radlk.	Sapindaceae				26	26
Pororoça	<i>Martiodendron elatum</i> (Ducke) Gleason	Fabaceae	2	7	1	7	14
Pupunha	<i>Bactris gasipaes</i> Kunth	Arecaceae		2		0	1
Pupunha-brava	<i>Bactris</i> sp. Jacq. ex Scop.	Arecaceae				1	1
Pupunha-da-mata	<i>Bactris gasipaes</i> Kunth	Arecaceae				4	4
Quina-quina	<i>Guettarda</i> sp. L.	Rubiaceae	6	6	1	4	13
Sabugueiro-bravo	<i>Sambucus</i> sp. L.	Adoxaceae				9	9
Samaúma	<i>Ceiba pentandra</i> (L.) Gaertn.	Malvaceae	2	30	6	16	49
Samaúma-barriguda	<i>Ceiba speciosa</i> (A.St.-Hil.) Ravenna	Malvaceae		1		12	12
Samaúma-preta	<i>Ceiba samauma</i> (Mart.) K. Schum.	Malvaceae				35	35
Sapequeiro	<i>Duroia</i> sp.	Rubiaceae				1	1
Sapota	<i>Matisia</i> sp.	Malvaceae	3	14	85	2	98
Seringai	<i>Mabea caudata</i> Müll. Arg.	Euphorbiaceae				72	72

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Seringarana	<i>Sapium</i> sp. Jacq.	Euphorbiaceae	12		35	29	76
Seringa-vermelha	<i>Hevea guianensis</i> Aubl.	Euphorbiaceae				25	25
Seringueira	<i>Hevea brasiliensis</i> (Willd. ex A. Juss.) Müll. Arg.	Euphorbiaceae	96	164	68	107	351
Seringuinha	<i>Allophylus</i> sp. L.	Sapindaceae				11	11
Sôva	<i>Couma macrocarpa</i> Barb. Rodr.	Apocynaceae	3	38	5	1	31
Sucupira-amarela	<i>Vatairea sericea</i> (Ducke) Ducke	Fabaceae	13	6	4	14	36
Sucupira-preta	<i>Diploptropis purpurea</i> (Rich.) Amshoff	Fabaceae	4	3	17	9	32
Sucuúba	<i>Himatanthus sucuuba</i> (Vahl) Woodson	Apocynaceae	3	12	7	16	34
Tamarina	<i>Dialium guianense</i> (Aubl.) Sandwith	Fabaceae	1			37	38
Taquari	<i>Mabea</i> sp.	Euphorbiaceae				1	1
Tarumã	<i>Vitex triflora</i> Vahl	Lamiaceae	21	35	39	1	75
Tatajuba	<i>Maclura tinctoria</i> (L.) D. Don ex Steud.	Moraceae		2		2	4
Tauari	<i>Couratari macrosperma</i> A.C. Sm.	Lecythidaceae	1	43	8	27	53

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Tauari-branco	<i>Couratari oblongifolia</i> Ducke & R. Knuth	Lecythidaceae		2		3	3
Taxi-peludo	<i>Triplaris</i> sp. Loefl.	Polygonaceae			35	4	39
Taxi-preto	<i>Tachigali paniculata</i> Aubl.	Fabaceae	23	4	7	53	85
Taxi-vermelho	<i>Sclerolobium</i> sp. Vogel	Fabaceae				40	40
Timbaúba	<i>Enterolobium maximum</i> Ducke	Fabaceae				2	2
Torém	<i>Pourouma</i> sp. Aubl.	Urticaceae	58	107	63	67	241
Torém-de-lixia	<i>Pourouma bicolor</i> Mart.	Urticaceae				34	34
Torém-imbaúba	<i>Pourouma</i> sp.	Urticaceae				62	62
Tucumã	<i>Astrocaryum aculeatum</i> G. F. W. Meyer.	Arecaceae		44	2	30	55
Ucuúba	<i>Virola</i> sp. Aubl.	Myristicaceae	12	706		0	250
Ucuúba-branca	<i>Osteophloeum platyspermum</i> (Spruce ex A. DC.) Warb.	Myristicaceae		1	13	13	26
Ucuúba-folha-fina	<i>Virola multiflora</i> (Standl.) A.C. Sm.	Myristicaceae	96	66	81	73	278
Ucuúba-mirim	<i>Virola</i> sp.	Myristicaceae				3	3
Ucuúba-punã	<i>Iryanthera paradoxa</i> (Schwacke) Warb.	Myristicaceae			122	58	180
Ucuúba-vermelha	<i>Otoba parvifolia</i> (Markgr.) A.H. Gentry	Myristicaceae	380	71	313	127	844

Continua...

Anexo II. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	Família	MOG	GREG	LIB	ANT	Total
Urtiga-branca	<i>Urera</i> sp. Gaudich.	Urticaceae		4		36	36
Urucu-bravo	<i>Bixa</i> sp. L.	Bixaceae				14	14
Urucurana	<i>Sloanea nitida</i> G. Don	Elaeocarpaceae		56	8	13	28
Urucurana-branca	<i>Sloanea</i> sp. L.	Elaeocarpaceae				7	7
Uxi	<i>Humiria</i> sp.	Humiriaceae				4	4
Vela-branca	<i>Allophylus floribundus</i> (Kunth) Radlk.	Sapindaceae				19	19
Violeta	<i>Platymiscium trinitatis</i> Benth.	Fabaceae		1	7	9	17
Xixá	<i>Sterculia pruriens</i> (Aubl.) K. Schum.	Malvaceae				78	78
Xixá-miúdo	<i>Sterculia</i> sp. L.	Malvaceae	61			0	61
Xixuá	<i>Maytenus</i> sp. Molina	Celastraceae		2	61	7	70
Xixuá-folha-miúda	<i>Cheiloclinium</i> sp. Miers	Celastraceae				1	1
Total			8.327	10.219	8.208	10.243	37.129

Anexo III. Lista de espécies e biomassa das espécies madeiras com mercado no estado do Acre das florestas estaduais do Rio Gregório (GREG), Rio Liberdade (LIB), Mogno (MOG) e Antimary (ANT).

Nome vulgar	Nome científico	GREG	LIB	MOG	ANT	Total
Abiurana-branca	<i>Micropholis venulosa</i> (Mart. & Eichler) Pierre	0,14	0,42	0,01	0,67	1,24
Abiurana-rosa	<i>Micropholis</i> sp. (Griseb.) Pierre	0,00	0,71	0,00	1,29	2,00
Açacu	<i>Hura crepitans</i> L.	3,51	3,92	15,04	0,44	22,90
Amarelão	<i>Aspidosperma vargasii</i> A. DC.	1,07	2,09	0,93	1,62	5,72
Amarelinho-pereiro	<i>Aspidosperma</i> sp. Mart. & Zucc.	0,00	0,00	0,00	0,35	0,35
Andiroba	<i>Carapa guianensis</i> Aubl.	0,29	1,32	0,84	0,01	2,46
Angelim	<i>Hymenolobium</i> sp. Benth.	3,62	1,24	0,75	0,49	6,10
Angelim-da-mata	<i>Hymenolobium excelsum</i> Ducke	0,00	0,00	0,00	0,13	0,13
Angelim-pedra	<i>Hymenolobium</i> sp.	0,00	0,00	0,00	1,90	1,90
Angelim-saia	<i>Parkia pendula</i> (Willd.) Benth. ex Walp.	1,37	0,00	0,00	0,22	1,59
Aroeira	<i>Astronium lecointei</i> Ducke	0,08	0,91	0,71	2,79	4,49
Bálsamo	<i>Myroxylon balsamum</i> (L.) Harms	0,00	0,52	0,60	0,27	1,39
Breu-sucuruba	<i>Tetragastris altissima</i> (Aubl.) Swart	1,07	0,00	0,39	2,03	3,48
Canafístula	<i>Schizolobium amazonicum</i> Hub.	0,00	0,00	0,48	0,00	0,48
Caroba	<i>Jacaranda copaia</i> (Aubl.) D. Don	4,25	1,74	1,40	0,66	8,04
Castanharana	<i>Eschweilera coriacea</i> (DC.) S.A.Mori	9,03	12,57	7,10	5,67	34,37
Catuaba	<i>Qualea tessmannii</i> Mildbr.	0,87	0,25	0,08	1,05	2,24
Catuaba-roxa	<i>Qualea grandiflora</i> Mart.	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01

Continua...

Anexo III. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	GREG	LIB	MOG	ANT	Total
Cedro	<i>Cedrela odorata</i> L.	1,13	0,07	0,99	1,89	4,07
Cerejeira	<i>Amburana acreana</i> (Ducke) A.C.Sm.	0,97	2,04	0,00	1,88	4,89
Copaíba	<i>Copaifera multijuga</i> Hayne	0,10	1,30	0,20	2,22	3,82
Cumaru-cetim	<i>Apuleia leiocarpa</i> (Vogel) J.F. Macbr.	2,49	1,78	1,21	1,26	6,73
Cumaru-ferro	<i>Dipteryx odorata</i> (Aubl.) Willd.	0,43	0,00	0,00	2,04	2,47
Falsa-rainha	<i>Brosimum rubescens</i> Taub.	0,00	0,00	0,00	0,03	0,03
Fava-orelha-de-macaco	<i>Enterolobium schomburgkii</i> (Benth.) Benth.	0,00	0,00	0,00	0,90	0,90
Fava-pé-de-arata	<i>Parkia</i> sp. R. Br.	0,00	0,00	0,15	1,23	1,38
Guariúba	<i>Clarisia racemosa</i> Ruiz & Pav.	2,15	3,49	4,43	5,48	15,54
Itaúba	<i>Mezilaurus itauba</i> (Meisn.) Taub. ex Mez	0,15	0,19	0,17	0,09	0,61
Jacareúba	<i>Calophyllum</i> sp.	0,49	0,00	0,00	0,00	0,49
Jatobá	<i>Hymenaea courbaril</i> L.	0,00	0,00	0,00	0,50	0,50
Jutaí	<i>Hymenaea oblongifolia</i> Huber	0,96	0,56	1,15	1,23	3,90
Maçaranduba	<i>Manilkara bidentata</i> subsp. surinamensis (Miq.) T.D.Penn.	0,65	1,35	0,05	0,16	2,21
Maparajuba	<i>Pouteria</i> sp.	1,12	1,13	4,00	0,58	6,83
Mogno	<i>Swietenia macrophylla</i> King	0,00	0,00	0,00	0,23	0,23
Mulateiro	<i>Calycophyllum spruceanum</i> Benth.	0,00	0,02	0,90	0,00	0,93

Continua...

Anexo III. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	GREG	LIB	MOG	ANT	Total
Pau-d'arco-amarelo	<i>Handroanthus serratifolius</i> (Vahl) S.O.Grose	0,35	1,00	0,33	0,59	2,26
Pau-d'arco-roxo	<i>Handroanthus impetiginosus</i> (Mart. ex DC.) Mattos	0,54	0,43	0,09	0,45	1,52
Pereiro	<i>Aspidosperma macrocarpon</i> Mart.	0,02	0,00	0,00	0,04	0,06
Piquiá	<i>Caryocar villosum</i> (Aubl.) Pers.	3,18	0,00	0,00	0,82	4,00
Piquiarana	<i>Caryocar glabrum</i> Pers.	0,00	1,65	0,23	0,74	2,62
Samaúma	<i>Ceiba pentandra</i> (L.) Gaertn.	8,88	1,29	5,77	4,03	19,98
Samaúma-barriguda	<i>Ceiba speciosa</i> (A.St.-Hil.) Ravenna	0,03	0,00	0,00	3,06	3,09
Sucupira-amarela	<i>Vatairea sericea</i> (Ducke) Ducke	0,73	0,07	0,36	0,20	1,37
Sucupira-preta	<i>Diplotropis purpurea</i> (Rich.) Amshoff	0,00	0,40	0,42	0,38	1,20
Tamarina	<i>Dialium guianense</i> (Aubl.) Sandwith	0,00	0,00	0,01	1,45	1,45
Tauari	<i>Couratari macrosperma</i> A.C. Sm.	3,11	0,48	0,13	1,29	5,01
Tauari-branco	<i>Couratari oblongifolia</i> Ducke & R. Knuth	0,02	0,00	0,00	0,09	0,11
Violeta	<i>Platymiscium trinitatis</i> Benth.	0,02	0,41	0,00	0,85	1,27
Total		52,82	43,35	48,94	53,29	198,40

Anexo IV. Lista de espécies, abundância e densidade das espécies pioneiras encontradas nas parcelas permanentes dos sítios estudados nas florestas estaduais do Rio Gregório (GREG), Rio Liberdade (LIB), Mogno (MOG) e Antimary (ANT).

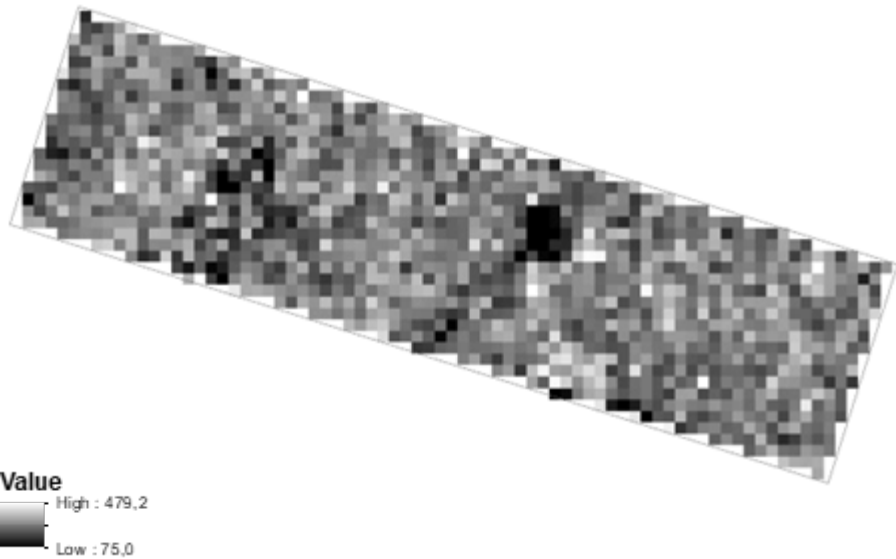
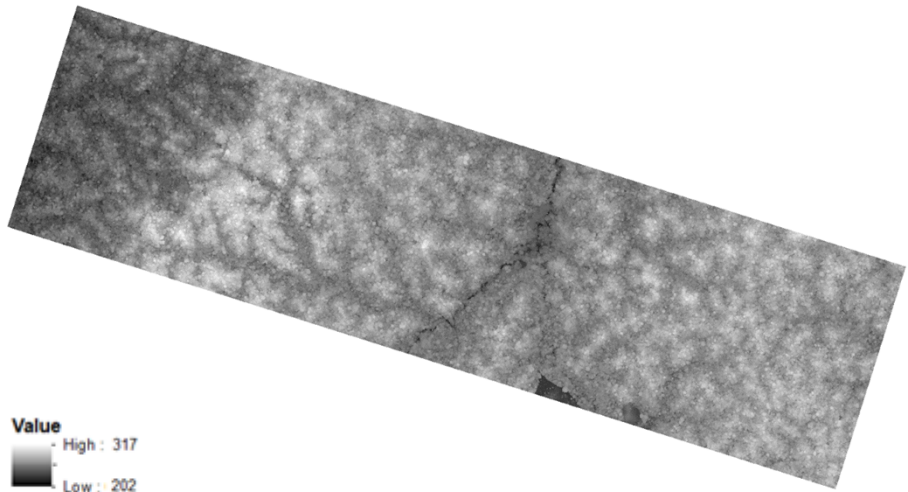
Nome vulgar	Nome científico	GREG	LIB	MOG	ANT
Açaçu	<i>Hura crepitans</i> L.	9	12	10	2
Burra-leiteira	<i>Sapium marmieri</i> Huber	33	53	33	56
Burra-leiteira-folha-miúda	<i>Sapium glandulosum</i> (L.) Morong			2	2
Canafistula	<i>Schizolobium amazonicum</i> Hub.			2	0
Caroba	<i>Jacaranda copaia</i> (Aubl.) D. Don	69	24	16	17
Imbaúba	<i>Cecropia sciadophylla</i> Mart.	217	76	64	109
Imbaúba-branca	<i>Cecropia leucoma</i> Willd.				17
Imbaúba-roxa	<i>Cecropia</i> sp.				8
Imbaúba-vermelha	<i>Cecropia palmata</i> Willd.				3
Jaracatiá	<i>Jacaratia spinosa</i> (Aubl.) A. DC.	47	21	22	23
Jurubeba	<i>Solanum</i> sp. L.			6	0
Malva-pente-de-macaco	<i>Apeiba tiburoubo</i> Aubl.				34
Morotó	<i>Schefflera morotofoni</i> (Aubl.) Maguire, Steyerl. & Frodin	31	5	6	17
Mulateiro	<i>Calyophyllum spruceanum</i> Benth.		2	8	0
Pau-d'arco	<i>Handroanthus</i> sp. Mattos	11	14	9	0
Pau-d'arco-amarelo	<i>Handroanthus serratifolius</i> (Vahl) S.O.Grose	7	15	10	44
Pau-d'arco-roxo	<i>Handroanthus impetiginosus</i> (Mart. ex DC.) Mattos	10	6	1	21
Samaúma	<i>Ceiba pentandra</i> (L.) Gaertn.	30	6	2	16

Continua...

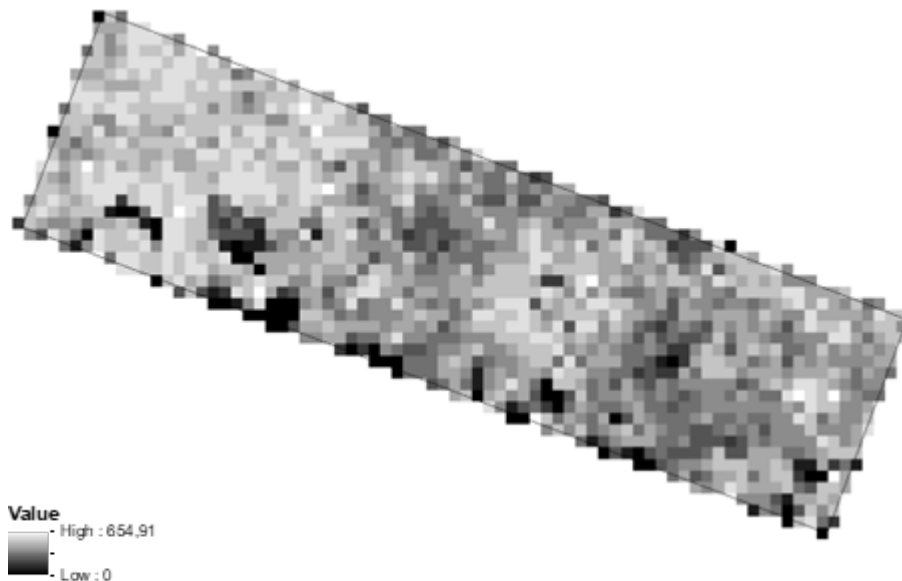
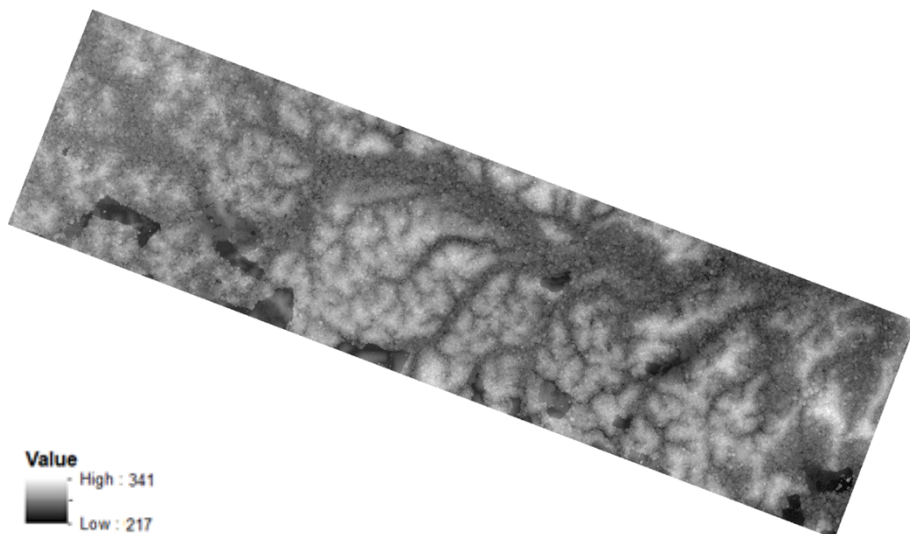
Anexo IV. Continuação.

Nome vulgar	Nome científico	GREG	LIB	MOG	ANT
Samaúma-barriguda	<i>Ceiba speciosa</i> (A.St.-Hil.) Ravenna	1			12
Samaúma-preta	<i>Ceiba samauma</i> (Mart.) K. Schum.				35
Taxi-vermelho	<i>Sclerolobium</i> sp. Vogel				42
Urtiga-branca	<i>Urtica</i> sp. Gaudich.	4			36
Total de pioneiras		469	234	189	494
Total geral		10.220	8.208	8.327	10.243
Densidade relativa (%)		4,59	2,85	2,27	4,82

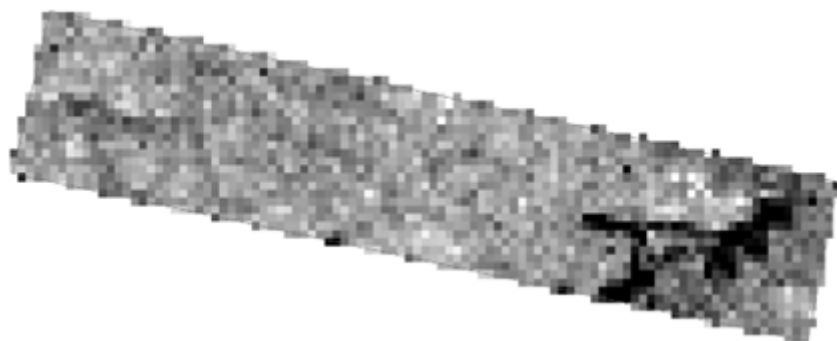
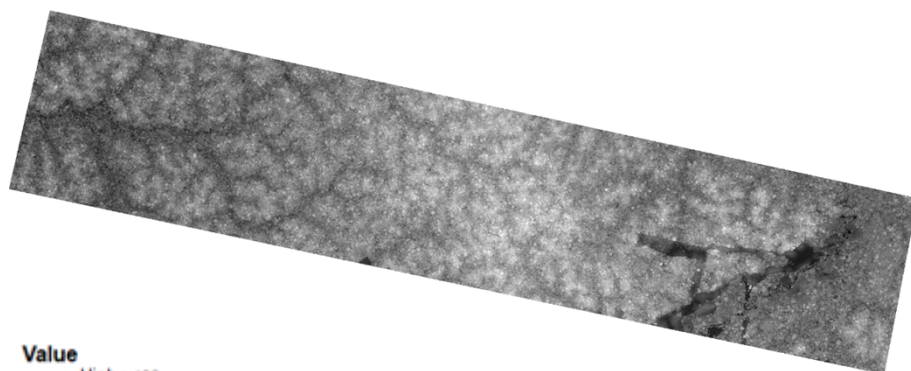
Anexo V. Imagem construída a partir da nuvem de pontos LiDAR (resolução 5 m x 5 m) e mapa de biomassa seca acima do solo (BSAS – Mg ha⁻¹, resolução 50 m x 50 m) para a área coberta por voo LiDAR na Floresta Estadual do Mogno (os tons de cinza representam elevação e a BSAS aumenta no gradiente de cinza das zonas mais escuras para as mais claras).



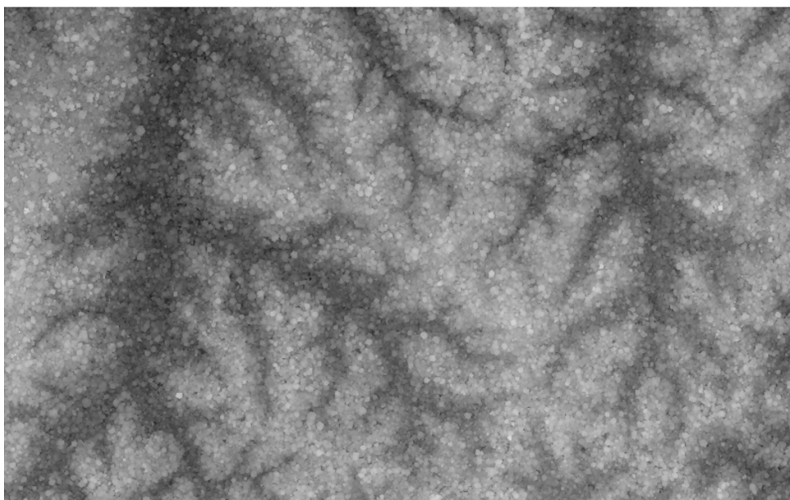
Anexo VI. Imagem construída a partir da nuvem de pontos LiDAR (resolução 5 m x 5 m) e mapa de biomassa seca acima do solo (BSAS – Mg ha⁻¹, resolução 100 m x 100 m) para a área coberta por voo LiDAR na Floresta Estadual do Rio Gregório (os tons de cinza representam elevação e a BSAS aumenta no gradiente de cinza das zonas mais escuras para as mais claras).



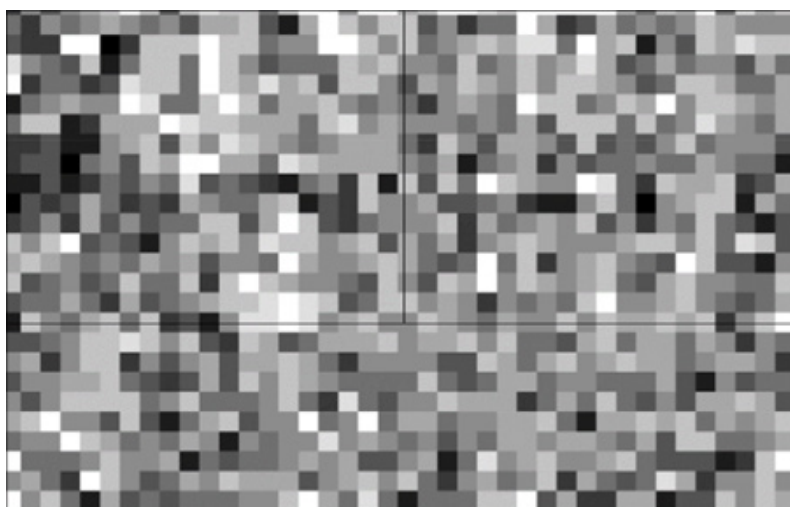
Anexo VII. Imagem construída a partir da nuvem de pontos LiDAR (resolução 5 m x 5 m) e mapa de biomassa seca acima do solo (BSAS – Mg ha⁻¹, resolução 50 m x 50 m) para a área coberta por voo LiDAR na Floresta Estadual do Rio Liberdade (os tons de cinza representam elevação e a BSAS aumenta no gradiente de cinza das zonas mais escuras para as mais claras).



Anexo VIII. Imagem de referência (resolução 5 m x 5 m) e mapa de biomassa seca acima do solo (BSAS – Mg ha⁻¹, resolução 100 m x 100 m) para as áreas cobertas por voo LiDAR executado em 2010 na Floresta Estadual do Antimary.

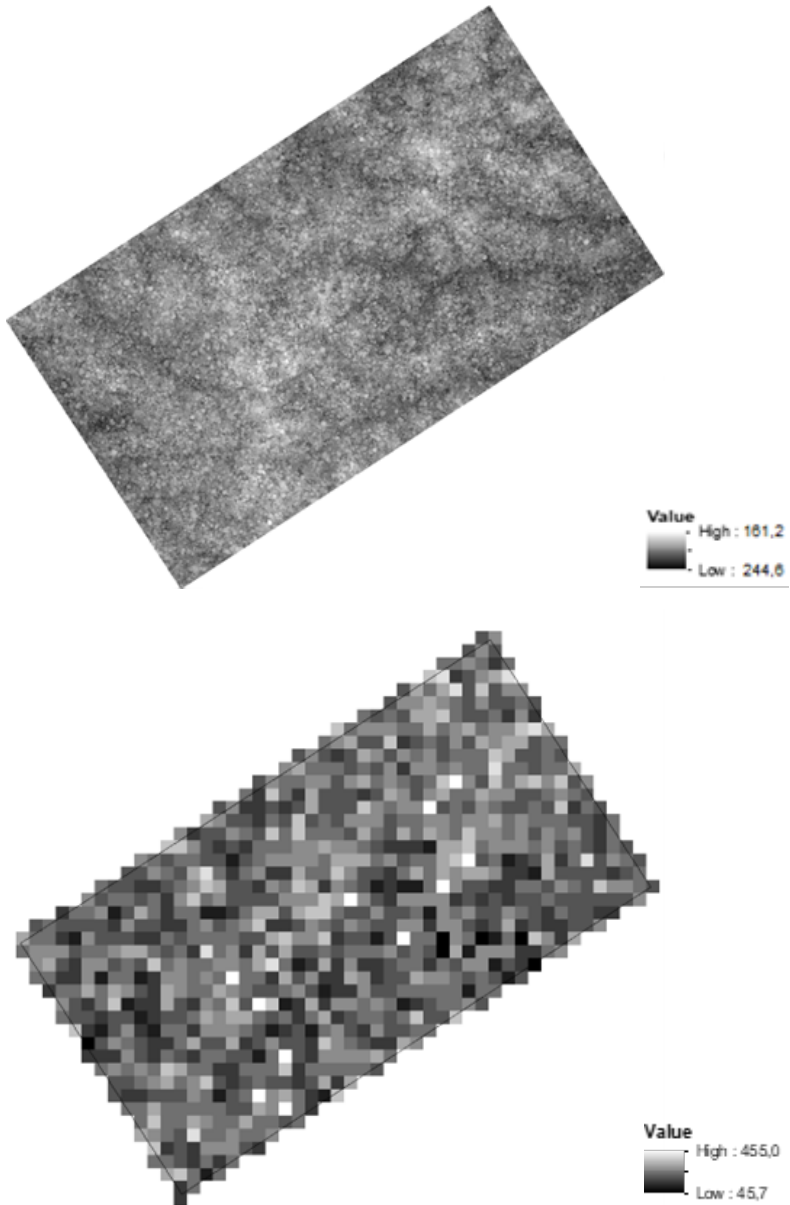


Value
High : 434.0
Low : 78.6

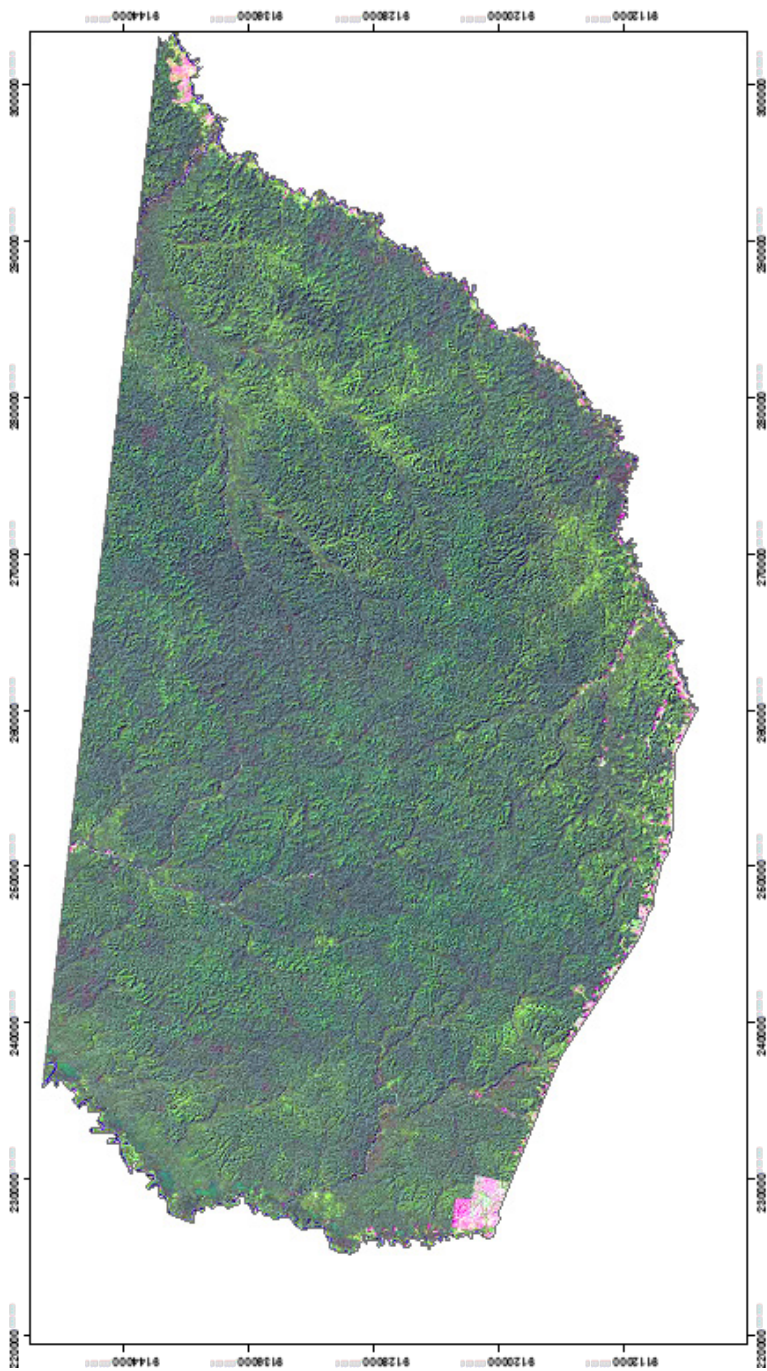


Value
High : 434.0
Low : 78.6

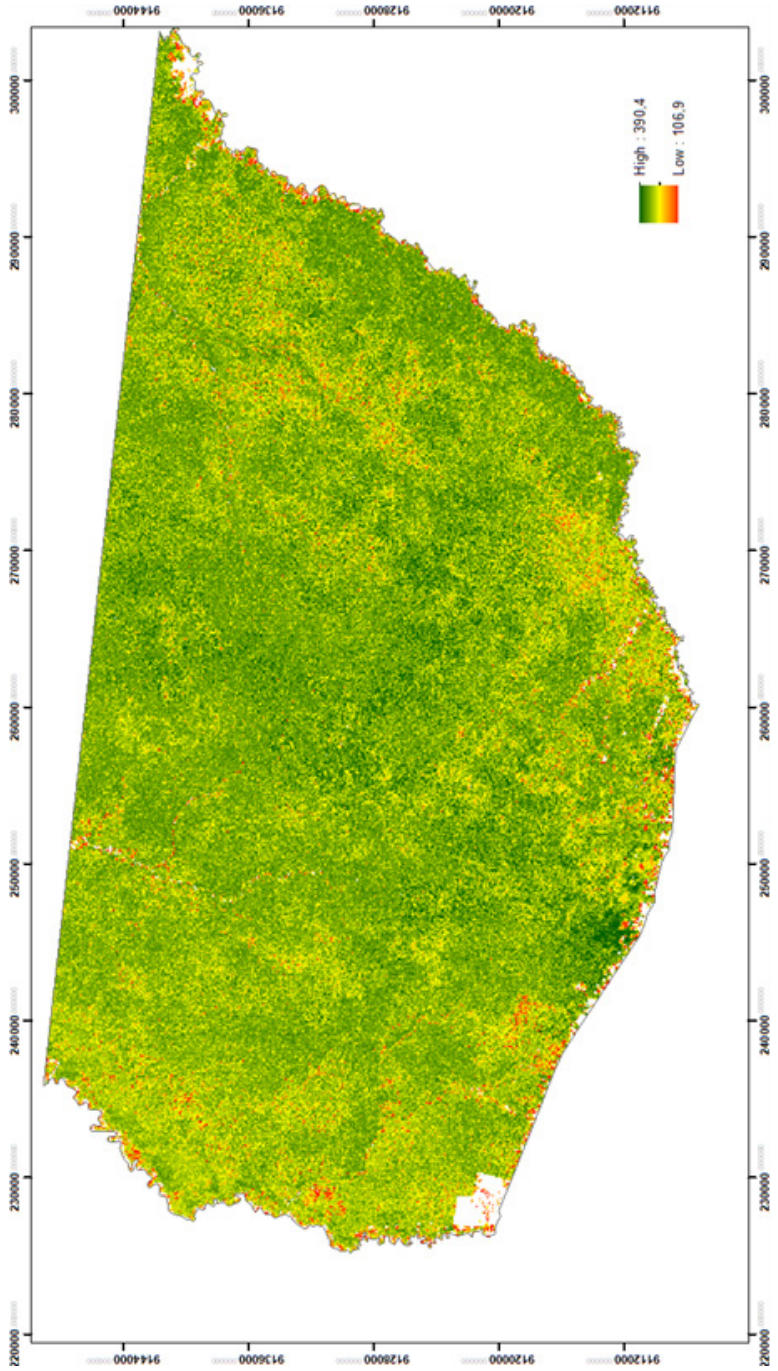
Anexo IX. Imagem de referência (resolução 5 m x 5 m) e mapa de biomassa seca acima do solo (BSAS – Mg ha^{-1} , resolução 100 m x 100 m) para as áreas cobertas por voo LiDAR executado em 2015 na Floresta Estadual do Antimary.



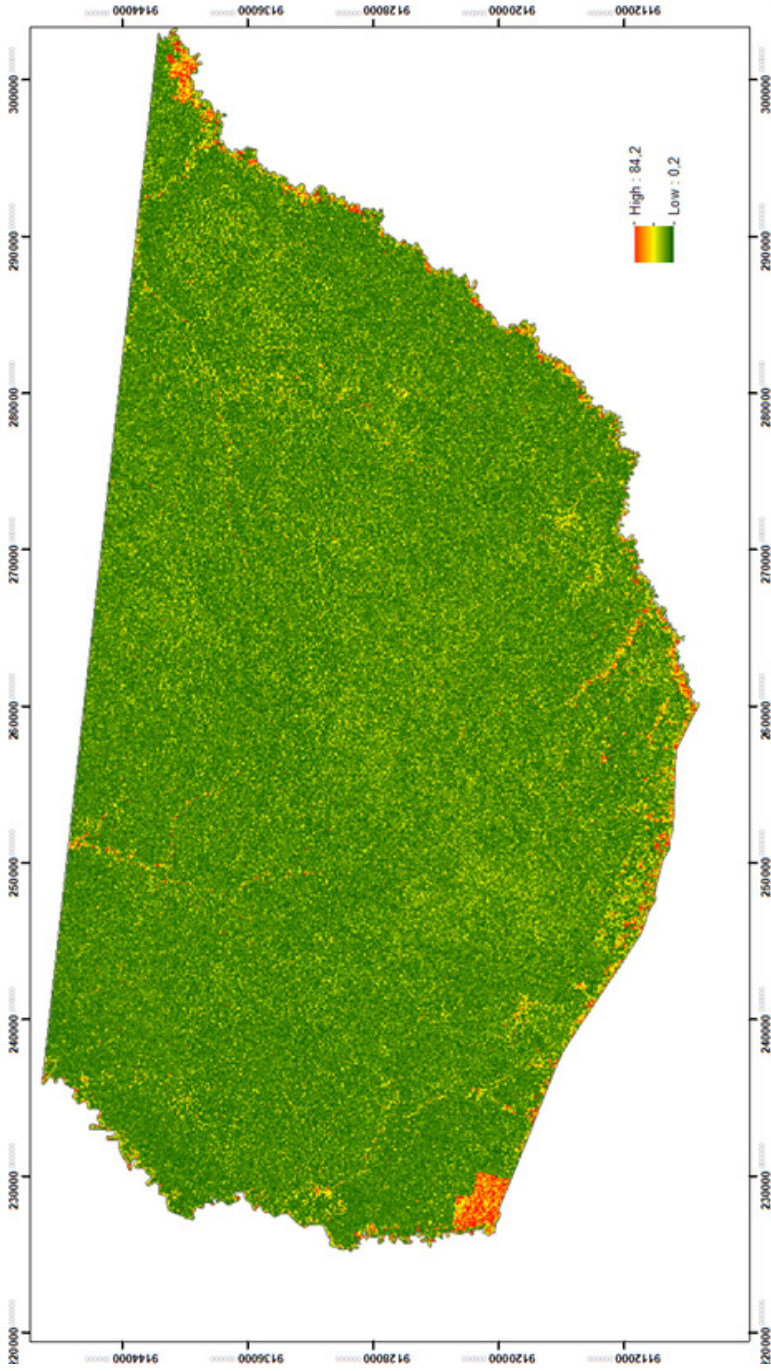
Anexo X. Composição RGB de imagem Landsat-8 OLI na Floresta Estadual do Rio Gregório, mostrando áreas de floresta em diferentes tons de verde e áreas alteradas por pastagens e agricultura em rosa.



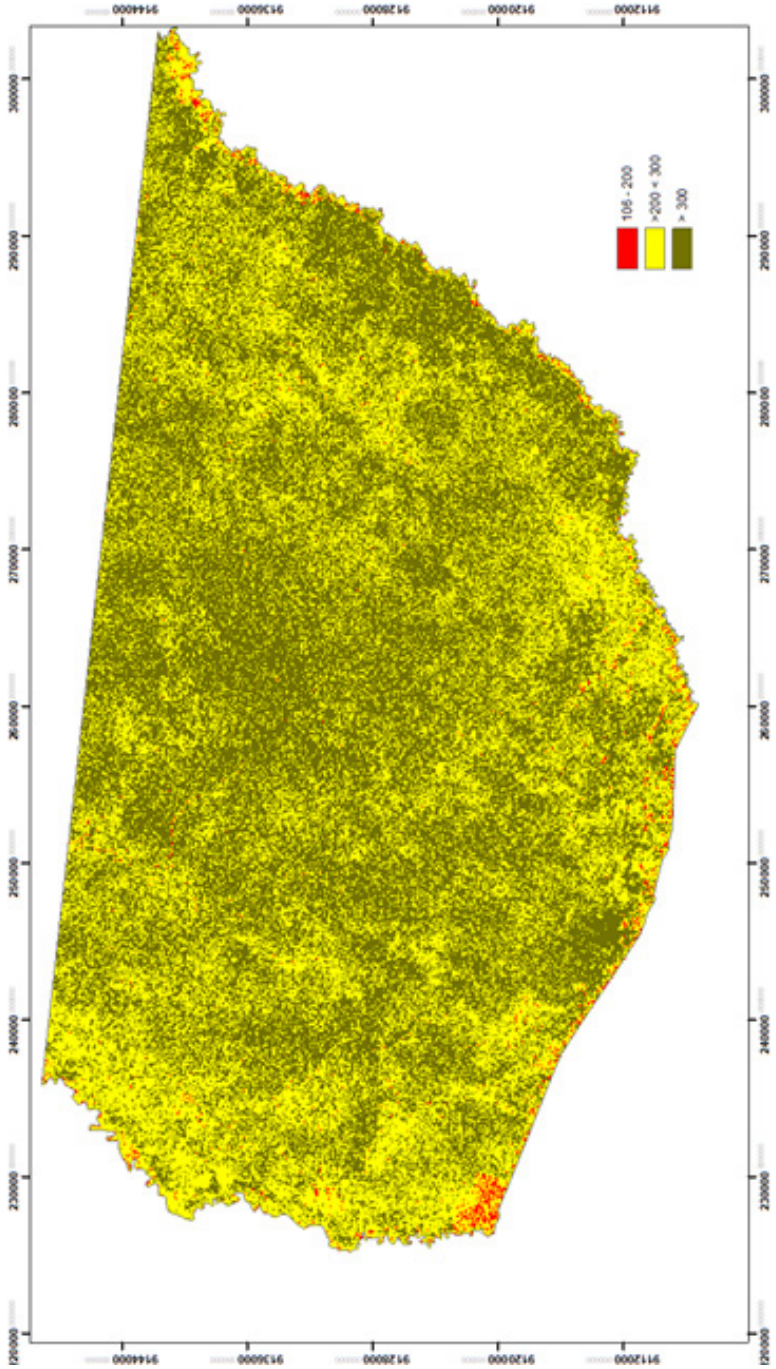
Anexo XI. Mapa das médias da distribuição da biomassa seca acima do solo (Mg ha^{-1}) na Floresta Estadual do Rio Gregório, construído por meio do algoritmo Random Forest, tendo como dados de referência o modelo de BSAS produzido com os dados LIDAR e como variáveis preditoras imagens orbitais SRTM e Landsat-8 (a BSAS aumenta dos tons de vermelho para o verde e as células em branco no mapa de BSAS representam áreas alteradas por agricultura e pastagem).



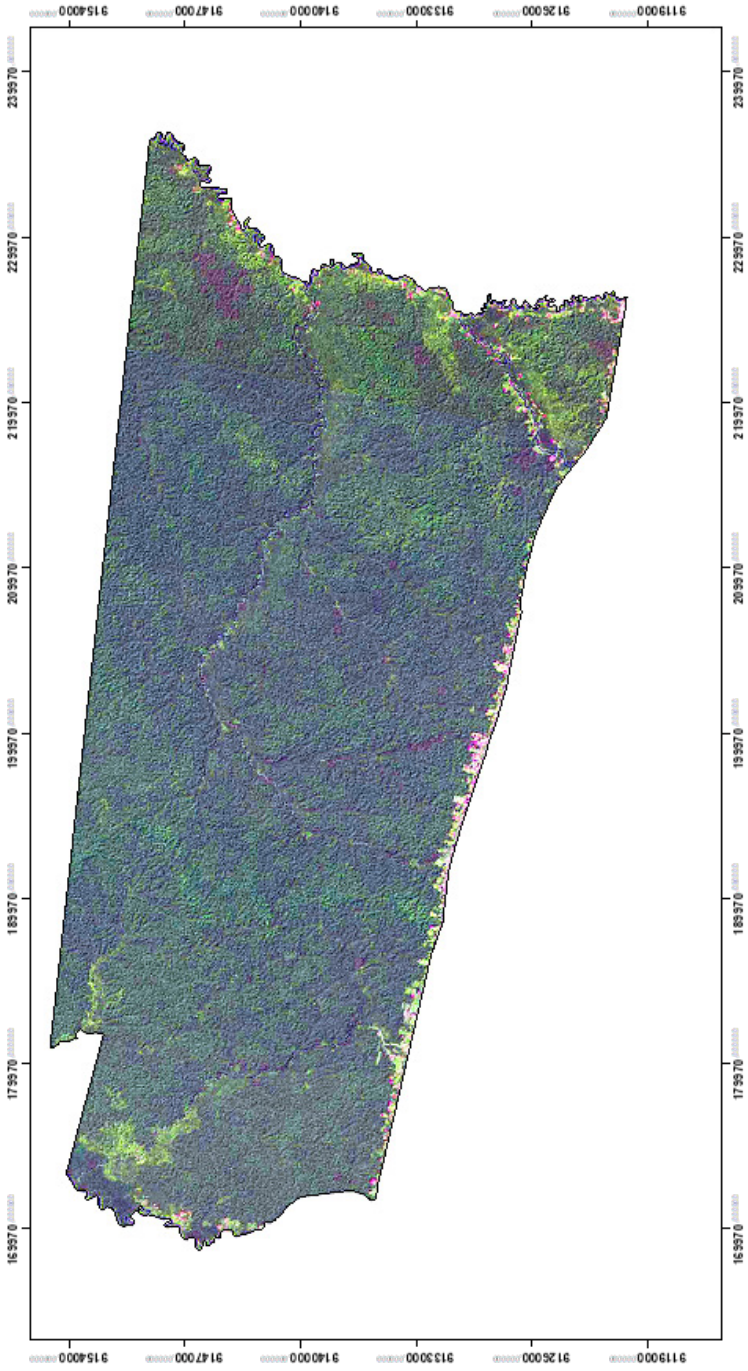
Anexo XII. Mapa do desvio-padrão da média da biomassa seca acima do solo (Mg ha^{-1}) na Floresta Estadual do Rio Gregório (o desvio-padrão aumenta do verde para o vermelho).



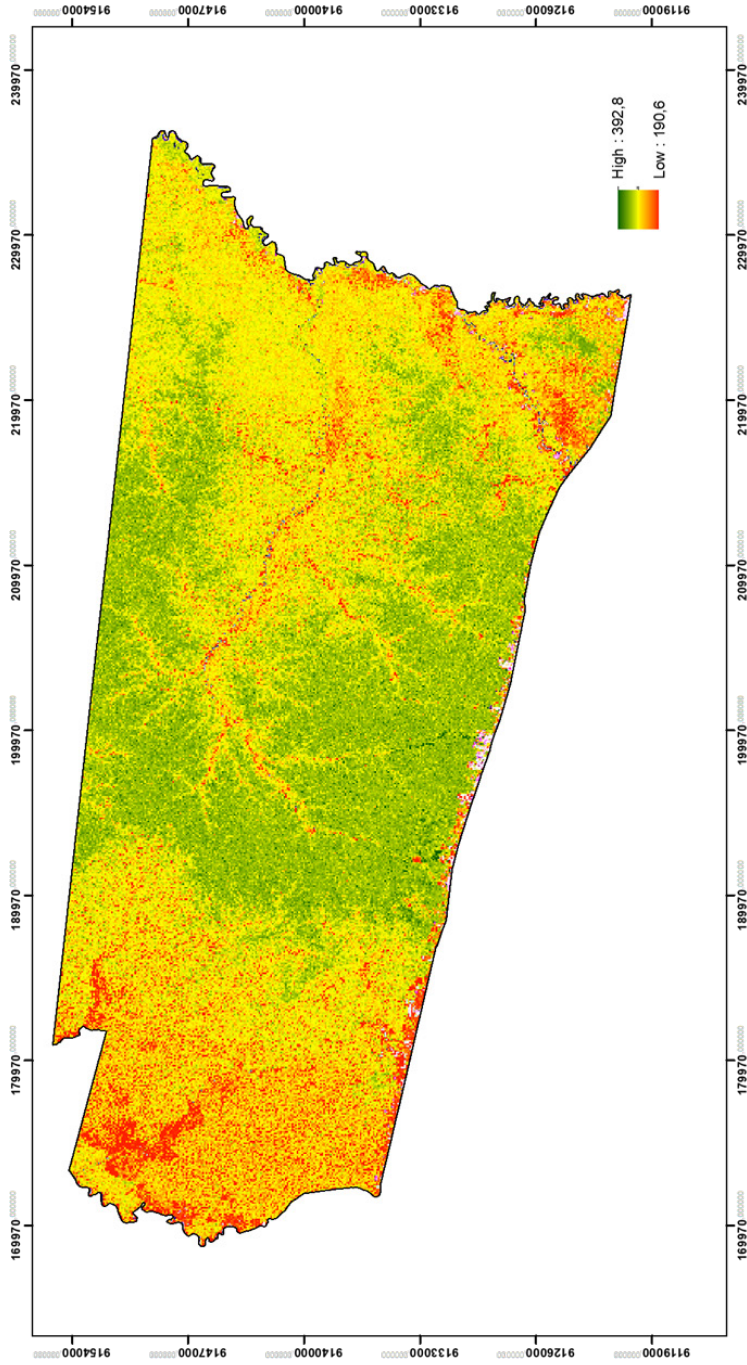
Anexo XIII. Mapa da distribuição de biomassa seca acima do solo (BSAS) na Floresta Estadual do Rio Gregório em três classes de floresta: densa BSAS > 300 Mg ha⁻¹ (células verdes), transição de densa para aberta 200 < BSAS < 300 Mg ha⁻¹ (células amarelas) e aberta BSAS < 200 Mg ha⁻¹ (células vermelhas).



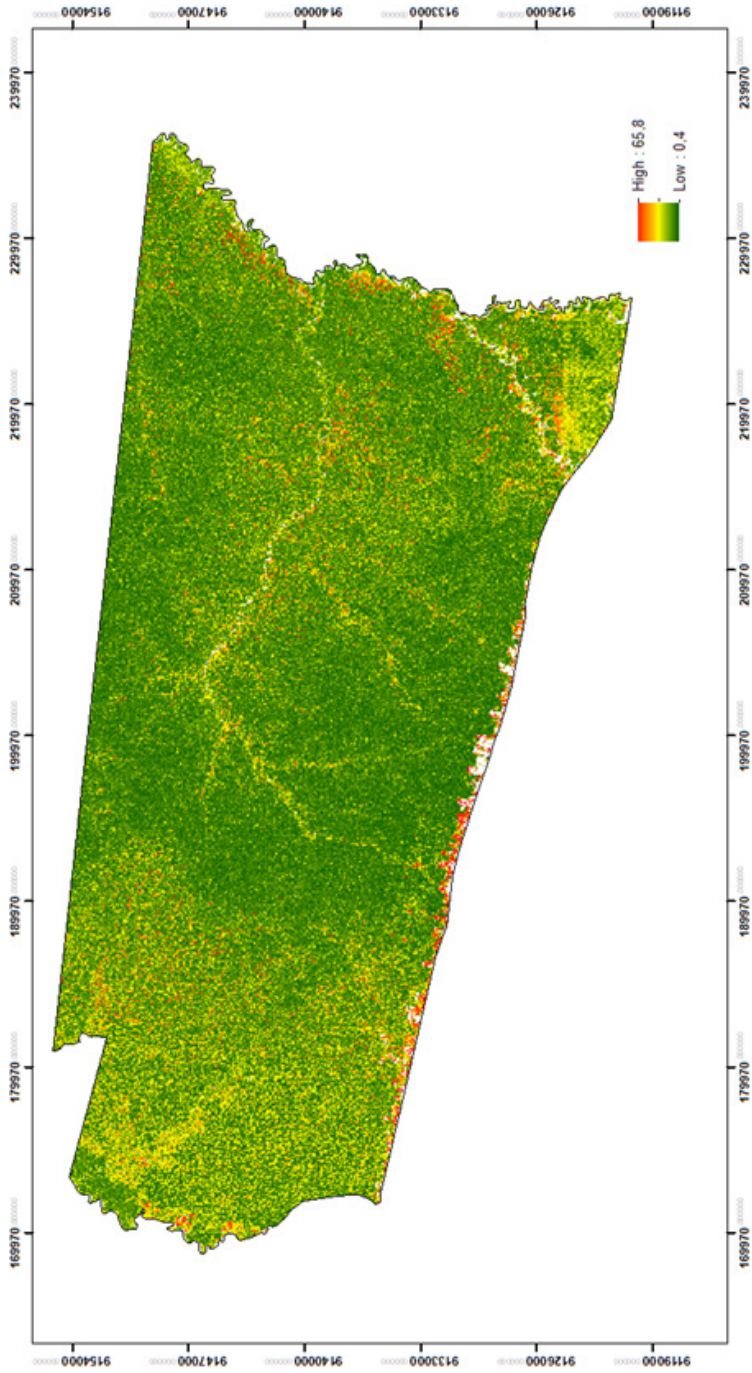
Anexo XIV. Composição RGB de imagem Landsat-8 OLI na Floresta Estadual do Mogno, mostrando áreas de floresta em diferentes tons de verde e áreas alteradas por pastagens e agricultura em rosa.



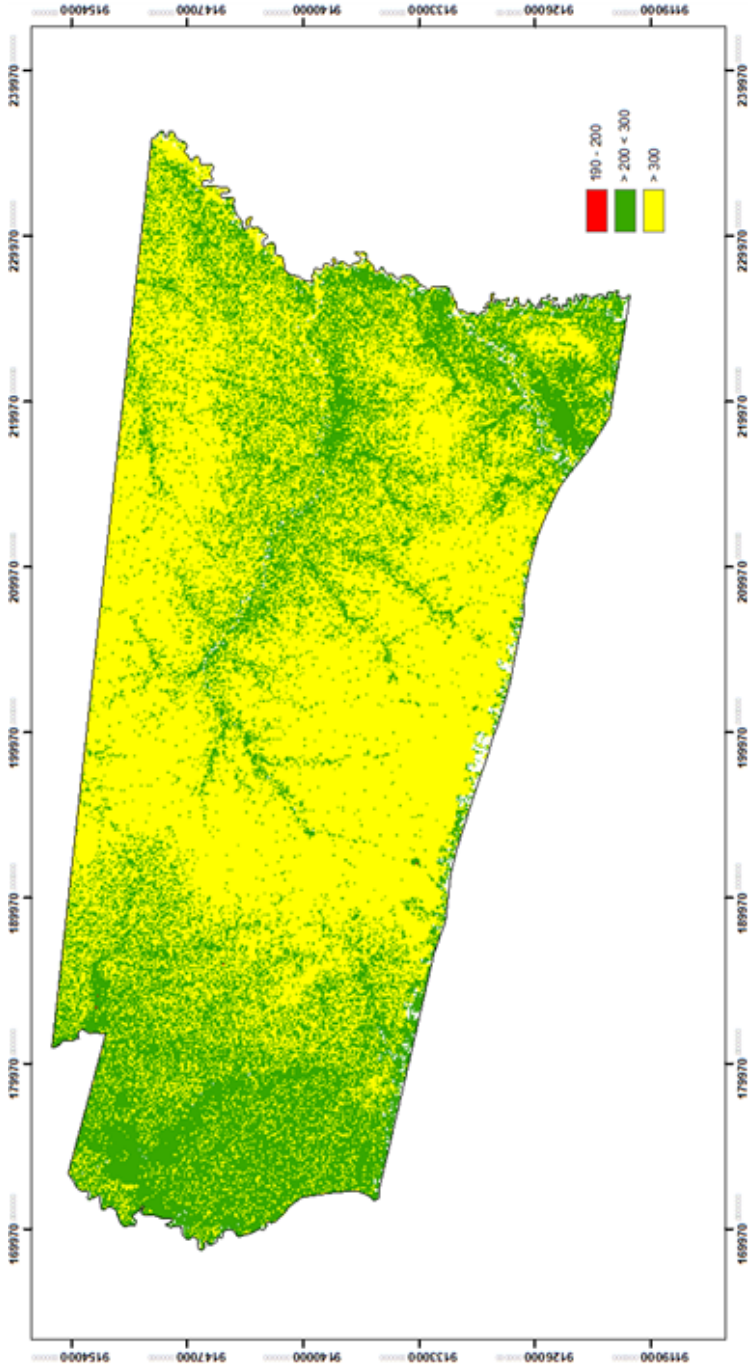
Anexo XV. Mapa das médias de distribuição da biomassa seca acima do solo ($Mg\ ha^{-1}$) na Floresta Estadual do Mogno, construído por meio do algoritmo Random Forest, tendo como dados de referência o modelo de BSAS produzido com os dados LiDAR e como variáveis preditoras imagens orbitais SRTM e Landsat-8 (a BSAS aumenta dos tons de vermelho para o verde, o desvio-padrão aumenta do verde para o vermelho e as células em branco representam áreas alteradas por agricultura e pastagem).



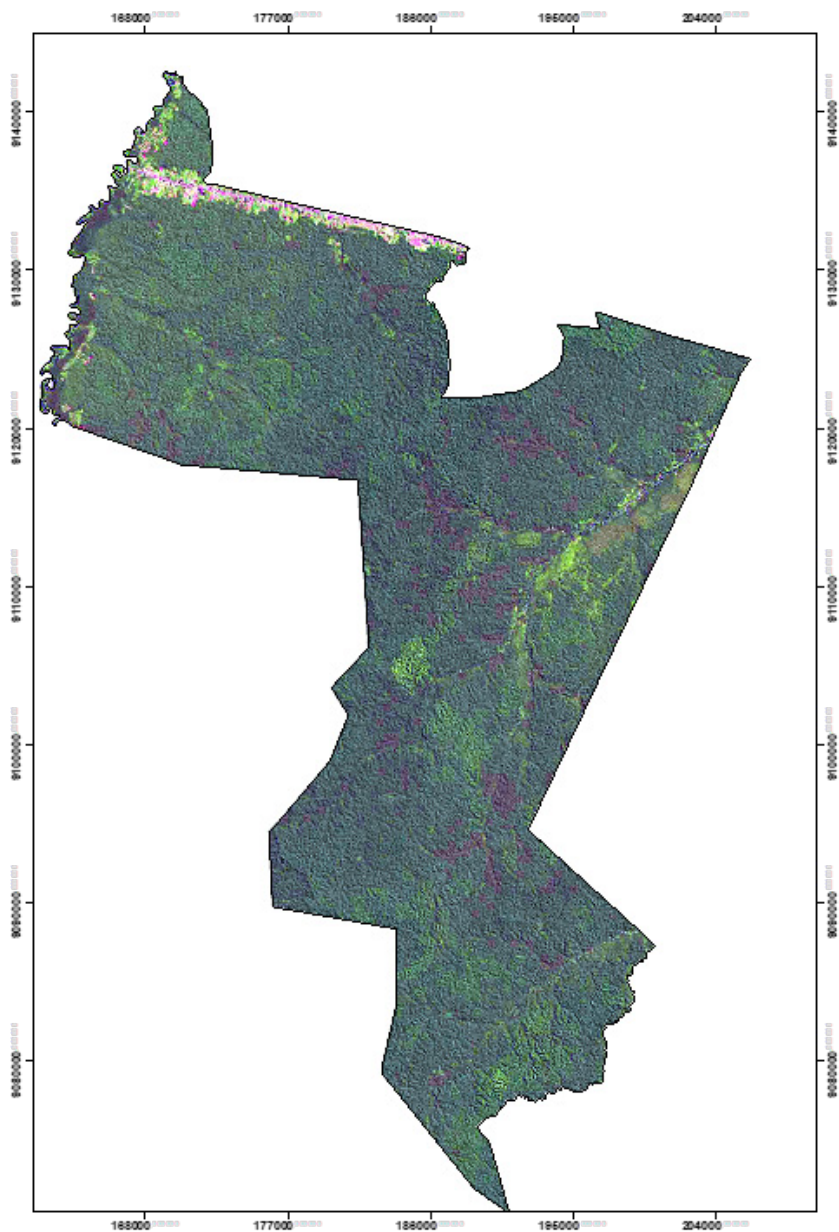
Anexo XVI. Mapa do desvio-padrão da média da biomassa seca acima do solo (Mg ha^{-1}) na Floresta Estadual do Mogno (o desvio-padrão aumenta do verde para o vermelho).



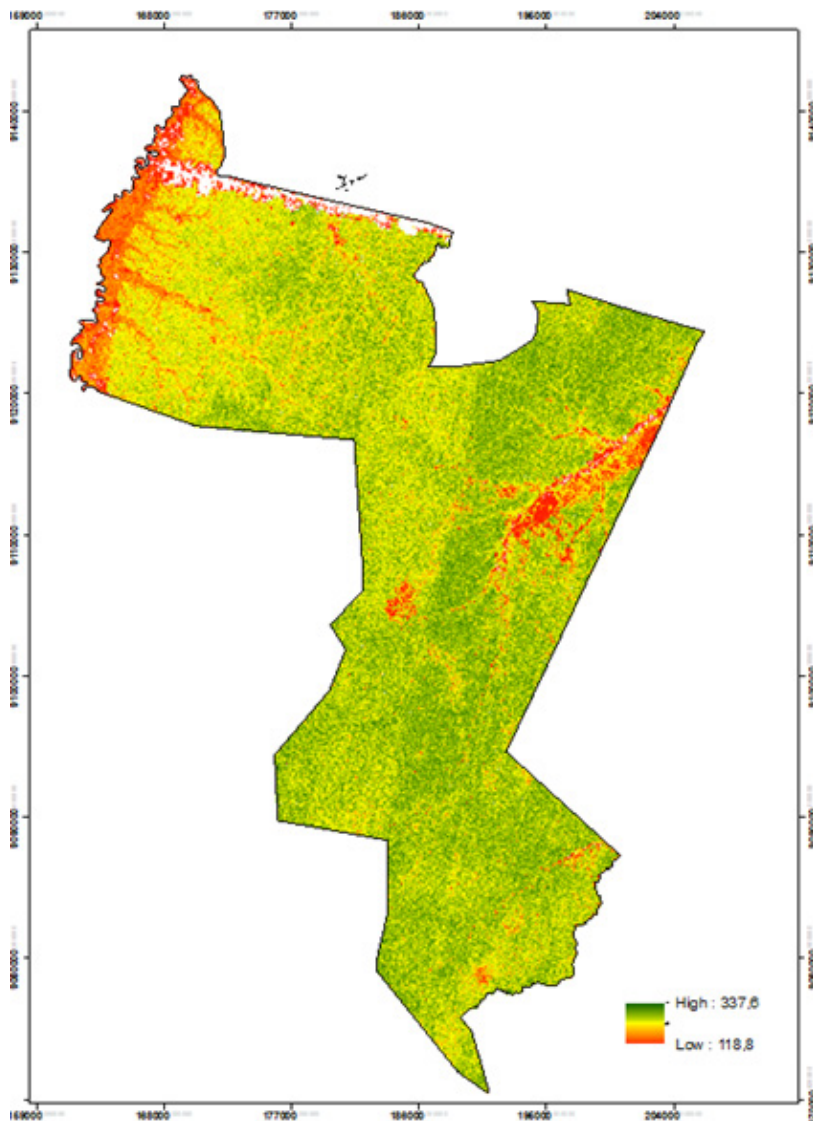
Anexo XVII. Mapa da distribuição de biomassa seca acima do solo da Floresta Estadual do Mogno em três classes de floresta: densa BSAS > 300 Mg ha⁻¹ (células verdes), transição de densa para aberta 200 < BSAS < 300 Mg ha⁻¹ (células amarelas) e aberta BSAS < 200 Mg ha⁻¹ (células vermelhas).



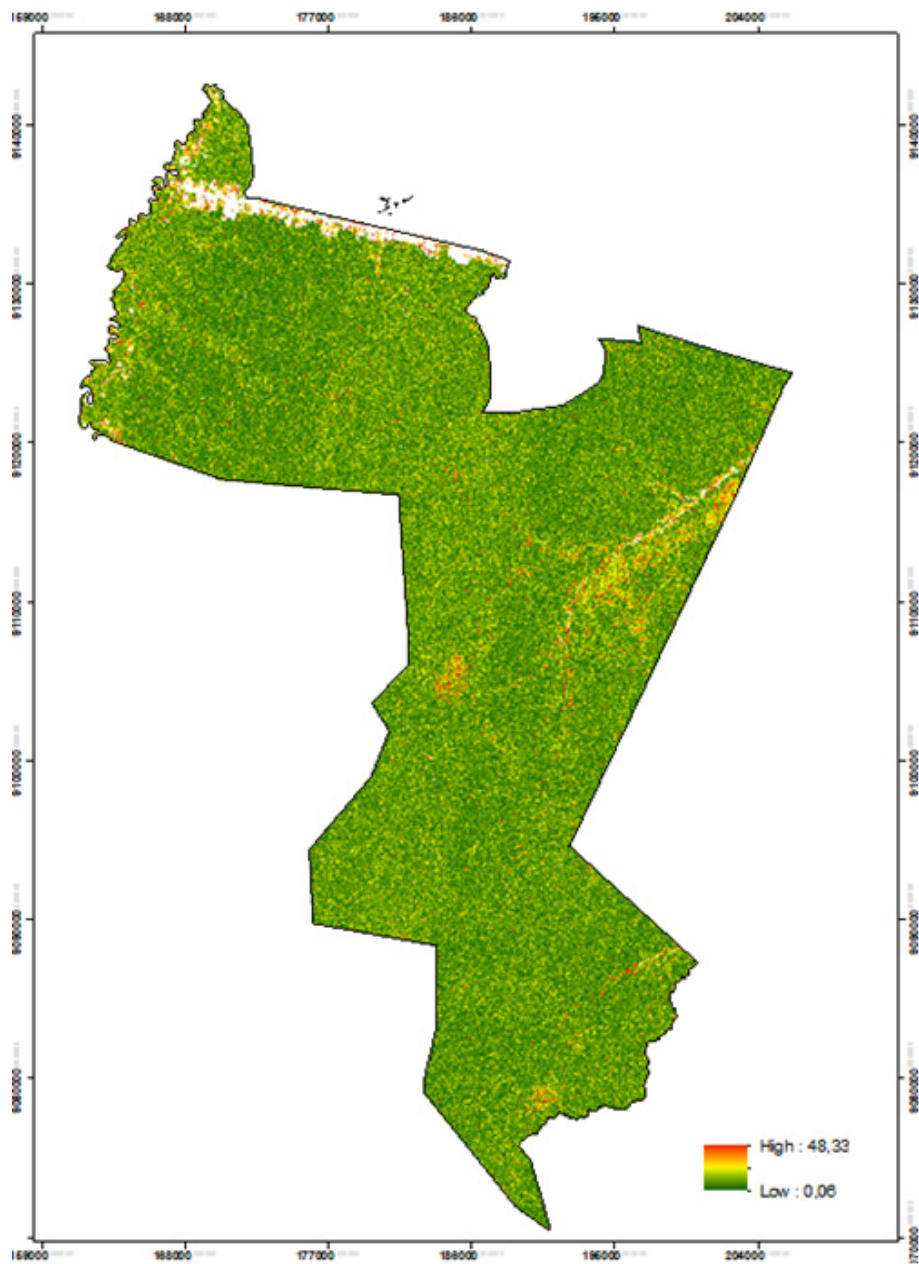
Anexo XVIII. Composição RGB de imagem Landsat-8 OLI na Floresta Estadual do Rio Liberdade, mostrando áreas de floresta em diferentes tons de verde e áreas alteradas por pastagens e agricultura em rosa.



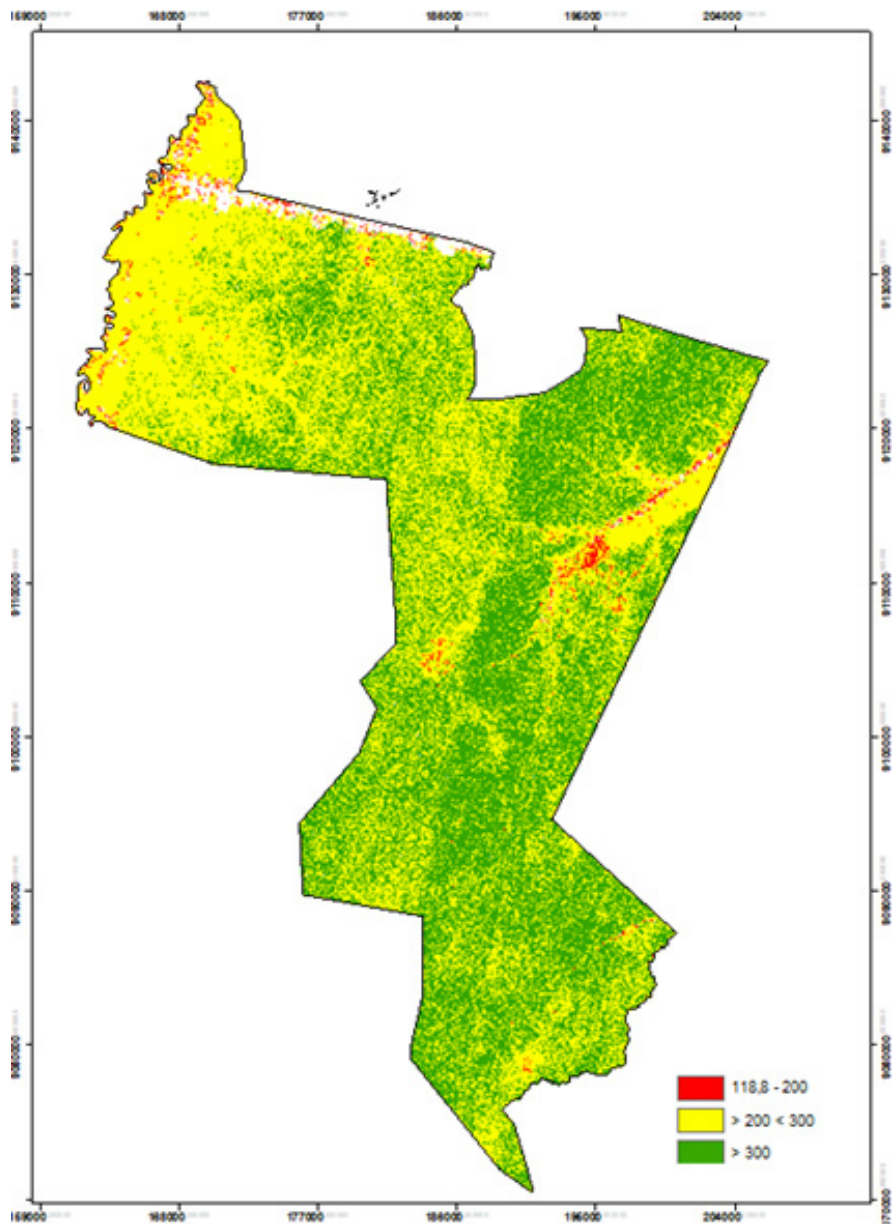
Anexo XIX. Mapa das médias da distribuição da biomassa seca acima do solo ($Mg\ ha^{-1}$) na Floresta Estadual do Rio Liberdade, construído por meio do algoritmo Random Forest, tendo como dados de referência o modelo de BSAS produzido com os dados LiDAR e como variáveis predictoras imagens orbitais SRTM e Landsat-8 (a BSAS aumenta dos tons de vermelho para o verde e as células em branco no mapa de BSAS representam áreas alteradas por agricultura e pastagem).



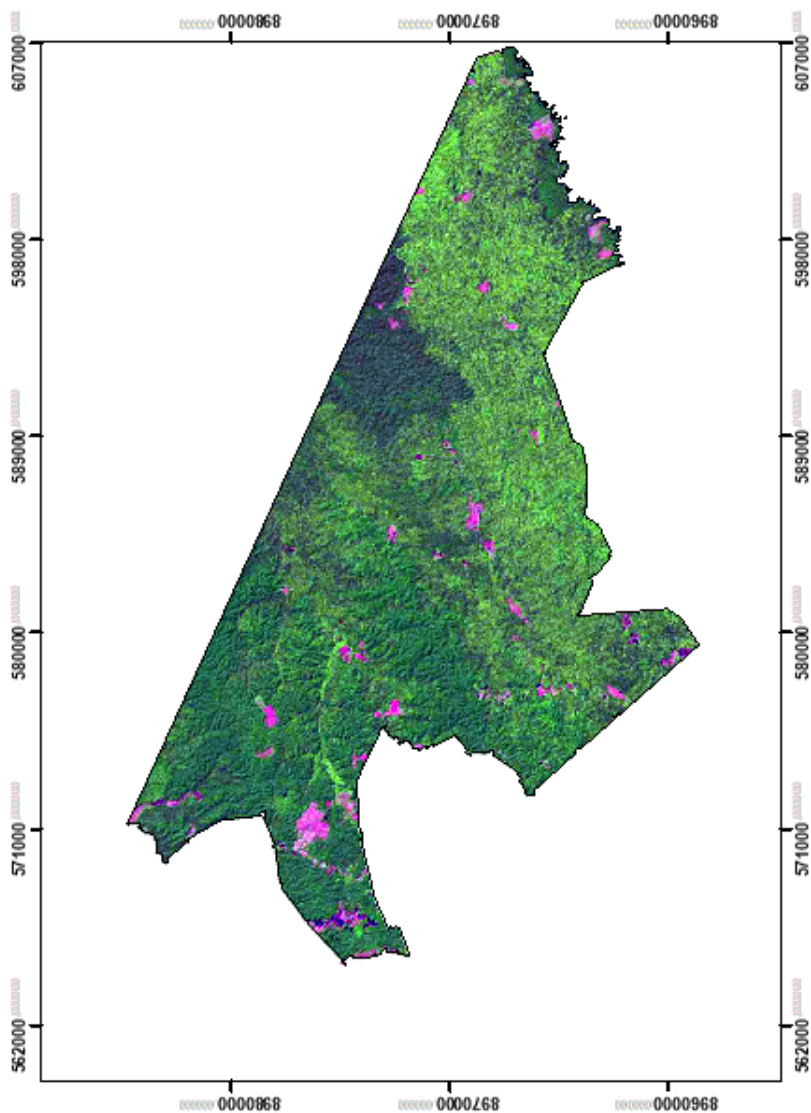
Anexo XX. Mapa do desvio-padrão da média da biomassa seca acima do solo (Mg ha^{-1}) na Floresta Estadual do Rio Liberdade (o desvio-padrão aumenta do verde para o vermelho).



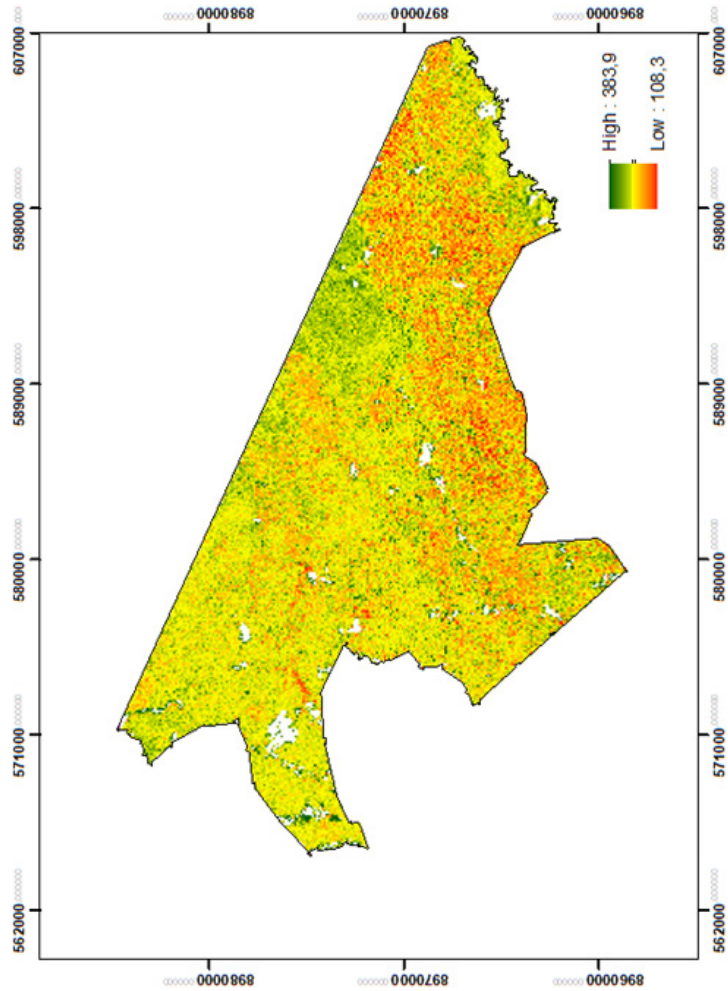
Anexo XXI. Mapa da distribuição de biomassa seca acima do solo da Floresta Estadual do Rio Liberdade em três classes de floresta: densa BSAS > 300 Mg ha⁻¹ (células verdes), transição de densa para aberta 200 < BSAS < 300 Mg ha⁻¹ (células amarelas) e aberta BSAS < 200 Mg ha⁻¹ (células vermelhas).



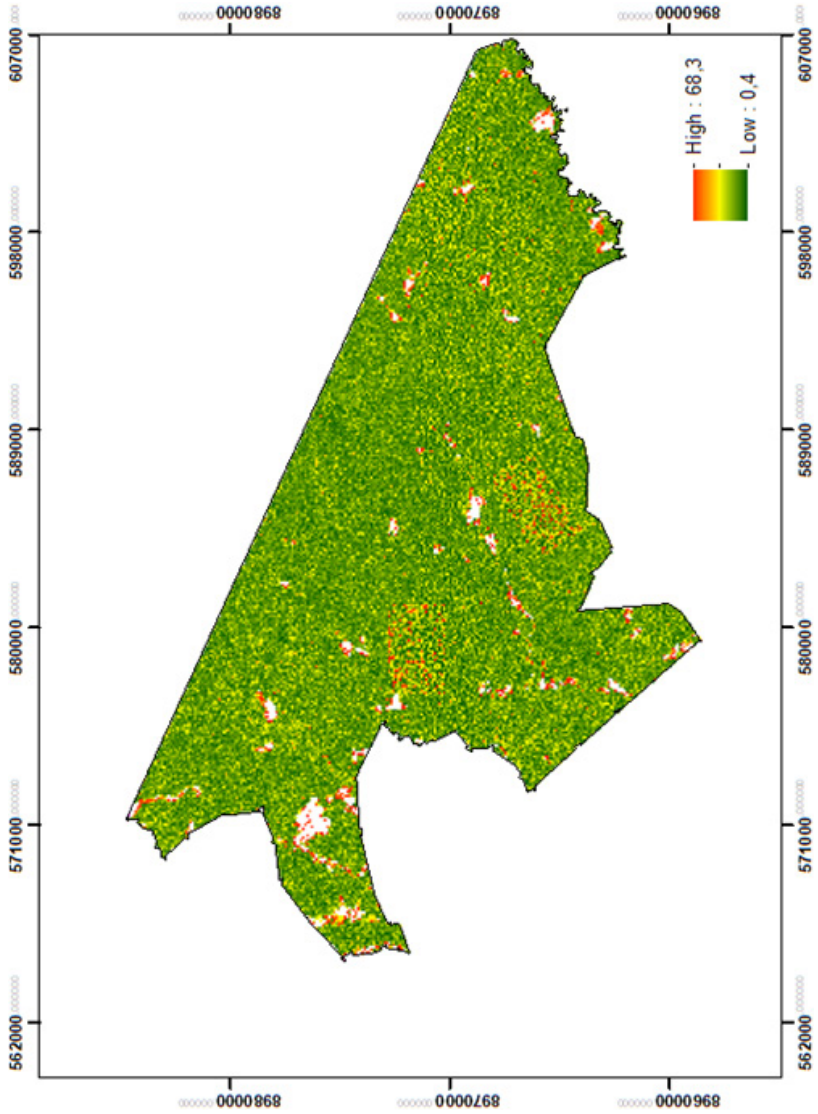
Anexo XXII. Composição RGB de imagem Landsat-8 OLI na Floresta Estadual do Antimary, mostrando áreas de floresta em diferentes tons de verde e áreas alteradas por pastagens e agricultura em rosa.



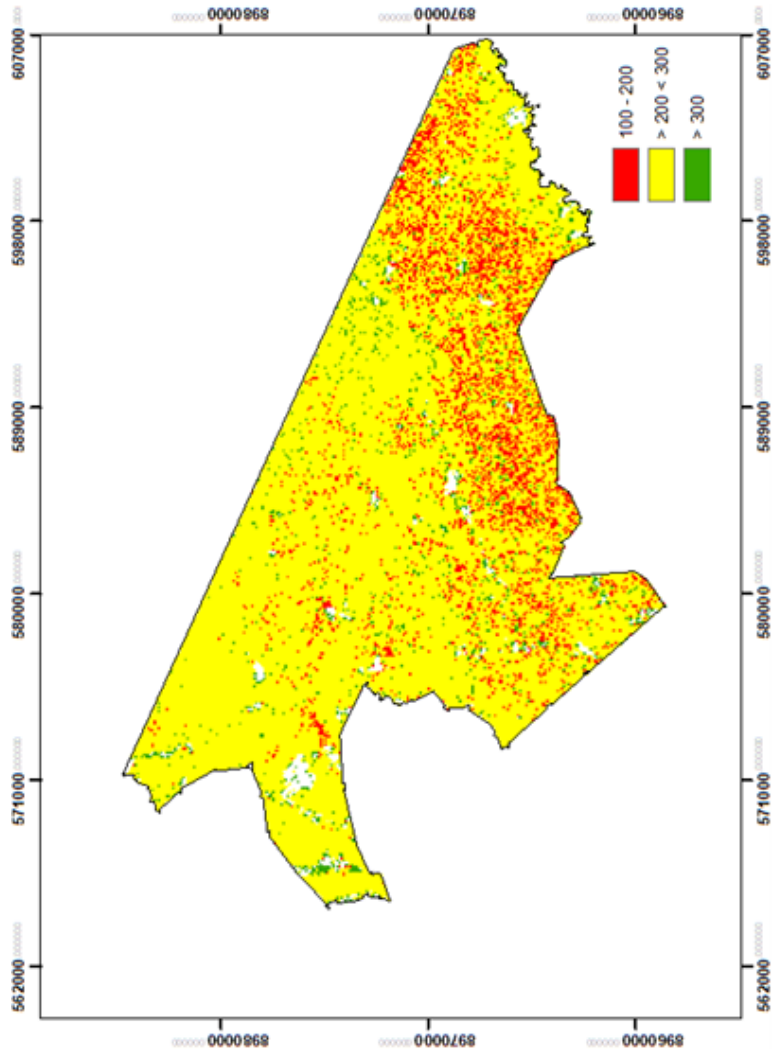
Anexo XXIII. Mapa das médias da distribuição da biomassa seca acima do solo (Mg ha^{-1}) na Floresta Estadual do Antimary, construído por meio do algoritmo Random Forest, tendo como dados de referência o modelo de BSAS produzido com os dados LiDAR e como variáveis preditoras imagens orbitais SRTM e Landsat-8 (a BSAS aumenta dos tons de vermelho para o verde e as células em branco no mapa de BSAS representam áreas alteradas por agricultura e pastagem).



Anexo XXIV. Mapa do desvio-padrão da média BSAS (Mg ha^{-1}) na Floresta Estadual do Antimário (o desvio-padrão aumenta do verde para o vermelho).



Anexo XXV. Mapa da distribuição de biomassa seca acima do solo da Floresta Estadual do Antimary em três classes de floresta: densa BSAS > 300 Mg ha⁻¹ (células verdes), transição de densa para aberta 200 < BSAS < 300 Mg ha⁻¹ (células amarelas) e aberta BSAS < 200 Mg ha⁻¹ (células vermelhas).



Anexo XXVI. Métricas dos modelos de biomassa seca acima do solo produzidos pelo algoritmo Random Forest.

FE Gregório

OUTPUT - MODEL SUMMARY

number_of_trees	150
number_of_internal_trees	150
model_size_in_bytes	1685307
min_depth	20
max_depth	20
mean_depth	20.0
min_leaves	748
max_leaves	987
mean_leaves	889.8600

OUTPUT - TRAINING_METRICS

model	drf-57e6d4e3-4030-4988-a9cf-8c3bbf521c3d
model_checksum	-616999510242309760
frame	FE_GREG_LiDAR_REF_Points_100.hex
frame_checksum	513967634356784512
description	Metrics reported on Out-Of-Bag training samples
model_category	Regression
scoring_time	1608147372874
predictions	.
MSE	2871.504849
RMSE	53.586424
nobs	1561
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.177235
mean_residual_deviance	2871.504849
mae	38.057362
rmsle	0.268466

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Gregório

OUTPUT - VALIDATION_METRICS

model	drf-57e6d4e3-4030-4988-a9cf-8c3bbf521c3d
model_checksum	-616999510242309760
frame	FE_GREG_LiDAR_REF_Points_100.hex
frame_checksum	513967634356784512
description	.
model_category	Regression
scoring_time	1608147372898
predictions	.
MSE	421.064047
RMSE	20.519845
nobs	1561
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.879354
mean_residual_deviance	421.064047
mae	14.718931
rmsle	0.139615

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Gregório

OUTPUT - CROSS_VALIDATION_METRICS

model	drf-57e6d4e3-4030-4988-a9cf-8c3bbf521c3d
model_checksum	-616999510242309760
frame	FE_GREG_LiDAR_REF_Points_100.hex
frame_checksum	513967634356784512
description	5-fold cross-validation on training data (Metrics computed for combined holdout predictions)
model_category	Regression
scoring_time	1608147372922
predictions	.
MSE	2825.412524
RMSE	53.154610
nobs	1561
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.190442
mean_residual_deviance	2825.412524
mae	37.843307
rmsle	0.265752

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Gregório

OUTPUT - CROSS-VALIDATION METRICS SUMMARY

	mean	sd	cv_1_valid	cv_2_valid	cv_3_valid	cv_4_valid	cv_5_valid
mae	37.85397	0.47012773	39.075928	37.93896	37.11829	37.62026	37.51640
mean_residual_deviance	2829.0056	37.417015	2860.1863	2862.031	2758.6929	2773.0042	2891.113
mse	2829.0056	37.417015	2860.1863	2862.031	2758.6929	2773.0042	2891.113
r2	0.1758560	0.06098653	0.208435	0.122074	0.270484	0.243040	0.035245
residual_deviance	2829.0056	37.417015	2860.186	2862.031	2758.692	2773.004	2891.113
rmse	53.18606	0.352244	53.48071	53.49795	52.52326	52.65932	53.76907
rmsle	0.26518214	0.012785904	0.235601	0.285347	0.278599	0.254094	0.272267

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Gregório

OUTPUT - VARIABLE IMPORTANCES

variable	relative_importance	scaled_importance	percentage
B6	89088144.0	1.0	0.1636
B7	82991048.0	0.9316	0.1524
B5	71923056.0	0.8073	0.1321
EVI	63528296.0	0.7131	0.1167
B2	59944236.0	0.6729	0.1101
B3	53365196.0	0.5990	0.0980
SRTM	51339552.0	0.5763	0.0943
B4	44708064.0	0.5018	0.0821
NDVI	27558892.0	0.3093	0.0506

FE Mogno

OUTPUT - MODEL SUMMARY

number_of_trees	150
number_of_internal_trees	150
model_size_in_bytes	1097917
min_depth	20
max_depth	20
mean_depth	20.0
min_leaves	327
max_leaves	792
mean_leaves	578.1800

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Mogno

OUTPUT - SCORING HISTORY

OUTPUT - TRAINING_METRICS

model	drf-52053b8e-64c1-401b-922f-9c743b05fa81
model_checksum	-1898150687330824192
frame	FE_MOG_LiDAR_BSAS_M25_Ref_Points_100_hex
frame_checksum	-8336741983796408320
description	Metrics reported on Out-Of-Bag training samples
model_category	Regression
scoring_time	1608149005332
predictions	.
MSE	1344.741185
RMSE	36.670713
nobs	1430
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.044688
mean_residual_deviance	1344.741185
mae	27.212105
rmsle	0.123440

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Mogno

OUTPUT - VALIDATION_METRICS

model	drf-52053b8e-64c1-401b-922f-9c743b05fa81
model_checksum	-1898150687330824192
frame	FE_MOG LiDAR BSAS M25 Ref Points 100.hex
frame_checksum	-8336741983796408320
description	.
model_category	Regression
scoring_time	1608149005364
predictions	.
MSE	296.540794
RMSE	17.220360
nobs	1430
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.789336
mean_residual_deviance	296.540794
mae	13.382962
rmsle	0.059367

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Mogno

OUTPUT - CROSS_VALIDATION_METRICS

model	drf-52053b8e-64c1-401b-922f-9c743b05fa81
model_checksum	-1898150687330824192
frame	FE_MOG_LiDAR_BSAS_M25_Ref_Points_100.hex
frame_checksum	-8336741983796408320
description	5-fold cross-validation on training data (Metrics computed for combined holdout predictions)
model_category	Regression
scoring_time	1608149005370
predictions	.
MSE	1341.401239
RMSE	36.625145
nobs	1430
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.047061
mean_residual_deviance	1341.401239
mae	27.218934
rmsle	0.123352

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Mogno

OUTPUT - CROSS-VALIDATION METRICS SUMMARY

	mean	sd	cv_1_valid	cv_2_valid	cv_3_valid	cv_4_valid	cv_5_valid
mae	27.213257	0.5173374	27.28693	27.8871	27.95321	27.00011	25.93892
mean_residual_deviance	1340.6836	72.74541	1343.9229	1509.985	1370.966	1276.415	1202.127
mse	1340.6836	72.74541	1343.9229	1509.985	1370.966	1276.415	1202.127
r2	0.0351825	0.0453240	0.0099236	0.080768	0.107887	0.052750	-0.075416
residual_deviance	1340.6836	72.74541	1343.9229	1509.985	1370.966	1276.415	1202.127
rmse	36.588665	0.9882482	36.659554	38.85853	37.02657	35.72695	34.67171
rmsle	0.12291393	0.00699573	0.12006575	0.141081	0.122634	0.119756	0.111031

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Mogno

OUTPUT - VARIABLE IMPORTANCES

variable	relative_importance	scaled_importance	percentage
SRTM	26566412.0	1.0	0.1573
B6	23262510.0	0.8756	0.1377
B5	21871002.0	0.8233	0.1295
B7	19890950.0	0.7487	0.1177
B3	18597058.0	0.7000	0.1101
B4	17246622.0	0.6492	0.1021
EVI	17022852.0	0.6408	0.1008
B2	16141299.0	0.6076	0.0955
NDVI	8332072.0	0.3136	0.0493

FE Liberdade

OUTPUT - MODEL SUMMARY

number_of_trees	150
number_of_internal_trees	150
model_size_in_bytes	2037870
min_depth	20
max_depth	20
mean_depth	20.0
min_leaves	797
max_leaves	1217
mean_leaves	1077.2866

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.**FE Liberdade****OUTPUT - TRAINING_METRICS**

model	drf-10869732-8852-466e-923a-5715fc572508
model_checksum	4317401983115581952
frame	FE_LIB_Lidar_Pontos_100_SR.hex
frame_checksum	-7092094328394535936
description	Metrics reported on Out-Of-Bag training samples
model_category	Regression
scoring_time	1608318281529
predictions	.
MSE	1299.252225
RMSE	36.045141
nobs	2014
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.310579
mean_residual_ deviance	1299.252225
mae	26.328596
rmsle	0.160082

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Liberdade

OUTPUT - VALIDATION_METRICS

model	drf-10869732-8852-466e-923a-5715fc572508
model_checksum	4317401983115581952
frame	FE_LIB_Lidar_Pontos_100_SR.hex
frame_checksum	-7092094328394535936
description	.
model_category	Regression
scoring_time	1608318281565
predictions	.
MSE	198.532981
RMSE	14.090173
nobs	2014
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.894653
mean_residual_deviance	198.532981
mae	10.552783
rmsle	0.068419

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Liberdade

OUTPUT - CROSS_VALIDATION_METRICS

model	drf-10869732-8852-466e-923a-5715fc572508
model_checksum	4317401983115581952
frame	FE_LIB_Lidar_Pontos_100_SR.hex
frame_checksum	-7092094328394535936
description	5-fold cross-validation on training data (Metrics computed for combined holdout predictions)
model_category	Regression
scoring_time	1608318281571
predictions	.
MSE	1322.173822
RMSE	36.361708
nobs	2014
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.298416
mean_residual_deviance	1322.173822
mae	26.311236
rmsle	0.162047

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Liberdade

OUTPUT - CROSS-VALIDATION METRICS SUMMARY

	mean	sd	cv_1_valid	cv_2_valid	cv_3_valid	cv_4_valid	cv_5_valid
mae	26.301638	0.34513018	25.952444	26.797316	26.587164	26.65514	25.516127
mean_residual_deviance	1320.738	66.09269	1341.3022	1412.9219	1322.7018	1382.083	1144.685
mse	1320.738	66.09269	1341.3022	1412.9219	1322.7018	1382.083	1144.685
r2	0.296502	0.0085630	0.2983323	0.2993989	0.2773214	0.314890	0.292568
residual_deviance	1320.738	66.09269	1341.3022	1412.9219	1322.7018	1382.083	1144.685
rmse	36.31823	0.9285601	36.623795	37.588852	36.36897	37.17638	33.8332
rmsle	0.161395	0.0084598	0.157653	0.173880	0.161924	0.172610	0.140907

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.**FE Liberdade****OUTPUT - VARIABLE IMPORTANCES**

variable	relative_importance	scaled_importance	percentage
SRTM_08	60010068.0	1.0	0.1609
B6	55971760.0	0.9327	0.1501
B7	45648652.0	0.7607	0.1224
B2	44010824.0	0.7334	0.1180
B3	43942540.0	0.7323	0.1178
B5	41290628.0	0.6881	0.1107
B4	32774008.0	0.5461	0.0879
EVI	32736094.0	0.5455	0.0878
NDVI	16545196.0	0.2757	0.0444

FE Antimary**OUTPUT - MODEL SUMMARY**

number_of_trees	150
number_of_internal_trees	150
model_size_in_bytes	2261547
min_depth	20
max_depth	20
mean_depth	20.0
min_leaves	926
max_leaves	1332
mean_leaves	1195.2866

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Antimary

OUTPUT - SCORING HISTORY

OUTPUT - TRAINING_METRICS

model	drf-e5e6b493-b4c5-4095-881d-1db56ca40f74
model_checksum	-4222116394725929472
frame	FEA_BSAS_Forest_Ref_Points_100_SR.hex
frame_checksum	2725417739143271936
description	Metrics reported on Out-Of-Bag training samples
model_category	Regression
scoring_time	1608293938218
predictions	.
MSE	3032.438683
RMSE	55.067583
nobs	2097
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.158452
mean_residual_deviance	3032.438683
mae	42.333728
rmsle	0.249728

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Antimary

OUTPUT - VALIDATION_METRICS

model	drf-e5e6b493-b4c5-4095-881d-1db56ca40f74
model_checksum	-4222116394725929472
frame	FEA_BSAS_Forest_Ref_Points_100_SR.hex
frame_checksum	2725417739143271936
description	.
model_category	Regression
scoring_time	1608293938256
predictions	.
MSE	450.315035
RMSE	21.220628
nobs	2097
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.875031
mean_residual_deviance	450.315035
mae	16.431613
rmsle	0.102598

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.**FE Antimary****OUTPUT - CROSS_VALIDATION_METRICS**

model	drf-e5e6b493-b4c5-4095-881d-1db56ca40f74
model_checksum	-4222116394725929472
frame	FEA_BSAS_Forest_Ref_Points_100_SR.hex
frame_checksum	2725417739143271936
description	5-fold cross-validation on training data (Metrics computed for combined holdout predictions)
model_category	Regression
scoring_time	1608293938274
predictions	.
MSE	3059.890430
RMSE	55.316276
nobs	2097
custom_metric_name	.
custom_metric_value	0
r2	0.150833
mean_residual_deviance	3059.890430
mae	42.573488
rmsle	0.251055

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.

FE Antimary

OUTPUT - CROSS-VALIDATION METRICS SUMMARY

	mean	sd	cv_1_valid	cv_2_valid	cv_3_valid	cv_4_valid	cv_5_valid
mae	42.50482	1.426407	41.99936	45.1134	40.622787	44.598785	40.18977
mean_residual_deviance	3050.9788	186.2544	3047.0054	3418.6387	2789.0364	3262.7163	2737.4966
mse	3050.9788	186.2544	3047.0054	3418.6387	2789.0364	3262.716	2737.496
r2	0.149908	0.050573	0.2208529	0.04335732	0.154790	0.099335	0.231206
residual_deviance	3050.978	186.2544	3047.0054	3418.6387	2789.0364	3262.7163	2737.496
rmse	55.18428	1.684249	55.199684	58.469128	52.81133	57.12019	52.32109
rmsle	0.250591	0.007544	0.248850	0.2475021	0.244420	0.2712240	0.240959

Continua...

Anexo XXVI. Continuação.**FE Antimary****OUTPUT - VARIABLE IMPORTANCES**

variable	relative_importance	scaled_importance	percentage
SRTM	172083888.0	1.0	0.2015
B5_SR	108841376.0	0.6325	0.1275
EVI	102628584.0	0.5964	0.1202
B4_SR	88487168.0	0.5142	0.1036
B6_SR	86329336.0	0.5017	0.1011
B7_SR	83498448.0	0.4852	0.0978
B2_SR	83029048.0	0.4825	0.0972
B3_SR	75878856.0	0.4409	0.0889
NDVI	53046800.0	0.3083	0.0621

Embrapa

Acre

Apoio



Governo do
estado do Acre



MINISTÉRIO DA
AGRICULTURA
E PECUÁRIA



CGPE 018467