

# 1 GeoABC e MapBiomas: Classificação dos Sistemas 2 Integrados de Produção em apoio ao monitoramento 3 da intensificação sustentável da agricultura brasileira

4 Patrick Kuchler <sup>1,3</sup>, Margareth Simões <sup>1,2</sup>, Agnès Bégué <sup>3</sup>, Rodrigo Ferraz <sup>2</sup>, Damien Arvor <sup>4</sup>

5 <sup>1</sup> Universidade do Estado do Rio de Janeiro UERJ/FEN/DESC/PPGMA (Programa de Pós Graduação em  
6 Meio Ambiente) ;

7 <sup>2</sup> Embrapa Solos – Centro Nacional de Pesquisa de Solos;

8 <sup>3</sup> CIRAD – UMR TETIS, Montpellier-Fr;

9 <sup>4</sup> Université de Rennes-Fr- CNRS- UMR LETG

10

11

Data de Envio à 3ª Edição do Prêmio MapBiomas: 10/01/2021

12

13

14

15

16

17

18

19

20

21

22

23

24

25

26

27

28

29

30

31

32

33

34

35

**Resumo Executivo:** O projeto GeoABC (Metodologias e Inovações Tecnológicas para o Monitoramento e o Planejamento da Agricultura de Baixa Emissão de Carbono em Apoio à Governança do Plano ABC), cooperação franco-brasileira financiada pela Capes/Coffecub, que deu origem a este estudo, teve como objetivo, avaliar métodos e técnicas inovadoras na área do Sensoriamento Remoto e integração de dados espaciais para a detecção de práticas de cultivo e sistemas de produção agrícola alinhados às políticas de baixa emissão de carbono na agricultura tais como: cultivo de grãos em plantio direto; integração lavoura-pecuária-floresta; sistemas agroflorestais. O propósito final foi disponibilizar uma metodologia de monitoramento do uso agrícola da terra que possa fornecer indicadores espaciais em apoio ao acompanhamento e governança do Plano ABC – Plano Setorial de Mitigação e de Adaptação às Mudanças Climáticas Visando à Consolidação de uma Economia de Baixa Emissão de Carbono na Agricultura ([www.agricultura.gov.br](http://www.agricultura.gov.br)). Em escala sub-regional, objetivou-se desenvolver métodos integrados para monitorar a evolução e transformação das paisagens por conta da adoção dos sistemas sustentáveis, com ênfase nos sistemas integrados de produção (ILP – Integração Lavoura Pecuária), tendo em vista que ainda não existe um Programa com metodologia robusta que permita mapear/monitorar as áreas com introdução de sistemas integrados (SI) de produção agropecuária. Assim sendo, um dos objetivos do estudo foi incluir a classificação de *sistemas de produção agrícolas* relativos à intensificação sustentável da agricultura: *do duplo cultivo à Integração Lavoura Pecuária (ILP)* à classificação do MapBiomas. Visando atingir este objetivo, foram desenvolvidos algoritmos no ambiente *Google Earth Engine* (GEE) para proceder-se uma classificação baseada em Aprendizado de Máquina (AM), mais especificamente utilizando-se o classificador Random Forest (RF), através de uma estrutura hierárquica de classes de agropecuária (generalização-especificação) aplicadas às áreas mapeadas pela coleção 5 do Mapbiomas como agropecuária/agricultura/lavoura temporária/soja no estado do Mato Grosso.

36

37

38

39

**Palavras Chave:** Agricultura sustentável, Agricultura de Baixa Emissão de Carbono, Plano ABC, mitigação das mudanças climáticas, Sensoriamento Remoto, Uso da Terra pelo MapBiomas, integração lavoura-pecuária, ILP, Big Earth Data, Machine Learning, GEE

40

## 1. Introdução

41

42

43

44

As projeções globais da FAO para 2050 indicam que a população mundial ainda vai crescer nas próximas décadas e que a produção agrícola mundial terá de aumentar cerca de 70% em relação à produção de 2005 para atender a demanda crescente por alimentos. Considerando a pouca disponibilidade de áreas agricultáveis para a expansão da agricultura, as projeções apontam que

45 cerca de 80 % do aumento da produção agrícola para atender à esta demanda terá que ocorrer através  
46 do aumento da produtividade e/ou da intensificação dos sistemas de produção [1].

47 Considerando-se a perspectiva de mudanças climáticas globais com consequências diretas para  
48 a agricultura mundial, um cenário de incertezas se estabelece, provindo grandes ameaças para a  
49 estabilidade da produção e segurança alimentar a nível global e dos países produtores. Os cenários  
50 sinalizam um panorama de aumento das pressões ambientais, aumento do desmatamento, aumento  
51 da emissão de gases de efeito-estufa, sobre-exploração dos recursos hídricos, degradação da  
52 qualidade da água e do solo, perda de áreas produtivas, além da forte competição pela terra e  
53 aumento da concorrência entre os países produtores.

54 Assim, o grande desafio que se coloca, para os países produtores, consiste na necessidade de  
55 aumentar a produção agrícola de forma sustentável, evitando o desmatamento, intensificando os  
56 sistemas de produção e ao mesmo tempo diminuindo as emissões de gases de efeito-estufa.

57 Caminhando neste sentido, por ocasião da Convenção da ONU sobre o Clima ocorrida em  
58 Dezembro de 2009 em Copenhague, Dinamarca, o Brasil assumiu junto à comunidade internacional  
59 uma medida voluntária de redução das emissões de GEE na ordem de 36,1% e 38,9%, definindo metas  
60 de redução para cada setor da economia brasileira. Cumprindo o compromisso assumido, o país no  
61 mesmo ano sancionou a Política Nacional de Mudança do Clima e o Fundo Nacional de Mudança do  
62 Clima (Fundo Clima) para ações de adaptação e mitigação.

63 No setor agrícola, o Plano Setorial de Mitigação e de Adaptação às Mudanças Climáticas  
64 Visando à Consolidação de uma Economia de Baixa Emissão de Carbono na Agricultura (Plano ABC)  
65 - instituído pelo decreto Nº 7.390, 9 de dezembro de 2010 - tem o objetivo de garantir e incentivar a  
66 adoção de práticas de manejo que reduzam a emissão dos gases de efeito-estufa. O Plano ABC  
67 constitui uma política de estado explícita para a redução das emissões de carbono, sem igual no  
68 mundo, tanto por seu alcance paradigmático, metas estabelecidas, como em investimentos públicos.

69 Entretanto, uma década após o lançamento do plano ABC, o desafio ainda consiste em criar  
70 mecanismos eficientes para o monitoramento destas iniciativas. Como concluiu o estudo “A  
71 Governança do Plano ABC”, produzido pelo Centro de Agronegócio (GVAgro) da FGV, São Paulo,  
72 a ausência de instrumentos para acompanhar a aplicação de recursos e monitorar as metas de  
73 mitigação de gases geradores do efeito estufa no setor tem causado sérios problemas de governança  
74 para o referido plano. Hoje a estimativa de implantação destes sistemas é feita por levantamentos  
75 custosos em tempo e recursos, como o levantamento realizado pela Gil [2], que por meio de  
76 entrevistas de 134 produtores e especialistas em um período de 6 meses, extraiu onde já havia  
77 implementação dos SIs nos municípios do estado do Mato Grosso (MT) para o ano safra de 2012/2013.  
78 Outro estudo, realizado pela *Klefman Group* que em 2017 gerou o relatório ILPF em números [3], que  
79 por meio também de entrevistas via telefone, realizou um inventário por estados dos SIs já  
80 implantados, um levantamento que requer um enorme trabalho de coleta de dados. Estes estudos são  
81 baseados em metodologias que dificultam o acompanhamento dinâmico e eficaz da implantação dos  
82 SIs. O acompanhamento destas dinâmicas são fundamentais para a compreensão e planejamento da  
83 evolução da agropecuária brasileira, além de possibilitar o diagnóstico do cumprimento das metas  
84 de redução de emissões de GEE estabelecidas pelo Brasil [4,5].

85 Face a esta evidência, este estudo, parte integrante do projeto GeoABC, visa dar início a uma  
86 linha de pesquisa científica para avaliar métodos e inovações tecnológicas para contribuir no  
87 desenvolvimento de protocolos metodológicos para o monitoramento da Agricultura de Baixa  
88 Emissão de Carbono em apoio à governança do Plano ABC através do uso de técnicas de  
89 Sensoriamento Remoto.

90

### 91 1.1. Posicionamento Internacional do projeto

92 O grupo dos 20 países mais desenvolvidos do mundo (G20) lançou, em junho de 2011, o “*Global*  
93 *Agricultural Geo-Monitoring*” (GEOGLAM) e o *Agricultural Market Information System* (AMIS), que  
94 constituem sistemas de informação estratégica para se buscar a estabilização de mercados e  
95 transparência no aumento da produção agrícola. Deste modo, a comunidade GEO (*Group on Earth*

96 *Observation*) foi convidada a participar da formulação e proposição do GEOGLAM com o objetivo  
97 de melhorar as previsões mundiais de produção agrícola que são dados de entrada para o AMIS. O  
98 GEO foi lançado em 2002 (África do Sul), como uma parceria voluntária de governos e organizações  
99 internacionais com o objetivo de apoiar à gestão sustentável dos recursos naturais com sensoriamento  
100 remoto e buscar a construção de *Global Earth Observation System of Systems* (GEOSS).

101 Este estudo está alinhado com os objetivos do Projeto aprovado pelo Programa Quadro da  
102 Comissão Europeia, com participação do CIRAD (*La recherche agronomique pour le développement*) e  
103 colaboração da Embrapa e UERJ (Universidade do Estado do Rio de Janeiro), o chamado SIGMA  
104 Project – “*Stimulating Innovation for Global Monitoring of Agriculture and its Impact on the Environment*  
105 *in support of GEOGLAM*”. O objetivo foi contribuir para o estabelecimento de um sistema global de  
106 monitoramento da agricultura e de observação e avaliação dos impactos ambientais das áreas  
107 agrícolas. O foco do SIGMA foi o monitoramento da intensificação e expansão da área de produção  
108 agrícola. O SIGMA é parceiro do JECAM (*Joint Experiment for Crop Assessment and Monitoring*) que  
109 constitui uma rede de sítios de estudo de caso definidos pela comunidade GEOGLAM  
110 <[www.jecam.org](http://www.jecam.org)>, em diversos países do mundo, como: China (IRSA); França/Bélgica (UCL);  
111 Argentina (INTA); Ucrânia (SRI); Rússia (IKI); Vietnã, Burkina Faso, Tanzânia, Etiópia,  
112 Madagascar, e Brasil.

### 114 1.2. Posicionamento Nacional do Projeto

116 No contexto nacional, o projeto está alinhado com a Política Nacional de Mudanças do Clima  
117 que visa a edificação de uma economia nacional de baixa emissão de carbono, mais especificamente  
118 ao Plano Setorial de Mitigação e de Adaptação às Mudanças Climáticas Visando à Consolidação de  
119 uma Economia de Baixa Emissão de Carbono na Agricultura (Plano ABC) - instituído pelo decreto  
120 Nº 7.390, 9 de dezembro de 2010.

121 No contexto político, as metodologias desenvolvidas pela linha de pesquisa permitirão fornecer  
122 métricas espaço-temporais capazes de responder a questões essenciais da governança do Plano ABC  
123 para o mapeamento do ILP. No contexto científico, os métodos subsidiarão estudos sobre a dinâmica  
124 de uso da terra relacionada com a adoção de sistemas de produção agrícola de baixa emissão de  
125 carbono e a efetiva mitigação das emissões de GEE no contexto das mudanças climáticas em curso,  
126 contando com uma parceria com a Rede ILPF, que além do objetivo de acelerar uma ampla adoção  
127 das tecnologias de ILPF, já conta com diversas unidades de Pesquisa da Embrapa espalhadas por  
128 todo o território nacional.

### 130 1.3. Sensoriamento Remoto e monitoramento agrícola

132 Embora haja consenso na comunidade científica sobre a necessidade de se caracterizar os  
133 sistemas de produção agrícola em escala regional, existem poucos exemplos a este respeito na  
134 literatura especializada. Bégue et al. [6], em uma extensa revisão bibliográfica sobre o tema, aponta  
135 que menos de 10% das publicações sobre sensoriamento remoto se concentram nas práticas agrícolas  
136 e a grande maioria destas publicações são experimentos exploratórios focados em áreas específicas  
137 em escala local, apontando uma grande dificuldade de obter produtos derivados de sensoriamento  
138 remoto em escala regional. Mapas agrícolas continentais, como os sistemas agrícolas da FAO [7], ou  
139 os mapas FEWSnet de agricultura de subsistência para a África [8], são derivados principalmente de  
140 mapas de cobertura da terra, em amplas escalas e fazem pouco uso de dados de sensoriamento  
141 remoto. Leenhardt et al. [9] revisaram trabalhos e mapas de sistemas de produção agrícola em escala  
142 regional e concluíram que todos os resultados são muito pouco claros, para a maioria das regiões do  
143 mundo. Assim, a evolução da tradicional cobertura da terra para mapas de uso da terra e,  
144 posteriormente, para mapas de sistemas de produção agrícola, requer o processamento de novos  
145 dados, implementando novos métodos e, acima de tudo, uma maior integração entre disciplinas de  
146 investigação científica [10]. A contribuição do sensoriamento remoto para o mapeamento de sistemas

147 de produção agrícola é fragmentada e diversificada. O primeiro critério para descrever um sistema  
148 de produção agrícola é o tipo de cultura dominante e, eventualmente, a sucessão de culturas.

149 A integração das áreas de *Big Data* e sensoriamento remoto está revolucionando e imprimindo  
150 uma variedade de possibilidades para o mapeamento de uso e ocupação do solo [11]. Estas  
151 abordagens, cada vez mais acessíveis, a exemplo do *Google Earth Engine* (GEE), possibilitam a partir  
152 de uma interface de programação o acesso a um catálogo de petabytes de imagens de satélite e a  
153 possibilidade de utilização da estrutura computacional da Google para o processamento paralelo em  
154 nuvem desta massa de dados [12]. Este novo paradigma no processamento de dados espaciais reúne  
155 as condições de suprir limitações, onde apenas pequenas áreas são testadas para a confecção  
156 metodológica de mapeamento, situação apontada como uma grande lacuna entre os resultados  
157 científicos e o uso operacional dos dados de observação da Terra.

158 O GEE vem ganhando destaque na área de sensoriamento remoto e diferentemente do cenário  
159 global Taminina et al. [13], aponta que a maioria dos artigos que utilizam a plataforma GEE são  
160 destinados ao mapeamento agrícola. Eles avaliaram um total de 349 artigos revisados por pares,  
161 publicados em 146 periódicos diferentes entre 2010 e outubro de 2019. A grande maioria dos artigos  
162 utilizaram imagens multi-temporais em escalas regionais e até globais, porém ainda com grande  
163 limitação nos cultivos sequenciais e nenhum com o foco nos sistemas integrados. No Brasil, uma  
164 importante iniciativa, realizada por uma rede colaborativa de especialistas, o Projeto de Mapeamento  
165 Anual da Cobertura e Uso do Solo do Brasil (MapBiomias), utiliza imagens Landsat [14] baseada em  
166 *Big Earth Observation Data* utilizando o GEE, o que possibilitou de forma inédita, mapear 33 anos de  
167 todo o território nacional em 30 metros de resolução. Dentre os 6 grandes grupos de classes, o  
168 MapBiomias conta com classes específicas do setor da agropecuária, que são subdivididos em níveis  
169 subsequentes até atingir na base da estrutura hierárquica as classes de soja, cana-de-açúcar e outras  
170 culturas temporárias (Figura 02).

171 O MapBiomias vem a cada ano publicando novidades, aprimorando sua metodologia com mais  
172 níveis hierárquicos para cada classe e já é consolidado como uma importante fonte de dados e  
173 informações da mudança de uso e ocupação do solo de todo o território nacional, sendo talvez o mais  
174 completo na área agrícola a nível nacional. Uma lacuna ainda existente no grupo da classe  
175 agropecuária, é referente ao mapeamento dos sistemas complexos, ou seja, os cultivos sequenciais,  
176 que consistem em colher mais de uma safra em um mesmo ano. Em áreas com condições climáticas  
177 favoráveis, é possível duas ou até 3 colheitas [15]. Estes sistemas são amplamente difundidos no  
178 Brasil, principalmente no eixo centro-norte de produção de soja e é a principal estratégia da  
179 intensificação da agricultura. Os SI fazem parte da lógica de cultivos sequenciais, porém com uma  
180 complexidade adicional, pois apresentam mais elementos, como é o caso da pastagem e/ou da floresta  
181 plantada. Assumindo protagonismo com este tipo de investigação, o Brasil conduziu diversos  
182 estudos para o mapeamento de cultivos sequenciais [16–23], porém para o mapeamento dos SI,  
183 apenas dois estudos que utilizam pequenas áreas no estado do Mato Grosso (MT) foram testados  
184 [24,25]. Camara et al., [26] questionam e apontam que mesmo com uma quantidade massiva de  
185 dados de satélite disponíveis, apenas uma pequena fração destes é efetivamente usada para as  
186 pesquisas científicas e aplicações operacionais, onde os resultados publicados são baseados em  
187 experimentos feitos em pequenos conjuntos de dados e pequenas porções de terra, não sendo testados  
188 e validados adequadamente. Corroborando com esta afirmativa, Bégué et al., [6] conclui que a grande  
189 maioria das pesquisas em sensoriamento remoto na agricultura é realizada em escala local, limitadas  
190 principalmente pela infraestrutura, capacidade de processamento e pela necessidade de aquisição  
191 extensiva de dados de campo para classificação supervisionada. Faz-se necessário, portanto, levantar  
192 a questão da reprodutibilidade dos métodos e a capacidade de se desenvolver um estudo em escala  
193 regional, o que gera uma grande lacuna entre os estudos acadêmicos e a real aplicação na gestão  
194 pública.

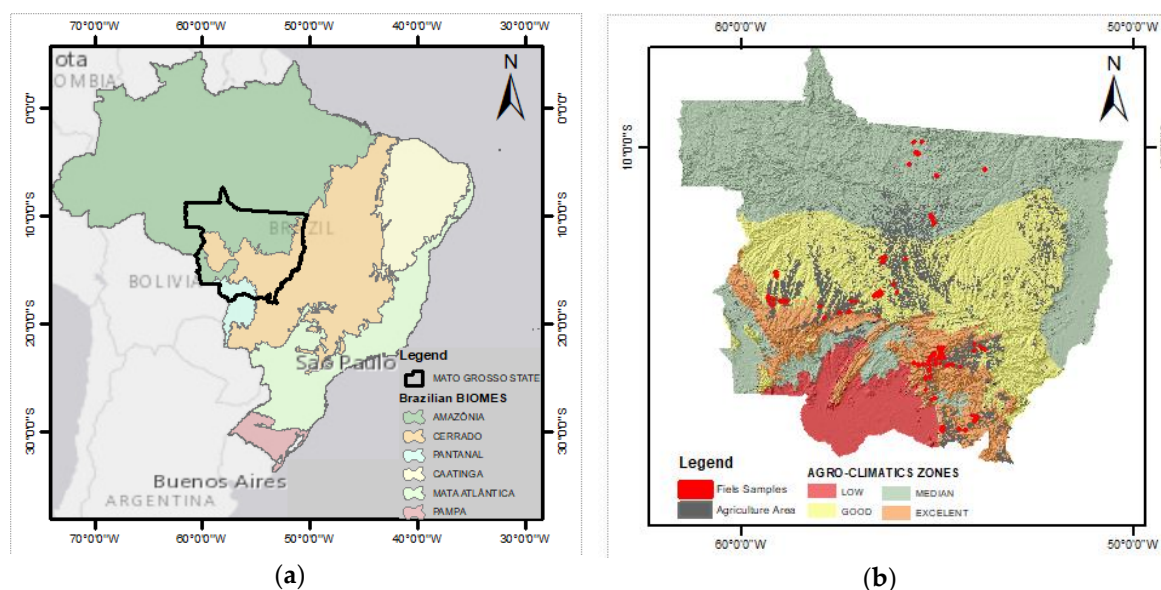
195 Nossa proposta é a continuidade da metodologia e da estrutura hierárquica de classificação do  
196 projeto MapBiomias a fim de compor um protocolo de monitoramento dos sistemas integrados  
197 preconizados no plano ABC. Nossa proposição é de que partindo dos resultados da coleção 5.0 do  
198 MapBiomias, utilizando séries temporais em conjunto com algoritmos de aprendizagem de máquina

199 somos capazes de detectar os Sistemas Integrados do tipo iLP, viabilizado pela computação em  
 200 paralelo nas nuvens dentro do conceito de *Big Earth Observation Data* implementado no GEE.  
 201 Acreditamos na possibilidade de criação de uma metodologia eficaz, que possa compor o produto do  
 202 MapBiomass, viabilizada pela junção destas áreas de conhecimento para o mapeamento de sistemas  
 203 complexos em grandes áreas. Como ponto de partida realizamos o mapeamento no estado do Mato  
 204 Grosso.

## 205 2. Materiais e Métodos

### 206 2.1. Área de Estudos

207 O Mato Grosso (MT) é o terceiro maior estado do Brasil e apresenta uma grande variabilidade  
 208 de ambientes, contendo três biomas: Amazônia, Cerrado e Pantanal, além de uma sensível variedade  
 209 de climas. Prevalece o clima tropical super-úmido de monção, com alta pluviosidade (2.000mm  
 210 anuais); e o tropical, com chuvas de verão e inverno seco com pluviosidade excedendo a média anual  
 211 de 1.500mm [27]. A distribuição espaço-temporal dos atributos climáticos no estado estão em grande  
 212 parte associados os fenômenos “ENSO” (El-Niño – Oscilação Sul); a Zona de convergência do  
 213 Atlântico Sul (ZCAS) e a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) [28] (Figura 01).



217 **Figura 1.** Localização e apresentação da área de estudos: (a) Localização do estado do Mato Grosso e  
 218 sua diversidade de biomas; (b) Apresentação da diversidade climática expressa nas regiões de aptidão  
 219 agroclimáticas, além das áreas de agricultura do estado e em Vermelho as áreas onde foram coletadas  
 220 amostras para o referido trabalho

221 O Mato Grosso é um dos principais produtores nacionais de gado e soja e o seu modelo  
 222 expansionista tem sido frequentemente criticado por seus impactos sobre os recursos ambientais,  
 223 especialmente as florestas tropicais [29] e nas savanas neotrópicas brasileiras que têm no cerrado um  
 224 *hotspot* mundial para a conservação da biodiversidade [30].

225 Segundo dados da pesquisa agrícola municipal, IBGE [31], na produção agrícola de 2019, 95%  
 226 das áreas agrícolas do Estado corresponderam a produção de 3 principais culturas: Soja com 58,47%,  
 227 milho com 30,22% e algodão com 6,65%, culturas estas, que em sua grande maioria estão associadas  
 228 a cultivos sequenciais. A exemplo do caso do cultivo do milho, menos de 1% foi produzido em  
 229 primeira safra em 2019, o que sugere o cultivo sequencial da soja. Dados do 10º Levantamento da  
 230 Safra de Grãos 2019/20 da Conab (Companhia Nacional de Abastecimento) publicados em 2020 [32],  
 231 apontam pela nona vez seguida o Estado do Mato Grosso como o maior produtor de grãos do país.

232 Em paralelo, o relatório anual da SEEG (Sistema de Estimativas de Emissões e Remoções de Gases de  
233 Efeito Estufa) para o ano de 2019, aponta que o MT continua liderando nos últimos 10 anos como  
234 sendo o Estado com maior taxa de emissão de GEE no setor da agropecuária, representando 73% das  
235 emissões provenientes do gado de corte, 6% proveniente do uso de fertilizantes, 6% do cultivo da  
236 soja e 15% referente às demais fontes [33]. Por ser um Estado repleto de contradições, seja na grande  
237 contribuição para a balança comercial brasileira, seja nos diversos impactos ambientais e sociais, o  
238 MT apresenta grande relevância para o desenvolvimento de sistemas produtivos que compatibilizem  
239 as esferas econômicas, sociais e ambientais, ou seja, oportunidades para a implantação dos SIs.

240 O estado possui a maior área de SIs implementados, onde o ILP representa entre 83% – 89%  
241 entre todos os sistemas, com 1.501.016 hectares implementados para o ano safra de 2015/2016  
242 segundo pesquisas realizadas por entrevistas [2,3].

243 Além da grande sensibilidade que o estado apresenta, conforme exposto acima, a escolha do  
244 estado permitiu testar a robustez do método, uma vez que apresenta grande variabilidade entre  
245 ambientes, principalmente nas condições específicas de precipitação, que vão influenciar as janelas  
246 de plantio/colheita, assim como a resposta espectral das diferentes STIS.

## 247 2.2. Dados de observação da Terra e processamento

248 Para o mapeamento do cultivo sequencial por dados de observação da Terra, não há a  
249 possibilidade de utilização de uma única imagem, necessitando abordagens metodológicas baseadas  
250 nas séries temporais de imagens de satélite (STIS), uma vez que estas capturam a complexidade e a  
251 dinâmica de mudanças da superfície terrestre [34]. As STIS baseiam-se na possibilidade de um  
252 mesmo local ser revisitado diversas vezes ao longo de um mesmo ano. Estes sensores imageadores  
253 registram as características da vegetação em momentos distintos, proporcionando, assim, uma  
254 profundidade na dimensão temporal. Como discutem Gómez et al. [35], em revisão sobre o tema, as  
255 STIS possibilitam, por meio de curvas de índices de vegetação, a reconstrução de todo o ciclo  
256 fenológico da vegetação (variação sazonal da vegetação), o que permite uma maior compreensão dos  
257 sistemas agrícolas complexos. O MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) vem sendo  
258 utilizado com êxito para o mapeamento de grandes áreas, especialmente nos EUA [36,37], China  
259 [15,38] e Brasil para mapeamento de cultivo único e duplo cultivo e mapeamento de culturas [16–25]

260 Existem diversas abordagens para a utilização de STIM no mapeamento de sistemas de cultivos.  
261 Segundo Gomez, et al. [35], na grande maioria dos estudos, é selecionada somente um índice de  
262 vegetação (por exemplo, NDVI ou EVI), suavizados por algoritmos de pré-processamento para filtrar  
263 ruído temporal (geralmente relacionado à condições atmosféricas), principalmente em regiões com  
264 significativa nebulosidade, como é o caso da região amazônica [39,40]. Outros estudos, afim de  
265 reduzir a dimensionalidade de variáveis de entrada de um classificador, extraem atributos  
266 fenológicos destas curvas após o processo de filtragem e utilizam como entrada de classificadores  
267 para discriminar classes de uso do solo, geralmente classes de agricultura [18,41,42]. Um estudo  
268 conduzido por Picoli et al. [21] no MT utilizando dados MODIS para a detecção de cultivos  
269 sequenciais tradicionais, considerou que classificadores avançados baseados em aprendizagem de  
270 máquina são capazes de lidar com dados ruidosos, desde que utilizada a maior dimensionalidade  
271 possível. Chen et al., [18] que utilizou métricas fenológicas e suavização de curvas já havia  
272 questionado o quanto estes processos mascara valores originais das STIM, podendo diminuir a  
273 acurácia da classificação. Nesta direção, no intuito de avaliar se o resultado encontrado por Picoli et  
274 al. [21] se aplica aos sistemas complexos como o ILP, realizamos em outra oportunidade um  
275 experimento focado nesta classe em uma região do norte do MT, onde avaliamos 05 *datasets* que  
276 continham descritores referentes às bandas espectrais, aos índices de vegetação, e as métricas  
277 fenológicas extraídas do software TIMESAT [43], além de um *dataset* que continham a junção destes  
278 descritores, comparando 05 diferentes *datasets* com níveis de pré-processamento diferenciados. Neste  
279 estudo também foi avaliada a acurácia do *Random Forest* (RF) e *Support Vector Machine* (SVM) em cada  
280 um dos *datasets*. Como resultado, o f-score mais alto para a classe ILP foi alcançado utilizando o RF  
281 aplicado a STIM com maior dimensionalidade, sem a etapa de filtragem e sem a utilização dos  
282 atributos fenológicos. Os detalhes do estudo são encontrados em Kuchler, et al. [25].

283 Utilizamos o produto MOD13Q1 da NASA dos anos de 2012 a 2019. Este produto tem um  
284 intervalo de imagens a cada 16 dias com resolução espacial de 250 metros. Seguindo as orientações  
285 de Picoli e Kuchler [21,25], foi selecionado o sensor Terra nos índices de vegetação EVI, NDVI além  
286 das bandas NIR, MIR e SWIR, totalizando uma dimensionalidade temporal de 92 imagens por  
287 ponto/órbita/ano. Considerando a necessidade de 6 cenas para cobrir a totalidade do MT, para cada  
288 um dos 7 anos um total de 552 imagens foram processadas.

### 289 2.3. Abordagem de classificação

290 A abordagem deste estudo foi baseada na utilização de técnicas de aprendizado de máquina,  
291 realizada em computação em nuvem para o mapeamento anual, onde cada mapa representa o  
292 sistema de sucessão de culturas de um ano-safra inteiro. Utilizamos o classificador RF [44] aplicando  
293 100 árvores aleatórias, associado a um *dataset* de aprendizagem/validação contendo  
294 aproximadamente 25,000 *pixels*. A Plataforma utilizada foi o *Google Earth Engine*, que consiste em um  
295 catálogo de dados prontos para análise com processamento em nuvem de alto desempenho acessado  
296 e controlado por meio de uma API (interface de programação de aplicativos) acessível pela Internet  
297 [12]. Foi aplicada uma estrutura hierárquica, uma vez que os cultivos sequenciais, mesmo ainda  
298 sendo um desafio, já são bastante estudados, resolvemos focar nos sistemas complexos como o iLP.  
299 A estrutura hierárquica foi composta por 04 níveis apresentados abaixo, dando sequência a estrutura  
300 já existente na versão 5 do MapBiomias:

- 301
- 302 • Nível 0: Neste primeiro nível foi aplicada uma máscara à classe Soja do produto MapBiomias  
303 coleção 5.0;
- 304 • Nível 1: No segundo nível foi realizada uma classificação binária, contendo a classe (SC) que  
305 representa a soja em sistema solteiro e a classe (DC) que representa a sucessão de qualquer outro  
306 tipo de cultura após a Soja;
- 307 • Nível 2: Para o terceiro nível, o universo de mapeamento foi isolado à classe DC mapeada no  
308 nível anterior, que foi estratificada nos três sistemas mais usuais do estado, ou seja, soja em  
309 sucessão com algodão (SA), soja em sucessão com milho, milheto, sorgo ou girassol (SCe) e a  
310 soja com a braquiária, com ou sem a presença do milho, milheto ou girassol (ILP);
- 311 • O quarto nível é composto pela classe ILP1, que representa a pastagem em sucessão da soja e a  
312 classe ILP2 que representa a pastagem em sucessão da soja consorciada com o milho.

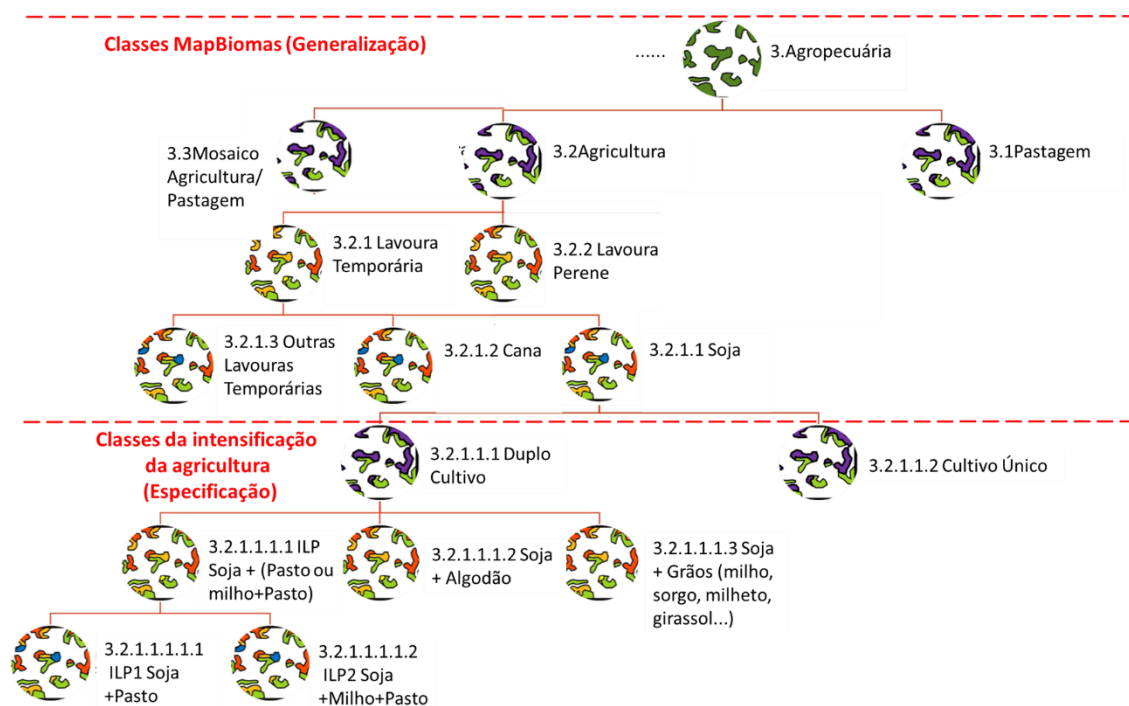
313

314 A figura 2 apresenta o esquema hierárquico aplicado na classificação.

315

316





317 **Figura 2.** Esquema hierárquico que representa a estrutura em níveis de classificação

318

319 A estratégia de classificação é uma etapa crucial para o alcance de bons resultados, assim como  
 320 a escolha de uma boa estratégia de construção da base de aprendizagem de um modelo de  
 321 classificação baseado em aprendizagem de máquina.

322

323

#### 324 2.4. Estratégias para a construção da base de aprendizagem

325










326 A grande maioria dos estudos utilizam classificadores supervisionados, necessitando grande  
 327 volume de dados de terreno, se tornando talvez o maior desafio para mapeamento em grande escala  
 328 [6,45]. Quando os estudos de mapeamento de uso do solo aplicam seus métodos em grandes porções  
 329 de terra, diversas estratégias para compor uma base de amostras de campo são aplicadas. Para o  
 330 mapeamento de classes estáveis que sofrem pouca variação intra-anual, como é caso de culturas  
 331 perenes e vegetação natural, alguns estudos desenvolvem uma metodologia de interpretação visual  
 332 em imagens de mais alta resolução espacial para coleta de amostras [14,46]. Como exemplo, o projeto  
 333 “Rally da Pecuária” realiza coletas em campo de amostras para caracterizar a atividade pecuária em  
 334 algumas regiões do Brasil. Para o mapeamento das pastagens no Brasil Parente et al. [47,48], usam  
 335 um misto de dados coletados por estas grandes incursões com dados interpretados visualmente. Para  
 336 sistemas de cultivo sequencial, existe ainda a composição de bases de terreno que contam com  
 337 entrevistas a produtores, cooperativas em conjunto com dados coletados em trabalho de campo  
 338 [16,18,20,21,25,49]. A estratégia de coleta de dados de campo via entrevista com produtores da região  
 339 se torna eficaz, uma vez que para os cultivos sequenciais, a visita feita em somente uma data não  
 340 possibilita a identificação do sistema anual de produção, visto que na maioria dos estudos, mesmo  
 341 esta estratégia é limitada, por não conseguir de forma robusta, colecionar uma quantidade  
 342 significativa de amostras para mapeamento de grandes áreas e principalmente em classes pouco  
 343 representadas, como é o caso dos SIs. A exemplo, Manabe et al. [24] coleta em suas entrevistas e  
 344 visitas ao campo, amostras de SIs em três municípios do estado do MT., Já Chen et al. [50], utiliza 20  
 345 amostras de 1 município do estado, que é replicada para toda a sua dimensão.

346 No nosso caso as amostras foram coletadas e organizadas com dados provenientes de cinco  
 347 diferentes fontes, que dentre elas, campo, entrevista com produtores, parceria com consultores que



348 apoiam a implantação dos SIs na região, com unidades locais da Embrapa, assim como de trabalhos  
 349 disponíveis. Nas entrevistas com produtores foram coletados dados de parcelas inteiras com histórico  
 350 de plantio. Nesta fonte a rede de produtores que fazem parte das URTs (Unidades de Transferência  
 351 Tecnológica) em parceria com a EMBRAPA Agrossilvipastoril. Também foram coletadas amostras  
 352 com um dos maiores grupos de produção agropecuária do Brasil, o grupo Bom Futuro. O conjunto  
 353 destas fontes totalizaram 891 polígonos refletindo em uma área média por parcela de 96 ha contidas  
 354 em 46 municípios do estado. A tabela 1 apresenta a distribuição das amostras por fonte.

355 **Table 1.** Origem e distribuição por fonte dos dados de campo

Source	Total Parcels	% area of all classes	iCL Parcels	% area of iCL classes
Grupo Bom Futuro	612	 71.51%	86	 48.97%
DAMIEN et al., 2011	44	 4.27%	44	 13.26%
Fild Survey and EMBRAPA	71	 9.92%	60	 27.04%
Consultores	56	 3.46%	55	 10.73%
CAMARA et al., 2018	108	 10.84%	0	0.00%

357  
358

359 Para selecionar nosso universo de validação, 1/3 das parcelas foram randomicamente  
 360 selecionadas e separadas dos outros 2/3 que foram utilizadas para a aprendizagem do nosso  
 361 algoritmo. A partir do cruzamento entre as 92 variáveis e os 891 polígonos de amostra, eliminando  
 362 todos os pixels em que o seu centro esteja fora do polígono, obteve-se um conjunto de validação e  
 363 aprendizagem de 26 778 *pixels*. Decidimos realizar a separação entre os *datasets* de aprendizagem e  
 364 validação com as parcelas e não com os pixels, no objetivo de particularizar ao máximo os dois  
 365 *datasets*, sem que haja a situação em que amostras de aprendizagem e validação sejam vizinhas em  
 366 uma mesma parcela. A fim de evitar a contaminação de *pixels* misturados com mais de 1 tipo de uso,  
 367 foram eliminados os pixels mais próximos aos limites das parcelas.

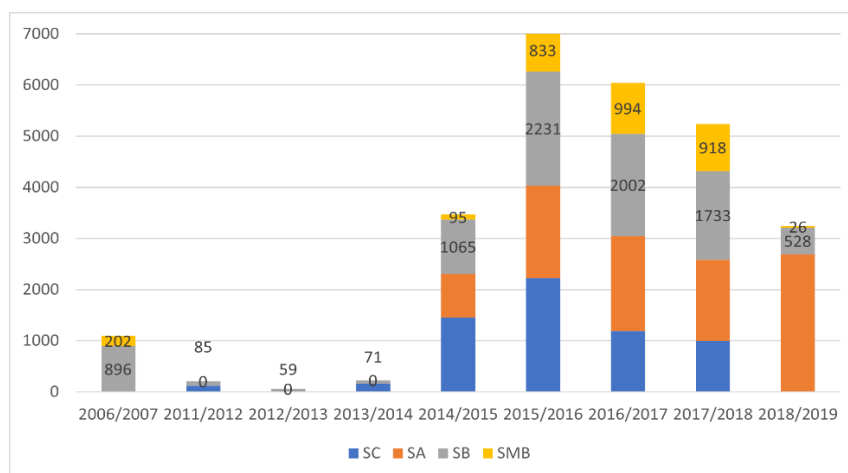
#### 369 2.4.1. Variabilidade Espacial e Temporal

370 Na perspectiva de mapear o histórico de implantação dos ILPs, além de desenvolver uma  
 371 metodologia capaz de monitorar estes tipos de sistemas complexos, imaginar conseguir um volume  
 372 significativo de amostras de campo para diferentes regiões e diferentes anos torna a criação de uma  
 373 base de aprendizagem, uma tarefa crítica. O Brasil apresenta uma diversidade distinta de ambientes  
 374 e modelos produção agropecuária. Sua variabilidade latitudinal é refletida nos 6 biomas que existem  
 375 em seu território e na imensa heterogeneidade de ambientes em cada um deles assim como suas  
 376 zonas de transição. Os regimes climáticos, expressos principalmente na precipitação, apresentam  
 377 também grande variabilidade anual condicionada principalmente por fenômenos periódicos, como é  
 378 o caso do ENSO.

379 Por este motivo a necessidade de testar a robustez de uma metodologia que possibilite o  
 380 treinamento com amostras em diferentes anos e regiões se torna evidente. Neste sentido, Picoli et al.,  
 381 [21] para o estado do MT cria uma única base de aprendizagem e validação com seus 1800 pontos  
 382 para todos os 15 anos e regiões do estado, e encontra uma boa acurácia em seus resultados em  
 383 sistemas convencionais de cultivo. Já Parente et al., [47] acredita que a variabilidade espacial e  
 384 temporal são significativas para construir assinaturas espectrais diferenciadas para uma mesma  
 385 classe a ponto que confunda o algoritmo RF. Como eles desenvolveram uma metodologia para a  
 386 coleta e validação de amostras via interpretação visual de imagens, eles optaram por coletar e treinar  
 387 as amostras em seus respectivos anos e em cada cena específica do território nacional.

388 No nosso caso resolvemos testar e avaliar em diferentes anos e regiões o comportamento da  
 389 acurácia. Dentre os diversos aspectos que podem diferenciar o ciclo fenológico da vegetação e sua  
 390 resposta aos sensores, como solo, relevo e clima, focamos na precipitação, pois consideramos como  
 391 principal. Uma vez que existe grande dificuldade de escolher onde e quando conseguir coletar as  
 392 amostras de campo, é inevitável compor um conjunto de dados de campo com uma distribuição

393 desigual d no espaço-tempo. No nosso caso tivemos uma grande concentração dos dados entre os  
 394 anos/safra 2014/2015 até 2018/2019 (Figura 03).  
 395



396 **Figura 3.** Distribuição temporal das amostras

397 Os 5 anos finais representam mais de 90% de todo o universo amostral. Por este motivo,  
 398 decidimos comparar a evolução da acurácia para duas diferentes abordagens de confecção da base  
 399 de aprendizagem. Na primeira, decidimos compor uma base com dados dos cinco principais anos e  
 400 a validação para cada com 1/3 das amostras para cada um dos 5 anos. Neste cenário, utilizamos esta  
 401 base dos 5 anos para classificar os anos de 2011/2012, 2012/2013 e 2013/2014, mesmo que não existam  
 402 dados destes respectivos anos para aprendizagem e somente para validação.  
 403

404 Um teste similar, foi aplicado para testar a variabilidade espacial no estado, visto que, como  
 405 apresentado na figura 01(a), também há concentração espacial na distribuição das amostras. Neste  
 406 caso foram utilizadas 05 diferentes regiões que consideram a duração em dias da precipitação no  
 407 período chuvoso, que é calculada pela média de uma série histórica de 10 anos.  
 408

#### 409 2.4.2. Balanceamento das Amostras

410 Ao conduzir uma classificação supervisionada com algoritmos de aprendizado de máquina,  
 411 como RF, a estratégia de balanceamento das amostras é fundamental, pois impacta diretamente no  
 412 resultado dos mapas de saída.

413 Dados não balanceados referem-se a uma situação em que o número de observações não é o  
 414 mesmo para todas as classes em um conjunto de dados de classificação. Em alguns campos,  
 415 problemas de dados desequilibrados são bastante comuns quando existe uma chamada classe rara.  
 416 Problemas de desequilíbrio de classe também podem acontecer em classificações de várias classes.  
 417 Classificadores de aprendizado de máquina, como o RF, são sensíveis às proporções das diferentes  
 418 classes. Como consequência, esses algoritmos tendem a favorecer a classe com a maior proporção de  
 419 observações (conhecida como classe majoritária). Isso pode ser particularmente problemático quando  
 420 estamos interessados na classificação de uma classe "rara" (também conhecida como classe  
 421 minoritária). Dado que esses algoritmos visam minimizar a taxa de erro geral, em vez de prestar  
 422 atenção especial à classe minoritária, eles podem falhar em fazer uma previsão precisa para esta classe  
 423 se não obtiverem a quantidade necessária de informações sobre ela. Por este motivo, é fundamental  
 424 realizar uma análise da sensibilidade do classificador à distribuição das amostras de treinamento,  
 425 principalmente no nosso caso em que o objetivo é mapear uma classe rara, o ILP.

426 Alguns estudos investigaram o desempenho do RF para a classificação de imagens de satélite  
 427 em diferentes estratégias de construção da base de aprendizagem, utilizando amostras balanceadas

428 e não balanceadas. Dalponte et al., [51] e Jin et al., [52] encontraram em seus experimentos, melhores  
 429 resultados com amostras de treinamento balanceados, onde cada classe tem a mesma quantidade de  
 430 amostras. Noi et al., [53], encontra uma relação entre o tamanho da base de aprendizagem e a  
 431 performance dos *datasets* balanceados e não balanceados. Para o algoritmo RF observa-se que ele é  
 432 extremamente sensível às amostras balanceadas e não balanceadas alcançando maior acurácia global  
 433 nas amostras balanceadas, porém quando o dataset é composto por uma quantidade significativa de  
 434 amostras, a diferença entre os dois é insignificante. Já Colditz et al., [54] e Mellor [55] encontraram  
 435 uma tendência para uma divisão de amostras entre as classes se forma que representasse melhor a  
 436 proporção da área da cobertura e uso do solo.

437 Considerando que os experimentos a respeito do balanceamento das amostras em dados de  
 438 observação da Terra apontam para resultados divergentes, nós resolvemos testar três cenários de  
 439 distribuição de amostras, sendo dois com amostras desbalanceadas, uma com a distribuição próxima  
 440 a realidade encontrada em campo e outra superestimando as amostras da classe rara ILP.  
 441

## 442 2.5 Pós Processamento

443

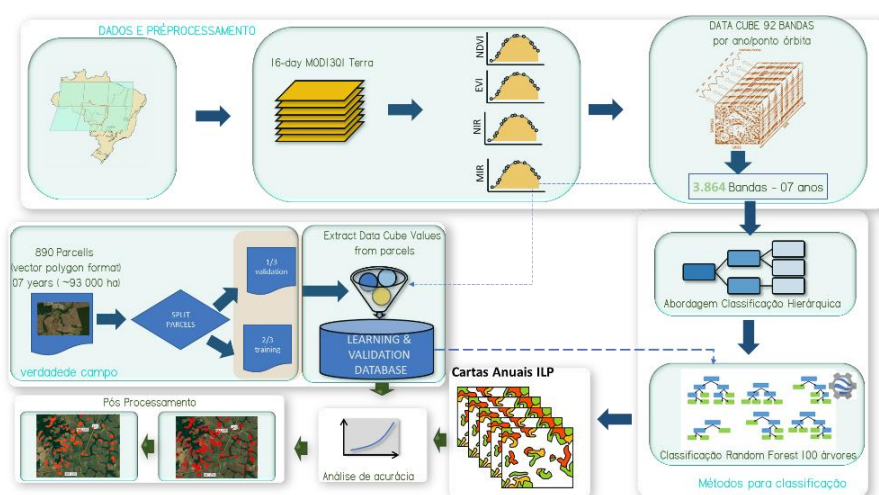
444 Todos os mapas foram produzidos, compondo uma série anual de ILP. Com o intuito de  
 445 homogeneizar os resultados nós aplicamos um filtro espacial para a classe ILP capaz de diminuir os  
 446 efeitos de borda da classificação, existentes principalmente na transição entre as classes de cultura,  
 447 pastagem e também floresta, além dos pixels isolados mal classificados, provenientes principalmente  
 448 pela mistura espectral contida principalmente em sensores com média resolução espacial [56,57]. Foi  
 449 aplicado como critério para o filtro espacial o seguinte parâmetro: exclusão dos pixels que não  
 450 houvesse um mínimo de 5 outros da mesma classe. Este filtro indiretamente excluiu as áreas menores  
 451 que 35ha aproximadamente, levando em consideração nosso universo de parcelas coletadas em  
 452 campo, a média do tamanho das parcelas era de 90ha, sendo a menor parcela medindo 30ha.  
 453 Diferente do que usualmente é feito na classificação de uso e ocupação do solo, no nosso caso estes  
 454 pixels não foram reclassificados levando em consideração os vizinhos, visto que o nosso objetivo é a  
 455 detecção dos sistemas integrados.  
 456

457

## 458 2.6 Desenho metodologia

459

460 A figura 4 apresenta o fluxo de trabalho desenvolvido neste projeto, apresentando graficamente  
 461 os principais passos.  
 462



463

464

465 **Figura 4.** Fluxo do trabalho

466

## 466 3. Resultados

467

468 Esta sessão será dividida em tópicos que seguem de forma lógica a estrutura do item anterior,  
 469 possibilitando a apresentação precisa dos resultados encontrados nos experimentos, assim como uma  
 470 melhor discussão e conclusão do trabalho.

471

## 472 3.1. Análise de acurácia

## 473 3.1.1. Nível 01

474 A acurácia global para o primeiro nível de classificação ficou entre 0,86 e 0,96. A figura 4  
 475 apresenta a evolução da área de único cultivo e sistemas de cultivo sequencial, onde a existe o  
 476 consórcio com outras culturas, inclusive a baracharia. Os resultados indicam uma intensificação da  
 477 produção agrícola no estado.

478 Diferente do primeiro nível, para o nível 02, onde a complexidade é maior e já seria o primeiro  
 479 nível onde os ILPs são detectados, optou-se por realizar experimentos para avaliar a acurácia global  
 480 e o f-score da classe ILP. A partir dos resultados identificou-se a melhor estratégia em relação ao  
 481 balanceamento ou não das amostras e ao agrupamento de diversas regiões e anos em uma única base  
 482 de aprendizagem.

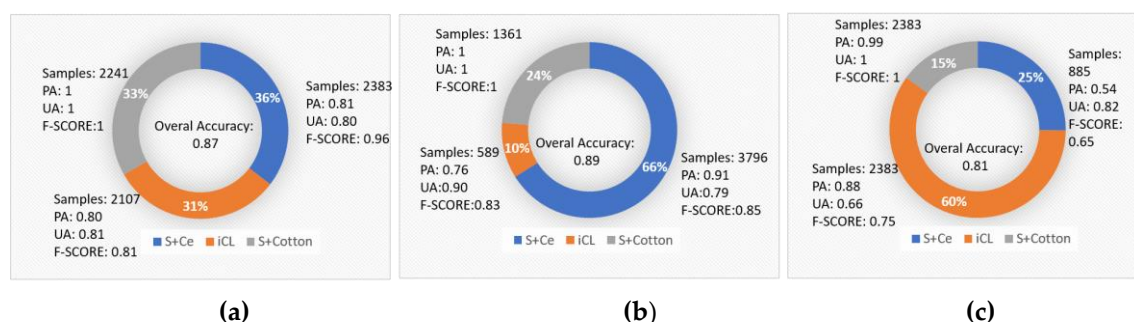
483

## 484 3.1.2. Estratégia de balanceamento da base de aprendizagem

485 Conforme indicado anteriormente, a estratégia de balancear ou não a base de aprendizagem é  
 486 crucial para resultados expressivos, principalmente quando se trata de uma classe rara como é o  
 487 objetivo deste trabalho. Dada a sua importância e não consenso entre pesquisas sobre a melhor  
 488 estratégia, optamos por criar 03 *datasets* diferentes para avaliação, sendo o primeiro representado por  
 489 amostras balanceadas, que chamamos de Bset01. Neste conjunto de dados, para cada uma das três  
 490 classes, um mesmo número aproximado de amostras foi aplicado. Para o Bset02 e Bset03, foram  
 491 testados conjuntos não balanceados, sendo no primeiro com uma divisão que se aproxima da  
 492 realidade produtiva do estado e o último, onde é testado o conjunto desbalanceado, superestimando  
 493 a classe rara de ILP. A figura 05 apresenta a distribuição das amostras em cada conjunto de dados,  
 494 assim como os resultados obtidos para classe.

495

496



497 **Figura 5.** Avaliação das estratégias para amostras balanceadas e não balanceadas

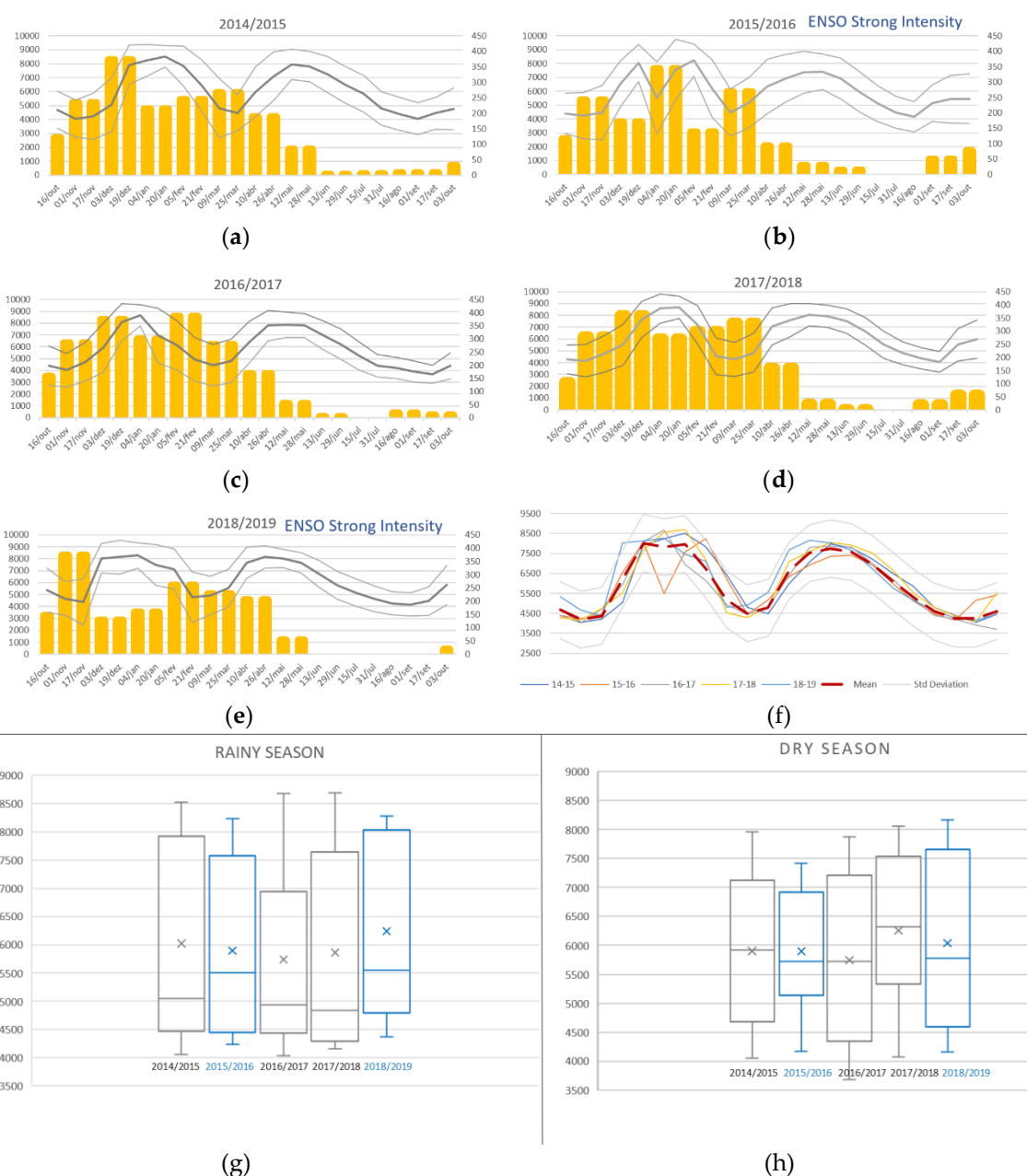
498 O Sistema de cultivo sequencial que sofreu menos variações nas métricas de acurácia temática  
 499 foi a classe soja+algodão, enquanto a classe que mais variou na acurácia foi soja+cereais. A classe ILP  
 500 apresentou um F-Score próximo entre Bset01 e Bset02, porém com um erro de comissão superior para  
 501 o Bset01 de 9%.

502 Levando em consideração uma maior acurácia global, maior F-Score e menor erro de comissão,  
 503 julgamos utilizar o balanceamento do Bset02 para a produção das cartas anuais nos níveis 02 e 03.

### 504 3.1.3. Variabilidade Temporal e base de aprendizagem

505 Para análise visual das STIM segundo a variabilidade temporal, utilizamos a média do NDVI  
 506 em conjunto com os registros de precipitação mensal coletadas nas estações meteorológicas baixadas  
 507 do Instituto Nacional de Meteorologia [58], conforme indicado nas Figures 6a- 6f. O ILP representado  
 508 é o sistema soja+brachiaria para os principais anos considerando todas as regiões do estado. Os anos  
 509 de 2015/2016 e 2018/2019 apresentam regime de precipitação diferenciado, pois foram anos em que o  
 510 fenômeno ENSO ocorreu de forma intensa segundo sua severidade [59]. As figuras 6g e 6h ajudam a  
 511 entender se a variabilidade no regime de precipitação irá produzir uma maior dispersão dos dados  
 512 ILP.

513



514 **Figure 6.** Séries temporais da média dos valores de NDVI da classe ILP A e suas relações com a  
 515 pluviometria média para todo o estado do MT: (a) STIM do ano-safra 2014/2015; (b) STIM do ano-

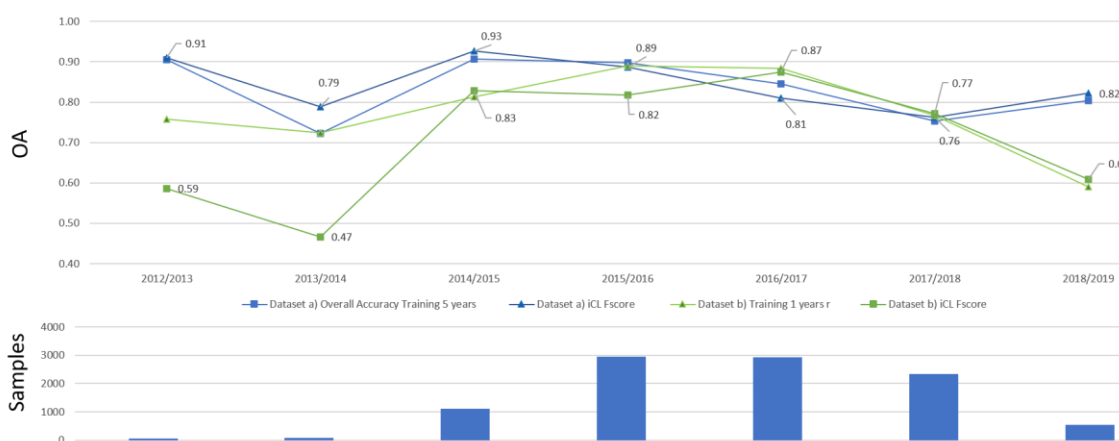


516 safra 2015/2016, ano que houve fenômeno ENSO de forte Intensidade; (c) STIM do ano-safra  
 517 2016/2017; (d) STIM do ano-safra 2017/2018; (e) STIM do ano-safra 2018/2019, ano que houve  
 518 fenômeno ENSO de forte Intensidade; (f) STIM de todos os anos apresentando a média de todos os  
 519 anos, cada ano individual sobreposto e envelope do desvio padrão; g) A acurácia global e o *f*score para  
 520 a classe ILP de cada ano e sua relação com a quantidade de amostras.

521 A análise gráfica das medias de NDVI evidencia uma significativa variabilidade nas curvas  
 522 principalmente nos meses mais úmidos, que vão de outubro até março. Este período, onde é cultivada  
 523 a soja é possível observar no quadrante (f) que os pontos que saem do *envelop* do desvio padrão é  
 524 justamente dos anos 2015/2016 e 2018/2019, anos onde houveram o fenômeno ENSO com forte  
 525 intensidade. Mesmo com esta alta variabilidade no regime de precipitação entre os diferentes anos, o  
 526 período mais seco demonstra uma variabilidade menos expressiva.

527 A amplitude de valores de forma diferenciada entre as estações fica mais evidente nas figuras  
 528 6g e 6h onde a dispersão dos dados no período chuvoso é maior, além da característica de uma  
 529 distribuição assimétrica, enquanto na estação seca, os valores medianos se aproximam dos valores  
 530 médios. Quando analisada a distribuição de cada ano em ambas as estações, não é facilmente  
 531 identificado um padrão que vá comprovar significativa variabilidade entre anos com ou sem  
 532 ocorrência do fenômeno ENSO, principalmente para o período seco.

533 A figura 07 apresenta os resultados dos testes de classificação, onde são testados os dois cenários:  
 534 a) base de aprendizagem com amostras dos 5 principais anos e b) base de aprendizagem com dados  
 535 do próprio ano.

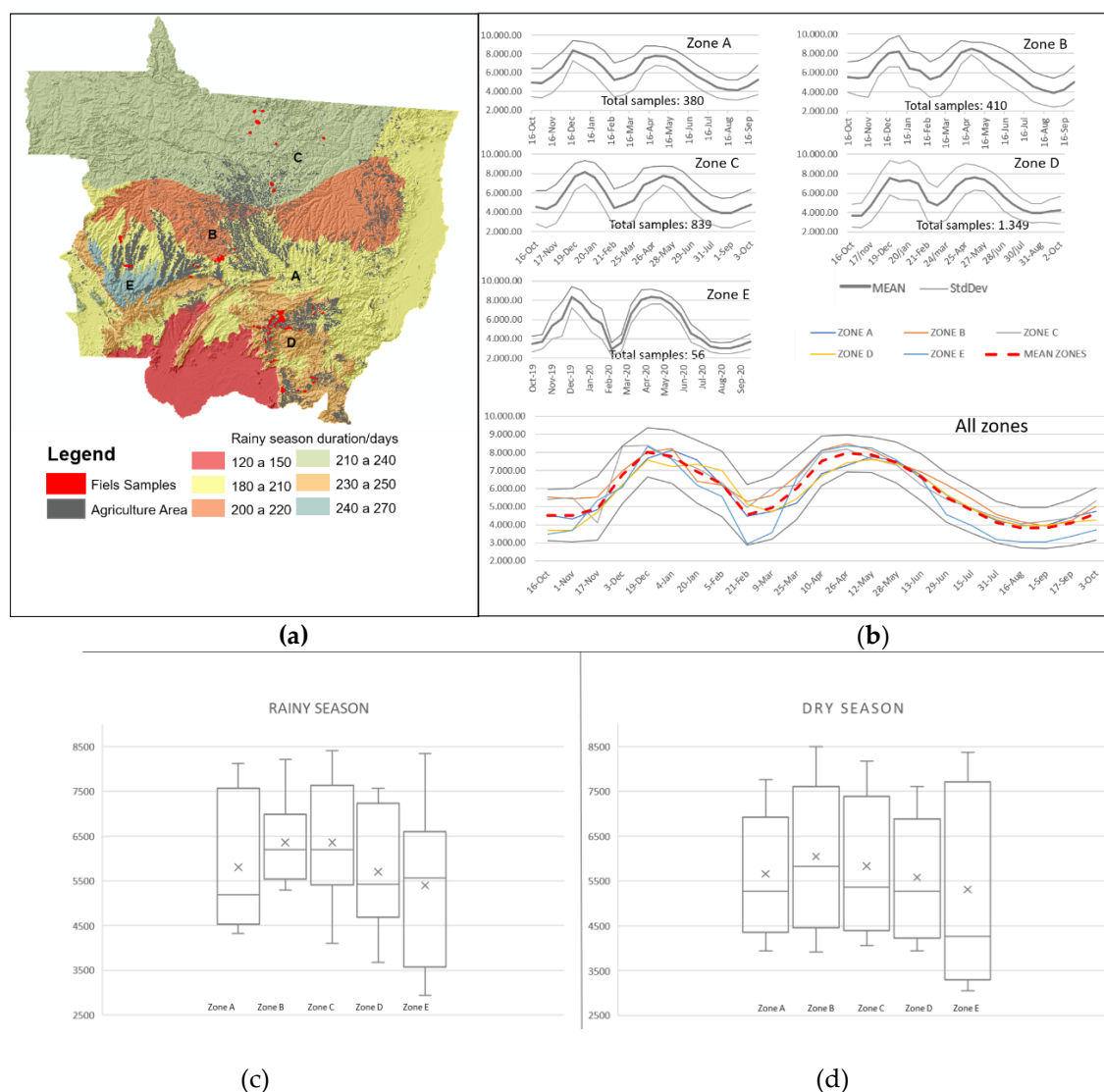


536 **Figura 7.** Séries temporais da média dos valores de NDVI da classe ILP A e suas relações com a  
 537 pluviometria media para todo o estado do MT: (a) STIM do ano-safra 2014/2015; (b) STIM do ano-  
 538 safra 2015/2016, ano que houve fenômeno ENSO de forte Intensidade; (c) STIM do ano-safra  
 539 2016/2017; (d) STIM do ano-safra 2017/2018; (e) STIM do ano-safra 2018/2019, ano que houve  
 540 fenômeno ENSO de forte Intensidade; (f) STIM de todos os anos apresentando a média de todos os  
 541 anos, cada ano individual sobreposto e envelope do desvio padrão; g) A acurácia global e o *f*score para  
 542 a classe ILP de cada ano e sua relação com a quantidade de amostras.

543 Os resultados da acurácia global e do f-score da classe ILP, demonstram melhores resultados  
 544 quando é utilizado o cenário (a), ou seja, com dados dos cinco principais anos. Os resultados  
 545 apresentados na figure 7 sugerem que a acurácia está mais relacionada com a quantidade de  
 546 amostras, do que com a variabilidade da precipitação em cada ano. Para os anos em que existem  
 547 menos amostras disponíveis, como 2012/2013; 2013/2014 e 2018/2019, tanto a acurácia global, quanto  
 548 o f-score são melhorados quando utilizados dados dos cinco anos diferentes. Já os anos com bastante  
 549 amostras disponíveis, 2015/2016; 2016/2017 e 2017/2018, existe pouca variação de quando é utilizado  
 550 01 ou 05 anos para a base de aprendizagem.

### 551 3.1.4. Variabilidade Espacial e base de aprendizagem

552 Para testar a variabilidade espacial, utilizamos cinco principais regiões climáticas que  
 553 consideram a quantidade de dias de chuva no período chuvoso em uma média de 10 anos de  
 554 observação [28]. A região com menos dias de precipitação não foi utilizada, pois não existe agricultura  
 555 de forma expressiva (Figura 08a). A figura 08b apresenta o comportamento das curvas da STIM da  
 556 média dos valores de NDVI para cada região, assim como a sobreposição de todas as curvas,  
 557 indicando o valor médio e o envelope do desvio padrão. Assim como no teste da variabilidade  
 558 temporal, decidimos avaliar as estações seca e chuvosa de forma separada afim de avaliar a  
 559 diversidade das amostras para cada região (fig. 08c e 08d).



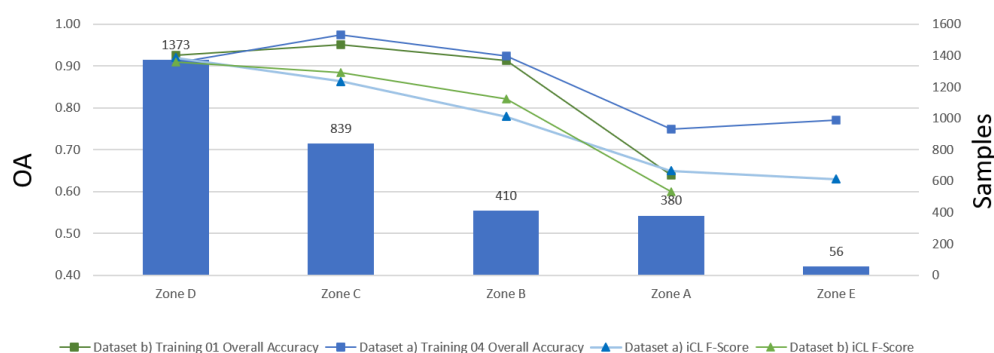
560 **Figure 8.** Séries temporais da média dos valores de NDVI da classe ILP A e suas relações com as  
 561 regiões climáticas do estado do MT: (a) Regiões divididas por duração da estação chuvosa em dias;  
 562 (b) STIM para cada região

563 É possível observar uma significativa variabilidade nas curvas em cada região, principalmente  
 564 na estação chuvosa. A zona E é a que apresenta maior variabilidade na curva, porém é a que apresenta  
 565 menor quantidade de amostras. No Segundo ciclo, do período mais seco, as zonas C e D tem o  
 566 comportamento similar, além de serem as regiões com mais amostras. Diferente dos resultados  
 567 encontrados na análise de variabilidade temporal, a dispersão e simetria na distribuição das amostras  
 568 separadas regionalmente não demonstram um padrão muito claro. No caso da Zona A, a amplitude  
 569 é maior na estação chuvosa, enquanto para as zonas B, C e E é encontrada uma diversidade de valores  
 570 maior na estação seca. No caso da zona D a amplitude não apresenta significativa variação.



571 É possível identificar nas figuras 08(c) e 08(d) que os valores médios de NDVI para cada estação  
 572 são muito próximos apresentando pouca variação, mesmo com mudanças no regime de precipitação,  
 573 que influencia diretamente nas respostas dos índices de vegetação extraídos de imagens de satélite  
 574 [60].

575 A análise da figura 9 serve para avaliar o impacto da variabilidade regional na acurácia final do  
 576 mapa e o *fscore* da classe ILP. Dividido no grupo de dados (a), onde somente amostras daquele mesmo  
 577 ano foram utilizados para compor uma base de aprendizagem/validação e (b) onde são utilizados  
 578 todos os anos para treinamento. Para a zona E não foi aplicado o conjunto de dados b, uma vez que  
 579 pouca quantidade de amostras não possibilitou realizar uma separação de amostras para  
 580 treinamento/validação dentro das regras propostas por este trabalho.  
 581



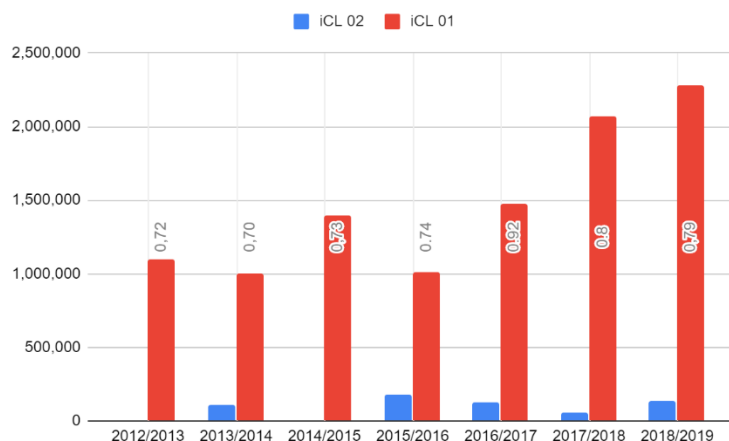
582

583 **Figura 9.** Séries temporais da média dos valores de NDVI da classe ILP A e suas relações com as  
 584 regiões climáticas do estado do MT: (a) Regiões divididas por duração da estação chuvosa em dias;  
 585 (b) STIM para cada região

586 É possível identificar na figura 09 que quanto maior a quantidade de amostras na região, maior  
 587 é a acurácia global e o *fscore*, tanto no grupo de dados a, quanto no grupo de dados b. Os valores de  
 588 acurácia global nas zonas B, C e D são bastante próximos quando comparado o conjunto de dados (a)  
 589 e (b), sendo (a) ligeiramente mais alto. Na zona A, quando são utilizados todos os anos para a  
 590 aprendizagem (*dataset a*), há uma significativa melhora para os resultados de acurácia global e  
 591 também para os valores do *fscore*. Já o *fscore* da classe ILP das zonas B e C são próximos entre os  
 592 *datasets* (a) e (b) com valores ligeiramente mais altos quando utilizado somente 1 ano para  
 593 aprendizagem (*dataset b*). Para a zona D, que apresenta uma quantidade significativamente maior  
 594 de amostras, apresenta valores de acurácia global e *fscore* elevados com inexpressiva variação entre  
 595 eles.

596 3.1.5. Level03

597 Considerando os resultados encontrados para o nível 02, a estratégia de balanceamento  
 598 considerando a proximidade da realidade foi aplicada. Como classe rara, foi considerada a ILP2 que  
 599 apresenta o milho dentro do sistema. Foi aplicada uma proporção de ~35% considerando a realidade  
 600 encontrada no levantamento de campo. Para a construção da base de aprendizagem foi utilizado todo  
 601 o universo de amostras para todas as regiões e todos os anos. Foi encontrada uma acurácia global  
 602 entre 0,70 e 0,92 e um expressivo aumento na área implantada de ILP

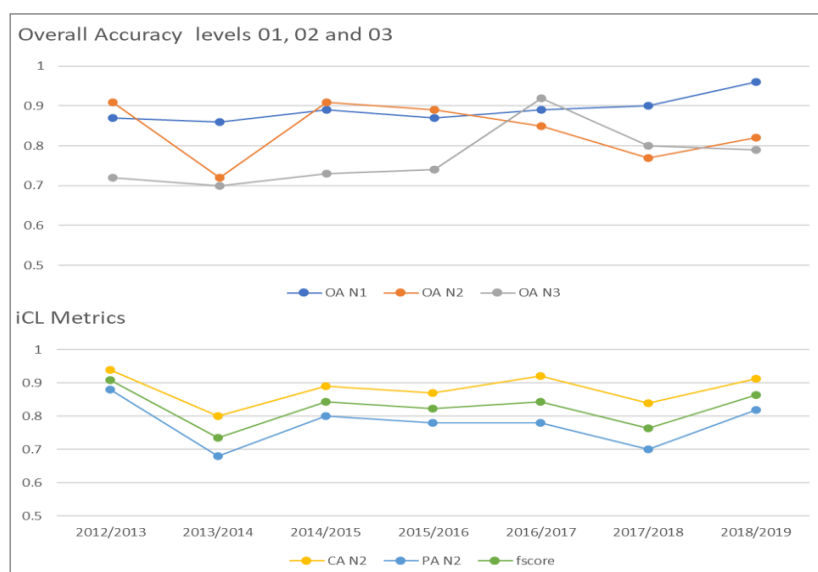


603

604 **Figure 10** Séries Área implantada e acurácia global da classificação das áreas de ILP1 e ILP2

605 3.1.6. Métricas Globais

606 É possível observar na figura 11 que a acurácia global em todos os três níveis está no intervalo  
 607 entre 0.70 e 0.96. o Nível 01 apresentou maior estabilidade, com menos variação em cada ano. Os  
 608 níveis 02 e 03 apresentaram a menor acurácia no ano 2013/2014.



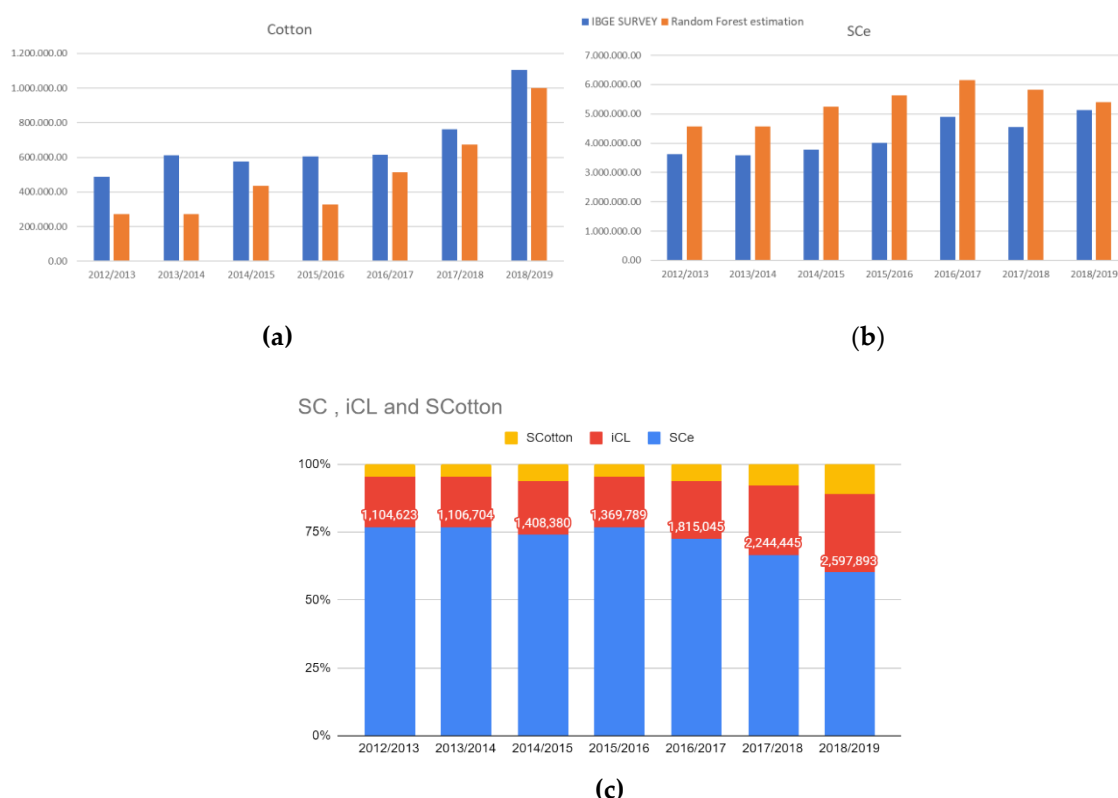
609

610 **Figura 11** Séries Área implantada e acurácia global da classificação das áreas de ILP1 e ILP2

611 O mapeamento das áreas de ILP, representado no nível 02 apresentou uma acurácia do  
 612 consumidor entre 0,8 e 0,94 e a acurácia do produtor variando entre 0,68 e 0,88. Se por um lado a  
 613 prevalência do erro de omissão subestima a área implantada com os ILP, por outro sugere um  
 614 aumento na Certeza das áreas mapeadas. Este resultado pode ser explicado pela estratégia utilizada  
 615 de balanceamento de amostras apresentado na seção 3.1.2, com uma distribuição próxima ao  
 616 encontrado na realidade. O estudo optou por produzir um mapeamento mais conservador, a fim de  
 617 evitar classificar áreas de soja+cereal como ILP. No sentido inverso, áreas de ILP podem ter sido  
 618 classificadas como soja+cereal e é provável o que dentre elas tenha uma prevalência do Sistema  
 619 S+M+B.

620 3.2. Expansão dos sistemas integrados no estado

621 Comparamos o resultado da nossa classificação de safra com as estatísticas oficiais de safra do  
 622 IBGE [31]. O IBGE realiza anualmente pesquisas amostrais da produção agropecuária no nível  
 623 municipal, os chamados PAM (“Pesquisa Agrícola Municipal”). Focamos nossa avaliação nas  
 624 culturas de segundo ILP, sendo a área de algodão e a área de milho, girassol e ou sorgo para  
 625 representar a classe S<sub>Ce</sub> (Figura 12). Em nível estadual, as áreas de algodão, mapeadas no trabalho  
 626 tiveram correlação de 94%, enquanto para as áreas de S<sub>Ce</sub>, foi atingido o valor de 74% quando  
 627 comparado com os resultados estaduais do PAM do IBGE. Em relação ao PAM do IBGE, a  
 628 classificação superestimou as áreas de S<sub>Ce</sub>, fato que ocorreu provavelmente por considerar o milho  
 629 na classificação, informação não disponível nas estatísticas do IBGE. Cabe ressaltar que os resultados  
 630 do PAM do IBGE são baseados em amostras e não em levantamentos a campo, contendo incertezas,  
 631 não podendo ser consideradas como referências absolutas. O IBGE não realiza o mapeamento dos  
 632 sistemas integrados, porém aplicando metodologia similar, utilizando o contato com grandes  
 633 produtores e cooperativas o trabalho da rede ILPF estimou a área implantada dos sistemas para o  
 634 ano/safra 2015/2016. Para este ano, a estimativa para o estado ficou em 1 501 016 ha, sendo que neste  
 635 mesmo estudo é apresentada uma proporção de 83% das áreas implantadas n Brasil sem a  
 636 componente florestal, o que se assumirmos esta taxa para o estado do Mato Grosso, chegaríamos a  
 637 um valor de 1 245 830 ha de ILP implantados. Em seu levantamento no ano safra de 2012/2013, Gil,  
 638 et al. [2] encontraram uma proporção para o estado de 89% das áreas de SI representados pelo ILP, o  
 639 que se aplicado ao valor levantado pela rede ILP ficaria em 1 350 902 ha. A metodologia aqui proposta  
 640 estimou uma área de 1 369 789 ha (Figura 12).



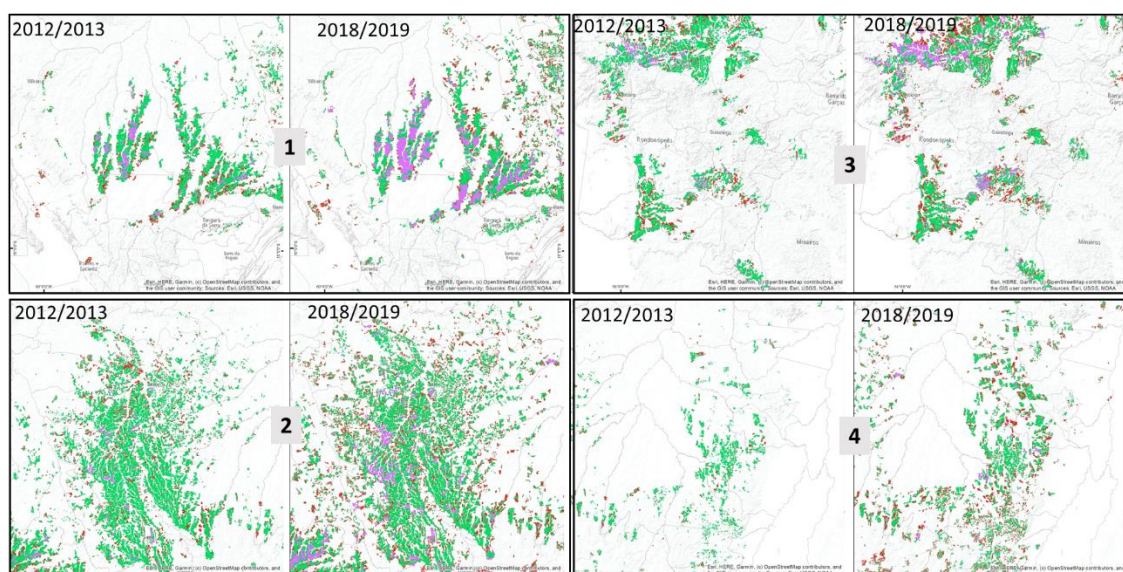
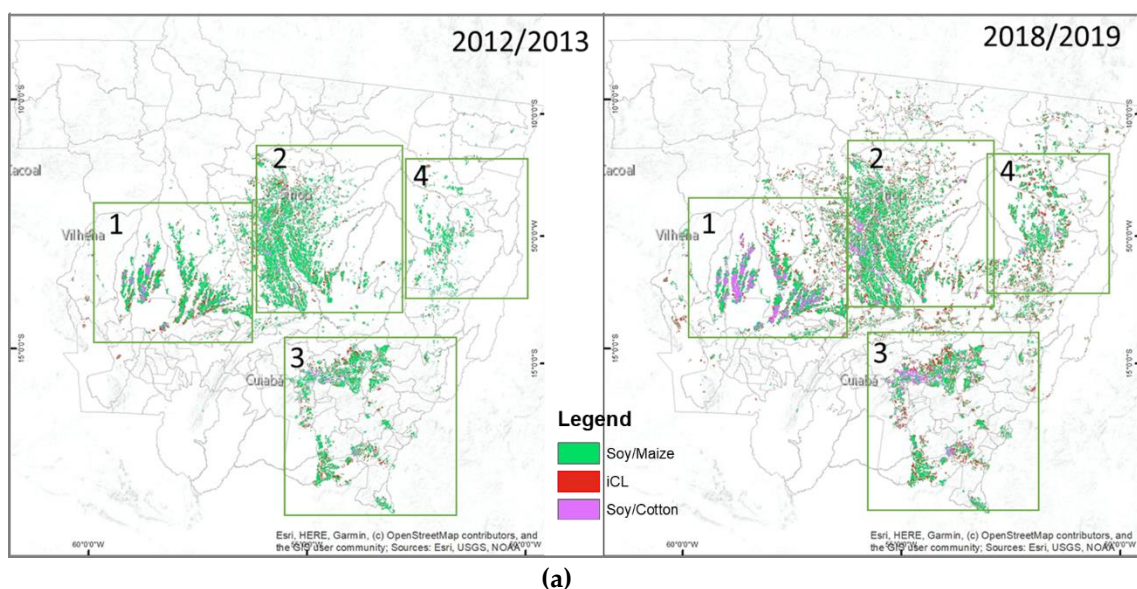
641  
 642 **Figura 12.** Séries temporais da média dos valores de NDVI da classe ILP A e suas relações com  
 643 as regiões climáticas do estado do MT: (a) Regiões divididas por duração da estação chuvosa em dias;  
 644 (b) STIM para cada região

645 Os sistemas sequenciais associados a soja são predominantes atualmente em Mato Grosso e já  
 646 haviam sido apontados por outros autores [20–22,61] preferencialmente para o milho, que veio  
 647 substituindo o milheto, seguido do algodão como segundo ILP. A intensificação sustentável pelos  
 648 sistemas integrados mais que duplicou no estado, passando de ~1 100 000 ha no ano safra no ano  
 649 2012/2013 para ~2 600 000 ha no ano 2018/2019. É possível observar na figura 12 (c) que dentro das  
 650 opções de cultivos sequenciais os ILP vem ganhando maior importância, passando de 18.6% para  
 3ª Edição do Prêmio MapBiomass

651 28.9%, a medida que o algodão aumenta sua proporcionalidade de 4.6% para 11.1%. Dentre o período  
 652 analisado, o sistema S Ce perde sua importância proporcional, caindo de 76.9% para 60%, sugerindo  
 653 uma fase de aumento na intensificação de forma integrada entre sistema lavoura-pecuária.

654 A figura 13 (a) apresenta o mapeamento realizado com a expansão das áreas de cultivo  
 655 sequencial e sistemas integrados do tipo ILP.

656



(b)

657 **Figura 13.** Séries temporais da média dos valores de NDVI da classe ILP A e suas relações com  
 658 as regiões climáticas do estado do MT: (a) Regiões divididas por duração da estação chuvosa em dias;  
 659 (b) STIM para cada região

660 A análise visual das figuras 13 (a) e (b) podem levar a uma leitura em que o sistema sequencial  
 661 soja+algodão apresenta um aumento mais significativo quando comparado com os SI, principalmente  
 662 nas regiões apresentadas nos quadrantes 1,2 e 3. Isto se deve ao fato do sistema soja+algodão  
 663 apresentar uma maior concentração em algumas áreas, além de estar presente em grandes parcelas,  
 664 possivelmente em grandes propriedades, realidade oposta aos SI. A área média calculada para o  
 665 sistema ILP é de 65 ha, enquanto para o sistema soja+algodão o valor médio aumenta para 700 ha por

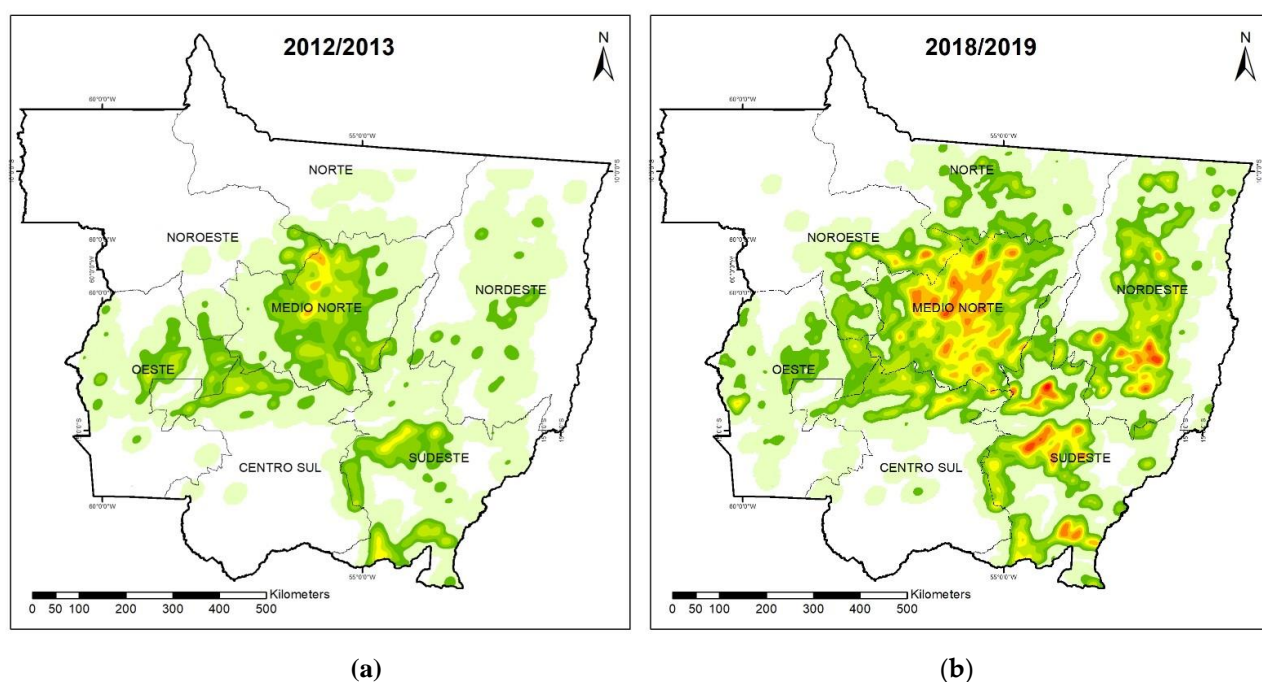


666 área produtiva, já o sistema soja+cereal, a média das áreas produtivas é de 600 ha. Estes resultados  
 667 podem sugerir que os produtores que implementam os SI têm propriedades menores, ou ainda que  
 668 somente algumas áreas são destinadas para a integração. No levantamento realizado por Gil et al.  
 669 [2], entre os entrevistados, foi identificado que os produtores aplicam os SI em 30% de suas  
 670 propriedades em média.

### 671 3.3. Análise Espacial

672 Compreender os facilitadores e restrições da ocorrência dos SIs no Brasil é essencial para o  
 673 sucesso da implementação de políticas relacionadas ao clima, às políticas de recuperação de  
 674 pastagem degradada e a diminuição da conversão de floresta em agricultura e pecuária. Este tipo de  
 675 estudo é fundamental para análise de viabilidade potencial, que pode servir como estratégia para a  
 676 tomada de ações na direção da intensificação sustentável. Análises espaço-temporais que  
 677 representem a evolução dos sistemas, podem ajudar a correlacionar com viabilidades e limitações da  
 678 ordem cultural, socioeconômica, edafoclimática ou até de comunicação sobre estas tecnologias em  
 679 ascensão.

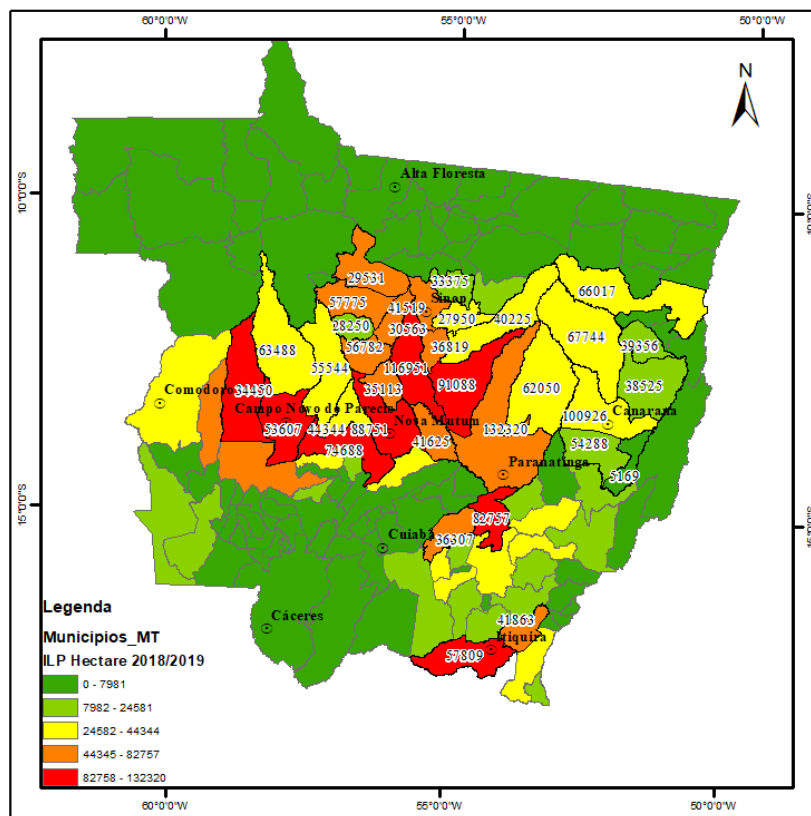
680 Pôde-se observar nas sessões anteriores que a implementação dos Sistemas Integrados no MT,  
 681 vem pouco a pouco ocupando o espaço dos sistemas convencionais, apresentando um incremento  
 682 importante neste estado. Com a finalidade de facilitar uma leitura espacial, foram criados dois mapas  
 683 com o índice de densidade *Kernel*, onde cada *pixel* de área de ILP foi exportado para feições pontuais.  
 684 É possível identificar no primeiro ano-safra da série analisada, um maior destaque para a região do  
 685 Médio Norte, com maior concentração de áreas de ILP entre os municípios de Sinop e Sorriso, porém  
 686 com áreas bem dispersadas no eixo norte-sul da região. Existem manchas de concentração de áreas,  
 687 porém limitadas nas regiões oeste, sudeste, centro-sul. Áreas com pouca significância são  
 688 encontradas nas regiões Nordeste e Noroeste (FIG14 a). Para o ano-safra 2018/2019 é possível  
 689 identificar a consolidação da região do Médio Norte como mais importante, porém é apresentado um  
 690 padrão mais disperso. Um grande incremento é percebido nas regiões Sudeste e Noroeste, aumento  
 691 na região noroeste e início na região Norte. As regiões Centro-Sul e principalmente a região Oeste, o  
 692 ganho de áreas não é expressivo a ponto de apresentar diferenças visuais (FIG.14 b).



693

694 **Figura 14.** Mapas de densidade Kernel para análise de dispersão. (a) Densidade das áreas  
 695 implantadas no ano/safra 2012/2013 e (b) Densidade das áreas implantadas no ano/safra 2018/2019

696 Ao todo, para o ano-safra 2018/2019, 117 dos 141 municípios apresentavam áreas implantadas  
 697 com ILP, contra 98 municípios que apresentavam em 2012/2013. A figura 15 apresenta um mapa  
 698 com os principais municípios que implementaram o ILP no ano-safra 2018/2019 e em anexo é  
 699 apresentada a lista dos municípios com a área total de ILP implantadas em hectares para os anos-  
 700 safra 2012/2013 – 2018/2019.



701

702 **Figura 15.** Mapa da quantidade de hectares de ILP implementados por município no ano/safra  
 703 2018/2019

704 A dispersão das áreas implantadas no estado são fonte de grande esforço da Rede de Fomento  
 705 ILPF, composta pela Embrapa e pelas empresas Cocamar, Dow Agrosience, John Deere, Parker e  
 706 Syngenta, que através da Unidades de transferência de tecnologias disseminam este conjunto de  
 707 tecnologias [62]. A Embrapa em conjunto com parceiros realizou em 2018 um estudo, utilizando  
 708 critérios espaciais para identificar áreas mais favoráveis a implantação dos sistemas integrados,  
 709 resultado que auxilia diretamente os esforços para a transferência de tecnologia [63]. Como resultado  
 710 o trabalho gerou um mapa de todo o território nacional, em que as áreas eram indicadas em 5 classes  
 711 variando entre a prioridade Zero, Muito Baixa, Baixa, Média e Alta. Foi realizado um cruzamento  
 712 entre os resultados obtidos das áreas de ILP com as áreas prioritárias, o que resultou que mais da  
 713 metade das áreas de ILP já implantadas em 2018/2019 se encontram nas zonas com valor Alto,  
 714 conforme é apresentado na figura 16.





731

732 **4. Discussão**

733

734 Os resultados encontrados apontam para uma trajetória de intensificação sustentável da  
735 agropecuária no estado do Mato Grosso. As técnicas testadas e a modelagem realizada neste estudo  
736 mostraram, através da acurácia encontrada, serem capazes de compor uma metodologia de  
737 monitoramento de sistemas complexos de cultivo sequencial, em particular nos sistemas integrados  
738 do tipo ILP, resultados estes apresentados na acurácia encontrada.

739 A composição da STIS utilizando dados MODIS apresentaram grande potencial no mapeamento  
740 dos ILP. As limitações da resolução espacial, que acarretam na menor precisão das áreas a serem  
741 mapeadas, assim como a detecção de pequenas parcelas em campo, provenientes principalmente pela  
742 mistura espectral são ainda limitações toleráveis quando há um ganho substancial no tempo de  
743 revisita do satélite, fundamental para a pesquisa com dados de sensores remotos em zonas tropicais  
744 com elevada interferência atmosféricas e com o foco na mapeamento de sistemas complexos como a  
745 integração de agricultura e pecuária, que demandam grande quantidade de registros em um STIS.  
746 Mesmo assim, observa-se a necessidade de busca por um mapeamento de maior resolução espacial,  
747 onde a metodologia poderia ser aplicada utilizando-se STIS com dados harmonizados ou não entre  
748 os sensores Landsat, Sentinel e MODIS. A exemplo, a própria metodologia MapBiomias para o  
749 mapeamento das culturas perenes, realizam uma normalização radiométrica das imagens Landsat e  
750 MODIS para atingir a melhor composição entre temporalidade e resolução espacial.

751 Por um lado, a necessidade de reconstrução do ciclo fenológico da vegetação demanda uma  
752 padronização dos valores radiométricos da vegetação afim de construir uma STIS homogênea, por  
753 outro a utilização de algoritmos avançados de aprendizado de máquina aplicados a STIS  
754 demonstraram grande eficiência, inclusive na utilização de descritores (variáveis) interdependentes  
755 e ruidosos. Nesta direção abre-se uma oportunidade de avaliação da utilização de múltiplos sensores,  
756 sem que seja necessário proceder uma homogeneização para alimentar algoritmos avançados.

757 O estado da federação escolhido, o Mato Grosso, serviu para testar a robustez da metodologia,  
758 uma vez que apresenta uma variabilidade significativa em termos de modelo de produção, ambientes  
759 e regimes de precipitação, além de ser um estado com grandes dimensões. A aplicabilidade de maior  
760 escala é considerada aqui viável para grande parte do corredor da soja, necessitando de amostras  
761 adicionais para ambientes diferentes.

762 A construção de uma metodologia que permita o monitoramento de um país com dimensões  
763 continentais sempre foi um grande desafio. Anteriormente a questão mais crítica era a aquisição,  
764 processamento e armazenamento de dados de Observação da Terra (EO), com a crescente  
765 disponibilização de petabytes destes dados e processamento em nuvem este problema praticamente  
766 inexistente. Entretanto, atualmente, nossa experiência demonstra que o desafio está na dificuldade da  
767 aquisição dos dados de treinamento para alimentar os algoritmos de aprendizado de máquina  
768 (*machine learning*) de forma que sejamos capazes monitorar sistemas tão complexos e inovadores  
769 como os sistemas integrados de produção como os ILPs. A integração com a Rede ILPF e a geração  
770 de bases de dados amostrais espaço-temporais se mostraram fundamentais para a realização do  
771 monitoramento destes sistemas no nosso país.

772

773

774

775

776

777

778

779

780 **Agradecimentos:** O autor principal recebeu bolsa de estudos do Projeto Capes-Cofecub GeoABC (Metodologias  
781 e Inovação Tecnológica para Monitoramento por Satélite da Agricultura de Baixo Carbono em Apoio ao Plano

782 ABC do Brasil, projeto nº 845/15). Agradecemos à Unidade CIRAD-UMR TETIS pela estadia em Montpellier-Fr  
783 e ao apoio metodológico, o apoio financeiro do projeto europeu H2020-MSCA-RISE-2015 ODYSSEA (Referência  
784 do Projeto: 691053) e da equipe da EMBRAPA Agrosilvipastoril (Sinop-MT) para apoiar as visitas terrestres e à  
785 Embrapa Labex Europa.

786

787

788 **Apêndice A**

789 Lista dos municípios e área implantada de ILP em hectares

790

<b>Nome do Município</b>	<b>Área Implantada em ha para o ano/safra 2018/2019</b>	<b>Área Implantada em ha para o ano/safra 2012/2013</b>
Sorriso	116,951.00	72,213.00
Diamantino	74,688.00	61,994.00
Itiquira	57,809.00	50,539.00
Primavera Do Leste	82,757.00	48,825.00
Nova Ubiratã	91,088.00	48,532.00
Campo Novo Do Parecis	53,607.00	44,731.00
Nova Mutum	88,751.00	44,069.00
Sapezal	34,450.00	40,550.00
Sinop	41,519.00	33,100.00
Ipiranga Do Norte	30,563.00	32,100.00
Santa Rita Do Trivelato	41,625.00	30,425.00
Tangará Da Serra	19,975.00	30,400.00
Campos De Júlio	16,388.00	29,775.00
Tapurah	56,782.00	24,019.00
Alto Garças	41,863.00	23,138.00
Campo Verde	36,307.00	22,850.00
Vera	36,819.00	22,644.00
Lucas Do Rio Verde	35,113.00	21,613.00
Paranatinga	132,320.00	20,269.00
Porto Dos Gaúchos	57,775.00	20,256.00
Tabaporã	29,531.00	19,500.00
Brasnorte	63,488.00	16,806.00
Nova Marilândia	12,238.00	16,356.00
Querência	67,744.00	16,356.00
Feliz Natal	40,225.00	14,850.00
Comodoro	17,519.00	14,050.00
General Carneiro	20,050.00	13,650.00
Novo São Joaquim	23,163.00	13,494.00
Poxoréo	24,581.00	13,344.00
Santa Carmem	27,950.00	12,650.00
São José Do Rio Claro	44,344.00	12,638.00
Gaúcha Do Norte	62,050.00	11,588.00
Canarana	100,926.00	11,269.00
Juscimeira	19,731.00	10,856.00
Alto Araguaia	15,843.00	10,400.00
São Félix Do Araguaia	66,017.00	9,706.00
Nova Maringá	55,544.00	9,325.00
Jaciara	15,363.00	9,219.00

Nobres	26,788.00	9,138.00
Tesouro	11,494.00	8,131.00
Nortelândia	9,213.00	8,081.00
Santo Antônio Do Leste	14,850.00	7,831.00
Bom Jesus Do Araguaia	39,356.00	7,450.00
Rondonópolis	19,406.00	7,175.00
Cláudia	33,375.00	6,744.00
Itanhangá	28,250.00	6,138.00
Guiratinga	15,581.00	5,325.00
Pontes E Lacerda	5,238.00	5,306.00
Nova Xavantina	16,250.00	5,181.00
Vila Bela Da Santíssima Trindade	19,769.00	5,088.00
Água Boa	54,288.00	4,944.00
Santo Antônio Do Leverger	8,675.00	4,700.00
Ribeirão Cascalheira	38,525.00	4,619.00
Pedra Preta	7,669.00	4,319.00
Barra Do Garças	19,819.00	4,231.00
Dom Aquino	9,013.00	3,569.00
União Do Sul	16,700.00	3,513.00
Alto Taquari	5,792.00	3,422.00
Nova Olímpia	4,831.00	2,944.00
Itaúba	15,556.00	2,644.00
Canabrava Do Norte	10,419.00	2,281.00
Rosário Oeste	12,544.00	1,956.00
São José Do Xingu	13,606.00	1,675.00
Conquista D'oeste	2,006.00	1,481.00
Planalto Da Serra	15,981.00	1,444.00
Nova Lacerda	7,875.00	1,419.00
Campinápolis	17,656.00	1,394.00
Porto Alegre Do Norte	8,519.00	1,238.00
Araguaiana	2,469.00	1,227.00
Ponte Branca	443.00	1,085.00
Denise	3,175.00	1,013.00
Chapada Dos Guimarães	8,938.00	963.00
Nova Canaã Do Norte	15,419.00	738.00
Matupá	12,319.00	556.00
Nova Santa Helena	10,744.00	538.00
Ribeirãozinho	3,223.00	519.00
Confresa	13,950.00	500.00
Nova Guarita	3,144.00	331.00
Santa Terezinha	13,050.00	325.00
Mirassol D'oeste	1,031.00	250.00
Alto Paraguai	1,913.00	244.00

Santa Cruz Do Xingu	7,981.00	238.00
Vila Rica	7,181.00	188.00
Marcelândia	22,944.00	169.00
Alto Boa Vista	10,463.00	144.00
Peixoto De Azevedo	8,681.00	119.00
Serra Nova Dourada	1,856.00	119.00
Cuiabá	113.00	113.00
Arenápolis	1,625.00	113.00
Torixoréu	2,994.00	100.00
Colíder	5,450.00	88.00
Cáceres	1,750.00	81.00
Barra Do Bugres	1,700.00	75.00
Nova Brasilândia	2,288.00	50.00
Juara	14,594.00	50.00
Novo Mundo	9,063.00	38.00
Nova Nazaré	5,169.00	38.00
Luciara	356.00	0.00
Novo Santo Antônio	1,176.00	0.00
São Pedro Da Cipa	531.00	0.00
Nossa Senhora Do Livramento	106.00	0.00
Alta Floresta	6,050.00	0.00
Carlinda	3,919.00	0.00
Pontal Do Araguaia	50.00	0.00
Aripuanã	38.00	0.00
Terra Nova Do Norte	4,513.00	0.00
São José Dos Quatro Marcos	138.00	0.00
Cocalinho	3,232.00	0.00
Guarantã Do Norte	2,894.00	0.00
Salto Do Céu	819.00	0.00
Poconé	2,694.00	0.00
Nova Monte Verde	188.00	0.00
Juína	1,025.00	0.00
Novo Horizonte Do Norte	556.00	0.00
Castanheira	200.00	0.00
Santo Afonso	238.00	0.00
Paranaíta	588.00	0.00

791  
792  
793  
794  
795  
796  
797  
798

```

799  Apêndice B
800      Código desenvolvido na linguagem java no GEE.
801  /**
802      * @descrição
803      *
804      *
805      * @author
806      * Patrick Calvano Kuchler
807      *
808      * /
809  //Ano Map Biomas utilizado
810  var ano = '2012'
811          // '2013'
812          '2014'
813          '2015'
814          '2016'
815          '2017'
816          '2018'
817          '2019'//
818  //Abrir feature Collection
819  var amostras = ee.FeatureCollection(amostras1516)
820
821  var amostras_06_07 = ee.FeatureCollection(amostras0607)
822  var amostras_11_12 = ee.FeatureCollection(amostras1112)
823  var amostras_12_13 = ee.FeatureCollection(amostras1213)
824  var amostras_13_14 = ee.FeatureCollection(amostras1314)
825  var amostras_14_15 = ee.FeatureCollection(amostras1415)
826  var amostras_16_17 = ee.FeatureCollection(amostras1617)
827  var amostras_17_18 = ee.FeatureCollection(amostras1718)
828  var amostras_18_19 = ee.FeatureCollection(amostras1819)
829
830
831
832  //Filtro por classe das amostras
833  var amostrasDC = amostras.filterMetadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn('rand')
834  var amostrasSC = amostras.filterMetadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn('rand')
835
836  //////////Split as amostras trinamento e Validação//////////
837  //Variáveis para a seleção 70/30
838  var filtroRandomico70 = ee.Filter.greaterThan('rand',0.30);
839  var filtroRandomico30 = ee.Filter.lessThan('rand',0.30);
840  //////////////////////////////////////
841
842  //Amostras de Treinamento
      3ª Edição do Prêmio MapBiomas

```

```
843 var amostrasTreinamentoDC = amostrasDC.filter(filtroRandomico70);
844
845 var amostrasTreinamentoSC = amostrasSC.filter(filtroRandomico70);
846
847 var amostrasTreinamentoSC = amostrasTreinamentoSC.merge(amostrasTreinamentoSC).merge(amostrasTreinamentoSC)
848
849 //print('Treinamento 001')
850 //print(amostrasTreinamentoSC)
851 //print(amostrasTreinamentoDC)
852
853 //Amostras de Validação;
854 var amostrasValidacaoDC = amostrasDC.filter(filtroRandomico30);
855 var amostrasValidacaoSC = amostrasSC.filter(filtroRandomico30);
856 //var amostrasValidacaoSC = amostrasValidacaoSC.merge(amostrasValidacaoSC).merge(amostrasValidacaoSC).merge(amostrasValidacaoSC)
857 //print('Validação 001')
858 //print(amostrasValidacaoSC)
859 //print(amostrasValidacaoDC)
860 //Filtro por classe de 2006_2007
861 var amostrasSC_06_07 = amostras_06_07.filter(Metadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
862 var amostrasDC_06_07 = amostras_06_07.filter(Metadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
863
864 //Filtro por classe de 2011_2012
865 var amostrasSC_11_12 = amostras_11_12.filter(Metadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
866 var amostrasDC_11_12 = amostras_11_12.filter(Metadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
867
868 //Filtro por classe de 2011_2012
869 var amostrasSC_11_12 = amostras_11_12.filter(Metadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
870 var amostrasDC_11_12 = amostras_11_12.filter(Metadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
871 //Filtro por classe de 2012_2013
872 var amostrasSC_12_13 = amostras_12_13.filter(Metadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
873 var amostrasDC_12_13 = amostras_12_13.filter(Metadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
874
875 //Filtro por classe de 2013_2014
876 var amostrasSC_13_14 = amostras_13_14.filter(Metadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
877 var amostrasDC_13_14 = amostras_13_14.filter(Metadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
878
879 //Filtro por classe de 2014_2015
880 var amostrasSC_14_15 = amostras_14_15.filter(Metadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
881 var amostrasDC_14_15 = amostras_14_15.filter(Metadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
882
883 //Filtro por classe de 2016_2017
884 var amostrasSC_16_17 = amostras_16_17.filter(Metadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
885 var amostrasDC_16_17 = amostras_16_17.filter(Metadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
886
```



```

887 //Filtro por classe de 2017_2018
888 var amostrasSC_17_18 = amostras_17_18.filterMetadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
889 var amostrasDC_17_18 = amostras_17_18.filterMetadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
890
891 //Filtro por classe de 2018_2019
892 var amostrasSC_18_19 = amostras_18_19.filterMetadata(item_filtro,"equals","SC").randomColumn ('rand')
893 var amostrasDC_18_19 = amostras_18_19.filterMetadata(item_filtro,"equals","DC").randomColumn ('rand')
894
895
896 //////////////Split as amostras treinamento e Validação 2006/2007//////////////////////!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!1
897 //Amostras de Treinamento
898 var amostrasTreinamentoSC_06_07 = amostrasSC_06_07.filter(filtroRandomico70);
899 var amostrasTreinamentoDC_06_07 = amostrasDC_06_07.filter(filtroRandomico70);
900
901 //print('TREINAMENTO 2006/2007')
902 //print(amostrasTreinamentoSC_06_07)
903 //print(amostrasTreinamentoDC_06_07)
904
905 //Amostras de Validação;
906 var amostrasValidaSC_06_07 = amostrasSC_06_07.filter(filtroRandomico30);
907 var amostrasValidaDC_06_07 = amostrasDC_06_07.filter(filtroRandomico30);
908
909 //print('VALIDACAO 2006/2007')
910 //print(amostrasValidaSC_06_07)
911 //print(amostrasValidaDC_06_07)
912
913 //////////////Split as amostras trinamento e Validação 2011/2012//////////////////////!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!1
914 //Amostras de Treinamento
915 var amostrasTreinamentoSC_11_12 = amostrasSC_11_12.filter(filtroRandomico70);
916 var amostrasTreinamentoDC_11_12 = amostrasDC_11_12.filter(filtroRandomico70);
917
918 //print('TREINAMENTO 2011/2012')
919 //print(amostrasTreinamentoSC_11_12)
920 //print(amostrasTreinamentoDC_11_12)
921
922 //Amostras de Validação;
923 var amostrasValidaSC_11_12 = amostrasSC_11_12.filter(filtroRandomico30);
924 var amostrasValidaDC_11_12 = amostrasDC_11_12.filter(filtroRandomico30);
925
926 //print('VALIDACAO 2011/2012')
927 //print(amostrasValidaSC_11_12)
928 //print(amostrasValidaDC_11_12)
929
930 //////////////Split as amostras trinamento e Validação 2012/2013//////////////////////!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!1

```

```
931 //Amostras de Treinamento
932 var amostrasTreinamentoSC_12_13 = amostrasSC_12_13.filter(filtoRandomico70);
933 var amostrasTreinamentoDC_12_13 = amostrasDC_12_13.filter(filtoRandomico70);
934
935 //print('TREINAMENTO 2012/2013')
936 //print(amostrasTreinamentoSC_12_13)
937 //print(amostrasTreinamentoDC_12_13)
938
939 //Amostras de Validação;
940 var amostrasValidaSC_12_13 = amostrasSC_12_13.filter(filtoRandomico30);
941 var amostrasValidaDC_12_13 = amostrasDC_12_13.filter(filtoRandomico30);
942
943 //print('VALIDACAO 2012/2013')
944 //print(amostrasValidaSC_12_13)
945 //print(amostrasValidaDC_12_13)
946
947 //////////////Split as amostras trinamento e Validação 2013/2014//////////////////////!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!1
948 //Amostras de Treinamento
949 var amostrasTreinamentoSC_13_14 = amostrasSC_13_14.filter(filtoRandomico70);
950 var amostrasTreinamentoDC_13_14 = amostrasDC_13_14.filter(filtoRandomico70);
951
952 //print('TREINAMENTO 2013/2014')
953 //print(amostrasTreinamentoSC_13_14)
954 //print(amostrasTreinamentoDC_13_14)
955
956 //Amostras de Validação;
957 var amostrasValidaSC_13_14 = amostrasSC_13_14.filter(filtoRandomico30);
958 var amostrasValidaDC_13_14 = amostrasDC_13_14.filter(filtoRandomico30);
959
960 //print('VALIDACAO 2013/2014')
961 //print(amostrasValidaSC_13_14)
962 //print(amostrasValidaDC_13_14)
963
964 //////////////Split as amostras trinamento e Validação 2014/2015//////////////////////!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!1
965 //Amostras de Treinamento
966 var amostrasTreinamentoSC_14_15 = amostrasSC_14_15.filter(filtoRandomico70);
967 var amostrasTreinamentoDC_14_15 = amostrasDC_14_15.filter(filtoRandomico70);
968
969 //print('TREINAMENTO 2014/2015')
970 //print(amostrasTreinamentoSC_14_15)
971 //print(amostrasTreinamentoDC_14_15)
972
973 //Amostras de Validação;
974 var amostrasValidaSC_14_15 = amostrasSC_14_15.filter(filtoRandomico30);
```

```
975 var amostrasValidaDC_14_15 = amostrasDC_14_15.filter(filtroRandomico30);
976
977 //print('VALIDACAO 2014/2015')
978 //print(amostrasValidaSC_14_15)
979 //print(amostrasValidaDC_14_15)
980
981 //////////////Split as amostras treinamento e Validação 2016/2017//////////////////////!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!1
982 //Amostras de Treinamento
983 var amostrasTreinamentoSC_16_17 = amostrasSC_16_17.filter(filtroRandomico70);
984 var amostrasTreinamentoDC_16_17 = amostrasDC_16_17.filter(filtroRandomico70);
985
986 //print('TREINAMENTO 2016/2017')
987 //print(amostrasTreinamentoSC_16_17)
988 //print(amostrasTreinamentoDC_16_17)
989
990 //Amostras de Validação;
991 var amostrasValidaSC_16_17 = amostrasSC_16_17.filter(filtroRandomico30);
992 var amostrasValidaDC_16_17 = amostrasDC_16_17.filter(filtroRandomico30);
993
994 //print('VALIDAÇÃO 2016/2017')
995 //print(amostrasValidaSC_16_17)
996 //print(amostrasValidaDC_16_17)
997
998 //////////////Split as amostras treinamento e Validação 2017/2018//////////////////////!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!1
999 //Amostras de Treinamento
1000 var amostrasTreinamentoSC_17_18 = amostrasSC_17_18.filter(filtroRandomico70);
1001 var amostrasTreinamentoDC_17_18 = amostrasDC_17_18.filter(filtroRandomico70);
1002
1003 //print('TREINAMENTO 2017/2018')
1004 //print(amostrasTreinamentoSC_17_18)
1005 //print(amostrasTreinamentoDC_17_18)
1006
1007 //Amostras de Validação;
1008 var amostrasValidaSC_17_18 = amostrasSC_17_18.filter(filtroRandomico30);
1009 var amostrasValidaDC_17_18 = amostrasDC_17_18.filter(filtroRandomico30);
1010
1011 //print('VALIDACAO 2017/2018')
1012 //print(amostrasValidaSC_17_18)
1013 //print(amostrasValidaDC_17_18)
1014
1015 //////////////Split as amostras treinamento e Validação 2018/2019//////////////////////!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!1
1016 //Amostras de Treinamento
1017 var amostrasTreinamentoSC_18_19 = amostrasSC_18_19.filter(filtroRandomico70);
1018 var amostrasTreinamentoDC_18_19 = amostrasDC_18_19.filter(filtroRandomico70);
```

```

1019
1020 //print("TREINAMENTO 2018/2019")
1021 //print(amostrasTreinamentoSC_18_19)
1022 //print(amostrasTreinamentoDC_18_19)
1023
1024 //Amostras de Validação;
1025 var amostrasValidaSC_18_19 = amostrasSC_18_19.filter(filtoRandomico30);
1026 var amostrasValidaDC_18_19 = amostrasDC_18_19.filter(filtoRandomico30);
1027
1028 //print("VALIDACAO 2018/2019")
1029 //print(amostrasValidaSC_18_19)
1030 //print(amostrasValidaDC_18_19)
1031
1032
1033 ////MERGE AMOSTRAS TREINAMENTO 2016_2017
1034 //var amostras_2016_2017_filtrado = amostrasTreinamentoSC_16_17.merge(amostrasTreinamentoDC_16_17)
1035
1036 ////MERGE AMOSTRAS TREINAMENTO 2014_2015
1037 //var amostras_2014_2015_filtrado = amostrasTreinamentoSC_14_15.merge(amostrasTreinamentoDC_14_15)
1038
1039 //Coleção Modis 2006-2007
1040 var Img_MODIS06_07= MODIS.filterBounds(MT)
1041     .filterDate('2006-10-14', '2007-10-16')
1042     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1043     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1044
1045
1046 //print("Modis06_07",Img_MODIS06_07)
1047
1048 //Coleção Modis 2011-2012
1049 var Img_MODIS11_12= MODIS.filterBounds(MT)
1050     .filterDate('2011-10-14', '2012-10-14')
1051     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1052     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1053
1054
1055 //print("Modis11_12",Img_MODIS11_12)
1056
1057 //Coleção Modis 2012-2013
1058 var Img_MODIS12_13= MODIS.filterBounds(MT)
1059     .filterDate('2012-10-14', '2013-10-16')
1060     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1061     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1062

```

```
1063
1064 //print("Modis12_13",Img_MODIS12_13)
1065 //Coleção Modis 2013-2014
1066 var Img_MODIS13_14= MODIS.filterBounds(MT)
1067     .filterDate('2013-10-14', '2014-10-16')
1068     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1069     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1070
1071
1072 //print("Modis13_14",Img_MODIS13_14)
1073
1074 //Coleção Modis 2014-2015
1075 var Img_MODIS14_15= MODIS.filterBounds(MT)
1076     .filterDate('2014-10-14', '2015-10-16')
1077     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1078     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1079
1080 //print("Modis14_15",Img_MODIS14_15)
1081
1082 //Coleção Modis 2015-2016
1083 var Img_MODIS15_16= MODIS.filterBounds(MT)
1084     .filterDate('2015-10-16', '2016-10-01')
1085     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1086     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1087
1088 //print("Modis15_16",Img_MODIS15_16)
1089
1090 //Coleção Modis 2016-2017
1091 var Img_MODIS16_17= MODIS.filterBounds(MT)
1092     .filterDate('2016-10-14', '2017-10-16')
1093     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1094     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1095
1096
1097 //print("Modis16_17",Img_MODIS16_17)
1098
1099 //Coleção Modis 2017-2018
1100 var Img_MODIS17_18= MODIS.filterBounds(MT)
1101     .filterDate('2017-10-14', '2018-10-16')
1102     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1103     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1104
1105
1106 //print("Modis17_18",Img_MODIS17_18)
```

```

1107
1108 //Coleção Modis 2018-2019
1109 var Img_MODIS18_19= MODIS.filterBounds(MT)
1110     .filterDate('2018-10-14', '2019-10-16')
1111     .select(['NDVI', 'EVI', 'sur_refl_b02', 'sur_refl_b07'])
1112     .toBands() //Emplilhar todas as imagens em bandas
1113
1114
1115 //print("Modis18_19",Img_MODIS18_19)
1116
1117
1118
1119 //as bandas de 2016/2017 e 2014/2015 serão renomeadas com os nomes das bandas de 2015
1120 //a intenção é treinar o padrão fenológico do cultivo e aplicá-lo como asmostras para identificar o mesmo padrão em 2016
1121
1122 //Rename 2006/2007
1123 Img_MODIS06_07
1124 =Img_MODIS06_07.select([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,
1125 53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91],
1126
1127 ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVI','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVI','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
1128 1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVI','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVI','2012_12_02_sur_refl_
1129 b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVI','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVI','2013_0
1130 1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVI','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1131 2_EVI','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVI','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1132 VI','2013_03_06_EVI','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVI','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1133 013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVI','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVI','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1134 ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVI','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVI','2013_05_25_sur_refl_b02'
1135 ,'2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVI','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVI','2013_06_2
1136 6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVI','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1137 VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVI','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1138 '2013_08_29_EVI','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVI','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
1139 _09_30_NDVI','2013_09_30_EVI','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07'])
1140
1141
1142 //print("Modis12_13 Renamed",Img_MODIS12_13)
1143
1144
1145 //Rename 2011/2012
1146 Img_MODIS11_12
1147 =Img_MODIS11_12.select([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,
1148 53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91],
1149
1150 ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVI','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVI','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
3ª Edição do Prêmio MapBiomass

```

```

1151 1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVI','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVI','2012_12_02_sur_refl_
1152 b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVI','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVI','2013_0
1153 1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVI','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1154 2_EVI','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVI','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1155 VI','2013_03_06_EVI','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVI','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1156 013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVI','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVI','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1157 ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVI','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVI','2013_05_25_sur_refl_b02'
1158 ','2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVI','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVI','2013_06_2
1159 6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVI','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1160 VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVI','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1161 '2013_08_29_EVI','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVI','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
1162 _09_30_NDVI','2013_09_30_EVI','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07'])
1163
1164
1165 //print("Modis12_13 Renamed",Img_MODIS12_13)
1166
1167
1168 //Rename 2012/2013
1169 Img_MODIS12_13
1170 =Img_MODIS12_13.select([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,
1171 53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91],
1172
1173 ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVI','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVI','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
1174 1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVI','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVI','2012_12_02_sur_refl_
1175 b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVI','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVI','2013_0
1176 1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVI','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1177 2_EVI','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVI','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1178 VI','2013_03_06_EVI','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVI','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1179 013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVI','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVI','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1180 ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVI','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVI','2013_05_25_sur_refl_b02'
1181 ','2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVI','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVI','2013_06_2
1182 6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVI','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1183 VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVI','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1184 '2013_08_29_EVI','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVI','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
1185 _09_30_NDVI','2013_09_30_EVI','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07'])
1186
1187
1188 //print("Modis12_13 Renamed",Img_MODIS12_13)
1189
1190 //Rename 2013/2014
1191 Img_MODIS13_14
1192 =Img_MODIS13_14.select([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,
1193 53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91],

```



```

1194
1195 ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVT','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVT','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
1196 1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVT','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVT','2012_12_02_sur_refl_
1197 b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVT','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVT','2013_0
1198 1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVT','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1199 2_EVT','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVT','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1200 VI','2013_03_06_EVT','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVT','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1201 013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVT','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVT','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1202 ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVT','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVT','2013_05_25_sur_refl_b02'
1203 ,2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVT','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVT','2013_06_2
1204 6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVT','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1205 VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVT','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1206 '2013_08_29_EVT','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVT','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
1207 _09_30_NDVI','2013_09_30_EVT','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07'])
1208
1209
1210 //print("Modis13_14 Renamed",Img_MODIS13_14)
1211
1212
1213 //Rename 2014/2015
1214 Img_MODIS14_15
1215 =Img_MODIS14_15.select([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,
1216 53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91],
1217
1218 ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVT','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVT','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
1219 1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVT','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVT','2012_12_02_sur_refl_
1220 b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVT','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVT','2013_0
1221 1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVT','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1222 2_EVT','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVT','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1223 VI','2013_03_06_EVT','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVT','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1224 013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVT','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVT','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1225 ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVT','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVT','2013_05_25_sur_refl_b02'
1226 ,2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVT','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVT','2013_06_2
1227 6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVT','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1228 VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVT','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1229 '2013_08_29_EVT','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVT','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
1230 _09_30_NDVI','2013_09_30_EVT','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07'])
1231
1232
1233 //print("Modis14_15 Renamed",Img_MODIS14_15)
1234
1235 //Rename 2016/2017

```

```

1236  Img_MODIS16_17
1237  =Img_MODIS16_17.select([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,
1238  53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91],
1239
1240  ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVT','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVT','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
1241  1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVT','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVT','2012_12_02_sur_refl_
1242  b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVT','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVT','2013_0
1243  1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVT','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1244  2_EVT','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVT','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1245  VI','2013_03_06_EVT','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVT','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1246  013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVT','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVT','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1247  ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVT','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVT','2013_05_25_sur_refl_b02'
1248  ,'2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVT','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVT','2013_06_2
1249  6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVT','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1250  VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVT','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1251  '2013_08_29_EVT','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVT','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
1252  _09_30_NDVI','2013_09_30_EVT','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07'])
1253
1254
1255  //print("Modis16_17 Renamed",Img_MODIS16_17)
1256
1257  //Rename 2017/2018
1258  Img_MODIS17_18
1259  =Img_MODIS17_18.select([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,
1260  53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91],
1261
1262  ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVT','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVT','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
1263  1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVT','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVT','2012_12_02_sur_refl_
1264  b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVT','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVT','2013_0
1265  1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVT','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1266  2_EVT','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVT','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1267  VI','2013_03_06_EVT','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVT','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1268  013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVT','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVT','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1269  ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVT','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVT','2013_05_25_sur_refl_b02'
1270  ,'2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVT','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVT','2013_06_2
1271  6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVT','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1272  VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVT','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1273  '2013_08_29_EVT','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVT','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
1274  _09_30_NDVI','2013_09_30_EVT','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07'])
1275
1276
1277  //print("Modis17_18 Renamed",Img_MODIS17_18)
1278
1279  //Rename 2018/2019

```

```

1280  Img_MODIS18_19
1281  =Img_MODIS18_19.select([0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,
1282  53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91],
1283
1284  ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVI','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVI','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
1285  1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVI','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVI','2012_12_02_sur_refl_
1286  b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVI','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVI','2013_0
1287  1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVI','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1288  2_EVI','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVI','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1289  VI','2013_03_06_EVI','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVI','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1290  013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVI','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVI','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1291  ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVI','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVI','2013_05_25_sur_refl_b02'
1292  ,'2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVI','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVI','2013_06_2
1293  6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVI','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1294  VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVI','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1295  '2013_08_29_EVI','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVI','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
1296  _09_30_NDVI','2013_09_30_EVI','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07'])
1297
1298
1299  //print("Modis18_19 Renamed",Img_MODIS18_19)
1300
1301  //Paleta de cor padrão do Mapbiomas
1302  var palettes = require('users/mapbiomas/modules/Palettes.js');
1303
1304  //Define Legenda e Ano de Classificação do MapBiomas
1305  var visclass = {
1306      'bands': 'classification_'+ano,
1307      'min': 0,
1308      'max': 33,
1309      'palette': palettes.get('classification2'),
1310      'format': 'png'
1311  };
1312  //Buscar o dado público do Mapbiomas e visualizar. Obs: ctrl_espaco = help dos argumentos da função
1313  var class_col3_INT = ee.Image('projects/mapbiomas-workspace/public/collection5/mapbiomas_collection50_integration_v1')
1314
1315
1316
1317  //Map.addLayer(class_col3_INT, visclass, 'MapBiomas 2015', true);
1318
1319  //Cria máscara de Agropecuária do MapBiomas
1320  //15 = pasto
1321  //19 = agricultura anual
1322  //21 = mosaico agri/pasto
1323  //39 = SOJA

```

```

1324 var maskMapbiomas = class_col3_INT.select('classification_'+ano).remap([39],[0])
1325
1326 Map.addLayer(maskMapbiomas)
1327
1328 //aplica mascara nas imagens MODIS para manter apenas onde Mapbiomas = 0
1329
1330 Img_MODIS06_07 = Img_MODIS06_07.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1331 Img_MODIS11_12 = Img_MODIS11_12.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1332 Img_MODIS12_13 = Img_MODIS12_13.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1333 Img_MODIS13_14 = Img_MODIS13_14.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1334 Img_MODIS14_15 = Img_MODIS14_15.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1335 Img_MODIS15_16 = Img_MODIS15_16.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1336 Img_MODIS16_17 = Img_MODIS16_17.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1337 Img_MODIS17_18 = Img_MODIS17_18.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1338 Img_MODIS18_19 = Img_MODIS18_19.mask(maskMapbiomas.eq(0)).clip(MT)
1339
1340
1341 //CriarCampoNumérico para as Classes 2006-2007
1342 var amostrasTreinamentoDC_06_07 = amostrasTreinamentoDC_06_07.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 1})});
1343 var amostrasTreinamentoSC_06_07 = amostrasTreinamentoSC_06_07.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 2})});
1344
1345 //CriarCampoNumérico para as Classes 2011-2012
1346 var amostrasTreinamentoDC_11_12 = amostrasTreinamentoDC_11_12.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 1})});
1347 var amostrasTreinamentoSC_11_12 = amostrasTreinamentoSC_11_12.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 2})});
1348
1349
1350 //CriarCampoNumérico para as Classes 2012-2013
1351 var amostrasTreinamentoDC_12_13 = amostrasTreinamentoDC_12_13.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 1})});
1352 var amostrasTreinamentoSC_12_13 = amostrasTreinamentoSC_12_13.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 2})});
1353
1354
1355 //CriarCampoNumérico para as Classes 2013-2014
1356 var amostrasTreinamentoDC_13_14 = amostrasTreinamentoDC_13_14.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 1})});
1357 var amostrasTreinamentoSC_13_14 = amostrasTreinamentoSC_13_14.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 2})});
1358
1359
1360 //CriarCampoNumérico para as Classes 2014-2015
1361 var amostrasTreinamentoDC_14_15 = amostrasTreinamentoDC_14_15.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 1})});
1362 var amostrasTreinamentoSC_14_15 = amostrasTreinamentoSC_14_15.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 2})});
1363
1364
1365 //CriarCampoNumérico para as Classes 2015-2016
1366 var amostrasTreinamentoDC = amostrasTreinamentoDC.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 1})});
1367 var amostrasTreinamentoSC = amostrasTreinamentoSC.map(function( feat ) {return feat.buffer(-250).set({'class': 2})});

```

```
1368 //CriarCampoNumérico para as Classes 2016-2017
1369 var amostrasTreinamentoDC_16_17 = amostrasTreinamentoDC_16_17.map(function(feet) {return feet.buffer(-250).set({'class': 1})});
1370 var amostrasTreinamentoSC_16_17 = amostrasTreinamentoSC_16_17.map(function(feet) {return feet.buffer(-250).set({'class': 2})});
1371
1372 //CriarCampoNumérico para as Classes 2017-2018
1373 var amostrasTreinamentoDC_17_18 = amostrasTreinamentoDC_17_18.map(function(feet) {return feet.buffer(-250).set({'class': 1})});
1374 var amostrasTreinamentoSC_17_18 = amostrasTreinamentoSC_17_18.map(function(feet) {return feet.buffer(-250).set({'class': 2})});
1375
1376 //CriarCampoNumérico para as Classes 2018-2019
1377 var amostrasTreinamentoDC_18_19 = amostrasTreinamentoDC_18_19.map(function(feet) {return feet.buffer(-250).set({'class': 1})});
1378 var amostrasTreinamentoSC_18_19 = amostrasTreinamentoSC_18_19.map(function(feet) {return feet.buffer(-250).set({'class': 2})});
1379
1380 //Merge de todos os polígonos 06-07
1381 var amostrasTotal06_07 = amostrasTreinamentoDC_06_07.merge(amostrasTreinamentoSC_06_07)
1382
1383 //Merge de todos os polígonos 11-12
1384 var amostrasTotal11_12 = amostrasTreinamentoDC_11_12.merge(amostrasTreinamentoSC_11_12)
1385
1386 //Merge de todos os polígonos 12-13
1387 var amostrasTotal12_13 = amostrasTreinamentoDC_12_13.merge(amostrasTreinamentoSC_12_13)
1388
1389 //Merge de todos os polígonos 13-14
1390 var amostrasTotal13_14 = amostrasTreinamentoDC_13_14.merge(amostrasTreinamentoSC_13_14)
1391
1392 //Merge de todos os polígonos 14-15
1393 var amostrasTotal14_15 = amostrasTreinamentoDC_14_15.merge(amostrasTreinamentoSC_14_15)
1394
1395 //Merge de todos os polígonos 15-16
1396 var amostrasTotal = amostrasTreinamentoDC.merge(amostrasTreinamentoSC)
1397
1398 //Merge de todos os polígonos 16-17
1399 var amostrasTotal16_17 = amostrasTreinamentoDC_16_17.merge(amostrasTreinamentoSC_16_17)
1400
1401 //Merge de todos os polígonos 17-18
1402 var amostrasTotal17_18 = amostrasTreinamentoDC_17_18.merge(amostrasTreinamentoSC_17_18)
1403
1404 //Merge de todos os polígonos 18-19
1405 var amostrasTotal18_19 = amostrasTreinamentoDC_18_19.merge(amostrasTreinamentoSC_18_19)
1406
1407
1408
1409
1410
1411 //Conversão de todos os polígonos como um Raster. Valor do pixel é o número da classe. Onde não tem polígono, ficou como NoData
```

```
1412 var img_amostras06_07 = amostrasTotal06_07.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1413 var img_amostras11_12 = amostrasTotal11_12.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1414 var img_amostras12_13 = amostrasTotal12_13.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1415 var img_amostras13_14 = amostrasTotal13_14.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1416 var img_amostras14_15 = amostrasTotal14_15.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1417 var img_amostrasTotal = amostrasTotal.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1418 var img_amostras16_17 = amostrasTotal16_17.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1419 var img_amostras17_18 = amostrasTotal17_18.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1420 var img_amostras18_19 = amostrasTotal18_19.reduceToImage({properties: ['class'],reducer: ee.Reducer.first()});
1421
1422
1423 //Renomeando a banda (do Raster de amostras criado) para 'class'
1424 img_amostras06_07 = img_amostras06_07.select([0],['class'])
1425 img_amostras11_12 = img_amostras11_12.select([0],['class'])
1426 img_amostras12_13 = img_amostras12_13.select([0],['class'])
1427 img_amostras13_14 = img_amostras13_14.select([0],['class'])
1428 img_amostras14_15 = img_amostras14_15.select([0],['class'])
1429 img_amostrasTotal = img_amostrasTotal.select([0],['class'])
1430 img_amostras16_17 = img_amostras16_17.select([0],['class'])
1431 img_amostras17_18 = img_amostras17_18.select([0],['class'])
1432 img_amostras18_19 = img_amostras18_19.select([0],['class'])
1433
1434 //print('AMOSTRAS 2006 2007')
1435 //print(img_amostras06_07)
1436
1437 //print('AMOSTRAS 2011 2012')
1438 //print(img_amostras11_12)
1439
1440 //print('AMOSTRAS 2012 2013')
1441 //print(img_amostras12_13)
1442
1443 //print('AMOSTRAS 2013 2014')
1444 //print(img_amostras13_14)
1445
1446 //print('AMOSTRAS 2014 2015')
1447 //print(img_amostras14_15)
1448
1449 //print('AMOSTRAS 2015 2016')
1450 //print(img_amostrasTotal)
1451
1452 //print('AMOSTRAS 2016 2017')
1453 //print(img_amostras16_17)
1454
1455 //print('AMOSTRAS 2017 2018')
```

```

1456 //print(img_amostras17_18)
1457
1458 //print('AMOSTRAS 2018 2019')
1459 //print(img_amostras18_19)
1460
1461 // O treinamento será realizado para cada classe. Adiciona a banda de classes das amostras e bandas com coordenadas de Long e Lat às bandas do MODIS.
1462 // Na imagem com todas as bandas são sorteadas várias samples (numPixels) aleatórias dentro dos polígonos da classe desejada (region)
1463 // utilizando um determinado padrão de seed (cada seed sequencial gera um conjunto de pontos aleatórios persistentes, que permite a replicação do resultado aleatório)
1464 //A função map preenche as coordenadas de lat long para cada amostra.
1465 //O balanceamento entre as amostras das classes é muito importante: Não é bom ter muitas amostras de pastagem e pouca de soja-milho por exemplo
1466 //numPixel é o numero de amostras selecionadas para cada classe. Deve ser avalaiado e trocado se necessário para melhorar o balanceamento
1467 //Seed = 1 vai utilizar sempre o mesmo numero de amostras cada vez que rodar
1468
1469 //esse treinamento é feito na imagem de 2006/2007
1470 var training17 = Img_MODIS06_07.addBands(img_amostras06_07).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:500, region:
1471 amostrasTreinamentoDC_06_07, seed: 1})
1472 .map(function(f) {
1473     return ee.Feature(
1474         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')])), f.toDictionary());
1475 });
1476 print("06_07", training17.size())
1477
1478 var training16 = Img_MODIS06_07.addBands(img_amostras06_07).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1479 amostrasTreinamentoSC_06_07, seed: 1})
1480 .map(function(f) {
1481     return ee.Feature(
1482         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')])), f.toDictionary());
1483 });
1484 print(training16.size())
1485
1486
1487 //esse treinamento é feito na imagem de 2011/2012
1488 var training15 = Img_MODIS11_12.addBands(img_amostras11_12).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1489 amostrasTreinamentoDC_11_12, seed: 1})
1490 .map(function(f) {
1491     return ee.Feature(
1492         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')])), f.toDictionary());
1493 });
1494
1495 print("11_12", training15.size())
1496
1497 var training14 = Img_MODIS11_12.addBands(img_amostras11_12).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1498 amostrasTreinamentoSC_11_12, seed: 1})
1499 .map(function(f) {

```

```

1500     return ee.Feature(
1501         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]));
1502     });
1503
1504     print(training14.size())
1505
1506
1507 //esse treinamento é feito na imagem de 2012/2013
1508 var training13 = Img_MODIS12_13.addBands(img_amostras12_13).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1509 amostrasTreinamentoDC_12_13, seed: 1})
1510     .map(function(f) {
1511         return ee.Feature(
1512             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]));
1513         });
1514 var training13 = training13.merge(training13)
1515     print("12_13", training13.size())
1516
1517 var training12 = Img_MODIS12_13.addBands(img_amostras12_13).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1518 amostrasTreinamentoSC_12_13, seed: 1})
1519     .map(function(f) {
1520         return ee.Feature(
1521             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]));
1522         });
1523     print(training12.size())
1524
1525 //esse treinamento é feito na imagem de 2013/2014
1526 var training11 = Img_MODIS13_14.addBands(img_amostras13_14).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1527 amostrasTreinamentoDC_13_14, seed: 1})
1528     .map(function(f) {
1529         return ee.Feature(
1530             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]));
1531         });
1532
1533 var training11 = training11.merge(training11)
1534
1535     print("13_14", training11.size())
1536
1537 var training10 = Img_MODIS13_14.addBands(img_amostras13_14).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1538 amostrasTreinamentoSC_13_14, seed: 1})
1539     .map(function(f) {
1540         return ee.Feature(
1541             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]));
1542         });
1543     print(training10.size())

```



```

1544
1545 //esse treinamento é feito na imagem de 2014/2015
1546 var training9 = Img_MODIS14_15.addBands(img_amostras14_15).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1547 amostrasTreinamentoDC_14_15, seed: 1})
1548 .map(function(f) {
1549     return ee.Feature(
1550         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1551     });
1552
1553     print("14_15", training9.size())
1554
1555 var training8 = Img_MODIS14_15.addBands(img_amostras14_15).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1556 amostrasTreinamentoSC_14_15, seed: 1})
1557 .map(function(f) {
1558     return ee.Feature(
1559         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1560     });
1561
1562 var training8 = training8.merge(training8)
1563     print(training8.size())
1564
1565 var training7 = Img_MODIS15_16.addBands(img_amostrasTotal).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1566 amostrasTreinamentoDC, seed: 1})
1567 .map(function(f) {
1568     return ee.Feature(
1569         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1570     });
1571     print("15_16", training7.size())
1572
1573 var training6 = Img_MODIS15_16.addBands(img_amostrasTotal).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1574 amostrasTreinamentoSC, seed: 1})
1575 .map(function(f) {
1576     return ee.Feature(
1577         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1578     });
1579     print(training6.size())
1580
1581 //Map.addLayer(training6)
1582
1583 //esse treinamento é feito na imagem de 2016/2017
1584 var training5 = Img_MODIS16_17.addBands(img_amostras16_17).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:1000, region:
1585 amostrasTreinamentoDC_16_17, seed: 1})
1586 .map(function(f) {
1587     return ee.Feature(

```

```

1588         ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1589     });
1590     print("16_17", training5.size());
1591
1592     var training4 = Img_MODIS16_17.addBands(img_amostras16_17).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:1000, region:
1593     amostrasTreinamentoSC_16_17, seed: 1})
1594     .map(function(f) {
1595         return ee.Feature(
1596             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1597     });
1598     var training4 = training4.merge(training4)
1599     print(training4.size());
1600
1601     //esse treinamento é feito na imagem de 2017/2018
1602     var training3 = Img_MODIS17_18.addBands(img_amostras17_18).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1603     amostrasTreinamentoDC_17_18, seed: 1})
1604     .map(function(f) {
1605         return ee.Feature(
1606             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1607     });
1608     print("17_18", training3.size());
1609
1610     var training2 = Img_MODIS17_18.addBands(img_amostras17_18).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1611     amostrasTreinamentoSC_17_18, seed: 1})
1612     .map(function(f) {
1613         return ee.Feature(
1614             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1615     });
1616     print(training2.size());
1617
1618     //esse treinamento é feito na imagem de 2018/2019
1619     var training1 = Img_MODIS18_19.addBands(img_amostras18_19).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1620     amostrasTreinamentoDC_18_19, seed: 1})
1621     .map(function(f) {
1622         return ee.Feature(
1623             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());
1624     });
1625     print("18_19", training1.size());
1626
1627     var training0 = Img_MODIS18_19.addBands(img_amostras18_19).addBands(ee.Image.pixelLonLat()).sample({scale:250, numPixels:700, region:
1628     amostrasTreinamentoSC_18_19, seed: 1})
1629     .map(function(f) {
1630         return ee.Feature(
1631             ee.Geometry.Point([f.get('longitude'), f.get('latitude')]), f.toDictionary());

```

```

1632     });
1633     var training0 = training0.merge(training0)
1634     print(training0.size())
1635     //Merge de todos os pontos de treinamnto Treinamento FULL
1636     var training = training0.merge(training1).merge(training2).merge(training3).merge(training4).merge(training5).merge(training8).merge(training9).merge(training10)
1637         .merge(training11).merge(training12).merge(training13).merge(training14).merge(training15).merge(training16).merge(training17)
1638     //Merge de todos os pontos de treinamnto Treinamento FULL sem 2015/2016
1639     //var training = training0.merge(training1).merge(training2).merge(training3).merge(training4).merge(training5).merge(training8).merge(training9).merge(training10)
1640         //
1641     .merge(training11).merge(training12).merge(training13).merge(training14).merge(training15).merge(training16).merge(training17).merge(training6).merge(training7)
1642     //Merge de todos os pontos de treinamnto Treinamento 2015/2016
1643     //var training = training6.merge(training7)
1644     //Merge de todos os pontos de treinamnto Treinamento 2015/2016 2016/2017
1645     //var training = training6.merge(training7).merge(training4).merge(training5)
1646     //Merge de todos os pontos de treinamnto Treinamento 2016/2017
1647     //var training = training4.merge(training5)
1648     //Merge de todos os pontos de treinamnto Treinamento 2014/2015
1649     //var training = training8.merge(training9)
1650     //Merge de todos os pontos de treinamnto Treinamento 2006/2007
1651     //var training = training16.merge(training17)
1652     //print(training)
1653     //Adiciona os pontos na tela
1654     //Map.addLayer(training, {}, "training")
1655     //Print da quantidade de pontos para cada classe (auxilio para avaliar o balanceamento está OK). ATenção o balanceamento das amostras é muito importante
1656     //Não podemos ter classes com muitos pontos/amostras e outra com pouco ponto etc
1657     print("Total de Classes TREINAMENTO")
1658     print('DC', training.filterMetadata("class", "equals", 1).size())
1659     print('SC', training.filterMetadata("class", "equals", 2).size())
1660     // Explicita as banads que serão usadas na classificação
1661     var
1662         bandas
1663         =
1664         ['2012_10_15_NDVI','2012_10_15_EVT','2012_10_15_sur_refl_b02','2012_10_15_sur_refl_b07','2012_10_31_NDVI','2012_10_31_EVT','2012_10_31_sur_refl_b02','2012_10_3
1665         1_sur_refl_b07','2012_11_16_NDVI','2012_11_16_EVT','2012_11_16_sur_refl_b02','2012_11_16_sur_refl_b07','2012_12_02_NDVI','2012_12_02_EVT','2012_12_02_sur_refl_
1666         b02','2012_12_02_sur_refl_b07','2012_12_18_NDVI','2012_12_18_EVT','2012_12_18_sur_refl_b02','2012_12_18_sur_refl_b07','2013_01_01_NDVI','2013_01_01_EVT','2013_0
1667         1_01_sur_refl_b02','2013_01_01_sur_refl_b07','2013_01_17_NDVI','2013_01_17_EVT','2013_01_17_sur_refl_b02','2013_01_17_sur_refl_b07','2013_02_02_NDVI','2013_02_0
1668         2_EVT','2013_02_02_sur_refl_b02','2013_02_02_sur_refl_b07','2013_02_18_NDVI','2013_02_18_EVT','2013_02_18_sur_refl_b02','2013_02_18_sur_refl_b07','2013_03_06_ND
1669         VI','2013_03_06_EVT','2013_03_06_sur_refl_b02','2013_03_06_sur_refl_b07','2013_03_22_NDVI','2013_03_22_EVT','2013_03_22_sur_refl_b02','2013_03_22_sur_refl_b07','2
1670         013_04_07_NDVI','2013_04_07_EVT','2013_04_07_sur_refl_b02','2013_04_07_sur_refl_b07','2013_04_23_NDVI','2013_04_23_EVT','2013_04_23_sur_refl_b02','2013_04_23_s
1671         ur_refl_b07','2013_05_09_NDVI','2013_05_09_EVT','2013_05_09_sur_refl_b02','2013_05_09_sur_refl_b07','2013_05_25_NDVI','2013_05_25_EVT','2013_05_25_sur_refl_b02'
1672         , '2013_05_25_sur_refl_b07','2013_06_10_NDVI','2013_06_10_EVT','2013_06_10_sur_refl_b02','2013_06_10_sur_refl_b07','2013_06_26_NDVI','2013_06_26_EVT','2013_06_2
1673         6_sur_refl_b02','2013_06_26_sur_refl_b07','2013_07_12_NDVI','2013_07_12_EVT','2013_07_12_sur_refl_b02','2013_07_12_sur_refl_b07','2013_07_28_NDVI','2013_07_28_E
1674         VI','2013_07_28_sur_refl_b02','2013_07_28_sur_refl_b07','2013_08_13_NDVI','2013_08_13_EVT','2013_08_13_sur_refl_b02','2013_08_13_sur_refl_b07','2013_08_29_NDVI',
1675         '2013_08_29_EVT','2013_08_29_sur_refl_b02','2013_08_29_sur_refl_b07','2013_09_14_NDVI','2013_09_14_EVT','2013_09_14_sur_refl_b02','2013_09_14_sur_refl_b07','2013
         _09_30_NDVI','2013_09_30_EVT','2013_09_30_sur_refl_b02','2013_09_30_sur_refl_b07']

```

```

1676 //aprendizado com o Random Forest (classificando as amostras(ee.Classifier.randomForest(Num Árvores, Num de nós))
1677 var classifier = ee.Classifier.randomForest(100, 1).train(training, 'class', bandas);
1678 print(classifier.confusionMatrix())
1679 print(classifier.confusionMatrix().accuracy())
1680 //print(classifier.confusionMatrix().consumersAccuracy())
1681 //print(classifier.confusionMatrix().producersAccuracy())
1682 //print(classifier.confusionMatrix().kappa())
1683 //Aplicar o classificador nesta imagem
1684 var classified = Img_MODIS12_13.classify(classifier)
1685 //Eliminar a classe 0 (classe )
1686 classified = classified.mask(classified.neq(0))
1687 //Map.addLayer(classified)
1688 ///////////////////////////////////////////////////////////////////Preparação das Amostras de Validação/////////////////////////////////////////////////////////////////
1689 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2018_2019/////////////////////////////////////////////////////////////////
1690 var validacaoDC_18_19 = amostrasValidaDC_18_19.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1691 var validacaoSC_18_19 = amostrasValidaSC_18_19.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1692 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2017_2018/////////////////////////////////////////////////////////////////
1693 var validacaoDC_17_18 = amostrasValidaDC_17_18.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1694 var validacaoSC_17_18 = amostrasValidaSC_17_18.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1695 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2016_2017/////////////////////////////////////////////////////////////////
1696 var validacaoDC_16_17 = amostrasValidaDC_16_17.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1697 var validacaoSC_16_17 = amostrasValidaSC_16_17.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1698 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2014_2015/////////////////////////////////////////////////////////////////
1699 var validacaoDC_14_15 = amostrasValidaDC_14_15.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1700 var validacaoDC_14_15 = validacaoDC_14_15.merge(validacaoDC_14_15).merge(validacaoDC_14_15)
1701 var validacaoSC_14_15 = amostrasValidaSC_14_15.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1702 var validacaoSC_14_15 = validacaoSC_14_15.merge(validacaoSC_14_15).merge(validacaoSC_14_15).merge(validacaoSC_14_15).merge(validacaoSC_14_15)
1703 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2013_2014/////////////////////////////////////////////////////////////////
1704 var validacaoDC_13_14 = amostrasValidaDC_13_14.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1705 var validacaoSC_13_14 = amostrasValidaSC_13_14.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1706 var validacaoSC_13_14 = validacaoSC_13_14.merge(validacaoSC_13_14).merge(validacaoSC_13_14)
1707 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2012_2013/////////////////////////////////////////////////////////////////
1708 var validacaoDC_12_13 = amostrasValidaDC_12_13.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1709 var validacaoSC_12_13 = amostrasValidaSC_12_13.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1710 var validacaoSC_12_13 = validacaoSC_12_13.merge(validacaoSC_12_13).merge(validacaoSC_12_13)
1711 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2011_2012/////////////////////////////////////////////////////////////////
1712 var validacaoDC_11_12 = amostrasValidaDC_11_12.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1713 var validacaoDC_11_12 = validacaoDC_11_12.merge(validacaoDC_11_12)
1714 var validacaoSC_11_12 = amostrasValidaSC_11_12.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1715 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2006_2007/////////////////////////////////////////////////////////////////
1716 var validacaoDC_06_07 = amostrasValidaDC_06_07.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1717 var validacaoSC_06_07 = amostrasValidaSC_06_07.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1718 var validacaoSC_06_07 = validacaoSC_06_07.merge(validacaoSC_06_07)
1719

```

```

1720 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO PARA ANO 2015_2016////////////////////////////////////
1721 var validacaoDC_15_16 = amostrasValidacaoDC.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1722 var validacaoSC_15_16 = amostrasValidacaoSC.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1723 var validacaoSC_15_16 = validacaoSC_15_16.merge(validacaoSC_15_16).merge(validacaoSC_15_16).merge(validacaoSC_15_16).merge(validacaoSC_15_16)
1724 var validacaoSC_15_16 = validacaoSC_15_16.merge(validacaoSC_15_16)
1725 print('validacaoDC_15_16', validacaoDC_15_16.size())
1726 print('validacaoSC_15_16', validacaoSC_15_16.size())
1727 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO TODOS OS ANOS////////////////////////////////////
1728 //var
1729 validacaoDC_06_07.merge(validacaoDC_11_12).merge(validacaoDC_12_13).merge(validacaoDC_13_14).merge(validacaoDC_14_15)
1730 // .merge(validacaoDC_15_16).merge(validacaoDC_16_17).merge(validacaoDC_17_18).merge(validacaoDC_18_19)
1731
1732 //var amostrasValidacaoSC_Full = validacaoSC_06_07.merge(validacaoSC_11_12).merge(validacaoSC_12_13).merge(validacaoSC_13_14).merge(validacaoSC_14_15)
1733 // .merge(validacaoSC_15_16).merge(validacaoSC_16_17).merge(validacaoSC_17_18).merge(validacaoSC_18_19)
1734
1735 //var validacaoDC_Full = amostrasValidacaoDC.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1736 //var validacaoSC_Full = amostrasValidacaoSC.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1737
1738 ///////////////////////////////////////////////////////////////////VALIDAÇÃO SEM OS PRIMEIROS////////////////////////////////////
1739 var amostrasValidacaoDC_Full2 = validacaoDC_14_15.merge(validacaoDC_15_16).merge(validacaoDC_16_17).merge(validacaoDC_17_18).merge(validacaoDC_18_19)
1740 // .merge(validacaoDC_13_14).merge(validacaoDC_12_13).merge(validacaoDC_11_12).merge(validacaoDC_15_16)
1741 // .merge(validacaoSC_15_16)
1742 var amostrasValidacaoSC_Full2 = validacaoSC_14_15.merge(validacaoSC_15_16).merge(validacaoSC_16_17).merge(validacaoSC_17_18).merge(validacaoSC_18_19)
1743 // .merge(validacaoSC_13_14).merge(validacaoSC_12_13).merge(validacaoSC_11_12).merge(validacaoSC_17_18)
1744 //var validacaoDC = amostrasValidacaoDC.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 1})});
1745 //var validacaoSC = amostrasValidacaoSC.map(function(feet) {return feat.buffer(-250).set({'referencia': 2})});
1746 var validacaoDC_Full2 = amostrasValidacaoDC_Full2;
1747 var validacaoSC_Full2 = amostrasValidacaoSC_Full2;
1748 //Merge de todos os polígonos de Validação
1749 var validacaoTotal = validacaoDC_12_13.merge(validacaoSC_12_13)
1750 //Map.addLayer(validacaoTotal, {}, "validacaoTotal")
1751 //Conversão de todos os polígonos como um Raster. Valor do pixel é o número da classe. Onde não tem polígono, ficou como NoData
1752 var img_validacaoTotal = validacaoTotal.reduceToImage({'properties': ['referencia'], reducer: ee.Reducer.first()});
1753 //print('validação total')
1754 //print(img_validacaoTotal)
1755 Map.addLayer(img_validacaoTotal, {}, "img_validacaoTotal")
1756 //Utiliza todos os pixels do polígono para validar a classificacao
1757 var valida1 = classified.addBands(img_validacaoTotal).sampleRegions({scale:250, tileScale:2, collection: validacaoDC_12_13})
1758 var valida2 = classified.addBands(img_validacaoTotal).sampleRegions({scale:250, tileScale:2, collection: validacaoSC_12_13})
1759 //print("Total de Classes VALIDAÇÃO")
1760 //print('VALIDA 01', (valida1).size())
1761 //print('VALIDA 02', (valida2).size())
1762
1763

```

```

1764
1765 //MergeParaVetor
1766 var validaTotal = valida1.merge(valida2)
1767         //merge(valida6).merge(valida7).merge(valida8)
1768
1769 print("Total de Classes VALIDACAO")
1770
1771 print('1', validaTotal.filterMetadata("referencia","equals",1).size())
1772 print('2', validaTotal.filterMetadata("referencia","equals",2).size())
1773
1774 print(validaTotal.errorMatrix('classification',referencia).accuracy())
1775 print(validaTotal.errorMatrix('classification',referencia))
1776 //print(validaTotal.errorMatrix('classification',referencia).consumersAccuracy())
1777 //print(validaTotal.errorMatrix('classification',referencia).producersAccuracy())
1778 print(validaTotal.errorMatrix('classification',referencia).kappa())
1779
1780
1781 Export.image.toAsset({
1782     image: classified,
1783     description: 'N12012_2013',
1784     assetId: 'N12012_2013',
1785     scale: 250,
1786     region: MT,
1787     pyramidingPolicy: {'.default': 'sample'}
1788 });
1789 Map.addLayer(classified)
1790
1791

```

## 1792 **References**

- 1793
- 1794
- 1795 1. FAO, U. How to Feed the World in 2050. In Proceedings of the Rome: High-Level
  - 1796 Expert Forum; 2009; Vol. 732, p. 733.
  - 1797 2. Gil, J.; Siebold, M.; Berger, T. Adoption and Development of Integrated Crop–
  - 1798 Livestock–Forestry Systems in Mato Grosso, Brazil. *Agriculture, Ecosystems &*
  - 1799 *Environment* **2015**, *199*, 394–406, doi:10.1016/j.agee.2014.10.008.
  - 1800 3. Embrapa ICLF in Numbers 2017.
  - 1801 4. Bustamante, M.M.C.; Nobre, C.A.; Smeraldi, R.; Aguiar, A.P.D.; Barioni, L.G.;
  - 1802 Ferreira, L.G.; Longo, K.; May, P.; Pinto, A.S.; Ometto, J.P.H.B. Estimating Greenhouse Gas
  - 1803 Emissions from Cattle Raising in Brazil. *Climatic Change* **2012**, *115*, 559–577,
  - 1804 doi:10.1007/s10584-012-0443-3.
  - 1805 5. Rajao, R.; Soares-Filho, B. Policies Undermine Brazil\textquotesingles GHG Goals.
  - 1806 *Science* **2015**, *350*, 519–519, doi:10.1126/science.350.6260.519-a.

- 1807 6. Bégué, A.; Arvor, D.; Bellón, B.; Betbeder, J.; de Aballeyra, D.; Ferraz, R.; Lebourgeois,  
1808 V.; Lelong, C.; Simoes, M.; Verón, S. Remote Sensing and Cropping Practices: A Review.  
1809 *Remote Sensing* **2018**, *10*, doi:10.3390/rs10010099.
- 1810 7. Dixon, J.; Guliver, A.; Gibbson, D. Farming Systems and Poverty: Improving Farmers'  
1811 Livelihoods in a Changing World. 2001.
- 1812 8. USAID Application of the Livelihood Zone Maps and Profiles for Food Security  
1813 Analysis and Early Warning - Guidance for Famine Early Warning Systems Network (FEWS  
1814 NET) Representatives and Partners 2009.
- 1815 9. Leenhardt, D.; Angevin, F.; Biarnès, A.; Colbach, N.; Mignolet, C. Describing and  
1816 Locating Cropping Systems on a Regional Scale. A Review. *Agronomy for Sustainable*  
1817 *Development* **2010**, *30*, 131–138, doi:10.1051/agro/2009002.
- 1818 10. Verburg, P.H.; Steeg, J. van de; Veldkamp, A.; Willemsen, L. From Land Cover Change  
1819 to Land Function Dynamics: A Major Challenge to Improve Land Characterization. *Journal*  
1820 *of Environmental Management* **2009**, *90*, 1327–1335, doi:10.1016/j.jenvman.2008.08.005.
- 1821 11. Li, S.; Dragicevic, S.; Castro, F.A.; Sester, M.; Winter, S.; Coltekin, A.; Pettit, C.; Jiang,  
1822 B.; Haworth, J.; Stein, A.; et al. Geospatial Big Data Handling Theory and Methods: A  
1823 Review and Research Challenges. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*  
1824 **2016**, *115*, 119–133, doi:10.1016/j.isprsjprs.2015.10.012.
- 1825 12. Gorelick, N.; Hancher, M.; Dixon, M.; Ilyushchenko, S.; Thau, D.; Moore, R. Google  
1826 Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone. *Remote Sensing of*  
1827 *Environment* **2017**, *202*, 18–27, doi:10.1016/j.rse.2017.06.031.
- 1828 13. Tamiminia, H.; Salehi, B.; Mahdianpari, M.; Quackenbush, L.; Adeli, S.; Brisco, B.  
1829 Google Earth Engine for Geo-Big Data Applications: A Meta-Analysis and Systematic  
1830 Review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2020**, *164*, 152–170,  
1831 doi:10.1016/j.isprsjprs.2020.04.001.
- 1832 14. Souza, C.M.; Shimbo, J.Z.; Rosa, M.R.; Parente, L.L.; Alencar, A.A.; Rudorff, B.F.T.;  
1833 Hasenack, H.; Matsumoto, M.; Ferreira, L.G.; Souza-Filho, P.W.M.; et al. Reconstructing  
1834 Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat  
1835 Archive and Earth Engine. *Remote Sensing* **2020**, *12*, 2735, doi:10.3390/rs12172735.
- 1836 15. Mingwei, Z.; Qingbo, Z.; Zhongxin, C.; Jia, L.; Yong, Z.; Chongfa, C. Crop  
1837 Discrimination in Northern China with Double Cropping Systems Using Fourier Analysis of  
1838 Time-Series MODIS Data. *International Journal of Applied Earth Observation and*  
1839 *Geoinformation* **2008**, *10*, 476–485, doi:10.1016/j.jag.2007.11.002.
- 1840 16. Arvor, D.; Jonathan, M.; Meirelles, M.S.P.; Dubreuil, V.; Durieux, L. Classification of  
1841 MODIS EVI Time Series for Crop Mapping in the State of Mato Grosso, Brazil. *International*  
1842 *Journal of Remote Sensing* **2011**, *32*, 7847–7871, doi:10.1080/01431161.2010.531783.
- 1843 17. Brown, J.C.; Kastens, J.H.; Coutinho, A.C.; Victoria, D. de C.; Bishop, C.R. Classifying  
1844 Multiyear Agricultural Land Use Data from Mato Grosso Using Time-Series MODIS  
1845 Vegetation Index Data. *Remote Sensing of Environment* **2013**, *130*, 39–50,  
1846 doi:10.1016/j.rse.2012.11.009.

- 1847 18. Chen, Y.; Lu, D.; Moran, E.; Batistella, M.; Dutra, L.; Sanches, I.; Silva, R.; Huang, J.;  
1848 Luiz, A.; Antonia Falcão de Oliveira, M. *Mapping Croplands, Cropping Patterns, and Crop*  
1849 *Types Using MODIS Time-Series Data*; 2018; Vol. 69;.
- 1850 19. Galford, G.L.; Mustard, J.F.; Melillo, J.; Gendrin, A.; Cerri, C.C.; Cerri, C.E.P. Wavelet  
1851 Analysis of MODIS Time Series to Detect Expansion and Intensification of Row-Crop  
1852 Agriculture in Brazil. *Remote Sensing of Environment* **2008**, *112*, 576–587,  
1853 doi:10.1016/j.rse.2007.05.017.
- 1854 20. Kastens, J.H.; Brown, J.C.; Coutinho, A.C.; Bishop, C.R.; Esquerdo, J.C.D.M. Soy  
1855 Moratorium Impacts on Soybean and Deforestation Dynamics in Mato Grosso, Brazil. *PLOS*  
1856 *ONE* **2017**, *12*, e0176168, doi:10.1371/journal.pone.0176168.
- 1857 21. Picoli, M.C.A.; Camara, G.; Sanches, I.; Simões, R.; Carvalho, A.; Maciel, A.; Coutinho,  
1858 A.; Esquerdo, J.; Antunes, J.; Begotti, R.A.; et al. Big Earth Observation Time Series  
1859 Analysis for Monitoring Brazilian Agriculture. *ISPRS Journal of Photogrammetry and*  
1860 *Remote Sensing* **2018**, *145*, 328–339, doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.08.007.
- 1861 22. Spera, S.A.; Cohn, A.S.; VanWey, L.K.; Mustard, J.F.; Rudorff, B.F.; Risso, J.; Adami,  
1862 M. Recent Cropping Frequency, Expansion, and Abandonment in Mato Grosso, Brazil Had  
1863 Selective Land Characteristics. *Environ. Res. Lett.* **2014**, *9*, 064010, doi:10.1088/1748-  
1864 9326/9/6/064010.
- 1865 23. Zhu, C.; Lu, D.; Victoria, D.; Dutra, L.V. Mapping Fractional Cropland Distribution in  
1866 Mato Grosso, Brazil Using Time Series MODIS Enhanced Vegetation Index and Landsat  
1867 Thematic Mapper Data. *Remote Sensing* **2016**, *8*, 22, doi:10.3390/rs8010022.
- 1868 24. Manabe, V.D.; Melo, M.R.S.; Rocha, J.V. Framework for Mapping Integrated Crop-  
1869 Livestock Systems in Mato Grosso, Brazil. *Remote Sensing* **2018**, *10*, 1322,  
1870 doi:10.3390/rs10091322.
- 1871 25. Kuchler, P.C.; Bégué, A.; Simões, M.; Gaetano, R.; Arvor, D.; Ferraz, R.P.D. Assessing  
1872 the Optimal Preprocessing Steps of MODIS Time Series to Map Cropping Systems in Mato  
1873 Grosso, Brazil. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*  
1874 **2020**, *92*, 102150, doi:10.1016/j.jag.2020.102150.
- 1875 26. Camara, G.; Assis, L.F.; Ribeiro, G.; Ferreira, K.R.; Llapa, E.; Vinhas, L. Big Earth  
1876 Observation Data Analytics. In Proceedings of the Proceedings of the 5th ACM  
1877 SIGSPATIAL International Workshop on Analytics for Big Geospatial Data - BigSpatial  
1878 \textquotesingle16; ACM Press, 2016.
- 1879 27. IBGE Climatologia.
- 1880 28. Santos, M.V. dos Relatório Técnico Consolidado de Clima Para o Estado de Mato  
1881 Grosso VOL.1/2 2000.
- 1882 29. Arvor, D.; Tritsch, I.; Barcellos, C.; Jégou, N.; Dubreuil, V. Land Use Sustainability on  
1883 the South-Eastern Amazon Agricultural Frontier: Recent Progress and the Challenges Ahead.  
1884 *Applied Geography* **2017**, *80*, 86–97, doi:10.1016/j.apgeog.2017.02.003.
- 1885 30. Myers, N.; Mittermeier, R.A.; Mittermeier, C.G.; Fonseca, G.A.B. da; Kent, J.  
1886 Biodiversity Hotspots for Conservation Priorities. *Nature* **2000**, *403*, 853–858,  
1887 doi:10.1038/35002501.
- 1888 31. IBGE Municipal Agricultural Production 2019.  
3ª Edição do Prêmio MapBiomias



- 1889 32. Conab - Monitoramento Agrícola Available online: [http://www.conab.gov.br/info-](http://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/monitoramento-agricola?start=60)  
1890 [agro/safras/graos/monitoramento-agricola?start=60](http://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/monitoramento-agricola?start=60) (accessed on 11 December 2020).
- 1891 33. Albuquerque, I.; Alencar, A.; Angelo, C. SEEG 8 ANÁLISE DAS EMISSÕES  
1892 BRASILEIRAS DE GASES DE EFEITO ESTUFA E SUAS IMPLICAÇÕES PARA AS  
1893 METAS DE CLIMA DO BRASIL 1970-2019. **2020**, 41.
- 1894 34. Liu, D.; Cai, S. A Spatial-Temporal Modeling Approach to Reconstructing Land-Cover  
1895 Change Trajectories from Multi-Temporal Satellite Imagery. *Annals of the Association of*  
1896 *American Geographers* **2012**, *102*, 1329–1347, doi:10.1080/00045608.2011.596357.
- 1897 35. Gómez, C.; White, J.C.; Wulder, M.A. Optical Remotely Sensed Time Series Data for  
1898 Land Cover Classification: A Review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote*  
1899 *Sensing* **2016**, *116*, 55–72, doi:10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008.
- 1900 36. WARDLOW, B.; EGBERT, S.; KASTENS, J. Analysis of Time-Series MODIS 250 m  
1901 Vegetation Index Data for Crop Classification in the U.S. Central Great Plains. *Remote*  
1902 *Sensing of Environment* **2007**, *108*, 290–310, doi:10.1016/j.rse.2006.11.021.
- 1903 37. Wardlow, B.D.; Egbert, S.L. Large-Area Crop Mapping Using Time-Series MODIS 250  
1904 m NDVI Data: An Assessment for the U.S. Central Great Plains. *Remote Sensing of*  
1905 *Environment* **2008**, *112*, 1096–1116, doi:10.1016/j.rse.2007.07.019.
- 1906 38. Qiu, B.; Zhong, M.; Tang, Z.; Wang, C. A New Methodology to Map Double-Cropping  
1907 Croplands Based on Continuous Wavelet Transform. *International Journal of Applied Earth*  
1908 *Observation and Geoinformation* **2014**, *26*, 97–104, doi:10.1016/j.jag.2013.05.016.
- 1909 39. Shao, Y.; Lunetta, R.S.; Wheeler, B.; Iiames, J.S.; Campbell, J.B. An Evaluation of  
1910 Time-Series Smoothing Algorithms for Land-Cover Classifications Using MODIS-NDVI  
1911 Multi-Temporal Data. *Remote Sensing of Environment* **2016**, *174*, 258–265,  
1912 doi:10.1016/j.rse.2015.12.023.
- 1913 40. Hrid, J.N.; Mcdermid, G. Noise Reduction of NDVI Time Series: An Empirical  
1914 Comparison of Selected Techniques. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *113*, 248–258.
- 1915 41. Xu, X.; Conrad, C.; Doktor, D. Optimising Phenological Metrics Extraction for Different  
1916 Crop Types in Germany Using the Moderate Resolution Imaging Spectrometer (MODIS).  
1917 *Remote Sensing* **2017**, *9*, 254, doi:10.3390/rs9030254.
- 1918 42. Pan, Z.; Huang, J.; Zhou, Q.; Wang, L.; Cheng, Y.; Zhang, H.; Blackburn, G.A.; Yan, J.;  
1919 Liu, J. Mapping Crop Phenology Using NDVI Time-Series Derived from HJ-1 A/B Data.  
1920 *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **2015**, *34*, 188–197,  
1921 doi:10.1016/j.jag.2014.08.011.
- 1922 43. Jönsson, P.; Eklundh, L. TIMESAT - a Program for Analyzing Time-Series of Satellite  
1923 Sensor Data. *Computer & Geosciences* **2004**, *30*, 833–845, doi:10.1016/j.cageo.2004.05.006.
- 1924 44. Breiman, L. *Machine Learning* **2001**, *45*, 5–32, doi:10.1023/a:1010933404324.
- 1925 45. Bellón, B.; Bégué, A.; Seen, D.L.; Almeida, C.A. de; Simões, M. A Remote Sensing  
1926 Approach for Regional-Scale Mapping of Agricultural Land-Use Systems Based on NDVI  
1927 Time Series. *Remote Sensing* **2017**, *9*, 600, doi:10.3390/rs9060600.
- 1928 46. Bullock, E.L.; Woodcock, C.E.; Souza, C.; Olofsson, P. Satellite-Based Estimates  
1929 Reveal Widespread Forest Degradation in the Amazon. *Global Change Biology* **2020**, *26*,  
1930 2956–2969, doi:10.1111/gcb.15029.

- 1931 47. Parente, L.; Mesquita, V.; Miziara, F.; Baumann, L.; Ferreira, L. Assessing the  
1932 Pasturelands and Livestock Dynamics in Brazil, from 1985 to 2017: A Novel Approach  
1933 Based on High Spatial Resolution Imagery and Google Earth Engine Cloud Computing.  
1934 *Remote Sensing of Environment* **2019**, *232*, 111301, doi:10.1016/j.rse.2019.111301.
- 1935 48. Parente, L.; Ferreira, L.; Faria, A.; Nogueira, S.; Araújo, F.; Teixeira, L.; Hagen, S.  
1936 Monitoring the Brazilian Pasturelands: A New Mapping Approach Based on the Landsat 8  
1937 Spectral and Temporal Domains. *International Journal of Applied Earth Observation and*  
1938 *Geoinformation* **2017**, *62*, 135–143, doi:10.1016/j.jag.2017.06.003.
- 1939 49. Lebourgeois, V.; Dupuy, S.; Vintrou, É.; Ameline, M.; Butler, S.; Bégué, A. A  
1940 Combined Random Forest and OBIA Classification Scheme for Mapping Smallholder  
1941 Agriculture at Different Nomenclature Levels Using Multisource Data (Simulated Sentinel-  
1942 2 Time Series, VHRS and DEM). *Remote Sensing* **2017**, *9*, 259, doi:10.3390/rs9030259.
- 1943 50. Chen, Y.; Lu, D.; Moran, E.; Batistella, M.; Dutra, L.; Sanches, I.; Silva, R.; Huang, J.;  
1944 Luiz, A.; Antonia Falcão de Oliveira, M. Mapping Croplands, Cropping Patterns, and Crop  
1945 Types Using MODIS Time-Series Data. *International Journal of Applied Earth Observation*  
1946 *and Geoinformation* **2018**, *69*, 133–147, doi:10.1016/j.jag.2018.03.005.
- 1947 51. Dalponte, M.; Orka, H.O.; Gobakken, T.; Gianelle, D.; Naeset, E. Tree Species  
1948 Classification in Boreal Forests With Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience*  
1949 *and Remote Sensing* **2013**, *51*, 2632–2645, doi:10.1109/tgrs.2012.2216272.
- 1950 52. Jin, H.; Stehman, S.V.; Mountrakis, G. Assessing the Impact of Training Sample  
1951 Selection on Accuracy of an Urban Classification: A Case Study in Denver, Colorado.  
1952 *International Journal of Remote Sensing* **2014**, *35*, 2067–2081,  
1953 doi:10.1080/01431161.2014.885152.
- 1954 53. Noi, P.T.; Kappas, M. Comparison of Random Forest, k-Nearest Neighbor, and Support  
1955 Vector Machine Classifiers for Land Cover Classification Using Sentinel-2 Imagery. *Sensors*  
1956 **2017**, *18*, 18, doi:10.3390/s18010018.
- 1957 54. Colditz, R. An Evaluation of Different Training Sample Allocation Schemes for Discrete  
1958 and Continuous Land Cover Classification Using Decision Tree-Based Algorithms. *Remote*  
1959 *Sensing* **2015**, *7*, 9655–9681, doi:10.3390/rs70809655.
- 1960 55. Mellor, A.; Boukir, S.; Haywood, A.; Jones, S. Exploring Issues of Training Data  
1961 Imbalance and Mislabelling on Random Forest Performance for Large Area Land Cover  
1962 Classification Using the Ensemble Margin. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote*  
1963 *Sensing* **2015**, *105*, 155–168, doi:10.1016/j.isprsjprs.2015.03.014.
- 1964 56. Lobell, D.B.; Asner, G.P. Cropland Distributions from Temporal Unmixing of MODIS  
1965 Data. *Remote Sensing of Environment* **2004**, *93*, 412–422, doi:10.1016/j.rse.2004.08.002.
- 1966 57. Ozdogan, M. The Spatial Distribution of Crop Types from MODIS Data: Temporal  
1967 Unmixing Using Independent Component Analysis. *Remote Sensing of Environment* **2010**,  
1968 *114*, 1190–1204, doi:10.1016/j.rse.2010.01.006.
- 1969 58. INMET Dados Das Estações Meteorológicas.
- 1970 59. CPTEC/INPE Monitoramento Do EL NIÑO Durante NDJ 2020.

- 1971 60. Evans, J.; Geerken, R. Discrimination between Climate and Human-Induced Dryland  
1972 Degradation. *Journal of Arid Environments* **2004**, *57*, 535–554, doi:10.1016/s0140-  
1973 1963(03)00121-6.
- 1974 61. Arvor, D.; Meirelles, M.; Dubreuil, V.; Bégué, A.; Shimabukuro, Y.E. Analyzing the  
1975 Agricultural Transition in Mato Grosso, Brazil, Using Satellite-Derived Indices. *Applied*  
1976 *Geography* **2012**, *32*, 702–713, doi:10.1016/j.apgeog.2011.08.007.
- 1977 62. Rede ILPF Available online: <https://www.redeilpf.org.br/> (accessed on 7 January 2021).
- 1978 63. Pereira, S.E.M.; Manzatto, C.V.; Skorupa, L.A. Análise multicritério para planejamento  
1979 em sistemas de Integração Lavoura, Pecuária e Floresta. **2018**, 45.
- 1980  
1981  
1982  
1983  
1984