

Mapeamento da qualidade das pastagens brasileira entre 2010 e 2018

Descrição metodológica e metadados

Coordenador

Prof. Dr. Laerte Ferreira

Equipe

Dr. Claudinei Oliveira-Santos (claudineisan@pastoepixel.com)

Msc. Vinícius Mesquita

Dr. Leandro Parente

Contextualização	2
Abordagem de análise	3
Pré-processamento	3
Classes de degradação das Pastagens	4
Análise de acurácia	5
Dinâmica espaço-temporal da qualidade de pastagens no Brasil	5
Referências	9

1. Contextualização

O Brasil possui o maior rebanho bovino comercial do mundo, sendo o segundo maior produtor e o maior exportador de carne (IBGE, 2020). Essa posição de destaque é garantida por uma produção pecuária predominantemente extensiva, tendo a maior parte do rebanho bovino sustentado a pasto (Dias-Filho, 2011). Por esta razão, as pastagens ocupam grande extensão territorial, somando aproximadamente 20% do território do país (Parente et al., 2019). Nas últimas décadas houve crescimento acentuado na atividade pecuária, que até a década de 2020 foi acompanhado por grande expansão nas áreas ocupadas por pastagens (Vieira-Filho e Fishlow, 2017; Parente et al., 2019), destacando a importância das pastagens para manutenção da produtividade pecuária.

Nesse contexto, a compreensão dos padrões espaço-temporais na qualidade desta classe de uso da terra pode contribuir para ganhos em eficiência no uso do território brasileiro. O sensoriamento remoto orbital é fundamental nesse processo, possibilitando avaliações das mudanças de uso e cobertura da terra, o monitoramento da dinâmica da área coberta por pastagens, e a realização de análises qualitativas nesse uso da terra. Nesse contexto, várias iniciativas com o objetivo de avaliar a qualidade de pastagens utilizando dados obtidos por sensoriamento remoto têm sido conduzidas em escalas regionais (Andrade et al., 2013), ou abrangendo biomas (Pereira et al., 2018) e em alguns caso o território nacional (Aguiar et al., 2017; Arantes et al., 2018), contudo ainda não havia um mapeamento da qualidade das pastagens brasileiras que apresente alta resolução espacial (i.e Landsat), e que permita compreender os padrões de dinâmicas deste uso da terra em escala nacional.

Nesse contexto, desenvolvemos uma abordagem de análise para o mapeamento e monitoramento da qualidade das pastagens no Brasil, por meio de índices de vegetação obtidos a partir de imagens Landsat, e a aplicamos em todas as áreas classificadas como pastagens no país nos anos de 2010 e 2018.

2. Abordagem de análise

2.1. Classificação da qualidade de pastagens

A classificação da cobertura do solo em pastagem foi obtida de estudo que mapeou e analisou a dinâmica das áreas de pastagens no Brasil no período de 1985 a 2017 (Parente et al., 2019). Na classificação, os autores utilizaram todo o acervo de dados dos Satélites correspondente ao período mapeado, e utilizaram o classificador *Random Forest*, que é um algoritmo de aprendizado de máquinas, treinado a partir de 31,4 mil pontos inspecionados visualmente. Os mapas dessa série temporal foram estendidos pelos autores até o ano de 2019 e também estão disponibilizados na plataforma [Atlas das Pastagens](#). Para as análises no presente estudo, utilizamos os mapas de classificação das pastagens relacionados aos anos de 2010 e 2018.

A qualidade de pastagens brasileiras foi estimada tomando-se por base a classificação inicialmente proposta por Gao et al., (2006). Posteriormente, adequações foram feitas neste método em três estudos no Brasil que avaliaram: o estado de degradação de pastagens em três microbacias hidrográficas no estado de São Paulo (Andrade et al., 2013); a caracterização da dinâmica anual das pastagens em uma bacia hidrográfica em Minas Gerais (Pereira et al., 2018 [luís]); e a dinâmica da qualidade das pastagens em assentamentos rurais em Goiás (Gosch et al., 2020).

A classificação da qualidade de pastagens em todo o território brasileiro utilizada neste trabalho foi composta por três etapas sequenciais: (1) *Pré-processamento* dos dados indicadores do estado de degradação das pastagens, para que sejam comparáveis entre os anos analisados. Nessa etapa os dados ruidosos foram removidos, a disponibilidade de dados equalizadas, a diferença espectral entre os sensores corrigida e os dados normalizados por regiões homogêneas; (2) Estratificação das imagens de cada ano analisado, em *Classes de Degradação das Pastagens*. Nessa etapa a área de pastagem em cada classe de degradação é identificada; Posteriormente, realizada comparação dos mapas classificados para análise da dinâmica das classes entre os anos analisados; (3) Cálculo do *Índice de Degradação da Pastagens por Propriedade* (IDPP) a partir da área de pastagem por classe de degradação.

A seguir apresentamos uma descrição das três etapas que compõem o método. Maiores detalhes e ilustrações encontram-se no apêndice 5.1.

2.2. Pré-processamento

A classificação do estado da pastagem foi baseada em valores de NDVI - *Índice de Vegetação da Diferença Normalizada* dos satélites Landsat (Rouse et al., 1973). O NDVI, que varia entre -1 e 1, apresenta correlação positiva com o vigor da vegetação (equação 1). Por isso tem sido utilizado para avaliar o estado de degradação e para estimativas de biomassa das pastagens (Eckert et al., 2014; Pereira

et al., 2018; Gargiulo et al., 2020). Ao início e final do período analisado (i.e. 2010 e 2018), foram utilizados dados dos satélites Landsat 5 e Landsat 8, respectivamente. O Landsat 5, equipado com o sensor *Thematic Mapper* (TM), foi lançado em 1984 e esteve em operação até o início de 2013, e o Landsat 8 foi equipado com sensor *Operational Land Imager* (OLI) e lançado em 2013, estando em operação atualmente. Lançados ao espaço com uma diferença de 29 anos, os satélites apresentam diferenças significativas, com o Landsat 8 apresentando maior disponibilidade de imagens e resolução espectral.

Equação 1

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Onde *NDVI* é o índice de vegetação por diferença normalizada; e *NIR* é a reflectância da radiação eletromagnética no espectro infravermelho próximo, e *RED* é a reflectância da radiação eletromagnética no espectro de luz vermelha.

Para classificar as áreas de pastagens ao início e final do período analisado (i.e. 2010 e 2018), utilizamos imagens medianas de NDVI. No cálculo de mediana foram utilizadas todas as imagens disponíveis em uma janela temporal de 24 meses - necessários para contemplar um ano climático completo - compreendendo o segundo semestre do ano anterior, o ano de interesse e o primeiro semestre do ano posterior (i.e. julho de 2009 a junho de 2011 e julho de 2017 a junho de 2019). Para que as imagens medianas fossem equivalentes e comparáveis nas dimensões espacial e temporal, as diferenças na disponibilidade de imagens e resolução espectral entre dois satélites foram corrigidas (i.e. Landsat 5 e Landsat 8), as áreas cobertas por nuvens, sombras e ruídos foram removidas, e utilizadas somente as cenas com menos de 80% de cobertura de nuvens e sombras.

2.3. Classes de degradação das Pastagens

As imagens medianas de NDVI foram normalizadas por biomas para reduzir as diferenças esperadas nos valores deste parâmetro em resposta às condições edafoclimáticas tornando o índice equivalente entre os diferentes biomas (equação 2).

Equação 2

$$NDVI_{norm} = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}}$$

Onde *NDVI_{norm}* é o NDVI normalizado, com escala entre 0 e 1; *NDVI* é o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada; *NDVI_{min}* é a média de 1% dos menores valores de todos os dados de NDVI na unidade de análise e o *NDVI_{max}* é a média de 1% dos maiores valores.

As imagens de NDVI_{norm} resultantes foram estratificadas em classes de estado de degradação das pastagens. Andrade et al., (2013) avaliaram quatro classes de estado de degradação das pastagens: (*Ausente* [$> 0,6$], *Leve* [$>0,5$ e $\leq 0,6$], *Moderada* [$>0,4$ e $\leq 0,5$] e *Severa* [$\leq 0,4$]), e concluíram que o método é eficaz em identificar as classes *Ausente* e *Severa*, entretanto não distingue as classes *Leve* e *Moderada* entre si. Portanto, agrupamos as classes *Leve* e *Moderada* de forma a trabalharmos com apenas as três classes de estado de degradação em que o método mostrou eficácia em distinguir (*Ausente* [$>0,6$], *Intermediária* [$>0,4$ e $\leq 0,6$] e *Severa* [$\leq 0,4$]) (figura 1). As classes de degradação, daqui por diante serão referidas pelas siglas D0 (*Ausente*), D1 (*Intermediária*), D3 (*Severa*), e as áreas não mapeadas em determinado ano serão referidas por NP (*Não Pastagem*).

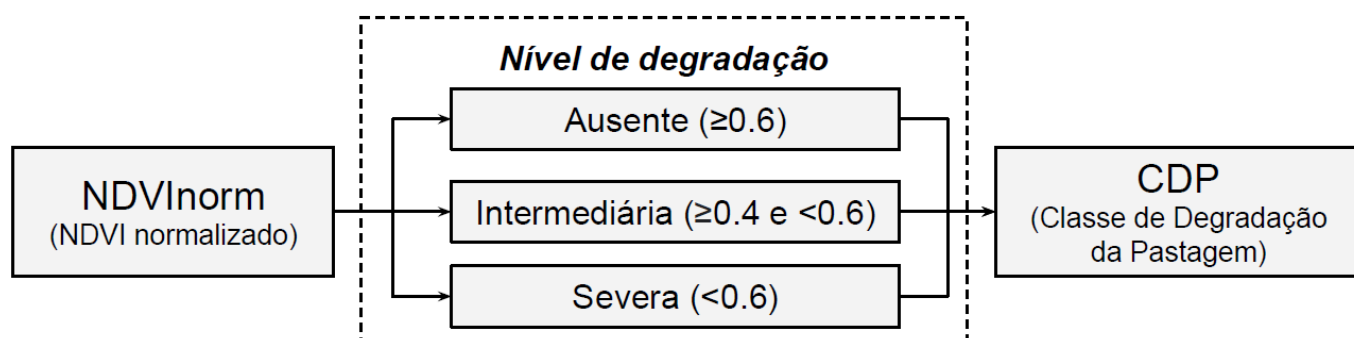


Figura 2.1. Fluxograma ilustrando a estratificação do NDVI_{norm} (NDVI normalizada), em três classes de estado de degradação - *Ausente*, *Intermediária* e *Severa*.

2.4. Análise de acurácia

Uma análise de acurácia das classes de degradação da pastagem foi conduzida para avaliar a qualidade dos resultados. A análise foi restrita ao bioma Cerrado, devido a impossibilidade de coletar informações em todos os biomas, por limitação de recursos. A priorização deste bioma é estratégica pois concentra um terço das pastagens brasileiras (~32,8%), e um terço do rebanho bovino (~34,0%). Em um experimento conduzido no bioma entre 04/2019 e 01/2020, avaliamos a condição das pastagens em 53 pontos, em quatro momentos de acordo com a sazonalidade climática (Janeiro - *Auge da chuva*, Abril - *Transição chuva-seca*, Julho - *Auge da seca*, Outubro - *Transição seca-chuva*). Em cada ponto, a partir da avaliação de sete parâmetros indicadores da condição da pastagem (*Altura*, *Densidade*, *Cobertura do Solo*, *Homogeneidade*, *Disponibilidade de folha verde*, *Relação folha/colmo*, *Idade dos perfilhos*), classificamos a pastagem quanto às classes de degradação *Ausente*, *Intermediária* ou *Severa*. A partir desses pontos, geramos uma matriz de confusão e calculamos a acurácia geral e de cada classe de condição da pastagem (Olofsson et al., 2014).

3. Dinâmica espaço-temporal da qualidade de pastagens no Brasil

A estimativa das áreas cobertas por pastagem em 2010 e 2018 resultou em valores similares, totalizando ~171,6 Mha e 170,7 Mha, respectivamente, ou seja, houve uma redução de 0,9 Mha na área classificada como pastagem no período deste estudo (figura 2). Por outro lado, uma superfície equivalente a 31,7 Mha deixou de ser classificada como pastagem em 2018, ou seja, foi convertida em outros usos ou coberturas, enquanto ~30,8 Mha foram incorporados a esta classe de uso da terra neste mesmo ano.

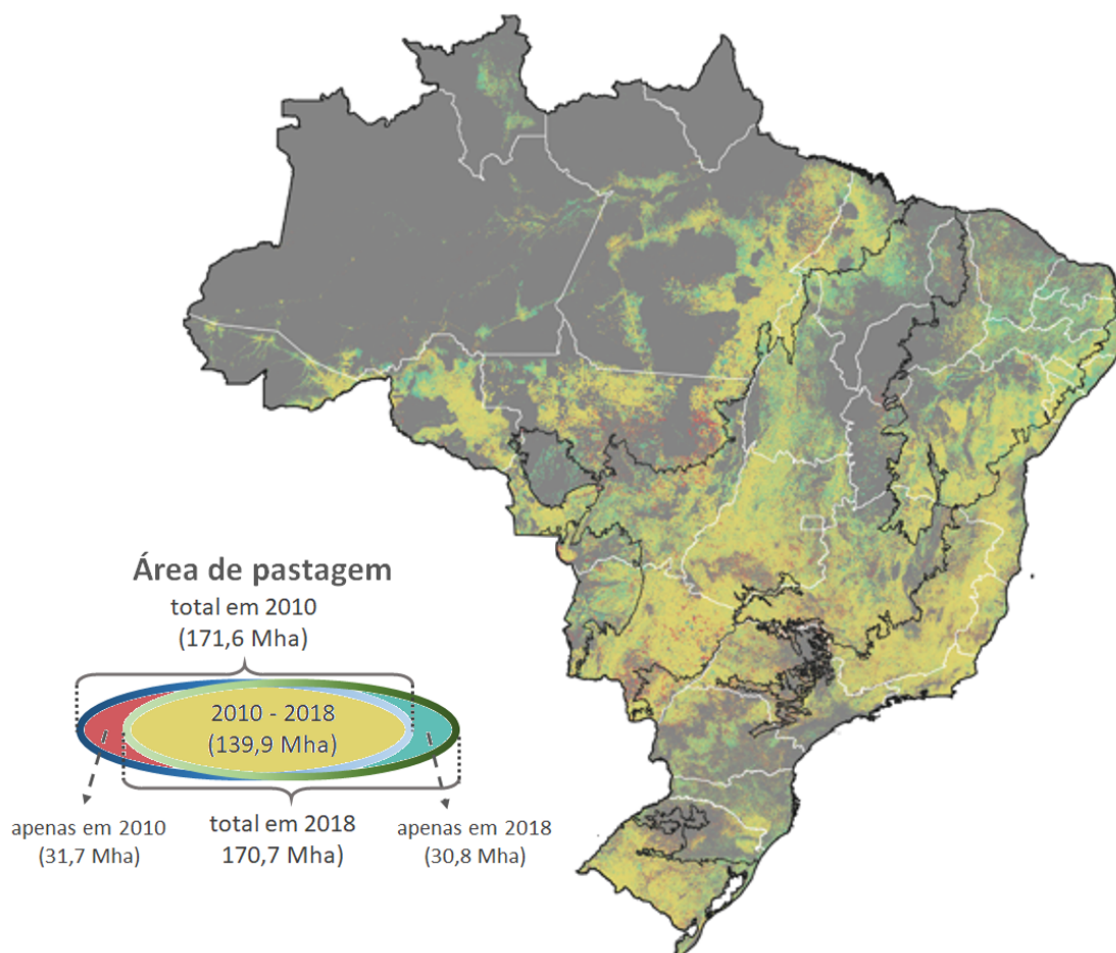


Figura 2.2. Áreas ocupadas por pastagens no Brasil em 2010 e 2018 (<https://pastagem.org/atlas>). [31,7 mha (milhões de hectares) mapeados somente em 2010; 139,9 mha mapeados em 2010 e 2018; 30,8 mha mapeados somente em 2018]

A discriminação das áreas de pastagem em classes permitiu-nos perceber que, apesar da pequena variação na cobertura total de pastagem entre 2010 e 2018, houve uma mudança acentuada entre as classes de estado de degradação. Em 2010 a área classificada como degradação Ausente (D0) correspondeu a 29,1% das pastagens, enquanto 38,8% foi classificada como Intermediária (D1) e 32,1% como Severa (D2) (figura 3). Todavia, as proporções de D0, D1 e D2 ao final do período avaliado foram de, respectivamente, 41,1%, 32,2% e 26,7%. Ou seja, observamos um aumento na área ocupada por pastagens com melhor qualidade, pois houve incremento em 2018 em D0 (de 48,8 a 68,3 Mha), e uma redução em D1 (de 65,0 para 53,4 Mha) e em D2 (de 53,9 para 44,3 Mha).

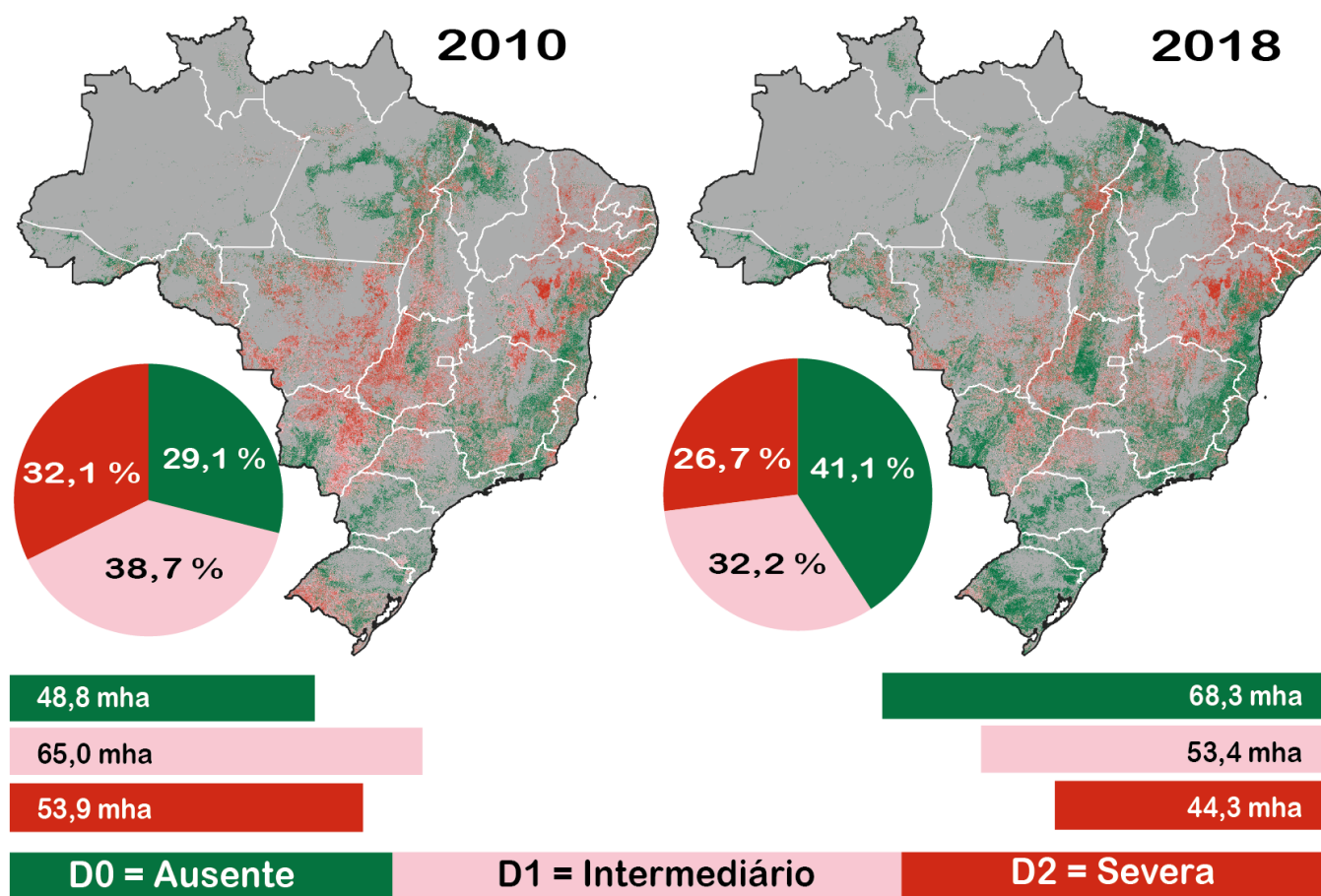


Figura 2.3. Área de pastagem no Brasil, classificadas em três classes de estado de degradação (D0: *Ausente*, D1: *Intermediária* e D2: *Severa*), para os anos de 2010 e 2018.

O menor erro de omissão foi observado para a classe de degradação severa (78% de acurácia do produtor), seguido da classe ausente (65% de acurácia do produtor), apresentando uma acurácia global de 58% (tabela 1). Distinguir bem essas duas classes (D0 e D2) é fundamental, pois incluem as áreas que precisam ser mantidas produtivas e as áreas que precisam ser recuperadas. A classe intermediária apresentou baixa acurácia (69% de acurácia do usuário e 46% de acurácia do produtor), por ser uma classe mais dinâmica, e aparentemente ser uma condição temporária da pastagem. As pastagens nessa classe avançará para degradação severa (e.g. em áreas de especulação e grilagem de terras, e áreas abandonadas) ou retornará a classe não degradada (e.g. em áreas com manejo tradicional, em que a pastagem é utilizada até a perda de produtividade, sendo então reformanda, em um processo recorrente).

Tabela 2.1. Análise de acurácia do mapeamento da qualidade das pastagens no ano de 2018, baseado em 53 pontos avaliados em campo, no bioma Cerrado. *AP** = *Acurácia do Produtor*; *AU** = *Acurácia do Usuário*;

	Ausente	Intermediária	Severa	AU*
Ausente	13	8	1	59%
Intermediária	4	11	1	69%
Severa	3	5	7	47%
AP*	65%	46%	78%	

A dinâmica temporal de cada classe de degradação contribuiu para verificarmos de forma precisa as mudanças entre estados de qualidade de pastagem ao longo do tempo (figura 4). Quase metade da área classificada como D0 em 2010 (42,9%) mudou de classe de degradação em 2018. Observamos que 15,8% foi para D1 e 4,9% foi para D2, indicando perda de qualidade em ambos os casos. Outros 22,3% foram classificados como NP. Por outro lado, o incremento em área e porcentagem observados na classe D0 em 2018 ocorreu devido à melhora na qualidade em área vindas de D1 (31,9%) e D2 (7,3%), mas também pela mudança no uso da terra, pois 19,9% vieram de NP.

Uma dinâmica acentuada foi observada em D1, pois 58,1% da área desta classe em 2018 veio por mudanças em outras classes, principalmente com o ganho em qualidade nas pastagens da classe D2 (28,5%), seguido de áreas recém convertidas (15,2%). As áreas que tiveram perda de qualidade (vindas de D0) contribuíram com 14,4%. Aproximadamente 54,5% da área classificada como D2 em 2018 já pertencia a esta classe em 2010, ou seja, houve a manutenção de uma área considerável de pastagem em estado de degradação severa (24,1 mha) ao longo do tempo. Cerca de 9,6 mha nesta classe foram áreas que perderam qualidade, e 8,2 mha foram áreas não mapeadas em 2018. As áreas que deixaram de ser mapeadas como pastagens no período avaliado, foram predominantemente áreas classificadas como pouco produtivas em 2010, principalmente da classe D1 (35,3%), seguido da classe D2 (30,3 %). As áreas não degradadas que deixaram de ser mapeadas como pastagens somaram 34,4% (D0).

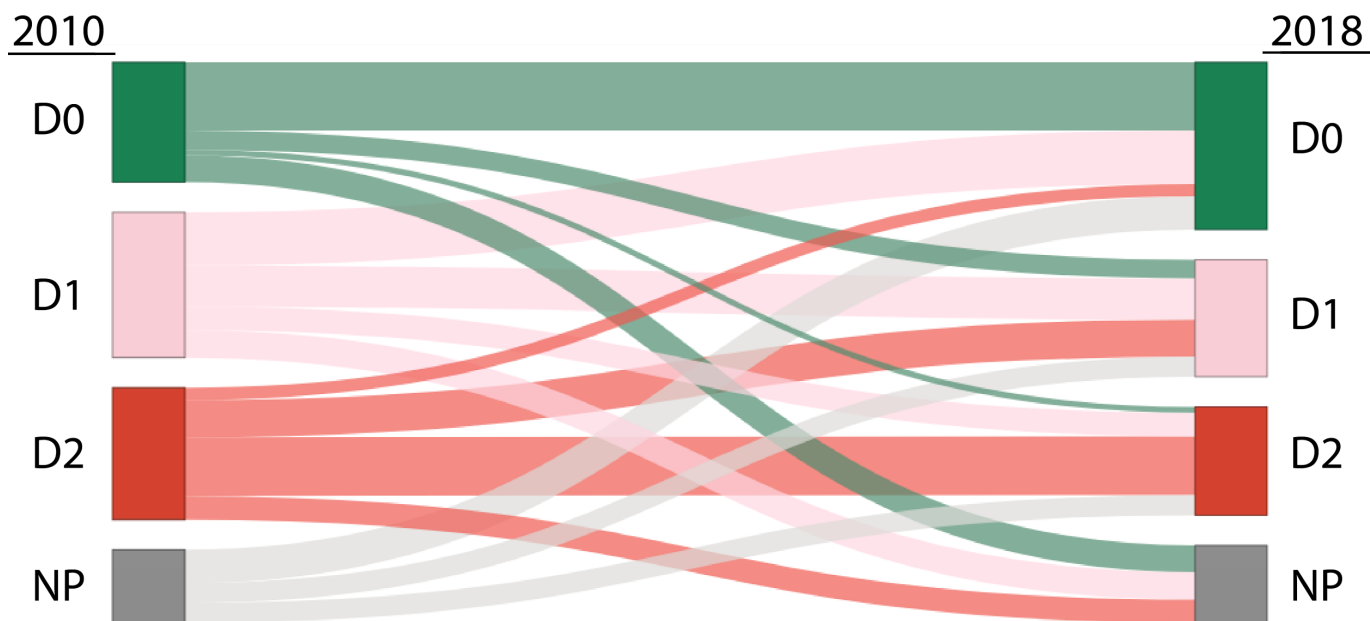


Figura 2.4. Dinâmica da degradação das pastagens no Brasil no período entre 2010 e 2018. Classes de degradação: D0 = Ausente, D1 = Intermediário e D2 = Severa. NP = área não mapeada como pastagem.

4. Referências

5. Aguiar, D.; Mello, M.; Nogueira, S.; Gonçalves, F.; Adami, M.; Rudorff, B. MODIS Time Series to Detect Anthropogenic Interventions and Degradation Processes in Tropical Pasture. *Remote Sens.* **2017**, 9, 73.
6. Andrade, R.; Rodrigues, C.; Sanches, Torresan, F.; Quartaroli, C. Uso de técnicas de sensoriamento remoto na detecção de processos de degradação de pastagens. *Eng. na Agric.* **2013**, 21, 234–243.
7. Arantes, A.; Couto, V.; Sano, E.; Ferreira, L. Livestock intensification potential in Brazil based on agricultural census and satellite data analysis. *Pesq. Agrop. Bras.* **2018**, 53, 1053–1060.
8. Dias-Filho, M.B. *Degradação de Pastagens: Processos, Causas e Estratégias de Recuperação*, 4th ed.; Embrapa Amazônia Oriental: Belém, Brazil, **2011**; p. 215.
9. Eckert, S.; Hüsler, F.; Liniger, H.; Hodel, E. Trend analysis of MODIS NDVI time series for detecting land degradation and regeneration in Mongolia. *J. Arid Environ.* **2015**, 113, 16–28.
10. Gao, Q.; Li, Y.; Wan, Y.; Lin, E.; Xiong, W.; Jiangcun, W.; Wang, B.; Li, W. Grassland degradation in Northern Tibet based on remote sensing data. *J. Geogr. Sci.* **2006**, 16, 165–173.
11. Gargiulo, J.; Clark, C.; Lyons, N.; Veyrac, G.; Beale, P.; Garcia, S. Spatial and temporal pasture biomass estimation integrating electronic plate meter, planet cubesats and sentinel-2 satellite data. *Remote Sens.* **2020**, 12, 1–16.
12. Gosch, M.; Parente, L.; Ferreira, N.; Oliveira, A.; FERREIRA, L. Pastagens degradadas, uma herança dos imóveis rurais desapropriados para os assentamentos rurais do Cerrado goiano. *Rev. Campo-Território.* **2020**, 15, 202–229.
13. IBGE, *Pesquisa Pecuária Municipal*. <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/ppm/quadros/brasil/2019>, Acesso em dez-2020, **2021**.
14. Olofsson, P.; Foody, G.; Herold, M.; Stehman, S.; Woodcock, C.; Wulder, M. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sens. Environ.* **2014**, 148, 42–57.
15. Parente, L.; Mesquita, V.; Mizziara, F.; Baumann, L.; Ferreira, L. Assessing the pasturelands and livestock dynamics in Brazil, from 1985 to 2017: A novel approach based on high spatial resolution imagery and Google Earth Engine cloud computing. *Remote Sens. Environ.* **2019**, 232, 111301.
16. Pereira, L.; Ferreira, C.; Guimarães, R. Manejo, Qualidade E Dinâmica Da Degradação De Pastagens Na Mata Atlântica De Minas Gerais - Brasil. *Nativa*, **2018** 6, 370.
17. Pereira, O.; Ferreira, L.; Pinto, F.; Baumgarten, L. Assessing Pasture Degradation in the Brazilian Cerrado Based on the Analysis of MODIS NDVI Time-Series. *Remote Sens.* **2018**, 10, 1761.
18. Vieira-Filho e Fishlow, *Agricultura e Indústria no Brasil Inovação e Competitividade*, Brasília, IPEA **2017**. p305