

Análise comparativa de métodos de estimativa de área de soja em Santa Catarina

Murilo Schramm da Silva¹, Kleber Trabaquini², Haroldo Tavares Elias³ e Tarik Cuchi⁴

Resumo – Diante da expansão do cultivo da soja, o sensoriamento remoto (SR) tornou-se estratégico para validar estimativas de área plantada. Este estudo comparou três metodologias na safra 2022/2023 em 32 municípios de Santa Catarina: o método da Epagri/Cepa, o MapBiomas e o Crop Enhancement Index (CEI) aplicado a imagens Sentinel-2/MSI. A análise incluiu testes de Friedman, regressão linear e interpretação de gráficos de pontos e dispersão. As estimativas apresentaram alta correlação ($R^2 > 0,92$), especialmente entre CEI e MapBiomas ($R^2 = 0,97$). O teste de Friedman não indicou diferença global ($p = 0,26$); no entanto, a análise de regressão revelou *bias* positivo ao comparar o método da Epagri/Cepa com os métodos de SR, indicando superestimativas. Os resultados reforçam o potencial do SR como método robusto e replicável, indicando a necessidade de harmonizar abordagens para aprimorar as estatísticas agrícolas oficiais.

Palavras-chave: Índice de Vegetação; MapBiomas; *Glycine max* L.; Google Earth Engine.

Comparative Analysis of Methods for Estimating Soybean Area in Santa Catarina

Abstract – Given the expansion of soybean cultivation, remote sensing (RS) has become strategic for validating estimates of planted area. This study compared three methodologies in the 2022/2023 harvest in 32 municipalities in Santa Catarina: the Epagri/Cepa method, MapBiomas, and the Crop Enhancement Index (CEI) applied to Sentinel-2/MSI images. The analysis included Friedman tests, linear regression, and interpretation of scatter plots and dot plots. The estimates showed a high correlation ($R^2 > 0.92$), especially between CEI and MapBiomas ($R^2 = 0.97$). The Friedman test did not indicate an overall difference ($p = 0.26$); however, regression analysis revealed a positive bias when comparing Epagri/Cepa with RS methods, indicating overestimations. The results reinforce the potential of RS as a robust and replicable method, indicating the need to harmonize approaches to improve official agricultural statistics.

Keywords: Vegetation Index; MapBiomas; *Glycine max* L.; Google Earth Engine.

Introdução

A soja (*Glycine max* L.) consolidou-se como uma das culturas estratégicas para a economia global, desempenhando papel fundamental no abastecimento de alimentos, ração animal e biocombustíveis. Nos últimos dez anos, a oleaginosa passou por crescimento expressivo em sua área de cultivo, com produção global média de 424,2 milhões de toneladas (USDA, 2024). No Brasil, entre 2013 e 2023, a área cultivada aumentou 58,4% e a produção cresceu 85,1%, alcançando níveis recordes graças a avanços tecnológicos, expansão da fronteira agrícola e condições climáticas favoráveis (IBGE, 2024). Em Santa Catarina, a área cultivada de soja passou de 518 para 811 mil hectares

entre 2013/14 e 2023/24 (Observatório Agro Catarinense, 2025). O acompanhamento sistemático desse produto é estratégico, fornecendo dados essenciais para políticas públicas, prospecção de mercados e mitigação de riscos econômicos e ambientais.

A metodologia da Epagri/Cepa adota uma abordagem quali-quantitativa, integrando dados estatísticos municipais sobre área plantada, produção e produtividade das principais culturas com informações climáticas, econômicas e de mercado, conduzida por assistentes de pesquisa com apoio de informantes-chave (Epagri/Cepa, 2025). Essa metodologia se assemelha ao Levantamento Sistemático da Produção Agrícola (LSPA) do IBGE. Além dessa metodologia, também são utilizadas técnicas

de geoprocessamento e sensoriamento remoto (SR) que aplicam classificações supervisionadas (como Random Forest, SVM e Redes Neurais) e análise de séries temporais, conforme realizado pelo MapBiomas, além de abordagens híbridas que combinam imagens de satélite com verificações de campo, como adotado pela Conab.

Neste contexto, o SR assume papel categórico, pois o caráter sinóptico, repetitivo e a agilidade na aquisição de dados permitem acompanhar culturas agrícolas ao longo de todo seu ciclo (Conrad *et al.*, 2014). Esta ferramenta é uma alternativa factível em mapeamentos agrícolas, como no estudo de Zhong *et al.* (2014), que além de mapear soja e milho com imagens Landsat, trouxeram extensibilidade ao trabalho, gerando re-

Recebido em 24/02/2025. Aceito para publicação em 06/11/2025.

Editor - Editor de seção: Luiz Augusto Martins Peruch/ Epagri – Luiz Carlos Pittol Martini/ UFSC

¹Engenheiro Florestal, M.Sc., Fundação Universidade Regional de Blumenau, Blumenau, SC, Brasil. E-mail: muriloschsilva@gmail.com

² Engenheiro-agrônomo, Dr., Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina, Florianópolis, SC, Brasil. E-mail: klebertrabaquini@epagri.sc.gov.br

³ Engenheiro-agrônomo, Dr., Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina, Florianópolis, SC, Brasil. E-mail: hteliass@epagri.sc.gov.br

⁴ Engenheiro Florestal, Dr., Universidade Estadual do Centro Oeste, Irati, PR, Brasil. E-mail: tarikcuchi@gmail.com

DOI: <https://doi.org/10.52945/rac.v38i3.2023>

sultados para os anos de 2006 a 2010, uma vez que as imagens orbitais permitiram criar um método de classificação baseado na fenologia para monitorar culturas com eficiência.

Diversas técnicas têm sido constantemente desenvolvidas e testadas no processo de mapeamento, desde as mais simples às mais complexas (Betta *et al.*, 2022; Chen *et al.*, 2023; Silva Junior *et al.*, 2020; Xiao *et al.*, 2024; Zhang *et al.*, 2024). Tendo em vista a necessidade em obter estimativas de modo rápido, confiável e preciso, as técnicas que utilizam o limiar de índices de vegetação apresentam efetivo desempenho nessa tarefa. Com esse intuito, pesquisadores têm desenvolvido índices que visam evidenciar culturas específicas como a soja (Chen *et al.*, 2023; Silva Junior *et al.*, 2017; Silva Junior *et al.*, 2023).

No que diz respeito aos mapeamentos de soja existentes para o estado de Santa Catarina, o Projeto MapBiomass já disponibiliza informações relevantes para essa cultura, com destaque para sua série temporal extensa e metodologia robusta. No entanto, complementá-lo com uma abordagem mais direcionada à cultura específica da soja, com foco regional, pode trazer a possibilidade de explorar nuances que mapeamentos nacionais, por sua escala, podem não captar com a mesma precisão.

Diante deste cenário, o presente estudo compara as estimativas de área plantada de soja do método Epagri/Cepa com a do MapBiomass e uma técnica consolidada que utiliza o índice espectral CEI, confrontando-as estatisticamente. Como hipótese, assume-se que as técnicas de SR (MapBiomass e CEI) apresentam diferenças significativas frente ao da Epagri/Cepa. A confrontação entre esses métodos permite avaliar suas variabilidades, apontando a direção e as magnitudes das diferenças, bem como aprimorar a precisão das estimativas, especialmente em áreas de agricultura intensiva. A integração de dados heterogêneos reforça a robustez analítica, evidenciando lacunas como a escassez de mapeamentos públicos detalhados específicos para soja em Santa Catarina. Assim, essas comparações não

somente contextualizam o presente estudo, mas também contribuem para su-
gestões de refinamento de estimativas
e para a validação de fontes oficiais.

Material e métodos

Área de estudo

A área de estudo (Figura 1) compreende os 32 municípios com maior área plantada de soja na safra 2021/2022 no estado de Santa Catarina. Esses municípios, em conjunto, representaram aproximadamente 80% da área cultivada naquela safra (Epagri/Cepa, 2022). Dessa forma, foi possível realizar este estudo em um cenário representativo da realidade produtiva catarinense de soja.

Dados Epagri/Cepa e MapBiomass

Os dados de área plantada de soja (safra 2022/2023) da metodologia Epagri/Cepa foram obtidos no site Observatório Agro Catarinense (Observatório Agro Catarinense, 2025). A metodologia foca em estimar a área ao nível municipal, iniciando com uma Estimativa

Inicial (intenção de plantio regional) e sendo corrigida mensalmente (Estimativa Atual) para subtrair perdas por intempéries. A coleta baseia-se em informantes-chave (extensionistas, cooperativas, etc.) e, por isso, não possui detalhamento para subtrair áreas improdutivas internas aos talhões, como carregadores ou afloramentos rochosos (Epagri/Cepa, 2025).

As áreas de soja do MapBiomass foram obtidas a partir da imagem classificada da Coleção 9 para o ano de 2023 (MapBiomass, 2024), a qual foi reclassificada para exibir somente a classe 39 (soja), recortada pelos limites municipais do IBGE (IBGE, 2022) e posteriormente calculada a área por hectare. A área contabilizada no MapBiomass é a área líquida, ou seja, área efetivamente ocupada pela cultura. A base da metodologia pode ser verificada em Souza *et al.* (2020).

Mapeamento pelo índice CEI (Crop Enhancement Index)

Neste estudo também foi utilizado o índice *Crop Enhancement Index* (CEI)

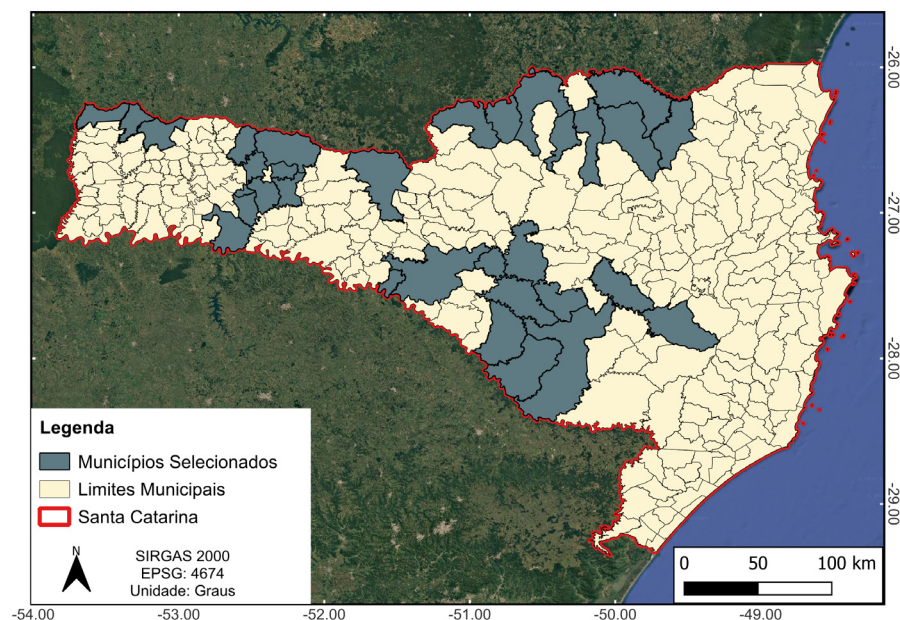


Figura 1. Mapa de localização da área de estudo - municípios selecionados representados em cor cinza

Fonte: Os autores (2025)

Figure 1. Location map of the study area - selected municipalities are shown in gray
Source: The authors (2025)

para mapear áreas de soja em Santa Catarina, seguindo metodologia difundida na literatura (Rizzi *et al.*, 2009; Silva Junior *et al.*, 2017). O método baseia-se na variação temporal do *Enhanced Vegetation Index* (EVI) ao longo do ciclo da cultura, com parâmetros ajustados para cada município conforme o calendário agrícola, que pode ser acompanhado no painel do InfoAgro (InfoAgro, 2023) ou solicitando os dados históricos da Epagri/Cepa.

Foram processadas imagens Sentinel-2/MSI com 10m de resolução espacial no Google Earth Engine (Roy; Grieser; Evans, 2017), utilizando composições mensais para outubro/2022 e março/2023 com menos de 20% de nuvens. Nesta técnica é mapeada a área líquida, porém com uma pequena diferença em relação ao mapeamento automatizado do MapBiomas, por incorporar análise visual na definição de limiares para cada município.

Das duas imagens Sentinel-2 são calculados os índices EVI e CEI apresentados nas equações 1 e 2, respectivamente.

$$EVI = g \times \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + (c_1 \times \rho_V) - (c_2 \times \rho_A) + L}$$

Eq. (1)

$$CEI = \frac{\max EVI - \min EVI}{\max EVI + \min EVI} * 100$$

Eq.(2)

Onde: g = fator de ganho; ρ_{IVP} — banda do infravermelho próximo; ρ_V — banda do vermelho; ρ_A — banda do Azul; c_1 = 6 (coeficiente de correção atmosférica banda do vermelho); c_2 = 7,5 (coeficiente de correção atmosférica banda do azul); L = 1 (fator de correção de interferência do solo); maxEVI — máximo valor do EVI observado no pico de desenvolvimento; minEVI — mínimo do valor do EVI observado no pré-plantio ou na emergência.

A imagem CEI é reclassificada agrupando-se os valores do índice em classes. A quantidade de classes é definida por inspeção visual sobre as imagens Sentinel-2 durante os meses de desenvolvimento da cultura da soja para cada

município, consultando o calendário agrícola. Por fim, identifica-se a classe ou as classes correspondentes às áreas de soja, as quais são convertidas do formato raster para polígono para que seja feito o refinamento manual em software ArcMap 10.4.

Concluído o refinamento manual, foi realizada a validação do mapeamento com duas classes, “soja” e “não soja”. Foram distribuídos de forma aleatória pela ferramenta “Criar pontos aleatórios” do ArcGIS 3.290 mil pontos de verdade de terreno, calculado de forma ponderada pela extensão territorial dos 32 municípios mapeados. Foi utilizado o critério de no mínimo 50 pontos para cada município segundo Congalton e Green (1991). A validação foi feita com base em imagens Planet (4 m/pixel) e verificações a campo com extensionistas rurais dos municípios. Após todo o processo, foram calculadas as áreas por municípios.

Análise estatística

Após a obtenção das áreas de soja a partir de três metodologias distintas, foi realizada uma análise estatística comparativa. Inicialmente, avaliou-se a normalidade dos dados com o teste de Shapiro-Wilk, o qual indicou violação do pressuposto de normalidade (p < 0,001), justificando a adoção do método não paramétrico.

Para verificar as diferenças entre as metodologias, foi aplicado o teste de Friedman para medidas repetidas. Adicionalmente, foram gerados gráficos de comparação direta e de dispersão (aos pares). Para os gráficos de dispersão,

foram calculadas métricas de desempenho: coeficiente de determinação (R²), raiz do erro quadrático médio (RMSE), erro absoluto médio (MAE), viés médio (bias), além da equação da reta ajustada por regressão linear simples. Todos os procedimentos estatísticos foram realizados na linguagem R, com uso dos pacotes *rstatix*, *tidyverse*, *ggpubr* e *stats*.

Resultados e discussão

O mapeamento realizado com o *Crop Enhancement Index* (CEI) apresentou uma acurácia global de 97,2% e Kappa = 0,93, atestando a consistência interna do método. As métricas de acurácia, embora elevadas, demonstram que o CEI, assim como já relatado em outros estudos (Rizzi *et al.*, 2009; Silva Junior *et al.*, 2017), é uma ferramenta eficaz para estimativas de área plantada quando aplicado com critérios regionais. A Tabela 1 detalha as estatísticas descritivas das estimativas de área cultivada pelos três métodos.

As estimativas mostraram padrões semelhantes entre as fontes Epagri/Cepa, CEI e MapBiomas, destacando Campos Novos, Abelardo Luz e Mafra como principais produtores. Estatisticamente, o teste de Friedman (p = 0,26) não detectou diferenças significativas globais, sugerindo ausência de variações sistemáticas e rejeitando a hipótese do estudo em termos de diferença global entre os métodos.

As análises de regressão linear (Figura 2) indicam forte associação entre as metodologias (R² > 0,92). A melhor relação foi observada entre CEI e MapBiomas (R² = 0,97), evidenciando a pro-

Tabela 1. Estatística descritiva da área estimada (em hectares) pelos métodos Epagri/Cepa, CEI e MapBiomas

Table 1. Descriptive statistics of the estimated area (in hectares) using the Epagri/Cepa, CEI, and MapBiomas methods

Método	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Epagri/Cepa	15.294	10.625	12.716	2.400	62.900
CEI	14.111	10.414	10.818	1.810	54.693
MapBiomas	14.201	9.943	12.832	2.006	61.353

Fonte: Elaborado pelos autores (2025)
Source: Elaborated by the authors (2025)

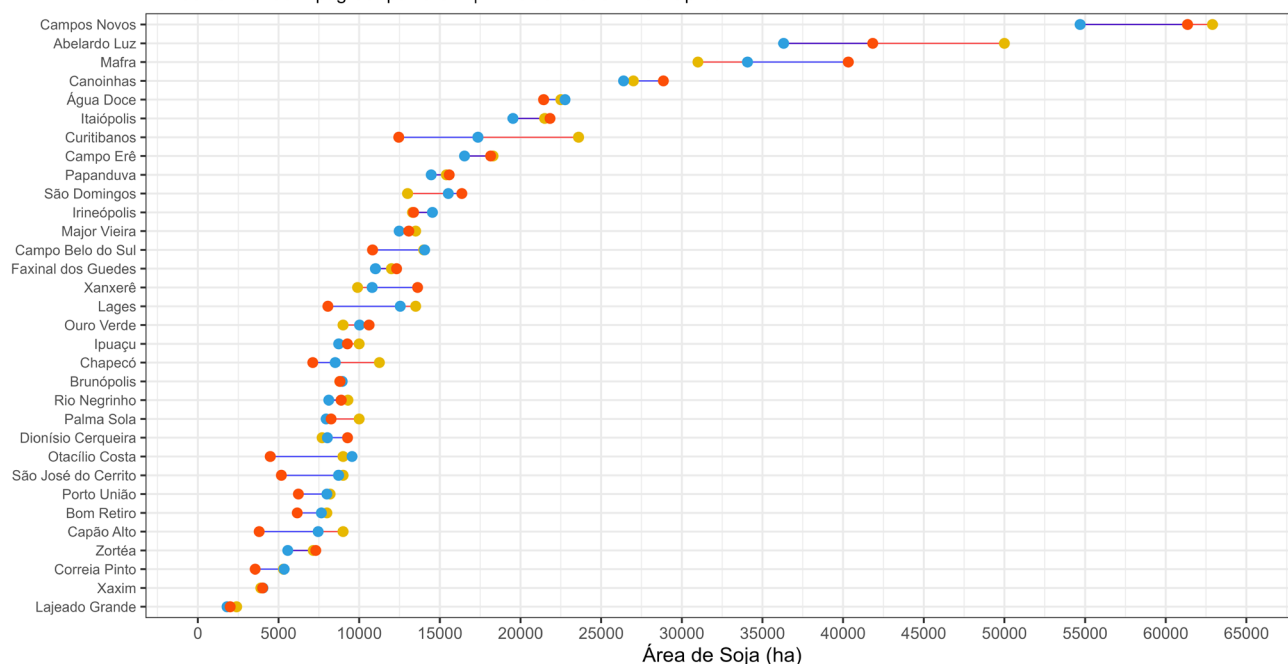
Análise Comparativa de Métodos de Estimativa de Área de Soja

Safra 2022/2023 - 32 Municípios de Santa Catarina

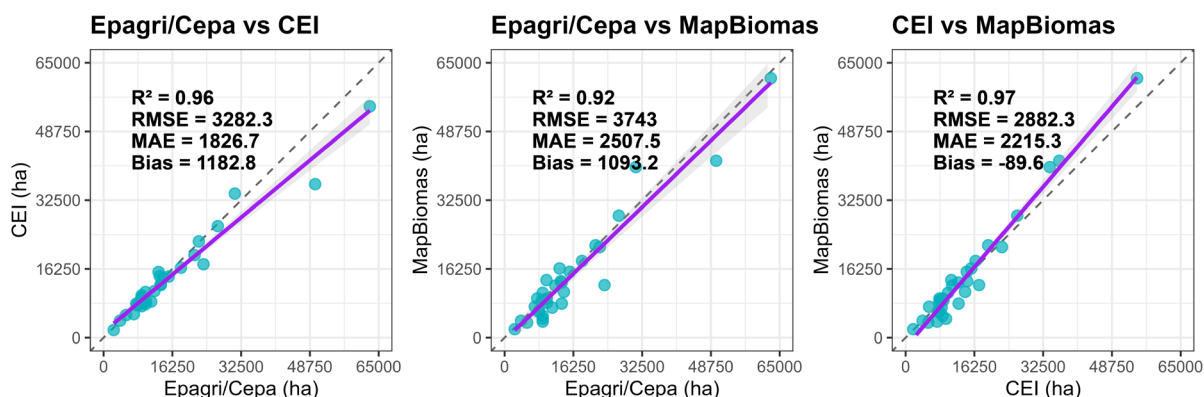
Teste de Friedman: $\chi^2(2) = 2.69$, $p = 0.26$

Comparação Direta entre Métodos por Município

Linhas vermelhas: Epagri/Cepa vs CEI | Linhas azuis: CEI vs MapBiomas



Método ● CEI ● Epagri/Cepa ● MapBiomas



R^2 , RMSE, MAE e Bias calculados a partir de regressões lineares

Figura 2. Comparação integrada dos métodos de estimativa de área cultivada de soja (Epagri/Cepa, CEI e MapBiomas) por município em Santa Catarina. Os painéis de regressão linear (Epagri/Cepa vs. CEI, Epagri/Cepa vs. MapBiomas, e CEI vs. MapBiomas) exibem *scatterplots* com linha de identidade, reta de ajuste (com intervalo de confiança) e métricas anotadas diretamente (R^2 , RMSE, MAE, *bias* e equação da reta)

Fonte: Os autores (2025)

Figure 2. Integrated comparison of methods for estimating soybean cultivation area (Epagri/Cepa, CEI, and MapBiomas) by municipality in Santa Catarina. The linear regression panels (Epagri/Cepa vs. CEI, Epagri/Cepa vs. MapBiomas, and CEI vs. MapBiomas) display *scatterplots* with identity line, fit line (with confidence interval), and directly annotated metrics (R^2 , RMSE, MAE, *bias*, and line equation)

Source: The authors (2025)

ximidade e a robustez desses métodos baseados em SR. Contudo, os dados da Epagri/Cepa mostram maior dispersão e pontos atípicos em municípios como Abelardo Luz, Campos Novos e Curitiba-nos, sugerindo possíveis superestimativas.

A diferença observada pode ser atribuída diretamente às metodologias de coleta. Enquanto o CEI e o MapBiomias utilizam a delimitação sistemática por SR para mapear a área líquida cultivada, a Epagri/Cepa emprega levantamentos de campo com informantes locais. Esta abordagem tende a introduzir superestimativas em municípios de grande área, fato confirmado pelo *bias* positivo nas regressões lineares ao confrontar os métodos da Epagri/Cepa com os métodos SR. Tais diferenças podem ser afetadas por fatores como o desconhecimento dos limites territoriais exatos e a duplicidade de registros, como apontado em outros estudos (Rhodes *et al.*, 2015; Ferraz; Vicenz, 2019).

Esses resultados indicam que, embora existam pequenas variações, os métodos evidenciam elevada correlação nas estimativas de área cultivada entre os municípios avaliados, com destaque para a maior similaridade entre CEI e MapBiomias. Esse achado é compatível com os resultados de Silva Junior *et al.* (2020), que também validaram o uso de SR para o mapeamento agrícola com base em dados do IBGE, que segue metodologia semelhante à da Epagri/Cepa.

Estudos similares, como o de Paludo *et al.* (2020), que compararam áreas mapeadas no Paraná por SR com dados oficiais do IBGE, também apontam para a dificuldade de harmonização metodológica. Paludo *et al.* (2020) observaram que a área mapeada foi 20% menor que a área oficial, com um erro médio (ME) de 2.598ha e RMSE de 6.066ha. Apesar da diferença na magnitude e direção do erro com o presente estudo, ambos confirmam a alta correlação linear. A confiabilidade dos métodos de SR, como CEI e MapBiomias, é amplamente corroborada pela literatura recente

(Bahrami *et al.*, 2022), reforçando que a integração de dados de campo calibrados com técnicas avançadas de SR proporciona estimativas de área plantada com alta fidelidade.

Conclusão

As análises comparativas da safra 2022/2023 não indicaram diferença estatística global ($p = 0,26$) entre o método oficial e o SR, mas a maior dispersão observada nos dados de campo confirma a suscetibilidade destes a superestimativas por fatores operacionais e locais.

Os resultados validam a eficácia das metodologias de SR, evidenciada pela alta consistência entre CEI e MapBiomias ($R^2 = 0,97$) e pela elevada acurácia global do mapeamento CEI (97,2%), reforçando o potencial destas ferramentas como alternativas robustas e replicáveis.

Conclui-se que a divergência na natureza dos dados (área bruta vs. líquida) exige harmonização metodológica e o uso sistemático de geotecnologias é essencial para aprimorar a precisão das estatísticas oficiais, subsidiando com maior assertividade o planejamento e as políticas públicas do setor.

Contribuição dos autores

Murilo Schramm da Silva: Conceituação, Curadoria de dados, Análise Formal, Investigação, Metodologia, Validação, Visualização de Dados, Escrita – primeira redação, Escrita – revisão e edição. **Kleber Trabaquini:** Conceituação, Curadoria de dados, Investigação, Metodologia, Visualização de Dados, Supervisão, Escrita – revisão e edição. **Haroldo Tavares Elias:** Conceituação, Curadoria de dados, Obtenção de Financiamento, Investigação, Administração do Projeto, Supervisão, Visualização de Dados, Escrita – revisão e edição. **Tarik Cuchi:** Conceituação, Curadoria de Dados, Análise Formal, Investigação, Visualização de Dados, Escrita – revisão e edição.

Conflito de interesses

Os autores declaram não haver conflito de interesses no desenvolvimento deste trabalho.

Dados de pesquisa

Os dados serão disponibilizados pelos autores por solicitação.

Financiamento

Este trabalho recebeu apoio financeiro da Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Estado de Santa Catarina (Fapesc).

Referências

- BETTA, M.M.D.; TRABAGUINI, K.; ELIAS, H.T.; SILVA, M.S. da. Mapeamento da soja por meio de imagens Landsat e Sentinel-2 nos municípios de Lages e Capão Alto em Santa Catarina. **Agropecuária Catarinense**, v. 35, n. 2, p. 68–73, 2022. DOI: <https://doi.org/10.52945/rac.v35i2.1347>. Acesso em: 10 fev. 2025.
- BAHRAMI, H.; MCNAIRN, H.; MAHDIANPARI, M.; HOMAYOUNI, S. A meta-analysis of remote sensing technologies and methodologies for crop characterization. **Remote Sensing**, v. 14, n. 22, p. 5633, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14225633>. Acesso em: 11 set. 2025.
- CHEN, H.; LI, H.; LIU, Z.; ZHANG, C.; ZHANG, S.; ATKINSON, P.M. A novel Greenness and Water Content Composite Index (GWCCI) for soybean mapping from single remotely sensed multispectral images. **Remote Sensing of Environment**, v. 295, p. 113679, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113679>.
- CONAB. **Portal de Informações Agropecuárias**. Disponível em: <https://portaldeinformacoes.conab.gov.br/mapeamentos-agricolas.html>. Acesso em: 27 out. 2023.
- CONGALTON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. 3. ed. Boca Raton: CRC Press, 2019.
- CONRAD, C.; DECH, S.; DUBOVYK, O.; FRITSCH, S.; KLEIN, D.; LOW, F.; ZEIDLER, J. Deriva-

tion of temporal windows for accurate crop discrimination in heterogeneous croplands of Uzbekistan using multitemporal RapidEye images. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 103, p. 63-74, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.02.003>.

EPAGRI. Centro de Socioeconomia e Planejamento Agrícola. Epagri/Cepa. **Síntese Anual da Agricultura Catarinense**. Florianópolis, SC, 2022. Disponível em: https://docweb.epagri.sc.gov.br/website_cepa/publicacoes/Sintese_2020_21.pdf. Acesso em: 28 ago. 2022.

EPAGRI. Centro de Socioeconomia e Planejamento Agrícola. **Metodologia e estratégia de ação — Projeto Safras**. Florianópolis: Epagri/Cepa, 2025. Disponível em: <https://drive.google.com/file/d/1ELcn2GrhJvCD5IXbskU1od1woS18kKbw/view>.

FERRAZ, D. da P.G.B.; VICENS, R.S. Desempenho do Descritor Máxima Diferença na Classificação de Plantações de Eucalipto no Estado do Rio de Janeiro. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 71, n. 1, p. 99-121, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.14393/rb-cv71n1-46143>. Acesso em: 18 fev. 2025.

ROY, S.; GRIESER, J.; EVANS, J. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, v. 202, p. 18-27, 2017.

IBGE. **Levantamento Sistemático da Produção Agrícola**. 2021. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9201-levantamento-sistemico-da-producao-agricola.html?=&t=o-que-e>. Acesso em: 28 jun. 2022.

IBGE. **Malha Municipal**. 2022. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html>. Acesso em: 28 ago. 2022.

INFOAGRO. **Sistema Integrado de Informações Agropecuárias**. 2023. Disponível em: <https://www.infoagro.sc.gov.br/index.php/safra/producao-vegetal>. Acesso em: 28 ago. 2023.

MAPBIOMAS. **Coleção 2023 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso da Terra**

do Brasil. Disponível em: https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/cobertura_10m. Acesso em: 02 fev. 2023.

OBSERVATÓRIO AGRO CATARINENSE. **Painel de produção Agropecuária**. Disponível em: <https://www.observatorioagro.sc.gov.br/areas-tematicas/producao-agropecuaria/paineis/#nav-794>. Acesso em: 11 fev. 2025.

PALUDO, A.; BECKER, W.R.; RICHETTI, J.; SILVA, L.C.A.; JOHANN, J.A. Mapping summer soybean and corn with remote sensing on Google Earth Engine cloud computing in Paraná state – Brazil. **International Journal of Digital Earth**, v. 13, n. 12, p. 1624–1636, 2020. DOI: [10.1080/17538947.2020.1772893](https://doi.org/10.1080/17538947.2020.1772893). DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/17538947.2020.1772893>.

RHODES, C.J.; HENRYS, P.; SIRIWARDENA, G.M.; WHITTINGHAM, M.J.; NORTON, L.R. The relative value of field survey and remote sensing for biodiversity assessment. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 6, n. 7, p. 772–781, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12385>.

RIZZI, R.; RISSO, J.; EPIPHANIO, R.D.V.; RUDORFF, B.F.T.; FORMAGGIO, A.R.; SHIMABUKURO, Y.E.; FERNANDES, S.L. Estimativa da área de soja no Mato Grosso por meio de imagens MODIS. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, v. 14, p. 387-394, 2009. Acesso em: 11 jul. 2022.

SILVA JUNIOR, C.A.; NANNI, M.R.; TEODORO, P.E.; SILVA, G.F.C. Vegetation Indices for Discrimination of Soybean Areas: A New Approach. **Agronomy Journal**, v. 109, n. 4, p. 1331–1343, 2017. DOI: <https://doi.org/10.2134/agronj2017.01.0003>.

SILVA JUNIOR, C.A. da; LEONEL-JUNIOR, A.H.S.; ROSSI, F.S.; CORREIA FILHO, W.L.F.; SANTIAGO, D.B.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J.F. de; TEODORO, P.E.; LIMA, M.; CAPRISTO-SILVA, G.F. Mapping soybean planting area in midwest Brazil with remotely sensed images and phenology-based algorithm using the Google Earth Engine platform. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 169, p. 105194, 2020. ISSN: 0168-1699. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105194>.

SILVA JUNIOR, C.A. da; TEODORO, P.E.;

DELLA-SILVA, J.L.; ROSSI, F.S.; NANNI, M.R. Perpendicular Crop Enhancement Index: A New Approach To Soybean Monitoring Using Time-Series. *In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 20., 2023, Florianópolis. **Anais [...]**. Florianópolis: INPE, 2023 p. 156226. Disponível em: <https://proceedings.science/sbsr-2023/trabalhos/perpendicular-crop-enhancement-index-a-new-approach-to-soybean-monitoring-using?lang=en>. Acesso em: 10 fev. 2025.

SOUZA, C. M., JR., Z. SHIMBO, J., ROSA, M. R., PARENTE, L. L., A. ALENCAR, A., RUDORFF, B. F. T., HASENACK, H., MATSUMOTO, M., G. FERREIRA, L., SOUZA-FILHO, P. W. M., DE OLIVEIRA, S. W., ROCHA, W. F., FONSECA, A. V., MARQUES, C. B., DINIZ, C. G., COSTA, D., MONTEIRO, D., ROSA, E. R., VÉLEZ-MARTIN, E., ... AZEVEDO, T. Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 12, n.v17, p. 2735, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12172735>.

USDA. **Production: Soybeans**. Washington, DC: USDA, 2024. Disponível em: <https://www.fas.usda.gov/data/production/commodity/2222000>. Acesso em: 18 fev. 2025.

XIAO, G.; HUANG, J.; SONG, J.; LI, X.; DU, K.; HUANG, H.; SU, W.; MIAO, S. A novel soybean mapping index within the global optimal time window. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 217, p. 120–133, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2024.08.006>.

ZHANG, H.; LOU, Z.; PENG, D.; ZHANG, B.; LUO, W.; HUANG, J.; ZHANG, X.; YU, L.; WANG, F.; HUANG, L.; LIU, G.; GAO, S.; HU, J.; YANG, S.; CHENG, E. Mapping annual 10-m soybean cropland with spatiotemporal sample migration. **Scientific Data**, v. 11, n. 1, p. 439, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41597-024-03273-5>.

ZHONG, L.; GONG, P.; BIGING, G. S. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: A multi-year experiment using Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v.140, p.1-13, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.023>.