

REVISTA
DESAFIOS

ISSN: 2359-3652

V. 11, n. 7, Outubro/2024. Dossiê Especial: Agroenergia Digital
https://doi.org/10.20873/Agroenergia_2024_v11_n7_16

**MAPEAMENTO DE ÁREAS DE CULTIVO DE SOJA EM
REGIÃO DO CERRADO BRASILEIRO, NOS ESTADOS
DO TOCANTINS E BAHIA, A PARTIR DE IMAGENS
LANDSAT-8**

*MAPPING SOYBEAN CULTIVATION AREAS IN THE BRAZILIAN
CERRADO REGION, IN THE STATES OF TOCANTINS AND BAHIA,
USING LANDSAT-8 IMAGERY*

*MAPEO DE LAS ÁREAS DE CULTIVO DE SOJA EN LA REGIÓN
DEL CERRADO BRASILEÑO, EN LOS ESTADOS DE TOCANTINS Y
BAHÍA, UTILIZANDO LANDSAT-8*

Fábio Brega Gamba:

Mestre em Agroenergia e discente de Doutorado do Programa de Pós-graduação em Ciências do Ambiente da Universidade Federal do Tocantins (UFT), Palmas – TO, Brasil.

E-mail: fabregam.fbg@gmail.com. ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-9825-5367>.

Erich Collicchio:

Professor Associado III do curso de Engenharia Ambiental e do Programa de Pós-graduação em Agroenergia Digital, Universidade Federal do Tocantins – UFT, Palmas, TO, Brasil.

E-mail: ecollicchio@uft.edu.br. ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-3452-6249>

Artigo recebido em janeiro de 2024 aceito em setembro de 2024 publicado em outubro de 2024

Como citar este artigo:

GAMBA, F. B.; COLLICCHIO, E. Mapeamento de áreas de cultivo de soja em região do Cerrado brasileiro, nos estados do Tocantins e Bahia, a partir de imagens LANDSAT-8. **Desafios. Revista Interdisciplinar da Universidade Federal do Tocantins**. Palmas, v. 11, n. 7, p. 1 -17, out. 2024. DOI: https://doi.org/10.20873/Agroenergia_2024_v11_n7_16

RESUMO

A soja tem contribuído de forma significativa e estratégica para o desenvolvimento do Brasil, sendo responsável pela implementação da agricultura comercial no país. Desta forma, o monitoramento da cultura, envolvendo técnicas de sensoriamento remoto, contribui para o processo de tomada de decisão para a maximização da produção. O presente trabalho teve como objetivo discriminar e mapear as áreas de soja nos municípios de Mateiros/TO e Formosa do Rio Preto/BA por meio do uso de geotecnologias através da classificação digital de imagens pelo método de Máxima Verossimilhança (MaxVer), na safra 2017/2018, a partir de imagens do satélite Landsat-8. O mapeamento demonstrou estar acima do índice de mapeamento que, relaciona o mapa temático produzido com a verdade de campo. A imagem utilizada do satélite Landsat-8 se mostrou satisfatória, e os resultados são compatíveis com a literatura consultada. O município de Formosa do Rio Preto demonstrou valores de produção de grão que demonstraram sua significância no cenário regional e nacional.

PALAVRAS-CHAVE: Geotecnologias, processamento digital de imagens, classificação supervisionada.

ABSTRACT

Soy has contributed significantly and strategically to the development of Brazil, being responsible for the implementation of commercial agriculture in the country. Therefore, monitoring the crop, involving remote sensing techniques, contributes to the decision-making process for maximizing production. The present study aimed to discriminate and map soybean areas in the municipalities of Mateiros/TO and Formosa do Rio Preto/BA using geotechnologies through digital image classification by the Maximum Likelihood method (MaxVer) in the 2017/2018 harvest, using images from the Landsat-8 satellite. The mapping demonstrated to be above the mapping index, which relates the thematic map produced to the field truth. The image used from the Landsat-8 satellite proved to be satisfactory, and the results are consistent with the consulted literature. The municipality of Formosa do Rio Preto showed grain production values that demonstrated its significance in the regional and national scenario.

Keywords: geotechnologies, digital image processing, supervised classification.

RESUMEN

La soja ha contribuido de manera significativa y estratégica al desarrollo de Brasil, siendo responsable de la implementación de la agricultura comercial en el país. De esta forma, el monitoreo del cultivo, que involucra técnicas de teledetección, contribuye al proceso de toma de decisiones para la maximización de la producción. El presente trabajo tuvo como objetivo discriminar y mapear las áreas de soja en los municipios de Mateiros/TO y Formosa do Rio Preto/BA mediante el uso de geotecnologías a través de la clasificación digital de imágenes por el método de Máxima Verosimilitud (MaxVer), en la cosecha 2017/2018, a partir de imágenes del satélite Landsat-8. El mapeo demostró estar por encima del índice de mapeo, que relaciona el mapa temático producido con la verdad de campo. La imagen utilizada del satélite Landsat-8 resultó satisfactoria y los resultados son compatibles con la literatura consultada. El municipio de Formosa do Rio Preto mostró valores de producción de grano que demostraron su significancia en el escenario regional y nacional.

Descriptores: geotecnologías, procesamiento digital de imágenes, clasificación supervisada.

INTRODUÇÃO

Os avanços científicos e tecnológicos no setor agrícola brasileiro proporcionaram que a soja pudesse ser transformada em cultivo de larga escala (TOLOI et al., 2021), tornando-se uma das principais commodities agrícolas do país, de grande importância para a economia nacional (ARAÚJO et al., 2019; GOMES, 2019; SOUZA; BITTENCOURT, 2019; BOLFE et al., 2020).

Frente a esta importância, monitoramentos envolvendo técnicas não prejudiciais ao rendimento da cultura ao longo do seu crescimento e desenvolvimento têm se tornado cada vez mais importantes, uma vez que permitem que agricultores, organizações e agências de governo possam tomar decisões que contribuam para a maximização da produção (KHAKI; PHAM; WANG, 2021; ANDRADE et al., 2022).

Tradicionalmente, esses monitoramentos são baseados em entrevistas realizadas por agências governamentais responsáveis pelo assunto junto aos agricultores, que são, além de incansáveis, trabalhos de campo dispendiosos, requerem dedicação mais intensa para poderem gerar informações (KHAKI; PHAM; WANG, 2021; LI; WANG, 2021). Isso torna-se um grande desafio quando os monitoramentos devem ser realizados em áreas de grande extensão (ANDRADE et al., 2022).

Neste sentido, imagens geradas por satélites de observação da Terra têm demonstrado grande relevância para suas utilizações no acompanhamento temporal e espacial de culturas agrícolas, provendo mais acurácia nos dados sobre estas culturas (JIANG et al., 2020; KHAKI; PHAM; WANG, 2021, 2021; ANDRADE et al., 2022; YOU et al., 2022).

Dentre os sensores operantes, a série de satélites Landsat (Land Remote Sensing Satellite) tem inovado os mais variados campos da ciência através do mapeamento e análise da Terra (YOU et al., 2022), como agricultura, silvicultura, geologia, mapeamento de uso e cobertura da terra, além de contribuir com atividades específicas de monitoramento ambiental, como desmatamentos e desastres naturais (USGS, 2015).

O Landsat 8 opera os instrumentos OLI (Operational Land Imager) e TIRS (Thermal Infrared Sensor), com 11 bandas espectrais e resolução máxima de 15 metros, com período médio de revisita de um determinado ponto da Terra de 16 dias (YOU et al., 2022).

O mapeamento de informação a partir da utilização dessas imagens de satélite é possível pela utilização de técnicas que realizam a classificação destas (SOUSA et al., 2021). A classificação de imagens orbitais é o processo de interpretação das informações contidas com o auxílio de equipamentos eletrônicos, no caso, computadores. A classificação baseia-se na detecção das assinaturas espectrais dos objetos capturados pelos satélites, agrupando esses elementos em grupos ou classes (VALE et al., 2018), podendo ser dividida em supervisionadas e não-supervisionadas (SOUSA et al., 2021).

Na classificação supervisionada, identificam-se categorias e os espectros específicos de interesse na imagem, com a intenção de que o algoritmo seja treinado a partir das observações do analista. É baseada em algoritmos capazes de extrair as feições pré-determinadas no espaço (VALE et al., 2018; SOUSA et al., 2021).

Dos algoritmos citados acima, o de Máxima Verossimilhança (MaxVer) é o classificador mais utilizado em sensoriamento remoto pela sua simplicidade de manipulação (LIANG et al., 2020; LIAO et al., 2020). É baseado em método paramétrico gaussiano que considera que as classes são determinadas por modelos multivariados (OLIVEIRA et al., 2014).

Com o propósito de verificar os resultados da classificação, avalia-se a acurácia do mapa temático através da matriz de confusão e pelo índice de Kappa (FOODY, 2020; HARRIS et al., 2022). A matriz de confusão expressa unidades da amostra atribuídas a determinada classe em relação à real (GREEN; CONGALTON, 2004; FOODY, 2020). O índice Kappa é outro índice capaz de verificar a acurácia de um mapa temático, e seus valores variam de 0 a 1, onde quanto mais próximo do valor um mais consoante a classificação em relação à verdade de campo (CONGALTON, 2001; FOODY, 2020). As classes de concordância propostas por Landis; Koch (1977) são: < 0.00, péssima; 0.00-0.20, ruim; 0.21-0.40, razoável; 0.41-0.60, boa; 0.61-0.80, muito boa e; 0.81-1.00, excelente.

O presente trabalho teve como objetivo identificar e quantificar áreas de soja nos municípios de Formosa do Rio Preto/BA e Mateiros/TO, na safra 2017/2018, através da classificação digital de imagens do satélite Landsat 8, utilizando o algoritmo de MaxVer.

MATERIAIS E MÉTODOS

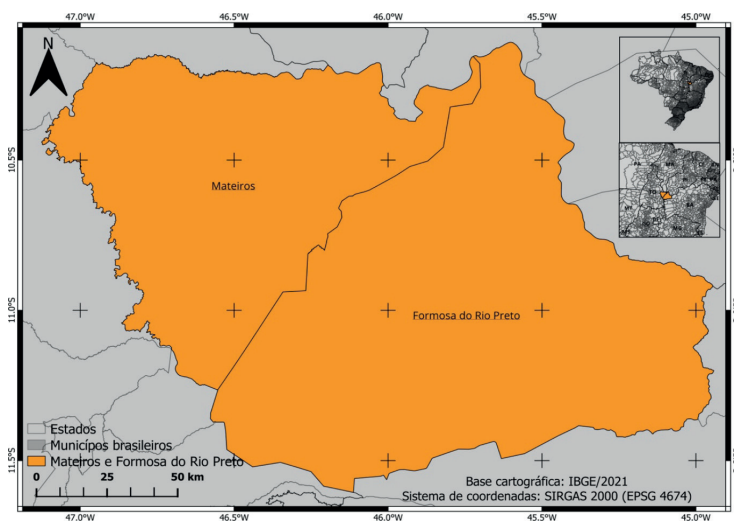
Área de estudo

Os municípios compreendidos para este estudo foram Mateiros (TO) e Formosa do Rio Preto (BA) (Figura 1), localizados a leste do Tocantins e oeste da Bahia, na divisa entre os dois estados, em uma região conhecida por MATOPIBA, acrônimo da junção das siglas dos estados que a compõem: Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia, e juntos ocupam uma área total de 25.583,403 km² (IBGE, 2023a; IBGE, 2023c).

Esses dois municípios foram escolhidos por terem apresentado representatividade na produção de soja durante as safras 2004/05 a 2016/17, tanto em produção (em toneladas) quanto em área plantada (em hectares), na região em que estão inseridos, sendo que Formosa do Rio Preto (BA) apresentou a maior área plantada, 3,19 milhões de ha, enquanto o município tocantinense ocupou a segunda posição, com 411,37 mil ha, entre os municípios integrantes daquele mosaico que produzem o grão (GAMBA; COLLICCHIO, 2018).

De acordo com a classificação de Köppen, o clima da região é definido como tropical, caracterizando-se por apresentar duas estações bem definidas, com verão chuvoso e inverno seco (ALVARES et al., 2013). As classes de solos predominantes na região são Latossolos e Neossolos, e em menor quantidade, os Gleissolos (EMBRAPA, 2023).

Figura 1 - Localização dos municípios de Mateiros (TO) e Formosa do Rio Preto (BA), nas confluências dos estados do Tocantins (TO), Bahia (BA), Piauí (PI) e Maranhão (MA).



Fonte: Próprio autor

Procedimento Metodológico

As imagens utilizadas foram do sensor OLI/Landsat-8, das cenas correspondentes às órbitas 220 e 221, dos pontos 67 e 68, referentes ao mês de janeiro de 2018, do “Worldwide Reference System” (WRS-2), adquiridas do catálogo do Global Visualization Viewer (GLOVIS) vinculado ao United States Geological Survey (USGS) (<https://glovis.usgs.gov/app>). As imagens possuem nível de processamento 1 e são fornecidas com calibração radiométrica e ortorretificação (USGS, 2023).

Utilizamos as bandas B4 (Red), B5 (NIR ou infravermelho próximo) e B6 (SWIR ou infravermelho de onda curta), na composição colorida falsa-cor RGB-564, pois permite diferenciar alvos agrícolas pela absorção da energia eletromagnética na região do vermelho e alta refletividade na faixa espectral do infravermelho próximo (SANCHES et al., 2005). Cada uma das bandas passou pelo processo de correção atmosférica pelo método de subtração de objeto escuro (DOS) (Chavez, 1988). Para esta etapa, o software utilizado foi o Environment for Visualizing Images (ENVI), versão 4.5 (WECKMÜLLER et al., 2016).

As imagens foram unidas pelo método de criação de mosaico com linha de corte, através das ferramentas “Build Seamlines” e “Create Referenced Mosaic Dataset” no software ArcGIS 10.1. Este método permite retirar áreas sobrepostas a outras imagens (FUSHIMI; NUNES, 2017), sendo, após recortado a partir do arquivo vetorial dos municípios, realizada a análise do espectro-visual e posterior classificação das imagens (SANCHES et al., 2005).

As áreas de cultivo de soja foram identificadas visualmente na imagem orbital com auxílio de informações repassadas pela Agência de Defesa Agropecuária (ADAPEC) do Tocantins, através da localização geográfica das propriedades rurais produtoras de soja no município de Mateiros. Os pontos foram sobrepostos à imagem e, a partir da análise, foi possível estender os padrões observados, visualmente, para Formosa do Rio Preto, na Bahia. Com intuito de sanar dúvidas entre o que foi observado nas imagens e a representação real, foi realizada ida ao campo (NASCIMENTO; ABREU, 2012).

A partir do conhecimento de campo, as imagens foram classificadas utilizando o algoritmo de Máxima Verossimilhança (MaxVer) (LAMPARELLI et al., 2008; BRITO et al., 2015; CRUSIOL et al., 2016). Duas classificações supervisionadas na imagem foram realizadas. A primeira com propósito de treinamento (LIANG et al., 2020; LIAO et al., 2020), e a segunda desenvolvida após o saneamento de dúvidas durante

o trabalho de campo sobre a cultura da soja e demais classes existentes na imagem. Na classificação, foram obtidas quatro classes: Soja, Outras Culturas, Solo e Demais Usos, com o intuito de melhor diferenciar a cultura da soja (RUDORFF et al., 2007).

Na etapa de pós-classificação, foi utilizado o software ArcGIS 10.1 para conversão da imagem em formato vetorial, com a edição manual dos polígonos (correção vetorial) da classe soja identificados de forma errônea ou omitidos pelo classificador (RIZZI; RUDORFF, 2005; BRITO et al., 2015), gerando-se, a partir dessa correção, o mapa temático de ocupação da soja nos municípios (CRUSIOL et al., 2016) e a estimativa da sua área. A acurácia do mapa temático foi avaliada pela matriz de confusão e índice de Kappa (LIAO et al., 2020).

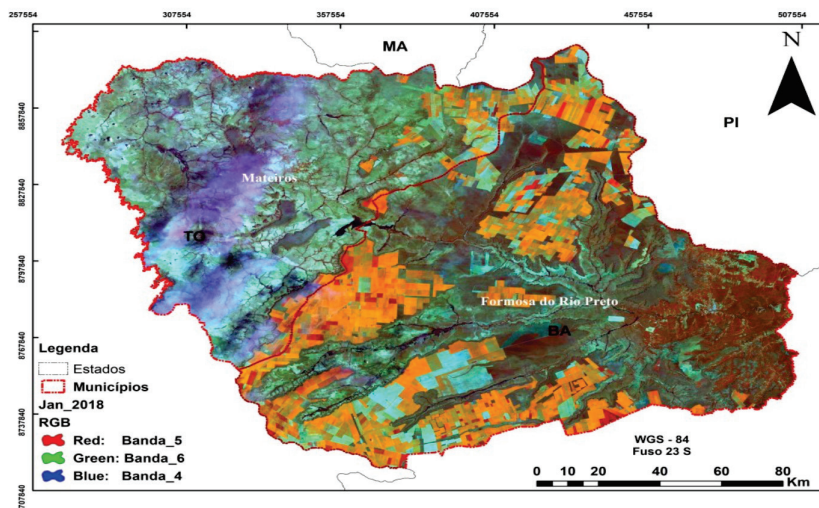
RESULTADOS E DISCUSSÃO

A imagem utilizada para identificação e mapeamento da cultura da soja na área de estudo se mostrou satisfatória pela baixa presença de cobertura de nuvens. Não se espera tal fato para os meses iniciais do ano, já que o desenvolvimento das culturas de verão coincide com o período de chuvas, ficando mais propenso à ocorrência de nuvens, e isto poderia ter prejudicado a análise proposta. Brito et al. (2015); Crusiol et al. (2016) relataram a cobertura de nuvens em seus estudos e que, provavelmente, foi a causa do comprometimento de seus resultados.

O plantio realizado, de outubro até início de novembro, de variedades de soja precoce, média e tardia apresentam cobertura de solo em janeiro, fazendo a cultura se destacar nas imagens desse mês (SUGAWARA et al., 2008). De acordo com as informações prestadas pelos responsáveis das propriedades visitadas, na região de estudo o plantio da soja ocorreu em média de outubro a novembro de 2017, em concordância com os autores, onde demonstrou o favorecimento da discriminação da área ocupada pela cultura nos municípios analisados, no mês de fevereiro de 2018.

Pela imagem da Figura 2 é possível observar o padrão espectro-visual da região do estudo, onde nota-se a distinção entre as culturas existentes em campo e outros alvos presentes, em janeiro de 2018, na composição colorida utilizada. De acordo com a Carta imagem (Figura 2), a cor laranja se destaca pela extensão da área ocupada, representando a cultura da soja. Em menor quantidade de área, as regiões em tonalidades vermelhas são ocupadas pelo cultivo de milho, e em tons de azul e verde-claro no interior das áreas agrícola, indicam a presença de solo exposto.

Figura 2 – Carta imagem demonstrando o espectro-visual da área de estudo, onde é possível observar as áreas de cultivo apresentadas por tonalidades magentas.



Fonte: Próprio autor

De acordo com Formaggio; Sanches (2017), as diferentes tonalidades presentes possibilitam a especificação de alvos vegetais ativos na imagem devido à alta absorção da energia eletromagnética na região do vermelho, banda 4 do sensor OLI, e maior reflectância dessa energia no canal NIR, banda 5, onde estes objetos se apresentam na coloração vermelha e suas variações, vermelho e marrom. O canal SWIR, banda 6, também pode apresentar grande reflectância dos alvos vegetais fotossinteticamente ativos através de coloração amarela e suas derivações, amarelo e laranja. Os objetos com cores mais claras (azul-claro e verde-claro) apresentam grande reflectância no canal do vermelho, banda 4 do sensor OLI do Landsat-8, representando solo.

Ainda, conforme Formaggio; Sanches (2017), áreas recém-plantadas com determinada cultura responderão como solo até que os vegetais tenham tamanho para anular esta resposta, e isto foi constatado no presente trabalho, pois, segundo as informações obtidas em campo, na época da observação realizada, em algumas áreas havia ocorrido o recém-plantio de algodão, que na imagem responderam como solo.

Ao analisar o resultado das classificações realizadas pelo algoritmo MaxVer, utilizado para a discriminação da soja, é possível observar os índices representados pela Matriz de Confusão que confrontaram o mapa gerado com o que realmente existe em campo.

Os principais valores obtidos na classificação para a discriminação de soja estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Matriz de confusão das classificações realizadas pelo algoritmo MaxVer para discriminação da área ocupada por soja e seus respectivos valores dos índices Kappa e Exatidão Global (EG). Os valores expressam amostras de pixels.

MaxVer (1ª Classificação)					
Classes	Soja	Solo	Outra Cultura	Demais	Total
Soja	99898	0	0	1	99899
Solo	0	101770	0	6556	108326
Outra Cultura	1	0	65881	3767	69649
Demais Usos	228	4176	1255	93650	99309
Total	100127	105946	67136	103974	377183

MaxVer (2ª Classificação)					
Classes	Soja	Outra Cultura	Solo	Demais	Total
Soja	141782	342	1	5349	147474
Outra Cultura	770	55712	0	3185	59667
Solo	456	0	103449	6552	110457
Demais Usos	2361	717	2680	306996	312754
Total	145369	56771	106130	322082	630352

Fonte: Próprio autor

Os valores estimados dos Coeficientes de Kappa foram de 0,943 e 0,946, para a primeira e segunda classificação, respectivamente. Sendo assim, o mapeamento foi considerado excelente segundo as classes (0.81-1.00) de concordância de Kappa propostas por Landis; Koch (1977).

Sendo assim, foi atestada a conformidade existente no mapa temático produzido com o que realmente existe em campo. Os valores de k estimados neste mapeamento são próximos, ou superiores, aos resultados obtidos em outros trabalhos, conforme apresentados a seguir, desenvolvidos a partir da utilização de imagens orbitais do mesmo sensor, OLI, ou de satélites da família Landsat.

A fim de determinar melhor acurácia entre classificadores em mapeamentos com imagens do satélite Landsat-8, Garofalo et al. (2015) obtiveram valor de Kappa de 0,92. Junior; Johhan; Antunes (2017) também utilizaram o algoritmo no mapeamento de áreas de cana-de-açúcar no estado do Paraná a partir de sensores TM e OLI dos satélites Landsat, e alcançaram valores do índice que alternaram entre 0,80 e 0,84. Mercante et al. (2012), através do uso de imagens Landsat-5/TM, detectaram áreas de soja em municípios do estado do Paraná pelo método MaxVer, e alcançaram o Kappa entre 0,705 e 0,853. Silva Junior et al. (2014) realizaram estudo para a discriminação de áreas de soja através de imagens do sensor MODIS, onde utilizaram o algoritmo MaxVer-ICM para a classificação, além de outros, obtiveram índices de

Kappa de 0,64 e 0,69. Ippoliti-Ramilo et al. (2003) testaram a eficiência entre classificação supervisionada (MaxVer) e não supervisionada para identificação e quantificação de áreas ocupadas por culturas de verão, onde na classificação supervisionada obteve-se 0,81 na estimativa de Kappa.

Os valores de Exatidão Global (EG) obtidos na 1ª e 2ª classificação do algoritmo MaxVer foram de 95,76% e 96,44%, respectivamente. Os índices atingidos são superiores ao limite desejável de acurácia em uma classificação de imagens que é 85% (FOODY, 2002, 2020). Resultados de EG similares aos encontrados no presente estudo são citados por Doraiswamy et al. (2004), 98%; Silva Junior et al. (2014), de 96% e 97%; Garofalo et al. (2015), 93%; Costa et al. (2017), 93%; e Junior et al. (2017), de 93,51% a 94,75%.

As precisões alcançadas neste estudo demonstraram a eficiência do procedimento utilizado para a discriminação e mapeamento das áreas cultivadas com soja. É importante analisar, no contexto do mapeamento, a acurácia através dos erros de comissão (EC) e dos erros de omissão (EO) para verificação das precisões atingidas nas diferentes classes discriminadas (JÚNIOR; JOHANN; ANTUNES, 2017).

Com base na matriz de confusão, foram gerados a precisão e os erros, dos pontos de vista do produtor e do usuário, da classificação de cada uma das categorias, a partir dos erros de comissão e omissão.

Na Tabela 2 encontram-se os erros do produtor e do consumidor (comissão e omissão, nesta ordem) e suas respectivas precisões para a classificação realizada com o MaxVer

Tabela 2 - Erro e precisão do produtor e do consumidor para a Matriz de Erros para a classe soja e as demais classes discriminadas na classificação da imagem utilizada no trabalho

Classes	Produtor		Consumidor	
	Erro	Precisão	Erro	Precisão
Soja	0,0247	0,9753	0,0386	0,9614
Outras Culturas	0,0187	0,9813	0,0663	0,9337
Solo	0,0253	0,9747	0,0634	0,9366
Outros	0,0468	0,9532	0,0184	0,9816

Fonte: Próprio autor

Percebe-se que, para a classe “soja”, o erro de comissão foi de 0,0247, enquanto o erro de omissão foi de 0,0386, e isto significa que, mesmo havendo 97,53% de áreas caracterizadas como soja, o real uso da classe é de 96,14%.

Antunes et al. (2012) encontraram valor de 96,8% da área realmente ocupada pela soja utilizando o MaxVer para estimativa da área através da classificação de imagens. Na estimativa de áreas de plantio de soja a partir de superfície espectro-temporal no estado do Mato Grosso, Epiphanyo et al. (2010) obtiveram percentuais de acurácia do consumidor, para a classe soja, que variaram entre 34 a 86%, e do ponto de vista do produtor de 92 a 98%. Crusiol et al. (2016), em mapeamento de áreas agrícolas a partir do método MaxVer, encontraram valores de precisão do usuário (consumidor) semelhantes aos do presente estudo, que variaram entre 55,73 a 97,50%.

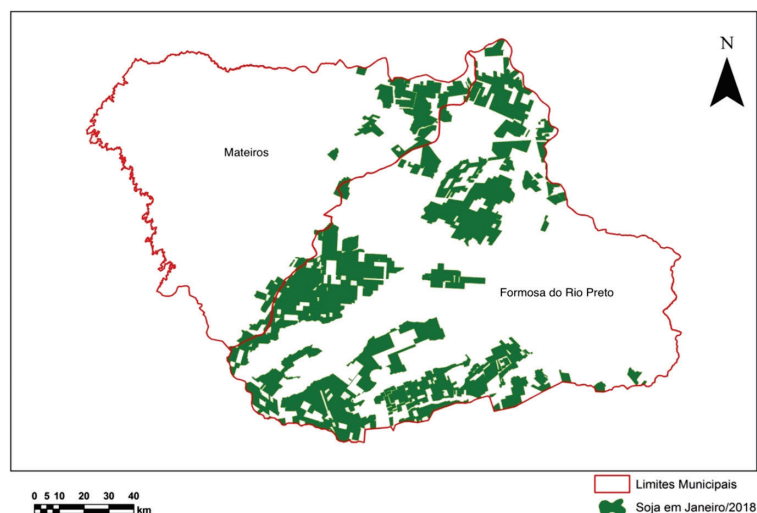
É possível observar ainda na Tabela 2 que, o menor percentual de precisão e maior erro apresentados pelo produtor, respectivamente 95,32% e 0,0468, ocorreram na classe “Outros”. Já do ponto de vista do consumidor, as classes “Outras Culturas” e “Solo” demonstraram os menores valores percentuais de precisão. Contudo, Doraiswamy et al. (2004) ressaltam que a acurácia do usuário (consumidor) demonstra que a classificação de pixel em determinada classe reflete o que realmente é em relação à referência, e observaram ainda que, em seu estudo, as menores precisões encontradas para milho e soja são responsáveis pela maior acurácia encontrada em outras classes de cobertura do solo, demonstrando menor relação com o que de fato há no solo.

Baseado nos resultados encontrados neste estudo, quando comparados com outros autores, é possível afirmar que se obteve um nível baixo de erro e boa precisão na classificação.

A matriz de confusão demonstra que a classe de uso “outros” apresentou amostras atribuídas a todas as demais classes, principalmente para “solo” e “soja”, nessa ordem. A dúvida maior observada, por parte do classificador, na classe “outros” se deu com amostras de “soja”. Enquanto “solo” e “outros” apresentaram o maior número de pixels atribuídos entre ambas, sugerindo que o método tenha confundido os alvos por similaridade espectral entre eles. Alguns autores argumentam o fato das baixas precisões em seus trabalhos, como a baixa quantidade de amostras (Epiphanyo et al., 2010), erro do intérprete durante a fase de classificação, erro do classificador e presença de nuvens (CRUSIOL et al., 2016; GRZEGOZEWSKI et al., 2016) e a similaridade de espectros (COSTA et al., 2017).

A partir da segunda classificação realizada e sua posterior correção manual, foi gerada a máscara (Figura 3) da cultura da soja representando a área ocupada pelo grão nos dois municípios em janeiro/2018.

Figura 3 - Máscara da soja (em verde) nos municípios de Mateiros (TO) e Formosa do Rio Preto (BA) em janeiro de 2018, a partir da classificação realizada após o trabalho de campo, onde é possível observar a maior área plantada no município baiano.



Fonte: Próprio autor

Como já observado anteriormente, houve diferença de 1,39% entre o que foi mapeado e o que realmente estava ocupado pela soja nos municípios estudados em janeiro de 2018. De acordo com os dados da Produção Agrícola Municipal (PAM), de responsabilidade do IBGE (2023b), na safra 2017/18, Mateiros apresentou área plantada de 48.870 ha, enquanto Formosa do Rio Preto, 484.099 ha, totalizando juntos 532.969 ha. Os valores estimados e oficiais de área dos municípios e a variação percentual entre eles são demonstrados pela Tabela 3.

Tabela 3 – Diferenças entre área de soja estimada (imagem de satélite) e oficial

Municípios	Área estimada (ha)	Área oficial (Of)* (ha)	Diferença de área (Of.-Estimada)/Of. (%)
Mateiros (TO)	65.615,02	48.870,00	-34,26
Formosa do Rio Preto (BA)	449.829,60	484.099,00	7,08
TOTAL	515.444,62	532.969,00	3,29

* IBGE (2019) – atualizada em 13/09/2018.

Na comparação das estimativas entre as áreas de soja obtidas pelos dados oficiais e os valores encontrados neste trabalho, houve superestimativa de 16.754,00 hectares na área ocupada pela soja no município de Mateiros quando comparada com a oficial. A superestimativa de área identificada em Mateiros foi similar à obtida por Antunes et al. (2012), 34,6%, que utilizou imagens Landsat e classificação pelo método MaxVer para o mapeamento de áreas de soja em municípios do Paraná. A diferença encontrada entre área estimada e a oficial,

em Formosa do Rio Preto, foi considerada aceitável, uma vez que a imagem analisada foi apenas do mês de janeiro, enquanto os dados oficiais contemplam toda a safra, ou seja, 2017/18.

Antunes et al. (2012) ressaltam que os dados oficiais são baseados em coleta de informações através da aplicação de questionários por um agente público da instituição responsável pelo informe, enquanto a estimativa do trabalho baseia-se em informações de satélites com resolução moderada. De acordo com Rizzi; Rudorff (2005), para que haja uma correta definição das áreas ocupadas pela soja, é necessário realizar o acompanhamento a partir de outras datas que contemplem variedades plantadas tardiamente.

Em trabalho realizado por Rizzi; Rudorff (2005), foi observado que houve oscilação entre os valores de áreas de soja, estimada através de imagens Landsat e as obtidas por dados oficiais, onde a subestimação chegou a 36,3% e superestimação de até 17% da área de soja.

Contudo, Antunes et al. (2012) obtiveram resultados abaixo dos dados oficiais em dois municípios que atingiram 19,2% e 40,5%. Resultados abaixo dos valores oficiais com relação à quantificação da área ocupada pela soja também foram encontrados por Lamparelli; De Carvalho; Mercante (2008), que monitoraram a semeadura da soja a partir da utilização de imagens Landsat, em 30% menos.

Gusso; Ducati (2012) constataram correspondências entre os dois valores da área de soja, estimado e oficial, utilizando imagens do satélite Landsat processadas com base em algoritmo. Porém, verificaram que as áreas mapeadas atingiram valores tanto de superestimação quanto subestimação, 69% e 46% respectivamente, a partir do uso de imagens do satélite.

Ainda sobre os dados oficiais, é possível verificar que os dois municípios produziram juntos na safra 2017/2018, o correspondente a 1.449.531 milhões de toneladas do grão sendo, 120.400 mil toneladas em Mateiros, com produtividade de 2.800 kg/ha, e 1.329.131 milhões de toneladas em Formosa do Rio Preto, cuja produtividade foi de 3.277 kg/ha. O município tocantinense participou com 3,89% da produção do Estado, enquanto Formosa do Rio Preto, contribuiu com 21% de toda produção do estado da Bahia.

A quantidade média de sacas/hectares foi de 46,66 em Mateiros, e 54,62 para Formosa do Rio Preto, sendo que estes valores alcançados pelos dois municípios estão abaixo das produtividades médias dos seus respectivos estados, bem como da média brasileira, pois na safra 2017/18 as produtividades em sacas/hectares nos Estados do Tocantins e da Bahia e no Brasil, foram de 52,25, 66,33 e 56,56, respectivamente (IBGE, 2023b).

CONCLUSÃO

O monitoramento da cultura da soja é uma questão estratégica para o Brasil, já que essa cultura tem um papel importante no desenvolvimento da agricultura comercial no país. Técnicas de sensoriamento remoto são uma ferramenta essencial para o processo de tomada de decisão e maximização da produção de soja.

Os resultados do mapeamento realizado neste estudo mostraram que as imagens de satélite Landsat-8 são um instrumento valioso para o monitoramento da cultura da soja. Embora as imagens analisadas sejam de apenas um momento no tempo, os resultados obtidos foram consistentes com outros estudos na literatura.

A classificação da imagem, a partir do MaxVer, mostrou-se satisfatória, apresentando índice de Exatidão Global de 96,44% e valor do Coeficiente de Kappa de 0,946, demonstrando uma correspondência significativa entre o mapa temático e a verdade de campo.

Este estudo mostrou, ainda, que o município de Formosa do Rio Preto/BA tem uma importância significativa na produção regional de soja. As áreas estimadas neste mapeamento, assim como os valores oficiais, foram maiores do que as encontradas em Mateiros/TO, indicando que o município baiano é um importante centro produtor de soja na região.

Agradecimentos

Ao Instituto Natureza do Tocantins - NATURATINS e o Laboratório de Agroenergia, Uso da Terra e Mudanças Ambientais - LAMAM /UFT

Referências Bibliográficas

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; DE MORAES GONÇALVES, J. L.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.

ANDRADE, T. G.; JUNIOR, A. S. A.; SOUZA, M. O.; LOPES, J. W. B.; VIEIRA, P. F. M. J. Soybean yield prediction using remote sensing in southwestern Piauí State, Brazil. **Rev. Caatinga**, v. 35, n. 1, p. 105-116, 2022.

ANTUNES, J. F. G.; MERCANTE, E.; ESQUERDO, J. C. D. M.; LAMPARELLI, R. A. C.; ROCHA, J. V. Estimativa de área de soja por classificação de imagens normalizada pela matriz de erros. **Pesq. Agropec. Bras**, v. 47, n. 9, p. 1288-1294, 2012.

ARAÚJO, M. L. S.; SANO, E. E.; BOLFE, É. L.; SANTOS, J. R. N.; SANTOS, J. S.; SILVA, F. B. Spatio temporal dynamics of soybean crop in the Matopiba Region, Brazil (1990-2015). **Land Use Policy**, v. 80, p. 57-67, 2019.

BOLFE, E. L.; BARBEDO, J. G. A.; MASSRUHÁ, S. M. F. S.; SOUZA, K. X. S.; ASSAD, E. D. Desafios, tendências e oportunidades em agricultura digital no Brasil. In: MASSRUHÁ, S. M. F. S.; LEITE, M. A. A.; OLIVEIRA, S. R. M.; MEIRA, C. A. A.; LUCHIARI JUNIOR, A. (Orgs.), **Agricultura digital: pesquisa, desenvolvimento e inovação nas cadeias produtivas**. Embrapa, p. 380-406, 2020.

BRITO, G. H. M.; PEREIRA, R. M.; REIS, E. F.; MACEDO, M. A. Determinação da área cultivada com cana de açúcar na microrregião de Ceres (GO) através de imagens Landsat TM. **Revista Científica**, v. 2, n. 1, p. 71-83, 2015.

CHAVEZ, P. S. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. **Remote Sensing of Environment**, v. 24, p. 459-479, 1988.

CONGALTON, R. G. Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. **International Journal of Wildland Fire**, v. 10, n. 4, p. 321, 2001.

COSTA, O. B.; MATRICARDI, E. A. T.; PEDLOWSKI, M. A.; COCHRANE, M. A.; FERNANDES, L. C. Spatio temporal mapping of soybean plantations in Rondônia, western Brazilian Amazon. **Acta Amazonica**, v.47, n.1, p.29-38, 2017.

CRUSIOL, L. G. T.; NETO, O. C. P.; NANNI, M. R.; GUALBERTO, A. A. S.; FURLANETTO, R. H.; JUNIOR, C. A. S. Mapeamento de áreas agrícolas na safra de verão a partir de imagens Landsat frente aos dados oficiais. **Revista Agro@mbiente On-line**, v. 10, n. 4, p. 287-298, 2016.

DORAISWAMY, P. C.; HATFIELD, J. L.; JACKSON, T. J.; AKHMEDOV, B.; PRUEGER, J.; STERN, A. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 92, n. 4, p. 548-559, 2004.

EPIPHANIO, R. D. V.; FORMAGGIO, A. R.; RUDORFF, B. F. T.; MAEDA, E. E.; LUIZ, A. J. B. Estimating soybean crop areas using spectral-temporal surfaces derived from MODIS images in Mato Grosso, Brazil. **Pesq. Agropec. Bras.**, v. 45, n. 1, p. 72-80, 2010.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, p. 185-201, 2002.

FOODY, G. M. Explaining the unsuitability of the kappa coefficient in the assessment and comparison of the accuracy of thematic maps obtained by image classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 239, 2020.

GAMBA, F. B.; COLLICCHIO, E. Cultivo da soja em áreas de entorno do Mosaico das Unidades de Conservação do Jalapão, na região do Matopiba. **Revista Liberato**, v. 19, n. 32. p. 179-90. 2018.

GAROFALO, D. F. T.; MESSIAS, C. G.; LIESENBERG, V.; BOLFE, E. L.; FERREIRA, M. C. Análise comparativa de classificadores digitais em imagens do Landsat-8 aplicados ao mapeamento temático. **Pesq. Agropec. Bras.**, v. 50, n. 7, p. 593-604, 2015.

GOMES, C. S. Impactos da expansão do agronegócio brasileiro na conservação dos recursos naturais. **Cadernos do Leste**, v. 19, n. 19, p. 63-78, 2019.

GRANDO, A. Os reality shows. In: HOEWELL, V. (org.), **Coletânea GT Produção de sentido nas mídias**. UNICAD, p. 75-81, 2003.

- GREEN, K.; CONGALTON, R. An error matrix approach to fuzzy accuracy assessment. In: **Remote Sensing and GIS Accuracy Assessment**, CRC Press, p.163-172, 2004.
- GRZEGOZEWSKI, D. M.; JOHANN, J. A.; URIBE-OPAZO, M. A.; MERCANTE, E.; COUTINHO, A. C. Mapping soya bean and corn crops in the state of Paraná, Brazil, using EVI images from the MODIS sensor. **International Journal of Remote Sensing**, v. 37, n. 6, p. 1257-1275, 2016.
- GUSSO, A.; DUCATI, J. R. Algorithm for soybean classification using medium resolution satellite images. **Remote Sensing**, v. 4, n. 10, p. 3127-3142, 2012.
- HARRIS, P.; FEIZIZADEH, B.; DARABI, S.; BLASCHKE, T.; LAKES, T. QADI as a new method and alternative to kappa for accuracy assessment of remote sensing-based image classification. **Sensors**, v. 22, n. 4506, p. 1-21, 2022.
- IPPOLITI-RAMILO, G. A.; EPIPHANIO, J. C. N.; SHIMABUKURO, Y. E. Landsat-5 thematic mapper data for pre-planting crop area evaluation in tropical countries. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, n. 7, p. 1521-1534, 2003.
- JIANG, Y.; LU, Z.; LI, S.; LEI, Y.; CHU, Q.; YIN, X.; CHEN, F. Large-scale and high-resolution crop mapping in China using Sentinel-2 satellite imagery. **Agriculture**, v. 10, n. 433, p. 1-16, 2020.
- JUNIOR, C. C.; JOHANN, J. A.; ANTUNES, J. F. G. Mapping of sugarcane crop area in the Paraná state using Landsat/TM/OLI and IRS/LISS-3 images. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 21, n. 6, p. 427-432, 2017.
- KHAKI, S.; PHAM, H.; WANG, L. Simultaneous corn and soybean yield prediction from remote sensing data using deep transfer learning. **Scientific Reports**, v. 11, n. 11132, p. 1-14, 2021.
- LAMPARELLI, R. A. C.; DE CARVALHO, W. M. O.; MERCANTE, E. Mapeamento de semeaduras de soja (*Glycine max* (L.) Merr.) mediante dados MODIS/TERRA e TM/Landsat 5: um comparativo. **Eng. Agríc.**, v. 28, n. 2, p. 334-344, 2008.
- LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.
- LI, K.; WANG, L.; YIN, D. Deriving corn and soybeans fractions with land remote-sensing satellite (system, Landsat) imagery by accounting for endmember variability on Google Earth Engine. **International Journal of Remote Sensing**, v. 42, n. 12, p. 4493-4513, 2021.
- LIANG, S.; CHENG, J.; ZHANG, J. Maximum likelihood classification of soil remote sensing image based on deep learning. **Earth Sciences Research Journal**, v. 24, n. 3, p. 357-365, 2020.
- LIAO, Y.; ZHAO, W.; CHEN, Q.; LI, T.; YANG, T. Study on mangrove of maximum likelihood: reclassification method in Xiezhou Bay. **Journal of Coastal Research**, v. 102, sp1, p. 334-343, 2020.
- MERCANTE, E.; DE LIMA, L. E. P.; JUSTINA, D. D.; URIBE-OPAZO, M. A.; LAMPARELLI, R. A. C. Detection of soybean planted areas through orbital images based on culture spectral dynamics. **Engenharia Agrícola**, v. 32, n. 5, p. 920-931, 2012.
- NASCIMENTO, H. R.; ABREU, Y. V. Geração de informações sobre a agricultura de energia por meio das geotecnologias. **Interações** (Campo Grande), v. 13, n. 2, p. 181-189, 2012.
- OLIVEIRA, G. C.; MARTINS, V. S.; FILHO, E. I. F.; XAVIER, F. V. Classificação supervisionada como ferramenta para avaliação da dinâmica do uso e cobertura do solo. **Enciclopédia Biosfera**, v. 10, n. 18, p. 924-935, 2014.
- RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T. Estimativa da área de soja no Rio Grande do Sul por meio de imagens Landsat. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 57, n. 3, p. 226-234, 2005.

RUDORFF, C. M.; RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T.; SUGAWARA, L. M.; VIEIRA, C. A. O. Superfícies de resposta espectro-temporal de imagens do sensor MODIS para classificação de área de soja no estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, v. 37, n. 1, p. 118-125, 2007.

SANCHES, I. D.; EPIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R. Culturas agrícolas em imagens multitemporais do satélite Landsat. **Agric.**, v. 52, n. 1, p. 83-96, 2005.

SILVA JUNIOR, C. A.; FRANK, T.; RODRIGUES, T. C. S. Discriminação de áreas de soja por meio de imagens EVI/MODIS e análise baseada em geo-objeto. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 1, p. 44-53, 2014.

SOUSA, A. S. S.; PEREIRA, P. R. M.; GARCÊS JÚNIOR, A. R. Avaliação da qualidade de classificadores de imagens Landsat 8 em ambiente computacional SAGA GIS para mapeamento de cobertura da terra no bioma Cerrado. **InterEspaço: Revista de Geografia e Interdisciplinaridade**, v. 7, n. 20, 2021.

SOUZA, K. A.; BITTENCOURT, G. M. Avaliação do crescimento das exportações brasileiras de soja em grão. **Revista de Política Agrícola**, v. 28, n. 4, p. 48-67, 2019.

SUGAWARA, L. M.; RUDORFF, B. F. T.; ADAMI, M. Viabilidade de uso de imagens do Landsat em mapeamento de área cultivada com soja no estado do Paraná. **Pesq. Agropec. Bras**, v. 43, n. 12, p. 1777-1783, 2008.

TOLOI, M. N. V.; BONILLA, S. H.; TOLOI, R. C.; SILVA, H. R. O.; NÄÄS, I. A. Development indicators and soybean production in Brazil. **Agriculture**, v. 11, n. 1164, p. 1-15, 2021.

VALE, J. R. B.; COSTA, J. A.; SANTOS, J. F.; SILVA, E. L. S.; FAVACHO, A. T. Análise comparativa de métodos de classificação supervisionada aplicada ao mapeamento da cobertura do solo no município de Medicilândia, Pará. **InterEspaço**, v. 4, n. 13, p. 26-44, 2018.

WECKMÜLLER, R.; RAÚL, S.; VICENS, S. Método híbrido de detecção de mudanças: uma associação entre classificação baseada em objetos e baseada em pixels. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 5, 2016.

YOU, H.; TANG, X.; DENG, W.; SONG, H.; WANG, Y.; CHEN, J. A study on the difference of LULC classification results based on Landsat 8 and Landsat 9 data. **Sustainability**, v. 14, n. 13730, p. 2-24, 2022.