

# Previsão da Produção de Soja Utilizando Imagens de Satélite e Lógica Fuzzy

## Prediction of Soybean Yield Using Satellite Imagery and Fuzzy Logic

Josimar Fernandes de França<sup>a</sup>; Celso Correia de Souza<sup>a</sup>; João Bosco Arbués Carneiro Júnior<sup>b</sup>; Raul Assef Castelão<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Universidade Anhanguera-Uniderp. MS, Brasil.

<sup>b</sup>Universidade Federal de Rondonópolis. MT, Brasil.

\*E-mail: jbacj@hotmail.com

---

### Resumo

Uma estimativa precoce e precisa da área plantada e do volume da safra em curso de um cultivar é de fundamental importância para a economia brasileira, pois fornece informações importantes e a tempo de se implementar políticas públicas na logística de escoamento ou de armazenamento da safra desse cultivar. Atualmente, com a possibilidade de aquisição de dados de sensoriamento remoto, melhores são as informações sobre as lavouras desse cultivar, propiciando uma melhor previsão da área plantada e do volume da safra, reduzindo a subjetividade. Imagens de alta resolução temporal do satélite Landsat-8 têm sido usadas para monitoramento de lavouras, inclusive, de soja, cultivar utilizado neste estudo. O objetivo deste estudo foi desenvolver uma metodologia baseada em lógica fuzzy, que utiliza classificação não supervisionada, aplicada sobre índices de vegetação via imagens do satélite Landsat-8 para estimar áreas de cultivo de soja no município de São Gabriel do Oeste, no Estado de Mato Grosso do Sul. Com isso, foi possível obter uma estimativa da área plantada, bem como o volume de produção de soja muito antes da colheita, diferentemente dos levantamentos oficiais, que podem se estender por um período além colheita utilizando dados secundários. A estimativa da área de cultivo de soja no município, com base na classificação fuzzy foi próxima das estimativas oficiais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), obtidas após o final da colheita, com boa acurácia, com uma diferença de 2% entre o valor obtido pelo IBGE e o estimado utilizando a presente metodologia. Desse modo, estimativa da área plantada e o volume de produção de soja, com base na classificação fuzzy se mostrou altamente correlacionada com o valor da área oficial, com boa precisão e nível de erro relativo aceitável.

**Palavras-chave:** Previsão de Safras. Sensoriamento Remoto. Classificação Fuzzy.

### Abstract

*An early and accurate estimate of the planted area and the volume of a harvest in progress of a cultivar is of fundamental importance for the Brazilian economy, as it provides important information and in time to implement public policies in the storage logistics flow of that harvest. Currently, with the possibility of acquiring remote sensing data, better information is available on the crops of such cultivars, providing a better prediction of the planted area and the harvest volume, reducing subjectivity. High temporal resolution images from the Landsat - 8 satellite have been used to monitor crops, including soybeans, the cultivar used in this study. The objective of this study was to develop a methodology based on fuzzy logic, which uses unsupervised classification, applied to vegetation indices via Landsat-8 satellite images to estimate soybean cultivation areas in the municipality of São Gabriel do Oeste, in the state of Mato Grosso do Sul. With this, it was possible to obtain an estimate of the planted area, as well as, the soy production volume long before the harvest, unlike official surveys, which can extend for a period beyond harvest using secondary data. The soybean cultivation area estimate in the municipality, based on the fuzzy classification, was close to the official estimates of the Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE), obtained after the end of the harvest, with good accuracy, with a difference of 2% between the value obtained by IBGE and that estimated using the present methodology. Thus, estimation of the planted area and the soybean production volume, based on the fuzzy classification, proved to be highly correlated with the value of the official area, with good precision and an acceptable level of relative error.*

**Keywords:** Harvest forecast. Remote Sensing. Fuzzy Classification.

---

### 1 Introdução

A soja vem se consolidando como a principal cultura do agronegócio brasileiro, assumindo uma grande importância econômica nas exportações do país. A soja (*Glycine max* (L.) Merrill) é originária da China, em que é cultivada há séculos. No Brasil, chegou vinda dos Estados Unidos, em 1882. O primeiro registro de plantio foi, em 1914, no município de Santa Rosa (RS), mas foi só em 1941 que adquiriu alguma importância econômica, merecendo o primeiro dado estatístico nacional no anuário agrícola do Rio Grande do Sul, com área cultivada de 640 hectares e produção de 450 toneladas do

produto (GAZZONI, 2018).

Na safra 2018/2019, o país produziu a marca de 119,7 milhões de toneladas de soja, o que representou aproximadamente 20,80% da produção mundial, sendo o Brasil responsável por cerca de 61% das exportações mundiais dessa oleaginosa (CONAB, 2020). Segundo a SEMAGRO (2020), o Estado de Mato Grosso do Sul (MS) apresentou o maior aumento do país em área plantada com soja na safra 2018/2019. A cultura da soja se expandiu em mais de 280 mil hectares (ha) em MS (+10,30%), elevando a área total plantada desse cereal em quase 3 milhões de ha, o que contribuiu para

manter o Estado entre os cinco maiores produtores de soja do Brasil, atrás apenas de Mato Grosso, Paraná, Rio Grande do Sul e Goiás.

A produção da soja está diretamente relacionada com parâmetros fisiológicos da planta, tais como: taxa de crescimento, índice de área foliar (IAF) e produção de matéria seca (biomassa). O crescimento e o desenvolvimento da soja são medidos pela quantidade de matéria seca acumulada na planta, que é produzida por meio da fotossíntese. Com exceção da água, a matéria seca é composta por carboidratos, proteínas, lipídeos e nutrientes minerais (FERRARESI, 2014).

A estimativa de área plantada de um cultivar é de fundamental importância para a previsão de sua safra. Essa estimativa, no Brasil, realizada por métodos subjetivos de coleta de informações, por meio de questionários aplicados junto aos setores agrícolas do país e, por isso, possuem um custo elevado, execução demorada e estão sujeitos a imprecisões (ANTUNES *et al.*, 2012; CONAB, 2019).

A previsão de safras é uma atividade estratégica no estabelecimento de instrumentos de políticas e negócios agrícolas, tanto para o setor público quanto para o privado, com a finalidade de fornecer informações aos formuladores dessas políticas. As previsões obtidas com antecedência suficiente à época de colheita são importantes para o planejamento do transporte, processamento e armazenamento da produção, bem como para a tomada de decisões relacionadas às exportações e importações agrícolas e ao abastecimento do mercado interno (IPPOLITI-RAMILO *et al.*, 2003; ABRAHAM *et al.*, 2019).

Os sistemas de previsão de safras convencionais se baseiam no produto da área ocupada do cultivar pelo rendimento médio nessa área, para a obtenção da produção final do cultivar. Os valores de cada uma dessas variáveis podem ser obtidos por meio de censos agropecuários ou pela amostragem da população agrícola. O levantamento censitário de produção agrícola tem como objetivo fornecer uma classificação detalhada da estrutura agrícola de um país, em que o valor de cada variável para a área total do levantamento é obtido a partir dos valores das variáveis em todas as unidades de produção. No levantamento amostral, o valor de cada variável para a área total do levantamento é obtido a partir de inferências feitas sobre uma amostra da área ocupada (ASSAD *et al.*, 2007).

Para Epiphanyo *et al.* (2002), uma estimativa da área plantada com soja, em uma região, pode ser obtida se utilizando dados coletados em imagens de satélites sobre diferentes coberturas desse vegetal para pontos amostrais de referência terrestre permitindo rápida avaliação dessa área. O desenvolvimento da cultura da soja pode ser dividido em estágios (fases) vegetativos (V) e reprodutivos (R).

O crescimento vegetativo e a produção de novos nós continuam durante alguns estágios reprodutivos, podendo alcançar até 16 estágios. É nos estágios de R1 a R6 que ocorre o maior desenvolvimento da planta, o seu maior vigor vegetativo. No estágio R6 a semente está com aproximadamente 80% de sua matéria seca total. Nos estágios R7 e R8 ocorre a maturação da semente (FEHR; CAVINESS, 1977).

Segundo Rissini *et al.* (2015), uma avaliação das condições

da vegetação de soja, técnicas de sensoriamento remoto têm sido amplamente aplicadas à agricultura. O sensoriamento remoto se baseia no princípio de aquisição de informações de um determinado objeto sem a necessidade de contato direto com esse. Entre as principais informações obtidas por meio do sensoriamento remoto estão os índices de vegetação.

As imagens do satélite meteorológico Landsat-8, com alta repetitividade temporal, propiciam cobertura diária em MS, e suas imagens são adquiridas de forma gratuita. Por isso, essas imagens têm sido utilizadas no monitoramento agrícola realizado através da avaliação dos índices de vegetação, que descrevem a variação do vigor vegetativo de uma cultura ao longo do seu ciclo de desenvolvimento (LIU; KOGAN, 2002).

De acordo com Risso *et al.* (2012), os índices de vegetação, expressos em valor numérico, resultam da combinação de dois ou mais comprimentos de onda e permitem a detecção de presença e o estado atual da vegetação em questão. Um dos principais índices de vegetação utilizados é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI). O acompanhamento de safras, por meio do NDVI, tem sido realizado com frequência mais intensa nos últimos anos, inclusive, para o cultivar soja.

Os resultados gerados pela aplicação do índice de vegetação NDVI destacam a vegetação existente na cobertura de solo, sendo apresentados no intervalo de valores de -1 a 1. As áreas com vegetação, geralmente, produzem valores altos de NDVI em função de sua alta refletância no infravermelho próximo e sua baixa refletância no vermelho visível. Por outro lado, a água, por exemplo, possui mais refletância no visível do que no infravermelho, portanto, estas classes terão como resultado valores negativos. As áreas de solo exposto resultarão em índices de vegetação próximos de zero (KRAMER; CRACKNELL, 2008; MARCUS *et al.*, 2011; IRONS *et al.*, 2012).

O conceito de lógica *fuzzy* é destacado por teorias dos conjuntos *fuzzy*, método que se diferencia dos conceitos tradicionais em suas características, e seus detalhes. É uma lógica multivalorada capaz de capturar informações vagas, em geral, descritas em uma linguagem natural e convertê-las para um formato numérico, de fácil manipulação pelos computadores (ZADEH, 1965).

A aplicação de técnicas, como a lógica *fuzzy* é bastante promissora para a solução da mistura espectral a partir da classificação automática do subpixel de imagens de satélites para estimar proporções de área de cada classe de cobertura, e tem sido cada vez mais aplicadas em dados de moderada resolução espacial por representar, com maior precisão, a mistura dentro de um pixel, pois os índices de vegetação são expressos em valor numérico, que resultam da combinação de comprimentos imprecisos de onda e, portanto, necessitam de uma ferramenta para auxiliar nessa decisão, representada pela lógica *fuzzy* (BARROS; BASSANEZI, 2010; MOREIRA *et al.*, 2018).

Nesse contexto, o objetivo do trabalho foi desenvolver uma metodologia de classificação não supervisionada, baseada em lógica *fuzzy*, utilizando índices de vegetação obtidas por meio de imagens do satélite Landsat-8 equipado com sensor OLI/TIRS para estimar a área plantada de soja em uma região.

## 2 Material e Métodos

O local de estudo foi o município de São Gabriel do Oeste (MS), localizado no Estado de Mato Grosso do Sul (MS). É um município em que a cultura da soja está consolidada há vários anos, com produtores com alta capacidade tecnológica. A Figura 1 mostra o município de São Gabriel do Oeste.

**Figura 1** - Município de São Gabriel do Oeste



Fonte: dados da Pesquisa (2020).

A Figura 2 apresenta o município de São Gabriel do Oeste

e, de acordo com a legenda, o amarelo indica área de produção de soja.

**Figura 2** - Município de São Gabriel do Oeste em que as cores amarelas são áreas de produção de soja na safra 2018/2019

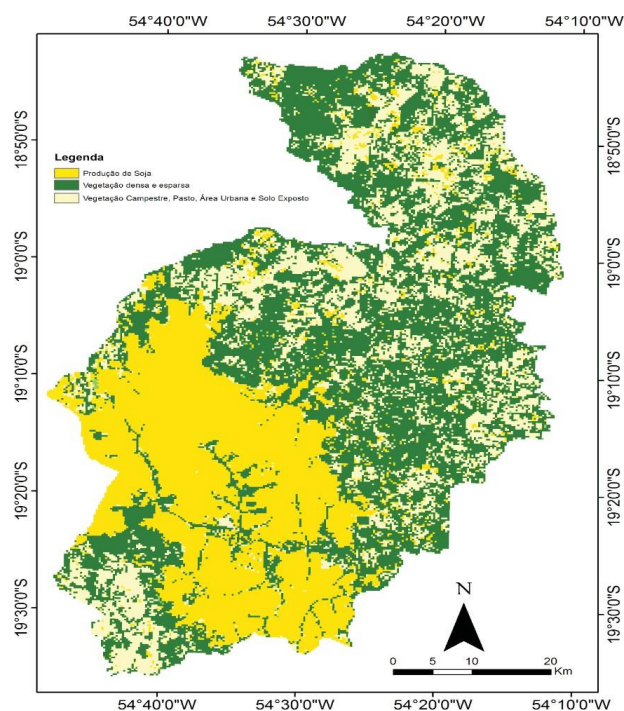
A área estimada do município de São Gabriel do Oeste com soja  $A_{Soja}$  foi calculada a partir da equação (1), pela multiplicação da proporção de pontos amostrais identificados como soja  $P_{Soja}$  e do número total de pontos amostrais com soja no município de São Gabriel do Oeste  $P_M$ , pela área total do município  $A_M$ .

$$A_{Soja} = \frac{P_{Soja}}{P_M} \times A_M \quad (1)$$

Em que:  $A_{Soja}$  = área estimada da cultura de soja no município, em ha;  $P_{Soja}$  = número de pontos amostrais identificados como soja;  $P_M$  = número total de pontos amostrais no município, de 0 a 100;  $A_M$  = área total do município, em hectares.

Segundo a Carvalho et al. (2013), a cultura da soja necessita de disponibilidade hídrica entre 450 a 800mm de água ao longo de seu ciclo. No período de coleta de dados, o volume pluviométrico coletado estava em torno desses valores, não interferindo nas variações obtidas das imagens, pois considerando que o NDVI atua na medição da intensidade da atividade de clorofila nas plantas e, pode-se afirmar que as variações de NDVI observadas nessas coletas se deveram, muito provavelmente, às alterações morfológicas das plantas. Por este motivo, foi escolhida para fazer a estimativa da safra de soja do município de São Gabriel do Oeste (MS). O cálculo é efetuado de acordo com a equação (2).

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (2)$$



Fonte: LabGeo – Uniderp.

amarelas são áreas de produção de soja na safra 2018/2019

Em que NIR é a reflectância no infravermelho próximo que pertence ao intervalo de 0,85 a 0,88  $\mu\text{m}$ , banda 5 e, R é a reflectância no vermelho no intervalo de 0,64 a 0,67 $\mu\text{m}$ , banda 4, em que  $1\mu\text{m} = 10^{-6}\text{m}$ .

Para realização desta pesquisa, foram utilizadas imagens orbitais captadas pelo sensor *Operacional Land Imager* (OLI), instalado a bordo do satélite *Landsat-8* e disponibilizadas pela *United States Geological Survey* (USGS). As imagens OLI/TIRS do satélite Landsat 8 foram obtidas em uma resolução de 30 m nas bandas do visível e do infravermelho próximo e 100 m nas bandas termais. As imagens foram captadas nas datas constantes no Quadro 1.

**Quadro 1** - Datas de obtenção de Imagens do satélite *Landsat-8* do Município de São Gabriel do Oeste (MS)

<b>dd/mm/aaaa</b>	<b>dd/mm/aaaa</b>	<b>Intervalo</b>
15/10/2018	31/10/2018	16 dias
31/10/2018	16/11/2018	16 dias
16/11/2018	02/12/2018	16 dias
02/12/2018	18/12/2018	16 dias
18/12/2018	03/01/2019	16 dias
03/01/2019	19/01/2019	16 dias
19/01/2019	04/02/2019	16 dias
04/02/2019	20/02/2019	16 dias

**Fonte:** dados da pesquisa .

A escolha das imagens se deveu ao fato dessas serem as mais atuais, dentro do ciclo de vida da soja, sem a presença de nuvens sobre a região de estudo. Primeiramente, executou-se o recorte das imagens para uma área menor, visto que uma imagem Landsat-8 tem área de 170×185 km e a área de estudo tem aproximadamente 386.500,3 km<sup>2</sup>.

Após o recorte, foi realizada o processamento digital da imagem do mapa (NDVI), com o método de classificação não supervisionada, o software encontra as classes espectrais (ou *clusters*), na imagem multibanda (nas cores vermelho, verde e azul) sem a intervenção do analista, sendo assim, sem supervisão. Para esse procedimento foi utilizado o *software ArcGis*, que executa a classificação não supervisionada em uma série de bandas raster de entrada usando as ferramentas *Iso Cluster* e *Maximum Likelihood Classification*.

Neste estudo, um sistema para melhorar o *software ArcGis*, implementou-se nesse *software* a teoria dos conjuntos fuzzy, através do *clustering*. O sistema proposto permite aos usuários incorporar conhecimento humano e experiência, na forma de variáveis linguisticamente definidas, em análises espaciais, baseadas em SIG e, (b) lidar com imprecisões nos processos de tomada de decisão.

Com a implementação da teoria *fuzzy*, (*clustering*), estudada no referencial teórico, agregada ao *software ArcGis* para a determinação das áreas de soja e outras vegetações nas imagens do satélite *Landsat-8* no período considerado de 02/02/2019.

A lógica fuzzy permitiu estimar as proporções de cobertura das vegetações do solo e as proporções de área de classes em que se pode identificar o que é soja e quais áreas plantadas no município e, a partir daí fazer uma projeção da sua produção. A classificação usando a *fuzzy* deve ser feita no período de maior vigor vegetativo da soja, que acontece entre os estágios R1 e R6, pois será possível identificar e fazer o mapeamento dos terrenos, nos quais se têm plantações de soja.

Em seguida, foi realizado foi a conferência do registro de cada classe espectral encontrada na imagem *Landsat-8* no *software ArcGis*, comparando com os dados da carta de cobertura de solo de São Gabriel do Oeste (MS), disponibilizada pelo IBGE, por meio da qual se obteve como resultado uma carta de cobertura do solo (IBGE, 2006).

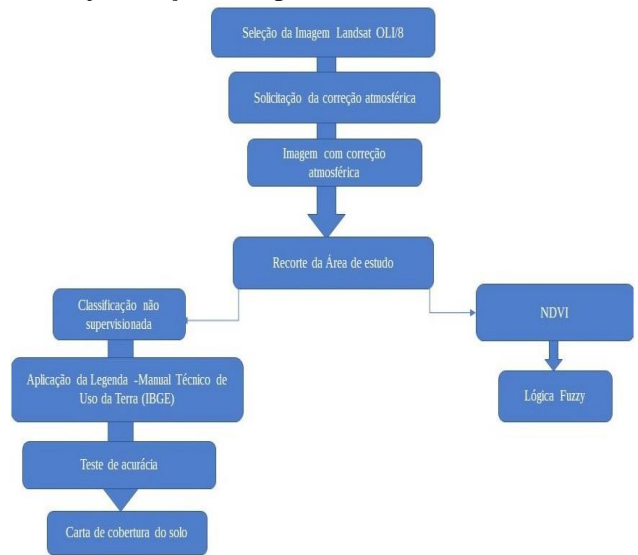
Segundo Montgomery e Schuch (1993), qualquer mapa temático produzido por meio da classificação digital de imagens pode ser avaliado quanto à acurácia referente aos seguintes aspectos:

- Posicional – refere-se à precisão espacial do mapa e é variável de acordo com a escala do mapa;
- Temática – aplica-se a precisão da classificação das variadas categorias que compõem o mapa, que, devem de acordo com a escala e o grau de generalização da informação refletir no mapa a mesma classe no terreno;
- Área total obtida por categoria – é uma componente importante, no entanto não muito significativa.

O teste de acurácia, foi aplicado obtendo-se as matrizes de confusão e o respectivo Índices Kappa para o método empregado.

A Figura 4 apresenta o fluxograma descritivo da geração da carta de cobertura do solo pela seleção de imagens do satélite Landsat 8.

**Figura 3** - Fluxograma descritivo da geração da carta de cobertura do solo pela seleção de imagens do satélite Landsat 8



Fonte: dados da Pesquisa.

A próxima etapa consistiu na correção atmosférica das imagens feita diretamente pela USGS. A correção atmosférica é o procedimento que tira o efeito de dispersão da energia eletromagnética nas partículas de água suspensas na atmosfera, possibilitando que os alvos invariáveis, temporalmente, sejam interpretados que, segundo Marcus *et al.* (2011), consiste em corrigir o espalhamento atmosférico e estimar a interferência atmosférica a partir dos números digitais (ND) das imagens.

O efeito da atmosfera é um dos agentes que altera a resolução radiométrica das imagens de satélite e o efeito dessa alteração é a redução do contraste dos alvos presentes na imagem. A resolução radiométrica define a eficiência do sistema em detectar pequenos sinais, ou seja, se refere à maior ou menor capacidade do sistema sensor em detectar e registrar diferenças na energia refletida e/ou emitida pelos elementos, que compõe a cena (rochas, solos, vegetações, águas, etc) (USGS, 2012).

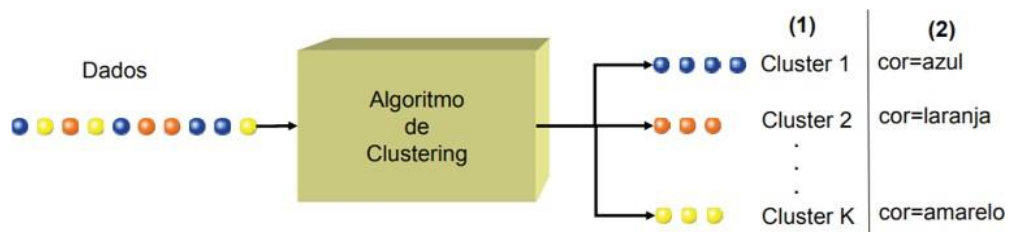
Após a etapa de correção atmosférica a imagem estava pré-processada e apta para e, no caso do satélite *Landsat-8*, as bandas do infravermelho próximo (NIR) e o vermelho (R), correspondem respectivamente as bandas 5 e 4 do sensor OLI (*Operational Land Imager*).

O algoritmo trabalha com agrupamentos a partir de um procedimento iterativo, em que os pixels da imagem, inicialmente, em posição aleatória, são classificados em classes (água, solo, biomassas, etc.). Uso do solo, dado o número de grupos desejados, são calculados os centros de cada grupo com base na média dos atributos dos pontos. Em um próximo passo, os pontos são realocados entre os grupos de acordo com a similaridade entre esses. Ao final, o algoritmo gera um conjunto de imagens fração, uma para cada classe,

com os graus de pertinência dos pixels medidos entre zero e um, escalonados de zero a 255, escala de todas as tonalidades de cores. Dessa forma, os pixels com graus de pertinência próximos a um aparecem em branco e os próximos a zero em preto, variando em tons de cinza (DUDA; CANTY, 2002).

As imagens fração geradas pelo algoritmo de classificação *fuzzy* permitem estimar as proporções de coberturas do solo misturadas dentro de cada pixel. As proporções de área de cada classe de uso do solo são contínuas, variando em um intervalo de 0% a 100%.

**Figura 4 -** Algoritmo de classificação *fuzzy*



Fonte: Jain *et al.* (1999, p.266).

Identificada a imagem fração correspondente a classe do cereal soja, semelhantemente à equação (3), pode-se estimar a proporção da área do mesmo, a partir dos graus de pertinência dos pixels e, conseqüentemente, a área plantada de soja em uma região, conforme a equação (5).

$$A_{Soja} = A_{Pixel} \times \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ci}}{255} \times 100 \quad (3)$$

Em que  $A_{soja}$  = área de soja em hectares (ha);  $A_{pixel}$  = área do pixel do satélite *Landsat 8*, igual a 900 m<sup>2</sup> (30 x 30 m);  $\mu_{ci}$  = grau de pertinência dos pixels da imagem fração referente a classe c, no caso, soja.

### 3 Resultados e Discussão

Para os índices de vegetação NDVI da imagem *Landsat-8* de 02/02/2019 que engloba o Município de São Gabriel do Oeste (MS), apresentaram resultados muito aproximados do IBGE (IBGE, 2019), representando de forma satisfatória a vegetação de soja e outros alvos (água, solo exposto e área edificada). Os valores mínimos e máximos obtidos por meio dos mapas para os índices NDVI não apresentaram diferenças, contudo, para maior clareza da interpretação, foram adotados, nos dois mapas, os mesmos intervalos temáticos para as classes definidas. Portanto, os dois índices foram segmentados em 6 classes a saber: Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), -1,0 a -0,9 (água); -0,9 a -0,16 (solo exposto); -0,16 a 0,1 (área edificada); 0,1 a 0,5 (vegetação arbustiva); 0,5 a 0,6 (transição de vegetação arbustiva – arbórea) e; 0,6 a 1,0 (vegetação arbórea).

Neste estudo algumas imagens nos períodos coletados falharam pela grande presença de nuvens na região em estudo

▪ Algoritmo, segundo Jain *et al.* (1999, p. 266):

Dado um conjunto de objetos descritos por múltiplos valores (atributos):

1. Atribuir grupos (clusters) aos objetos os particionando em grupos homogêneos de maneira a:
2. Maximizar a similaridade de objetos dentro de um mesmo cluster;
3. Minimizar a similaridade de objetos entre clusters distintos.

Atribuir uma descrição para cada cluster formado.

A Figura 5 mostra o algoritmo usado.

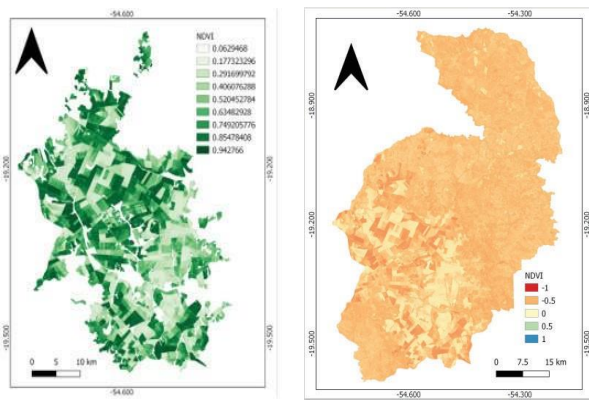
automática por feições geográficas realizada pelo sistema, necessitando de ajustes no processo (Figura 4).

**Figura 4 - a)** Composição máxima de NDVI das áreas de produção de soja de São Gabriel do Oeste (MS), na safra 2018/2019 e, **b)** Histograma SIG no intervalo de -1 a 1

**a)**

**b)**

nos períodos de coleta, prejudicando o processo de busca



Fonte: UNIDERP.

Com a ferramenta se pode analisar apenas os locais em que o vigor vegetativo é mais forte através do perfil espectral temporal do NDVI, no município de São Gabriel do Oeste, em que as plantações de soja variam de 0,199 a 0,895 no seu vigor vegetativo, refletindo em áreas com coloridos em tons variados, desde as vermelhas claras. Foi nesse momento, com o delineamento das cores que a classificação não supervisionada, usando um algoritmo de agrupamento (*clustering*) do *ArcGis*, foi executada para estimar a área plantada da cultura. A partir da identificação da imagem fração da classe soja, com base no resultado da classificação, conforme mostrado na Figura 4, foi obtida a proporção de soja em cada pixel, a partir dos graus de pertinência realizado pelo software *ArcGis*.

O Quadro 2 apresenta, em hectares, as áreas com sojas e outras culturas.

**Quadro 2** - Características da cobertura do solo do município de São Gabriel do Oeste, na safra 2018/2019, em hectares

Características da cobertura do solo	(ha)
Produção de soja	122.511,8
Solo exposto, pasto e área urbana	92.430,0
Vegetação	171.558,5
<b>Total</b>	<b>386.500,3</b>

Fonte: dados da Pesquisa.

De acordo com os dados obtidos no IBGE (IBGE, 2019), São Gabriel do Oeste, na safra de soja 2018/2019, apresentou a média de 58 sacas para essa cultura. Considerando que uma saca de soja pesa em média 60kg, então a produção de soja foi de 3,480 kg/ha. Levando-se em conta a área plantada com soja, de 122.511,8 ha, a produção estimada desse cereal foi de 426.341,06 toneladas.

O valor encontrado está bem próximo à estimativa feita pelo IBGE (IBGE, 2019), para a safra 2013/2015, em que, para uma área plantada de 120.000 ha foi obtida uma produção de 417.600 toneladas, com uma diferença de 2,1% para a produção estimada utilizando imagens de satélite e lógica fuzzy.

#### 4 Conclusão

Os resultados obtidos com este trabalho foram satisfatórios, visto que o valor obtido para a estimação da safra de soja 2013/2014 utilizando a presente metodologia ficou um pouco maior do que aquela estimada pelo IBGE para essa mesma safra, com uma diferença de 2,1%.

Essa metodologia permite fazer estimativas de safras de qualquer cereal ou grão, para qualquer área de cultivo, em qualquer região, desde que se disponha das imagens de satélites e se tenha a produtividade desse grão na região.

Assim sendo, este estudo atendeu a todos os objetivos específicos propostos, como também, atendeu ao objetivo principal deste estudo, o de aprimorar e aplicar uma metodologia de previsão de safras agrícolas, utilizando lógica fuzzy, aplicada às imagens de satélites e demais tecnologias de geoprocessamento para a previsão de safras de grãos.

#### Referências

ABRAHAM, E.R. *et al.* Estimativa da produção da soja brasileira utilizando redes neurais artificiais. *Rev. Agrarian*, v.12, n.44, p.261-271, 2019. doi: 10.30612/agrarian.v12i44.9209.

ANTUNES, J.F.G. *et al.* 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. doi: 10.1590/S0100-204X2012000900014.

ASSAD, E.D. *et al.* Sistema de previsão da safra de soja para o Brasil. *Pesq. Agropec. Bras.*, v.42, n.5, p.615-625, 2007. doi: 10.1590/S0100-204X2007000500002.

BARROS, L.C.; BASSANEZI, R.C. *Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática*. Campinas: UNICAMP/IMECC, 2010.

CARVALHO, I.R. *et al.* Demanda hídrica das culturas de interesse agrônomo. *Enciclopédia Biosfera, Centro Científico Conhecer*, v.9, n.17, p.969-985, 2013.

CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento. *Séries históricas de área plantada, produtividade e produção*. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/serie-historica-das-safras>. Acesso em: 10 maio 2020.

CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. *Fechamento da safra 2018/19 aponta produção recorde de grãos de 242,1 milhões de t*. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/ultimas-noticias/3042-fechamento-da-safra-2018-2019-aponta-producao-recorde-de-graos-estimada-em-242-1-milhoes-de-t>. Acesso em: 20 maio 2020.

DUDA, T.; CANTY, M. Unsupervised classification of satellite imagery: choosing a good algorithm. *Int. J. Remote Sensing*, v.23, n.11, p.2193-2212, 2002. doi: 10.1080/01431160110078467.

EPIPHANIO, J.C.N.; LUIZ, A.J.B.; FORMAGGIO, A.R. Estimativa de áreas agrícolas municipais, utilizando sistema de amostragem simples sobre imagens de satélite. *Bragantia*, v.61, n.2, p.187-197, 2002. doi: 10.1590/S0006-87052002000200012.

FEHR, W. R.; CAVINESS, C. E. Stages of soybean development. *Iowa State University Digital Repository of Scie. Technol.*, v.80, p.1-12, 1977.

FERRARESI, D.L.M. *et al.* Desempenho fisiológico e composição química de sementes de soja. *Rev. Bras. Ciênc. Agrár.*, v.9, n.1, p.14-18, 2014. doi: 10.5039/agraria.v9i1a2864.

GAZZONI, D.L. A soja no Brasil é movida por inovações tecnológicas. *Ciênc. Cultura*, v.70, n.3, p.16-18, 2018. doi: 10.21800/2317-66602018000300005.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Levantamento sistemático da produção agrícola – LSPA*. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9201-levantamento-sistemico-da-producao-agricola.html?edicao=23920&t=resultados>. Acesso em: 25 set. 2019.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Censo agropecuário 2006*. Rio de Janeiro: IBGE, 2006.

IPPOLITI-RAMILO, G.A.; EPIPHANIO, J.C.N.; SHIMABUKURO, Y. E. Landsat-5 Thematic Mapper data for pre-planting area evaluation in tropical countries. *Int. J. Remote Sensing*, v.24, n.7, p.1521-1534, 2003. doi: 10.1080/01431160010007105.

IRONS, J.R.; DWYER, J.L.; BARSÍ, J. A. The next landsat satellite: the landsat data continuity mission. *Remote Sensing Environment*, v. 122, p.11-21, 2012. doi: 10.1016/j.rse.2011.08.026.

JAIN, A. K.; MURTY, M. N.; FLYNN, P. J. Data clustering: a review. *ACM Computing Surveys*, v.31, n.3, p.1-69, 1999. doi: 10.1145/331499.331504.

KRAMER, H. J.; CRACKNELL, A. P. An overview of small satellites in remote sensing. *International J. Remote Sensing*, v.29, n.15, p.4285-4337, 2008. doi: 10.1080/01431160801914952

LIU, W. T.; KOGAN, F. Monitoring brazilian soybean production using NOAA/AVHRR based vegetation indices. *Int. J. Remote Sensing*, v.23, n.6, p.1161-1179, 2002. doi: 10.1080/01431160110076126

MOREIRA, N.A.P. *et al.* Metodologia para classificação subpixel de imagens MODIS com base em classificação de imagem de maior resolução. *Proceedings XIX GEOINFO*, p.146-151, 2018.

MARCUS, V. C. *et al.* Avaliação dos efeitos atmosféricos no albedo e NDVI obtidos com imagens de satélite. *Rev. Bras. Eng. Agríc. Amb.*, v.15, n.7, p.709-717, 2011. doi: 10.1590/S1415-



43662011000700009.

MONTGOMERY, G.; SCHUCH, C. *Gis data conversion handbook*. Fort Collins: Gis Word Books, 1993.

RISSINI, A.L.L.; KAWAKAMI, J.; GENÚ, A. M. Índice de vegetação por diferença normalizada e produtividade de cultivares de trigo submetidas a doses de nitrogênio. *Rev. Bras. Ciênc. Solo*, v.39, n.6, p.1703-1713, 2015. doi: 10.1590/01000683rbc20140686.

RISSO, J.; *et al.* Índices de vegetação Modis aplicados na discriminação de áreas de soja. *Pesq. Agropec. Bras.*, v.47, n.9,

p. 1317-1326, 2012. doi: S0100-204X2012000900017.

SEMAGRO – Secretaria de Estado de Meio Ambiente, Desenvolvimento Econômico, Produção e Agricultura Familiar. *Mato Grosso do Sul deve ter safra recorde com 9,9 milhões de toneladas de soja*. Disponível em: <https://www.semagro.ms.gov.br/mato-grosso-do-sul-deve-ter-safra-recorde-com-99-milhoes-de-toneladas-de-soja/>. Acesso em: 22 set..2020.

USGS. United States Geological Survey. *Landsat missions*. Disponível em: <<http://landsat.usgs.gov/>>. Acesso em: 16 nov. 2020.

ZADEH, L. A. Fuzzi sets. *Information and Control*, v.8, n.3, p.338-353, 1965. doi: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X.