



Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>



Unidades de gestão diferenciada para áreas de sucessão soja/milho¹

Nayra Fernandes Agüero¹, Jorge Wilson Cortez², Dario Alexandre Schwambach³, Diandra Pinto Della Flora⁴

¹Dra. em Agronomia, CEP 79800-000, Dourados, Mato Grosso do Sul. (67) 99840-9432. nayra.aguero@gmail.com. ²Dr. em Agronomia, Universidade Federal da Grande Dourados, Rodovia Dourados/Itahum, Km 12 – Unidade II, Caixa Postal 364, CEP 79804970, Dourados, Mato Grosso do Sul. (67) 3410-2432. jorgecortez@ufgd.edu.br (autor correspondente). ³M.Sc. em Engenharia Agrícola, Universidade Federal da Grande Dourados, Rodovia Dourados/Itahum, Km 12 – Unidade II, Caixa Postal 364, CEP 79804970, Dourados, Mato Grosso do Sul. (67) 99963-4584. dario_schwambach@yahoo.com. ⁴Dra. em Agronomia, Timac Agro, CEP 79800-000, Dourados, Mato Grosso do Sul. (55) 99606-0999. diandradellaflora@gmail.com.

Artigo recebido em 13/02/2025 e aceito em 16/12/2025

RESUMO

A técnica de agricultura de precisão é utilizada na definição de zonas homogêneas nas propriedades agrícolas, respeitando as particularidades da área. Assim, objetivou-se avaliar a variabilidade espacial e delinear as zonas de manejo em uma área comercial de sucessão de soja e milho de segunda safra por meio de dados de produtividade, índice de vegetação e da argila do solo. O trabalho foi realizado em uma área comercial de 97,5 ha localizada no município de Ponta Porã-MS, Brasil, com dados de soja da safra 2017/18; 2018/19, 2019/20 e de milho segunda safra de 2018, 2019 e 2020. Foi realizada a análise descritiva e interpolação dos dados de produtividade, granulometria e índice de vegetação, que posteriormente deram origem às unidades de gestão diferenciada. A resposta espectral do NDVI apresentou para a produtividade da soja e milho correlação positiva. Foi possível identificar região com baixa variabilidade espacial e temporal por meio de mapas de produtividade e NDVI que deram origem às zonas de manejo. O uso combinado de dados de solo, planta e relevo permitem a geração de zonas de manejo, sendo para a área de estudo o número de duas zonas. Palavras-chave: agricultura de precisão, manejo localizado, variabilidade temporal, zona de manejo.

Differentiated management units for soy/corn succession areas

ABSTRACT

Precision agriculture techniques are used to define homogeneous zones within agricultural fields, taking into account the specific characteristics of each area. Thus, this study aimed to evaluate spatial variability and to delineate management zones in a commercial field under soybean–second-crop maize succession using yield data, vegetation indices, and soil clay content. The study was conducted in a 97.5 ha commercial area located in the municipality of Ponta Porã, Mato Grosso do Sul, Brazil, using soybean yield data from the 2017/18, 2018/19, and 2019/20 growing seasons and second-crop maize yield data from 2018, 2019, and 2020. Descriptive statistical analysis and spatial interpolation were performed for yield, particle-size distribution, and vegetation index data, which were subsequently used to generate differentiated management units. The spectral response of NDVI showed a positive correlation with both soybean and maize yields. Regions with low spatial and temporal variability were identified through yield and NDVI maps, which supported the delineation of management zones. The combined use of soil, crop, and terrain data enables the generation of management zones, with two zones being defined for the study area.

Keywords: precision agriculture; site-specific management; temporal variability; management zone.

Introdução

Para que os aspectos econômicos e os benefícios obtidos com a Agricultura de Precisão (AP) possam ser alcançados, estudos nas áreas são realizados a fim de identificar regiões com características similares dentro da mesma área.

Essas regiões são chamadas de zonas de manejo (ZM) ou Unidades de Gestão Diferenciadas (UGDs) (Molin et al., 2015). Tais delimitações tornam a adoção das técnicas de AP mais fáceis de serem aplicadas, uma vez que os manejos

¹ Este artigo faz parte da Tese de Doutorado em Agronomia na Universidade Federal da Grande Dourados (UFGD) da primeira autora

utilizados na agricultura convencional podem ser empregados no manejo da cultura nessas áreas (Schenatto et al., 2016). Portanto, a AP é um método para gerir a agricultura considerando a variedade de áreas e épocas, com o intuito de obter lucro e preservar o meio ambiente (Comparin & Cortez, 2023).

Os recentes desenvolvimentos em tecnologias de detecção, análise geoestatística, fusão de dados e técnicas de interpolação melhoraram a precisão e a confiabilidade do delineamento das zonas de manejo, capaz de fornecer uma abordagem econômica para melhorar o manejo da cultura e reduzir o impacto ambiental, tornando-as uma estratégia viável na agricultura comercial (Nawar et al., 2017).

O emprego integrado de geotecnologias, como sistemas de informação geográfica (SIG), dados orbitais e técnicas de análise espacial, tem se consolidado como abordagem eficiente para a caracterização da variabilidade espacial de atributos ambientais, permitindo a delimitação de zonas homogêneas e subsidiando o planejamento e a tomada de decisão em estudos territoriais e produtivos (Almeida Filho & Silva Neto, 2025). A análise espacial em SIG tem se mostrado eficiente para a identificação de padrões espaciais, evidenciando que a variabilidade no território não ocorre de forma aleatória, mas responde à interação entre fatores físicos e ambientais (Santos et al., 2025).

Dentre as diversas variáveis, os mapas de produtividade são um recurso crucial para AP, uma vez que possibilitam a avaliação da produtividade em diversos locais da área devido à presença do monitor de colheita na máquina (Inacio e Cortez, 2023). Mapas sequenciais de produtividade, utilizando mais de uma cultura, são capazes de diferenciar zonas estáveis com potenciais produtivos distintos (Santi et al., 2013; Bernardi et al., 2018). As zonas de manejos podem gerar

estratégias específicas para o gerenciamento de cada área (Schenatto et al., 2016)

Além da produtividade, a variabilidade granulométrica do solo exerce influência direta sobre a distribuição espacial de atributos físicos e funcionais, condicionando padrões diferenciados no ambiente agrícola. Nesse contexto, a textura do solo, especialmente os teores de argila, constitui um elemento-chave na compreensão da heterogeneidade espacial e na definição de zonas homogêneas de manejo em sistemas agrícolas sob semeadura direta (Della-Flora et al., 2025).

Portanto, o uso de mapas de produtividades de diferentes safras associados a dados de solo (Schwambach et al., 2021) e planta podem ser uma alternativa viável para gerar as UGDs.

Desse modo, objetivou-se avaliar a variabilidade espacial e delinear as zonas de manejo em área comercial de sucessão de soja (2017/18; 2018/19, 2019/20) e de milho segunda safra (2018, 2019 e 2020), por meio de dados de produtividade, índice de vegetação e da argila do solo.

Material e métodos

Caracterização da Área Experimental

O trabalho foi realizado em fazenda comercial, localizada no município de Ponta Porã – MS, cultivada no sistema de sequeiro e adota a semeadura direta a mais de 30 anos. O local situa-se em na latitude de 22°22' S, longitude de 55°10' W e altitude média de 442 m. O solo da área é de textura argilosa, com teor médio de 43,3% de argila e 48,3% de areia, sendo um Latossolo Vermelho distrófico (Santos et al., 2018). Possui relevo plano (0-3% de declividade) e com área mais ao sul (Figura 1) classificado como suavemente ondulado (3-8% de declividade).

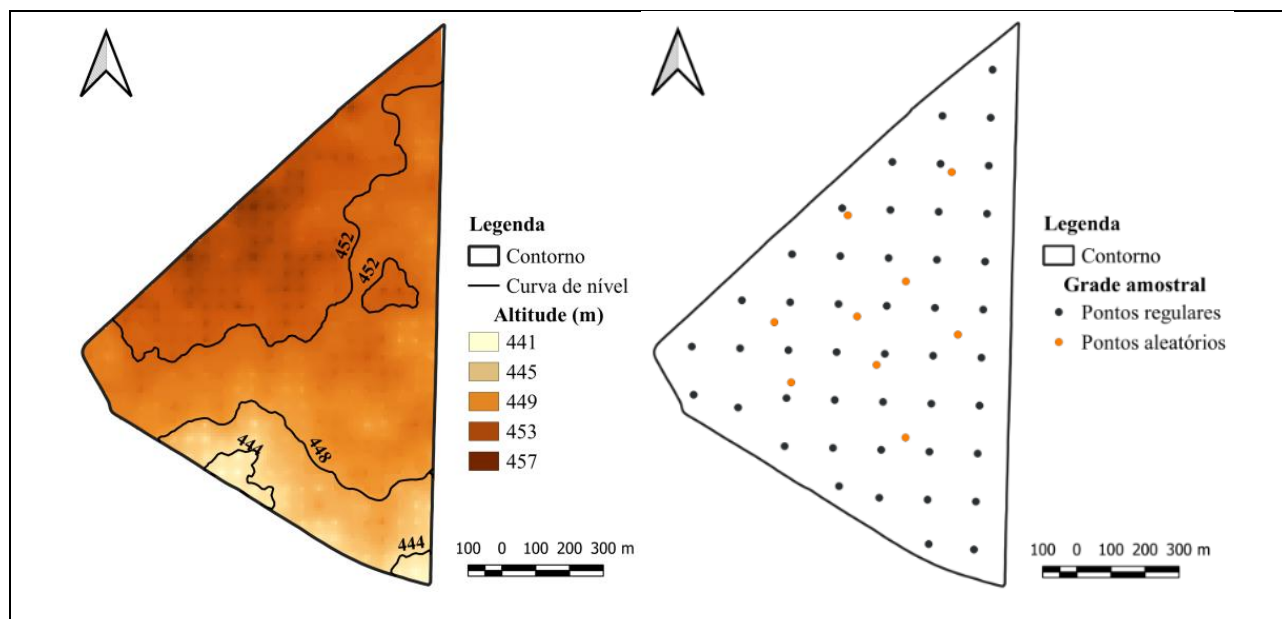


Figura 1. Área de execução do trabalho com altimetria e grade amostral para dados de solo.

Grade amostral e atributos do solo

Para a espacialização das coletas de atributos do solo foi gerado grade amostral, em que 46 pontos foram alocados de forma regular (140 x 140 m) somados a mais nove pontos amostrais alocados de forma aleatória. Portanto, a grade amostral adotada possuía 55 pontos amostrais (Figura 1). A amostragem foi realizada utilizando um quadriciclo com trado elétrico hidráulico, na camada 0,0-0,20 m, com 8 subamostras tomadas aleatoriamente ao redor de cada ponto amostral, respeitando um raio de 5 m. Para determinação dos

atributos de solo a granulometria (frações areia, silte e argila) foi realizada pelo método do densímetro (Bouyoucos, 1962).

Produtividade e NDVI

A semeadura da soja nas safras de 2017, 2018 e 2019 e de milho 2018, 2019 e 2020 foram estabelecidas conforme a Tabela 1. A soja foi semeada no espaçamento de 0,45 m em 2017/2018 e de 0,50 em 2019, para o milho foi de 0,90 m em 2018 e 0,50 em 2019/2020

Tabela 1. Descrição dos insumos agrícolas utilizados na semeadura de soja e milho.

Tabela 1: Descrição dos insumos agrícolas utilizados na semeadura de soja e milho.					
Ano agrícola	Variedade/Cultivar	População (sementes por ha)	Adubação		
			Fonte	Quantidade (kg ha ⁻¹)	Modo de aplicação
Soja					
2017/18	BMX POTÊNCIA	311.111,1	NPK 02-23-23	300	Linha
2018/19	BMX Garra	311.111,1	NPK 02-23-23	330	Linha
2019/20	Monsoy 6410	290.000,0	NPK 02-23-23	330	Linha
Milho					
2018	Syngenta Fórmula Convencional	53.000,0	NPK 16-16-16	160	Linha
2019	Syngenta Fórmula Viptera2	58.000,0	NPK 16-16-16	260	Linha
2020	Syngenta Fórmula Viptera2	59.800,0	NPK 16-16-16	260	Linha

Os dados de produtividade foram coletados nas safras por colhedoras, marca New Holland, equipadas com sensor de massa, monitor e receptor de navegação com capacidade de coleta de dados a cada 1 segundo. O processo de filtragem dos dados de produtividade foi eliminando dados contendo

erros de posicionamento, dados com umidade do grão nula e largura de trabalho da plataforma errada. Posteriormente, por meio de planilha eletrônica, utilizando o desvio padrão, decidiu-se pela eliminação ou não dos valores discrepantes em

função de sua magnitude e/ou localização na área de estudo.

As imagens orbitais para a avaliação dos índices de vegetação foram obtidas do imageador Sentinel-2A. Por meio dessas imagens de satélite o índice de vegetação NDVI (Índice de vegetação de diferença normalizado) foi calculado (Vian et al., 2018).

Análise dos dados

Os dados foram submetidos à análise estatística exploratória (estatística descritiva), obtendo-se medidas de posição (mínimo, média e máximo) e de dispersão (desvio padrão, coeficientes de variação (CV%), assimetria e de curtose). A hipótese de normalidade foi testada pelo teste de Ryan Joiner sendo considerados como distribuição normal os dados que obtiveram p-valor $> 0,05$.

A análise geoestatística dos dados de solo foi realizada por meio de semivariogramas experimentais (Vieira et al., 2002). A determinação dos modelos foi ajustada com base no melhor coeficiente de determinação (r^2) e avaliados pela técnica de validação cruzada, por meio do melhor coeficiente angular e menor erro quadrático médio (RMSE). Tanto a análise geoestatística como a espacialização por meio da 498rigagem foi utilizando o complemento Smart-Map (Pereira et al., 2022) do software de plataforma livre o QGIS (QGIS, 2024). Os dados de produtividade foram interpolados pelo inverso da distância (IDW).

As correlações entre a produtividade e os atributos do solo, para os dados da camada de 0,00

– 0,20 m, foram determinadas por meio de correlação simples de Pearson ($p < 0,05$). Para a interpretação do grau de correlação (R^2) seguiu-se a classificação de Callegari-Jacques (2011).

Para a geração das UGDs foi utilizado o programa computacional Management Zones Analyst (MZA) (Fridgen et al., 2004), e o mapa com as delimitações das UGDs foi gerado por meio do software (QGIS, 2024).

Resultados e discussão

Atributos do solo

A textura do solo foi classificada como argilosa, segundo Santos et al. (2018). Todos os atributos granulométricos (Tabela 2) apresentaram valores próximos a zero para os coeficientes de assimetria e curtose, ou seja, a distribuição de frequências é normal, com exceção a areia. Portanto, é possível que sejam aplicados tratamentos geoestatísticos. Contudo, os valores mínimo e máximo dos dados de granulometria retratam bem os altos coeficientes de variação obtidos. O coeficiente de variação (CV) foi maior para o silte, sendo classificado como muito alto ($CV > 30\%$), em comparação aos teores de argila e areia, considerados altos ($20 < CV \leq 30\%$) (Pimentel-Gomes; Garcia, 2002). No estudo de Corrêa et al. (2017) os CVs para esses atributos foram menores de forma geral, diferindo deste trabalho provavelmente pela malha amostral ser menor (100 x 100 m).

Tabela 2 - Estatística descritiva da granulometria do solo na camada 0,00 – 0,20 m

Prop.	Parâmetros											
	Média	Med	DP	Var.	Mín	Máx	Amp	CV	As	k	RJ	Prob
Areia	46,75	47,70	11,22	125,96	24,34	62,68	38,34	24,01	-0,27	-1,20	0,97	0,04 ns
Argila	44,21	41,36	9,56	91,45	28,04	64,72	36,68	21,63	0,46	-0,73	0,98	$> 0,10^*$
Silte	9,12	7,64	4,33	18,78	0,94	17,62	16,68	47,54	0,32	-0,76	0,98	$0,10^*$

Prop.: propriedades do solo; DP: desvio padrão; RJ: Ryan-Joiner; *: distribuição normal pelo teste de Ryan-Joiner; ns: distribuição não significativa pelo teste de Ryan-Joiner; CV: coeficiente de variação (%); As: Assimetria; k: curtose.

Os atributos do solo foram classificados com moderada variabilidade espacial para o silte e com forte variabilidade a areia e argila (Tabela 3). No estudo Shukla et al. (2018) a análise geoestatística também encontrou diferentes padrões de distribuição de propriedades do solo com dependência espacial forte a moderada, bem como no trabalho de Ramzan et al. (2021). O atributo silte apresentou o melhor ajuste do semivariograma no modelo exponencial, enquanto

os atributos areia e argila ajustaram-se ao modelo esférico. O modelo de semivariograma que mais se ajustou aos dados do solo foi o esférico (Corrêa et al., 2017; Zonta et al., 2014). A modelagem da argila apresentou efeito pepita mais próximo a zero, indicando a confiabilidade da modelagem e posterior no mapa temático interpolado.

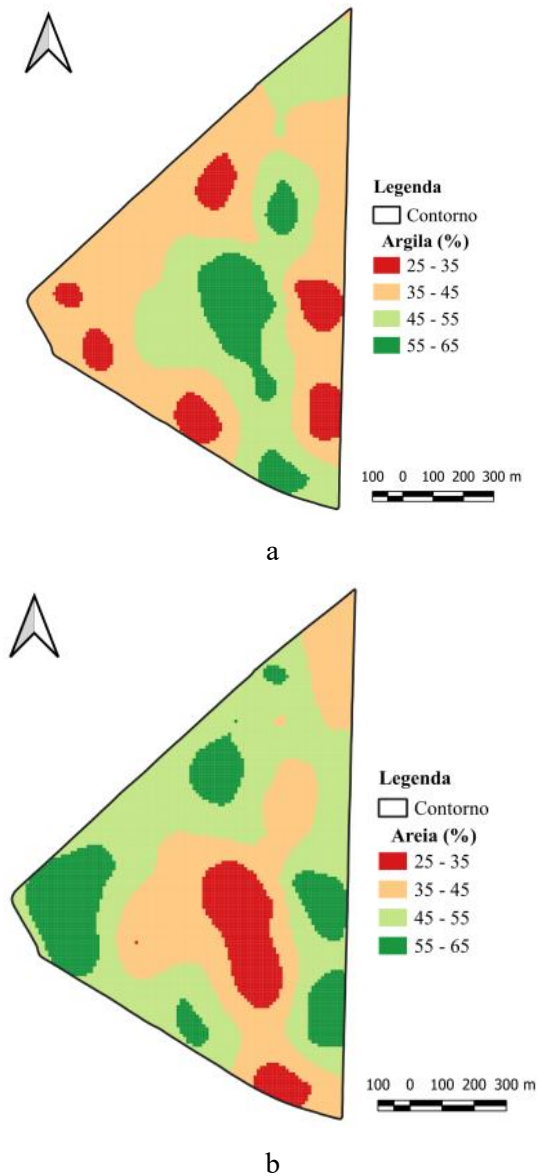
Tabela 3 - Dados do semivariograma para granulometria do solo na camada 0,00 – 0,20 m.

Parâmetros								
Propriedades	Modelo	A	C ₀	C ₀ + C	SQR	R ²	GDE	CA
Areia	Esf.	297	14,30	133,50	3,92	0,998	Forte	0,797
Argila	Esf.	278	0,10	104,50	85,30	0,928	Forte	0,963
Silte	Exp.	799	12,30	26,19	2,36	0,853	Mod.	1,047

Co: efeito pepita; Co+C: patamar; A: alcance (m); GDE: grau de dependência espacial; CA: Coeficiente angular da validação cruzada; SQR: soma de quadros dos resíduos.

Percebe-se que pelo fato do teor médio dos atributos areia e argila (Figura 2) serem parecidos (Tabela 2), os dois mapas apresentaram classe predominante de 35 a 55%, salvo algumas manchas isoladas. Laurenti et al., (2024) afirmam que a granulometria do solo apresenta baixa variabilidade espacial na camada superficial. Segundo Cherubin et al. (2015) quanto maior a

malha amostral, maiores são os desvios e, consequentemente, os erros dos mapas temáticos gerados, sugerindo que para este estudo, seria necessário menor grade amostral para detectar maior variabilidade granulométrica do solo.



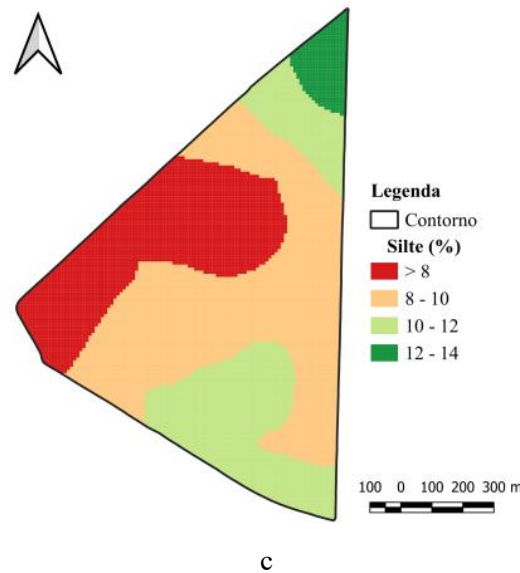


Figura 2 - Espacialização da granulometria do solo na camada 0,00 – 0,20 m.

Produtividade e NDVI

A análise descritiva da produtividade da cultura de soja e milho (Tabela 4) demonstram que o fato de a média e a mediana apresentarem valores próximos, indica distribuição simétrica, o que resultou em CV considerado baixo (0-10%) e médio (10-20%), segundo classificação proposta por Pimentel-Gomes e Garcia (2002). Os

parâmetros das medidas de assimetria (As) e curtose (k) são próximos de zero (Tabela 4), isso mostra um padrão de tendência de distribuição simétrico dos dados da produtividade. Apenas para a produtividade do milho de 2018 a curtose apresentou valor muito alto (leptocúrtica).

Tabela 4 - Dados descritivos da produtividade da soja e milho.

Parâmetros	Soja			Milho		
	2017/2018	2018/2019	2019/2020	2018	2019	2020
Média (kg ha ⁻¹)	3.720,0	4.080,2	4.025,0	3.666,9	6.162,5	5.597,5
DP	382,3	403,0	478,0	758,8	990,6	1.008,5
Mediana (kg ha ⁻¹)	3.724,3	4.103,0	4.049,0	3.680,0	6.264,4	5.602,0
Variância	146.145,3	162.396,3	228.498,8	575.735,1	981.214,5	1.017.072,4
Mínimo (kg ha ⁻¹)	2.557,3	2.861,0	2.565,4	1.386,0	3.100,4	2.568,0
Máximo (kg ha ⁻¹)	4.822,0	5.293,0	5.465,6	5.945,0	9.193,2	8.624,0
CV (%)	10,3	9,9	11,9	20,49	16,07	18,07
As	-0,05	-0,32	-0,32	-0,16	-0,49	-0,06
Curtose (k)	-0,07	0,28	0,45	2,80	0,38	0,18
RJ	1,0	0,996	0,995	0,999	0,991	0,999
Probabilidade	0,05*	<0,01	<0,01	0,04	<0,01	<0,01

DP: desvio padrão; RJ: Ryan-Joiner; *: distribuição normal pelo teste de Ryan-Joiner; ns: distribuição não significativa pelo teste de Ryan-Joiner; CV: coeficiente de variação (%); As: Assimetria; k: curtose

O mapa de produtividade da cultura da soja, na safra 2017/18, na região norte do talhão, apresentou uma tendência de produção abaixo da média (Figura 3 a). Na região sul, em uma faixa, por um erro durante a colheita, não foram extraídos os dados de produtividade. Contudo, a produtividade desta área, mostrou-se homogênea em todas as regiões do talhão. O mapa da produtividade da soja, na safra 2018/19 (Figura 3

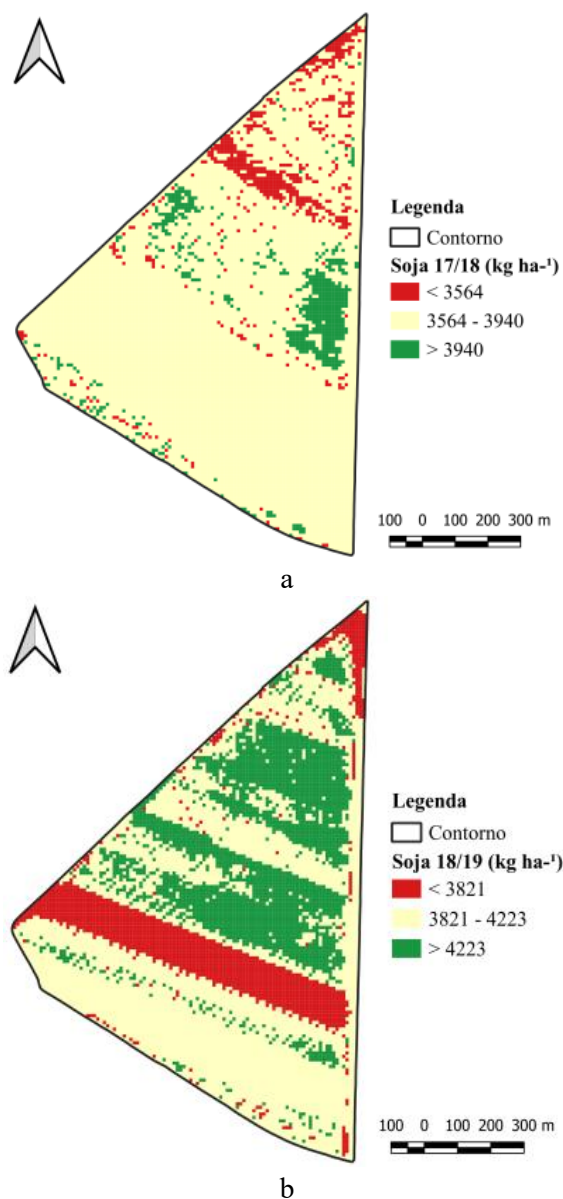
b), indicou que a região central-norte apresentou os maiores valores. Novamente, houve uma falha de coleta de dados, porém, sua largura foi menor do que na safra anterior, comprometendo menos as informações contidas no mapa. A safra 2019/20 (Figura 3 c), por não possuir falhas durante a coleta dos dados, mostrou que a área central e a região norte tendem a apresentarem produtividades acima da média, como foi observado também na safra

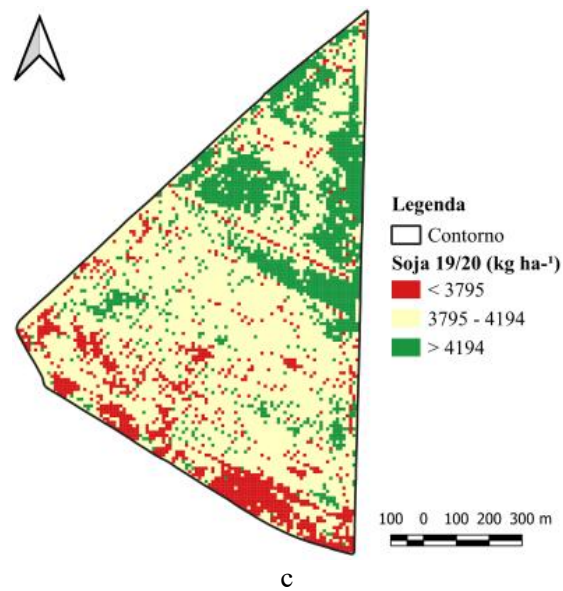
2018/19. Portanto, na safra 2017/18, pode-se pressupor que fatores externos acarretaram na queda de produtividade na região norte, como pela deriva de produto da propriedade ao lado, ou pela presença de plantas daninhas.

O mapa de produtividade do milho, da safra 2018 (Figura 4 a), mostrou que a média foi homogênea em toda área. O mapa de produtividade dos dados da colheita do milho, safra 2019, apresentaram três tendências bem definidas, com maior produtividade concentrada na região central-norte, e os valores observados na região sul e nas bordaduras estão com as menores produtividades, condicionados por deriva de produto da área que

fica localizado ao lado, ocorrendo o mesmo para a safra 2020.

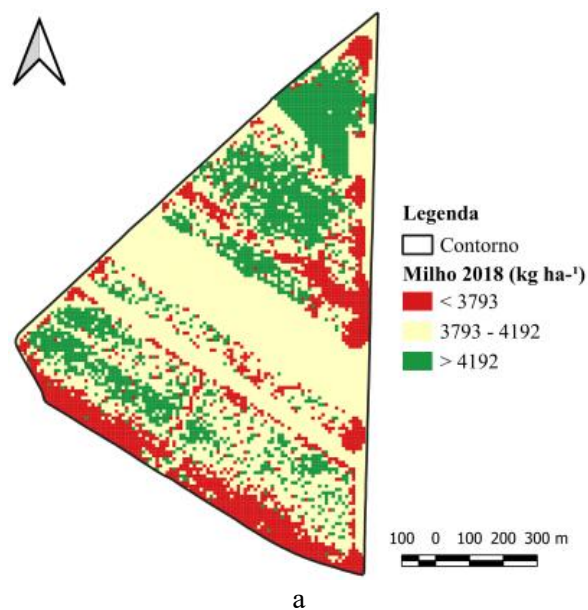
Os mapas de produtividade evidenciaram padrões espaciais recorrentes entre as safras, indicando estabilidade espacial em determinadas regiões do talhão. A presença de padrões espaciais bem definidos em variáveis agrônômicas indica que a heterogeneidade do campo não ocorre de forma aleatória. Estudos recentes demonstram que dados obtidos durante as operações agrícolas apresentam variabilidade espacial consistente, a qual pode ser explorada para a identificação de zonas homogêneas e para o suporte à tomada de decisão em sistemas de agricultura de precisão” (Scalon et al., 2025).



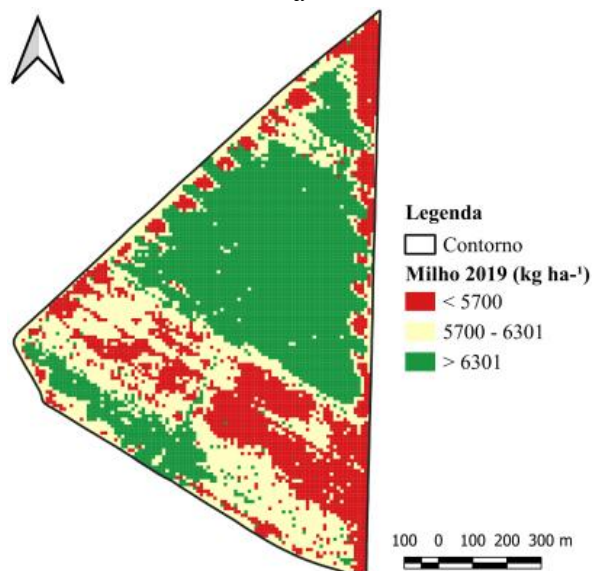


c

Figura 3 - Produtividade de soja da safra 2017/2018 (a), 2018/2019 (b) e 2019/2020 (c)



a



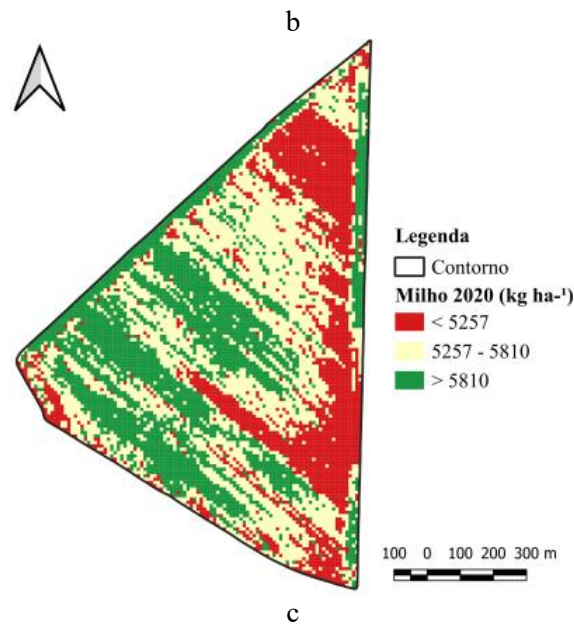


Figura 4 - Produtividade de milho da safra 2018 (a), 2019 (b) e 2020 (c)

Em estudo sobre a colheita mecanizada de soja, Nunes et al. (2025) demonstraram que os parâmetros da colhedora apresentam significativa variabilidade espacial em áreas de produção, com destaque para o fluxo de colheita, evidenciando que a distribuição espacial de indicadores operacionais pode revelar zonas de manejo diferenciadas e influenciar a precisão das estimativas de produtividade quando integrados a abordagens de Agricultura de Precisão.

Os dados do NDVI apresentaram maior amplitude na safra 2019/20 (S1920) da soja, com maior coeficiente de variação (16%) (Tabela 5). Os valores obtidos do NDVI, nas outras safras

analisadas apresentaram menor CV (Pimentel-Gomes; Garcia, 2002).

Na safra 19/20 da soja (Figura 5c) fica evidente variabilidade do índice, sendo as classes apresentadas distribuídas conforme Chedid et al. (2024). Índices de vegetação apresentam distribuição espacial semelhante à das variáveis agrônomicas na lavoura (Marin et al., 2019). Os valores de NDVI observado na bordadura do talhão, para as duas culturas (Figuras 5 e 6), mostram que a vegetação nesta área era menor em comparação a outros pontos da parcela devido a problemas característicos dessa região.

Tabela 5 - Descritiva do NDVI das culturas de soja e milho.

NDVI	Mínimo	Máximo	Média	Amplitude	Variância	Desvio Padrão	CV (%)
M18	0,095	0,82	0,73	0,73	0,0053	0,073	10,00
M19	0,13	0,85	0,79	0,72	0,0049	0,070	8,80
M20	0,11	0,87	0,77	0,76	0,0068	0,082	10,70
S1718	0,38	0,88	0,86	0,51	0,0022	0,047	5,50
S1819	0,20	0,92	0,85	0,72	0,0074	0,086	10,10
S1920	0,11	0,93	0,79	0,81	0,0161	0,127	16,00

CV: coeficiente de variação; M18: safra 2018 do milho; M19: safra 2019 do milho; M20: safra 2020 do milho; S1718: safra 2017/2018 da soja; S1819: safra 2018/2019 da soja; S1920: safra 2019/2020 da soja.

No mapa do NDVI do milho (Figura 6 b, c), da safra 2019 e 2020, é possível notar que as manchas presentes condizem com as observadas do mapa de produtividade (Figura 4), o que sugere que o índice de vegetação está diretamente relacionado à produção de biomassa e ao índice de área foliar (Maia et al., 2023). Já na safra 2018 (Figura 6 a), o NDVI representado não coincidiu com a

variabilidade do mapa de produtividade. Trindade et al. (2019) observaram que com o desenvolvimento da cultura, as correlações do NDVI com a produtividade ocorrem em estádios específicos do ciclo, uma vez que a superfície de fundo passa a ter menos efeito sobre o índice e a biomassa da parte aérea passa a ser fator determinante da magnitude desse índice. Assim, a

análise de dados de sensoriamento remoto, permite identificar padrões espaciais e temporais da paisagem, evidenciando as modificações ao longo do tempo (Cortez et al., 2025).

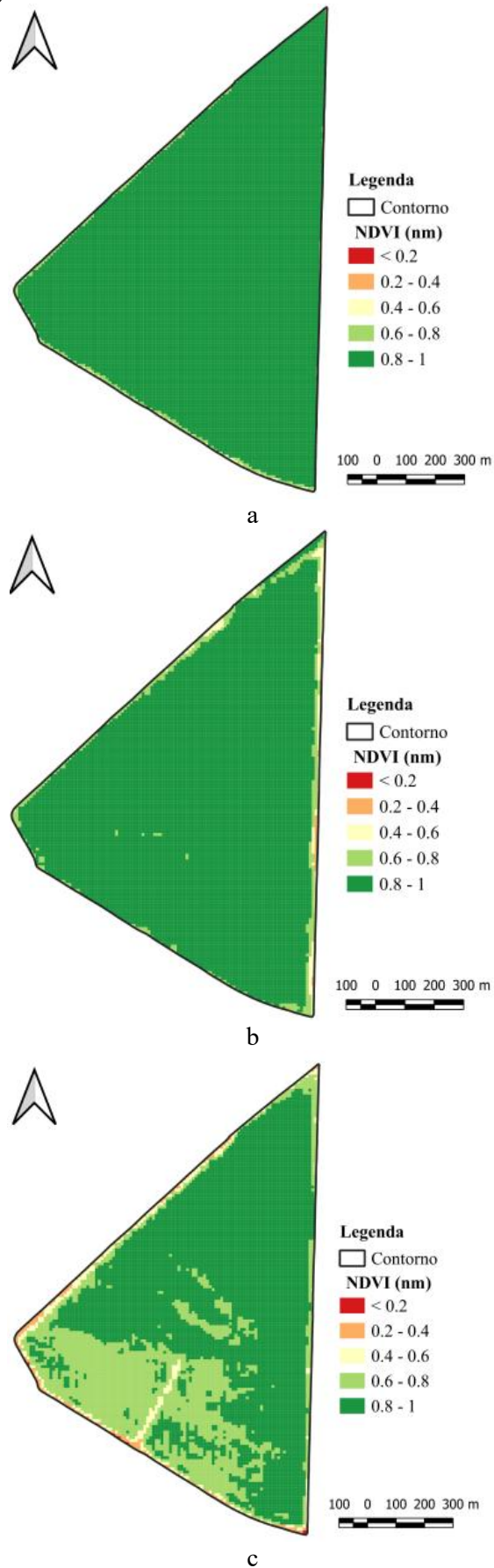


Figura 5 - NDVI da cultura da soja da safra 2017/2018 (a), 2018/2019 (a) e 2019/2020 (a).

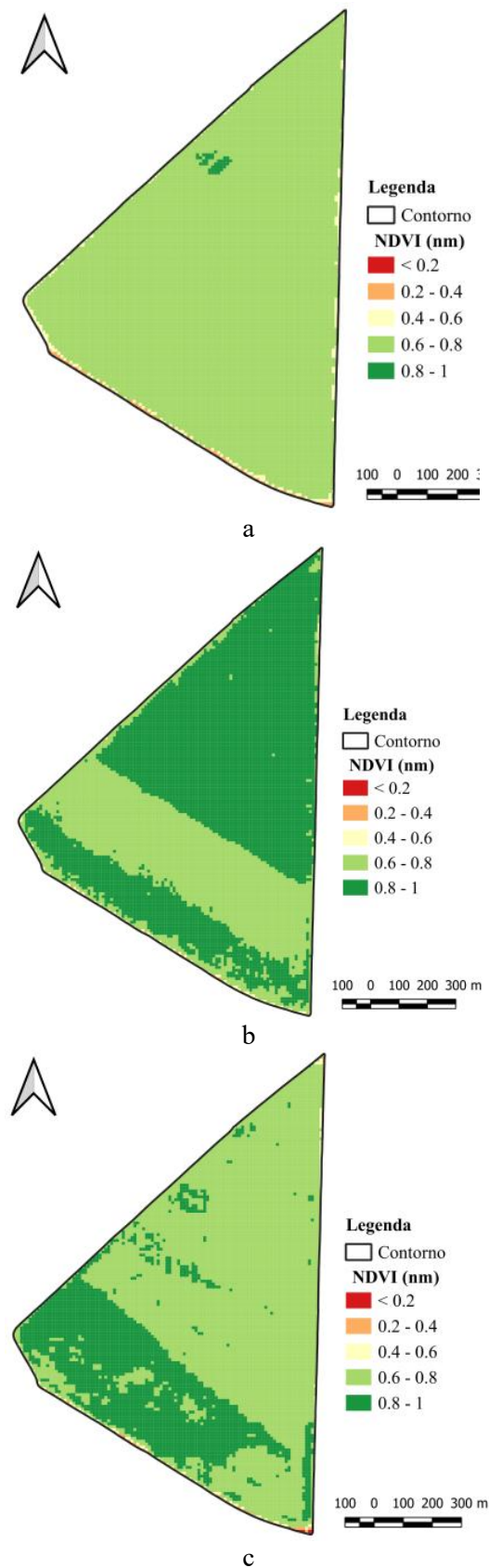


Figura 6 - Produtividade de milho da safra 2018 (a), 2019 (b) e 2020 (c).

Portanto, o uso de imagens orbitais ou proximais para geração de índices de vegetação são ferramentas importantes para detectar padrões espaciais. Assim, índices de vegetação como o NDVI, GLI e GRVI, obtidos a partir de imagens de satélite ou capturadas por RPA, permitiram identificar variações espaciais e temporais na cobertura vegetal, refletindo diferenças no vigor da vegetação, ao longo das safras avaliadas, em condições de pastejo (Durante et al., 2025).

Analisando produtividade versus o índice de vegetação (IV) (Tabela 6), as correlações foram positivas e significativas para os NDVIs, com exceção para a soja safra 2017/18 (S17/18). A altimetria apresentou correlação com todas as variáveis estudadas, sendo que a maioria foi positiva, dando ideia do quanto reflete na dinâmica do solo, como no escoamento de água e lixiviação dos nutrientes, consequentemente na produtividade da cultura da soja e do milho.

Correlação

Tabela 6 - Matriz de correlação de Pearson entre os atributos do solo, NDVI e produtividade.

	M18	M19	M20	S17/18	S18/19	S19/20	Areia	Argila	Silte	Altimetria
Areia	0,05**	0,1**	-0,00	0,09**	0,05**	0,1**	--	--	--	0,15**
Argila	0,02*	0,00	0,00	-0,11**	0,00	-0,08**	--	--	--	-0,06**
Silte	-0,05**	-0,37**	-0,29**	-0,18**	-0,2**	-0,00	--	--	--	-0,41**
IVM18	0,36**	--	--	--	--	--	-0,1**	0,13**	-0,06**	0,26**
IVM19	--	0,31**	--	--	--	--	0,05**	0,01	-0,09**	0,31**
IVM20	--	--	0,22**	--	--	--	0,1**	-0,07**	-0,19**	0,15**
IVS1	--	--	--	-0,00	--	--	-0,04**	0,06**	-0,02	0,25**
IVS2	--	--	--	--	0,16**	--	-0,09**	0,14**	-0,16**	0,14**
IVS3	--	--	--	--	--	0,33**	-0,04**	0,06**	-0,01	0,28**
Altimetria	0,35**	0,25**	0,12**	-0,18**	0,2**	0,39**	--	--	--	--

M18: IVNDVI de 2018 do milho; M19: IVNDVI de 2019 do milho; M20: IVNDVI de 2020 do milho; S1: IVNDVI de 2017/2018 da soja; S2: IVNDVI de 2018/2019 da soja; S3: IVNDVI de 2019/2020 da soja. ** Correlação de Pearson ($p < 0,01$).

Zonas de manejo

Os componentes granulométricos do solo (areia, silte e argila) apresentaram de modo geral, fraca correlação, salvo algumas variáveis com o silte (Tabela 6). De acordo com a correlação (Tabela 6) entre as variáveis e a visualização dos mapas, decidiu-se por trabalhar com 13 mapas para delimitação das UGDs, sendo seis mapas de produtividade, cinco mapas de NDVI, altimetria e a fração granulométrica do solo (argila). Delimitar as UGDs é crítico para o sucesso da agricultura de precisão, sendo que este processo envolve a escolha das variáveis que serão utilizadas e sua análise da variabilidade espacial (Zanella et al., 2019).

O resultado da geração das UGDs permitiu ter duas UGDs distintas (Figura 7), sendo a zona 1 para maiores produtividades, associado a maior altitude na área e maiores teores de argila de modo geral. Bazzi et al. (2015) também verificaram que quando a área foi dividida em duas zonas (UGDs), com dados de argila, altitude e produtividade obteve os melhores resultados. Em questão de capacidade operacional e tomada de decisões, quanto maior a subdivisão da lavoura, maior a dificuldade na implementação de práticas de manejo da cultura (Zanella et al., 2019), sugerindo que a menor quantidade de UGDs é mais favorável ao manejo.



Figura 7 – Unidades de gestão diferenciada

Conclusões

O uso combinado de dados de solo, planta e relevo permitem a geração das zonas de manejo, unidades de gestão diferenciada (UGDs), sendo para a área de estudo o número de duas UGDs, adequadas para o manejo.

As produtividades da soja e do milho apresentaram correlação positiva com o índice NDVI.

Foi possível identificar região com baixa variabilidade espacial e temporal por meio de mapas de produtividade e do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) que deram origem às UGDs.

Agradecimentos

Os autores agradecem a CAPES pela concessão de bolsa de Doutorado para a primeira e quarta autora. Aos proprietários e colaboradores da Fazenda Dominó, pela disponibilidade e apoio para que este estudo acontecesse.

Referências

- Almeida Filho, L. da S., & Silva Neto, J. C. A. da. (2025). Uso de geotecnologia para estudo de vulnerabilidade Ambiental na bacia hidrográfica do rio Tarumã-Mirim em Manaus, Amazonas. *Revista Brasileira De Geografia Física*, 18(6), 4680–4699. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v18.6.p4680-4699>
- Bazzi, C. L., Souza, E. G., Konopatzki, Nobrega, L. H. P., & Uribe-Opazo, M. A. (2015).

Management zones applied to pear orchard. *International Journal of Food Agriculture and Environment* 13, 86-92.

<https://doi.org/10.1234/4.2015.3881>

- Bernardi, A. C. de C., Tupy, O., Santos, K. E. L., Mazzuco, G. G., Bettiol, G. M., Rabello, L. M., & Inamasu, R. Y. (2018). Mapeamento de produtividade, retorno econômico, condutividade elétrica do solo e zonas de manejo de milho irrigado para silagem. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 53, 1289-1298. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2018001200001>

- Bouyoucos, G. J. (1962). Hydrometer method improved for making particle size analysis of soils. *Agronomy Journal*, 54, 464-465. <https://doi.org/10.2134/agronj1962.00021962005400050028x>

- Callegari-Jaques, S. M. (2011). *Correlação linear simples*. Bioestatística: Princípios e aplicações. 1 ed. Artmed: Oficina de textos, 84-93.

- Chedid, V., Cortez, J. W., & Arcoverde, S. N. S. (2024). Monitoring the vegetative state of coffee using vegetation indices. *Engenharia Agrícola* 44, e20220212. <https://doi.org/10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v44e20220212/2024>

- Cherubin, M. R., Santi, A. L., Eitelwein, M. T., Amado, T. J. C., Simon, D. H., & Damian, J. M. (2015). Dimensão da malha amostral para caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio em Latossolo Vermelho. *Pesquisa Agropecuária Brasileira* 50, 168-

- Santos, H. G., Jacomine, P. K. T., Anjos, L. H. C. Dos, Oliveira, V. A. De, Lumbreras, J. F., Coelho, M. R., Almeida, J. A. De, Araujo Filho, J. C. De, Oliveira, J. B. De, & Cunha, T. J. F. (2018). *Sistema Brasileiro de Classificação de Solos*. 5 ed. Brasília: Embrapa, 356 p.
- Santos, M. S., Cortez, J. W., Motomiya, A. V. de A., & Prado, E. A. F. do. (2025). Modelos digitais de elevação de sensores orbitais para análise do terreno. *Geociências*, 44(3), 459–468.
<https://doi.org/10.5016/geociencias.v44i3.1897>
- Scalon, L. Q., Cortez, J. W., Comparin, P. J. de S., & Branquinho, I. C. F. (2025). Can sampling density affect the spatial variability mapping of soil properties?. *Revista Caatinga*, 38, e12629.
<https://doi.org/10.1590/1983-21252025v38i12629rc>
- Schenatto, K., Souza, E. G., Bazzi, C. L., Bier, V. A., Betzek, N. M., & Gavioli, A. (2016). Data Interpolation in the definition of management zones. *Acta Scientiarum Technology*, 38, 31-40.
<https://doi.org/10.4025/actascitechnol.v38i1.27745>
- Shukla, A. K., Sinha, N. K., Tiwari, P. K., Prakash, C., Behera, S. K., Babu, P. S., Patnaik, M.C., Somasundaram, J., Singh, P., Dwivedi, B. S., Datta, S. P., Meena, M. C., Tripathi, R., Nayak, A. K., Kumar, A., Shukla, K., Siddiqui, S., & Patra, A. K. (2018). Evaluation of spatial distribution and regional zone delineation for micronutrients in a semiarid Deccan Plateau Region of India. *Land Degradation & Development*, 29, 2449-2459.
<https://doi.org/10.1002/ldr.2992>
- Schwambach, D. A., Cortez, J. W., Flora, D. P. D., Henriques, H. J. R., & Donaire, L. D. O. (2021). Variability of soybean and corn yield and soil texture in the generation of management zones. *Energia Na Agricultura*, 36, 335–347.
<https://doi.org/10.17224/EnergAgric.2021v36n3p335-347>
- Trindade, F. S., Alves, M. C., Noetzold, R., Andrade, I. C., & Pozza, A. A. A. (2019). Relação espectro-temporal de índices de vegetação com atributos do solo e produtividade da soja. *Revista de Ciências Agrárias - Amazonian Journal of Agricultural and Environmental Sciences*, 62, 1-11.
<http://dx.doi.org/10.22491/rca.2019.2928>
- Vian, A. L., Bredemeier, C., Silva, P. R. F. D., Santi, A. L., Silva, C. P. G. D., & Santos, F. L. D. (2018). Limites críticos de NDVI para estimativa do potencial produtivo do milho. *Revista Brasileira de Milho e Sorgo*, 17, 91-100.
<https://doi.org/10.18512/1980-6477/rbms.v17n1p91-100>
- Vieira, S. R., Millete, J., & Topp, G.C.; Reynolds, W.D 2002. Handbook for geoestatistical analysis of variability in soil and climate data. In: Alvarez, V.V.H., Schaefer, C.E.G.R., Barros, N.F., Mello, J.W.V., Costa, J.M. *Tópicos em ciência do solo*. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira De Ciência do Solo 2, 1-45.
- Zanella, M. A., Queiroz, D. M. de, Valente, D. S. M., Pinto, F. de A. de C., & Santos, N. T. (2019). Management class delimitation in a soybean crop using orbital images. *Engenharia Agrícola*, 39, 676-683.
<https://doi.org/10.1590/1809-4430-EngAgric.v39n5p676-683/2019>
- Zonta, J. H., Brandão, Z. N., Medeiros, J. da C., Sana, R. S., & Sofiatti, V. (2014). Variabilidade espacial da fertilidade do solo em área cultivada com algodoeiro no Cerrado do Brasil. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 18, 595–602.
<https://doi.org/10.1590/S1415-43662014000600005>