

RESOLUÇÃO nº 038/2020 – CEPE

ANEXO I

APÊNDICE ao TCC

Termo de autorização de publicação de produção acadêmica

O(A) estudante DNA LUISA MARCARINI PIMENTA FERREIRA  
do Curso de ENG. DE PRODUÇÃO, matrícula 2016.1.0037.0004-3  
telefone: 62-996417986 e-mail DNA LUISA MARCARINI@HOTMAIL.COM  
na qualidade de titular dos direitos autorais, em consonância com a Lei nº 9.610/98 (Lei  
dos Direitos do Autor), autoriza a Pontifícia Universidade Católica de Goiás (PUC Goiás)  
a disponibilizar o Trabalho de Conclusão de Curso intitulado  
ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA DE  
INSUMOS, gratuitamente, sem ressarcimento dos direitos autorais, por 5 (cinco) anos,  
conforme permissões do documento, em meio eletrônico, na rede mundial de  
computadores, no formato especificado (Texto(PDF); Imagem (GIF ou JPEG); Som  
(WAVE, MPEG, AIFF, SND); Video (MPEG, MOV, AVI, QT); outros, específicos da  
área; para fins de leitura e/ou impressão pela internet, a título de divulgação da produção  
científica gerada nos cursos de graduação da PUC Goiás.

Goiânia, 21 de SETEMBRO de 2022

Assinatura do autor: Dna. Lúcia Marciani P. Ferreira

Nome completo do autor: Dna. Lúcia Marciani Pimenta Ferreira

Assinatura do professor-orientador: Santiago Meireles Rocha

Nome completo do professor-orientador: SANTIAGO MEIRELES ROCHA

# ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA DE INSUMOS AGRÍCOLAS EM UMA LAVOURA DE MÉDIO PORTE

**Ana Luisa Macarini Pimenta Ferreira  
(PUC - Goiás)**

[analuisamacarini@hotmail.com](mailto:analuisamacarini@hotmail.com)

**Santiago Meireles Rocha (PUC – Goiás)**

[santiago@pucgoias.edu.br](mailto:santiago@pucgoias.edu.br)

**Ricardo Caetano Rezende (PUC – Goiás)**

[rcrezende@pucgoias.edu.br](mailto:rcrezende@pucgoias.edu.br)

**Marlucia de Lourdes Alves (PUC –Goiás)**

[marlucia@pucgoias.edu.br](mailto:marlucia@pucgoias.edu.br)

*O presente trabalho pautou em uma análise comparativa de previsões de demanda de insumos agrícolas em uma lavoura de soja, os métodos utilizados foram de média móvel simples, suavização exponencial dupla e método de Holt Winter multiplicativo. Foi realizada uma curva ABC para melhor visualização dos insumos que possuem maior representatividade, esses insumos foram o Composto, KCL e o Ellatus. Para os insumos KCL e Ellatus, o modelo que apresentou ser mais aderente a amostra de dados foi a suavização exponencial dupla, com um  $R^2$  de 0,8889 para o KCL e um  $R^2$  de 0,9631 para o Ellatus. Já para o Composto o modelo que apresentou ser mais aderente a amostra de dados, foi o de média móvel simples, com um  $R^2$  de 0,6199.*

*Palavras-chave: Curva ABC, Holt Winter, suavização exponencial, média móvel.*

## 1. Introdução

O mundo parou no final de 2019, início de 2020, em decorrência da pandemia de Covid-19, com incerteza sobre o que estava acontecendo e o que aconteceria, fazendo com que a economia global entrasse em colapso.

As bolsas de Chicago e Nova York são os principais pontos de referência para os preços das *commodities* agrícolas. Para os principais grãos tais como milho, soja e trigo, a bolsa de valores de Chicago é o ponto de referência mais importante, é ali que os principais corretores de grãos baseiam seus preços (INFOMONEY, 2009).

Nos primeiros meses de 2020, os produtores rurais estavam preocupados, principalmente os produtores de soja, porque a bolsa de valores de Chicago estava em declínio. Após um curto período, a queda da bolsa de valores de Chicago deu alguma esperança para os produtores. Além de reduzir a queda, a bolsa apresentava uma recuperação sobre o que já havia perdido. Com uma perspectiva tão promissora de valorização do dólar, muitos produtores rurais optaram por antecipar a venda da safra seguinte. (CANAL RURAL, 2020).

No início de 2020, algumas regiões do Brasil sofreram com o clima, com algumas áreas precisando de chuva e outras precisando de sol, mas isso não impediu o país de bater novos recordes de produção de grãos, com a estimativa brasileira de produção de grãos em 252,3 milhões de toneladas. (CONAB, 2021).

No ano de 2022, com grande parte da população já imunizada contra a Covid-19 e as pessoas voltando à vida normal na esperança de que a economia continuasse melhorando, inicia-se a guerra entre Rússia e Ucrânia. A Rússia é um grande exportador de *commodities* como petróleo, gás natural, trigo, milho e fertilizantes. O seu ataque à Ucrânia causou uma disparada nos preços de petróleo e gás natural, refletindo no frete internacional, uma das variáveis na composição do custo dos produtos agrícolas. O Brasil é um dos maiores exportadores de alimentos no mundo, mas importa mais de 80% dos fertilizantes que consome. A Rússia, por outro lado, é grande exportadora de fertilizantes no mundo. Em consequência do ataque à Ucrânia, houve uma paralisação no comércio de fertilizantes e os produtores rurais devem enfrentar a possibilidade de novos aumentos de preços até escassez de fertilizantes (FORBES, 2022).

Na agricultura, é fundamental o uso de defensivos agrícolas para a eliminação ou prevenção de doenças. No entanto, como em várias outras linhas de produção, é necessário planejamento a fim de ter a quantidade exata e no momento exato, evitando a falta e excesso de suprimentos. A questão que será investigada neste trabalho é o quanto as técnicas de previsão de demanda

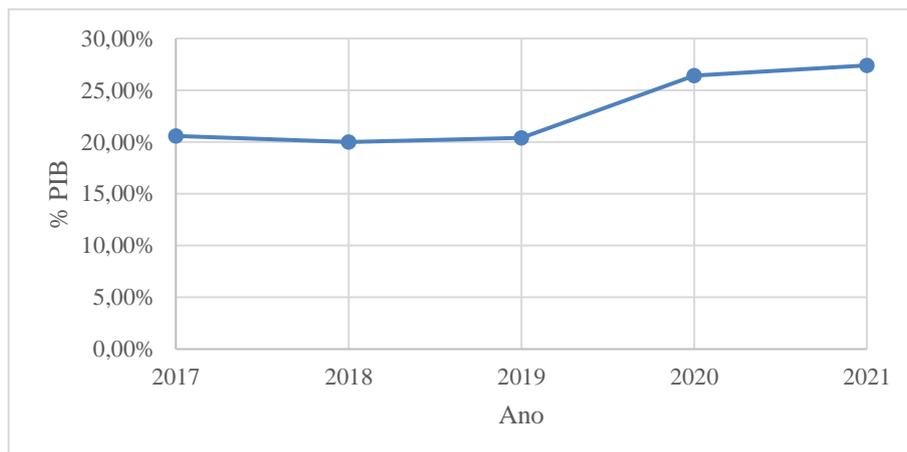
ajudariam o agricultor em uma lavoura de soja e qual método é o mais aderente ao cenário estudado.

## 2. Revisão Bibliográfica

### 2.1. Agronegócio

Agronegócio é a soma de todas as operações que acontecem antes, dentro e depois das propriedades rurais. Começam com pesquisas científicas, produção de insumos usados na produção agropecuária, segue com o transporte, armazenamento, industrialização e comercialização dos produtos, até chegarem aos consumidores finais. É um dos principais setores da economia brasileira e mundial, que interliga atividades rurais e urbanas, formando uma cadeia produtiva (ABAGRP, 2022). O agronegócio tem sido a âncora da economia brasileira há décadas. A Figura 1 ilustra o crescimento do agronegócio no PIB brasileiro entre os anos de 2017 e 2021.

Figura1 - Porcentagem do agronegócio no PIB entre 2017 e 2021.



Fonte: Adaptado Cepea (2022)

### 2.2. Cultivo da Soja

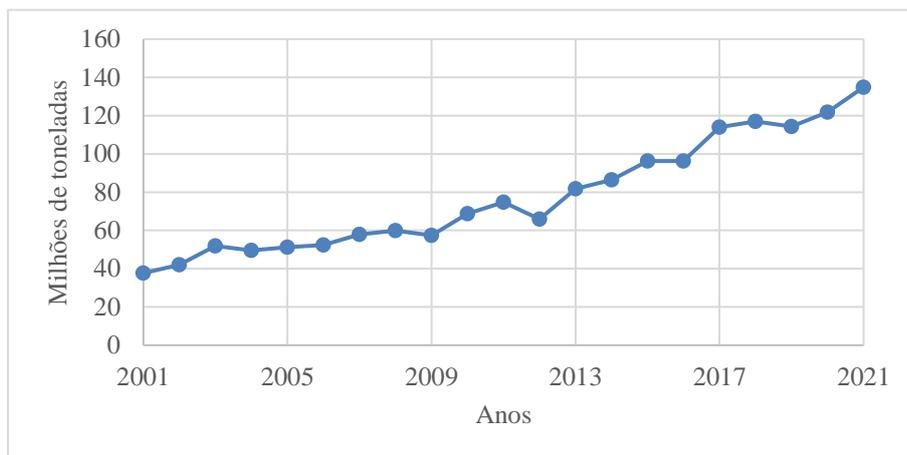
As primeiras citações da soja aparecem entre 2883 e 2838 a.c., quando era considerado um grão sagrado junto com arroz, trigo, cevada e milho, e foi introduzido na Europa no final do século XV, com finalidade ornamental. Entre o fim do século XIX e início do século XX, os norte-americanos conseguiram desenvolver o cultivo comercial da soja, criando variedades, com o teor de óleo mais elevado, fazendo com que ocorresse a expansão do cultivo (EMBRAPA, 2020).

No Brasil, há relatos de que os primeiros estudos com a soja ocorreram na Bahia, em 1882, e, no início do Século XX, produtores do Rio Grande do Sul começaram o cultivo do grão. Com o clima com características semelhantes aos dos Estados Unidos, a região sul do Brasil apresentou as melhores condições de cultivo. Com o aumento das tecnologias, ampliação da

indústria de óleo, aumento da demanda internacional pelo grão e investimentos, na década de 70, a soja já era a principal cultura do agronegócio nacional (APROSOJA, 2020).

Já para o crescimento da soja na região centro-oeste, junto com a modernização agrícola e programas governamentais, tiveram outros aspectos importantes, tais como topografia da região ser plana, chuvas regulares, altas temperaturas, profundidade do solo e procura de terras baratas. O Brasil é o segundo maior produtor mundial de soja. A Figura 2 apresenta o aumento da produtividade da soja entre os anos de 2001 e 2021.

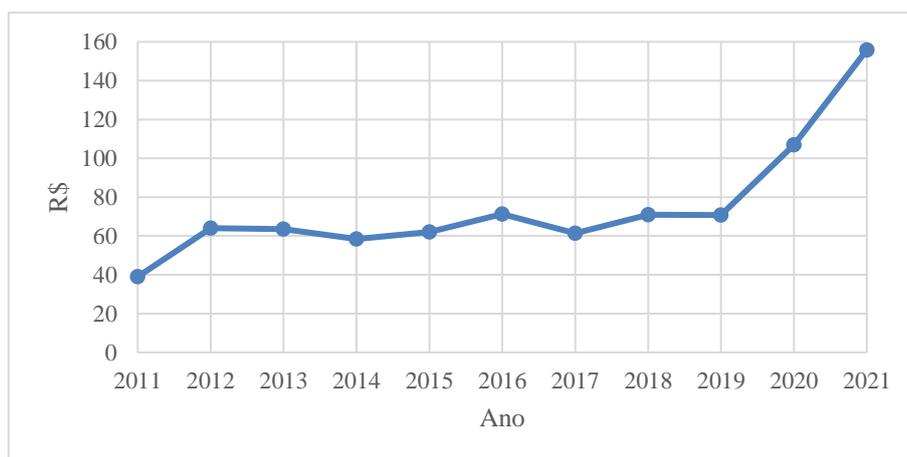
Figura 2 – Produção da soja no período de 2001 à 2021.



Fonte: Adaptado CONAB (2022)

Como *comodities*, dentre outras variáveis, o preço da soja sofre a interferência cambial. A Figura 3 apresenta a variação do preço da saca de soja entre os anos de 2011 e 2021.

Figura 3 - Valor da saca de soja entre 2011 e 2021.



Fonte: Adaptado CONAB (2022)

### 2.3. Planejamento e controle da produção

O Planejamento e Controle de Produção (PCP), planeja e controla a produção, cuidando das matérias primas necessárias, da quantidade de mão de obra, das máquinas e equipamentos do

estoque de produtos acabados disponíveis no tempo e no espaço, para a área de venda efetuar as entregas aos clientes (CHIAVENATO, 2008).

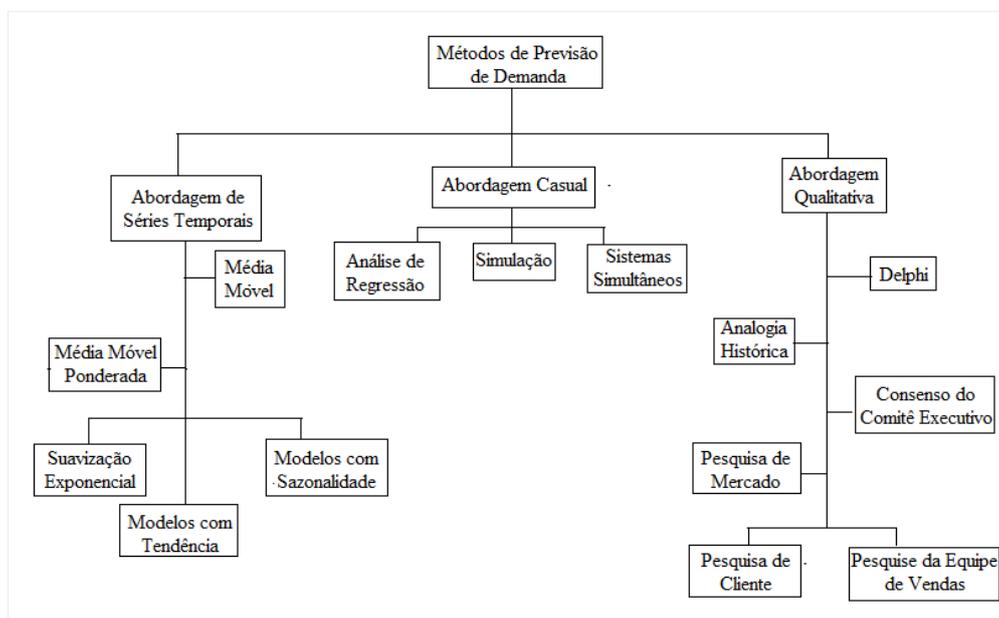
As principais atividades do PCP são: previsão de demanda, desenvolver um plano de produção agregado, realizar um planejamento de capacidade de médio prazo, desagregar o plano agregado, programar a produção no curto prazo em termos de itens finais e analisar a capacidade no nível do Planejamento Mestre da Produção (PMP), programar as necessidades em termos de componentes e materiais e avaliar/analisar a capacidade no nível Sistema de Coordenação de Ordens de Produção e Compras (SCO), controlar a emissão/liberação, das ordens de produção e compra, determinando de e quando liberar as ordens, controlar os estoques e programar/sequenciar as tarefas nas maquinas (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2017).

## 2.4. Previsão de demanda

Previsão de demanda representa a quantidade de serviços / produtos que a empresa pretende ou espera vender e colocar no mercado durante um determinado exercício de tempo. Elaborado pelo órgão de vendas ou de marketing da empresa, a previsão de demanda pode ser mais detalhada, conforme a necessidade da empresa (CHIAVENATO, 2008).

São classificadas de acordo com o horizonte de planejamento, longo prazo são previsões para novas instalações ou produtos novos, médio prazo as previsões servem como base para o planejamento agregado da produção e análises de capacidade agregada. E no curto prazo, as previsões auxiliam na programação da força de trabalho, na programação de compras (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2017). A Figura 4 apresenta as classificações e métodos de previsão de demanda.

Figura 4 - Métodos de Previsão de Demanda



Fonte: Adaptado de Fernandes et.al. (2017)

### **2.4.1. Método da média móvel**

A média móvel usa dados de um número predeterminado de períodos, normalmente os mais recentes, para gerar sua previsão. A cada novo período, se substitui o dado mais antigo pelo mais recente (TUBINO, 2000).

### **2.4.2. Método de suavização exponencial dupla**

É um método da abordagem de séries temporais. O método da suavização exponencial dupla é uma ferramenta empregada para séries que possuem tendência crescente ou decrescente e apresentam refinamentos adicionais à sua modelagem. Utilizam-se constantes de suavização e funções para estimar o nível e a tendência (COSTA, et.al, 2017).

### **2.4.3. Método da suavização exponencial tripla para efeitos sazonais multiplicativos**

Método da abordagem de séries temporais, o modelo de suavização exponencial tripla, ou modelo de *Holt-Winters* é muito utilizado quando se possui a necessidade de calcular previsões em séries temporais que possuem tendência e sazonalidade, trata-se de uma extensão do modelo de suavização exponencial dupla desenvolvida por Winter, em 1960.

Na forma multiplicativa, o modelo é utilizado para séries que apresentam tendência linear e movimentos sazonais (CAIADO, 2006). Essa versão do modelo tem como premissa básica a suposição de que a amplitude da sazonalidade é variante no tempo e, também que, provavelmente, essa variação ocorre de forma crescente. No que diz respeito a componente de tendência, ela continua possuindo uma formulação aditiva. Portanto, esse modelo é capaz de incorporar tanto a tendência linear quanto o efeito sazonal.

### **2.5. Coeficiente de determinação ( $R^2$ )**

O coeficiente de determinação representa o percentual da variância dos dados que é explicado pelo modelo. Os resultados variam de 0 a 1, geralmente também são expressos em termos percentuais, ou seja, variando entre 0% e 100%. Quanto maior é o valor de  $R^2$ , mais explicativo é o modelo em relação aos dados previstos (Junior, 2021).

### **2.6. Erro percentual absoluto médio (MAPE)**

O MAPE é um dos indicadores mais usados para verificar a acuracidade da previsão, por ser de fácil compreensão e interpretação podendo gerar uma comparação entre diferentes unidades por se tratar de percentual é o indicador que a maioria dos sistemas de demanda acabam adotando. Esse indicador trata-se do erro absoluto dividido pelo real assim você tem a distância em % do predito em relação ao realizado, para gerar um indicador único é calculado a média desses percentuais (Maximilano, 2012).

## **2.7. Desvio absoluto médio (DAM)**

O desvio absoluto médio é um método para avaliar técnicas de previsão usa a soma dos erros absolutos. O desvio padrão absoluto (DAM) mede a acurácia da previsão pela média das magnitudes dos erros das previsões, ou seja, os valores absolutos de cada erro. O DAM é mais utilizado quando o analista quer medir o erro da previsão na mesma unidade que a série original (Junior, 2007).

## **3. Metodologia**

### **3.1. Descrição da empresa**

A empresa estudada é uma propriedade rural produtora de grãos, localizada na zona rural de Niquelândia - GO, possui no total 1.600 hectares para o cultivo, que, de acordo com o INCRA, é uma propriedade de grande porte (INCRA, 2020). A empresa possui 12 funcionários fixos e, no período de safra, são contratos funcionários extras para auxiliar na colheita e transporte até o armazenamento. A empresa realiza duas safras que são realizadas na mesma área, logo após a colheita da primeira safra, realiza-se o plantio da segunda. A primeira safra é o cultivo apenas da soja, tem início em novembro e a colheita acontece de janeiro a março. A segunda colheita, é o cultivo de milho, gergelim, milheto e sorgo, e tem início em fevereiro e colheita em junho.

### **3.2. Etapas da pesquisa**

#### **3.2.1. Levantamento dos dados de insumos necessários em cada etapa do plantio**

A fim de obter os dados com maior assertividade, optou-se por entender as etapas do processo de plantio da soja. Foi elaborado um roteiro mestre onde perguntas foram formuladas e enviadas previamente para os proprietários respondê-las. O formulário foi elaborado no *software Microsoft Forms* e enviado aos respondentes por e-mail. Em seguida, foi realizada uma reunião a fim de validar os dados levantados na pesquisa. O resultado dessa etapa foi o desenho do processo de todo o plantio utilizando o *software Bizagi Modeler*.

Com auxílio dos proprietários, foram levantados os dados históricos dos insumos utilizados nas safras de 2017 a 2021. Os dados foram retirados dos arquivos da empresa registrados em planilhas eletrônicas. Com o *software Microsoft Excel* foi elaborada uma matriz com os seguintes dados: nome do insumo, quantidade e custo utilizado por hectare. A partir dessa matriz, foi realizada uma curva ABC para identificar os insumos de maior representatividade para serem analisados nas técnicas de previsão de demanda. Para esse estudo foi considerado somente os insumos medidos em quilogramas.

A fim de obter melhores resultados, optou-se pelo tratamento da amostra a partir da média aritmética entre o ano corrente e o ano posterior. Assim, foram obtidas as médias entre os dados reais do primeiro e segundo ano, segundo e terceiro ano, terceiro e quarto ano, quarto e quinto

ano. Em seguida, os valores da amostra tratada foram aplicados nas equações do modelo a fim de se obter a previsão de demanda para o ano de 2022.

Para cada modelo, após a previsão da demanda, foram calculados os valores DAM, MAPE e o  $R^2$ , critérios estabelecidos para a classificação do modelo mais aderente. Por fim, foram realizadas a otimização dos resultados para minimizar o valor do DAM. Essa otimização foi realizada através do Solver, uma ferramenta disponível na opção suplementos do *software Microsoft Excel*.

### **3.2.2. Aplicação das técnicas de previsão de demanda**

Nesse estudo de caso, foram analisadas três técnicas de previsão de demanda, que são a Suavização exponencial dupla, *Holt-Winters* (Multiplicativo) e Média Móvel Simples. O motivo da escolha dessas três técnicas é que são técnicas de fácil modelagem, não requerem de nenhum *software* específico e tiveram bons resultados nos trabalhos correlatos utilizados como guia para essa pesquisa. Como exemplo, Tavares et.al (2021) utilizaram esses métodos e o método de *Holt-Winter* obteve o menor erro, apresentando-se como o melhor método no referido estudo do caso.

### **3.2.3. Análise comparativa dos resultados**

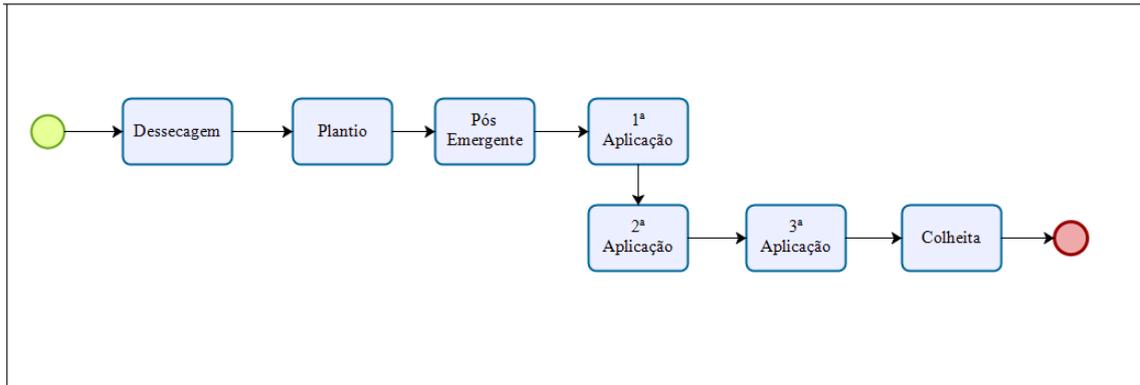
A análise comparativa dos resultados foi realizada a partir de uma matriz feita no *software Excel*, contendo os resultados de cada insumo para as três técnicas de previsão. Possui dados de previsão e dos erros DAM, MAPE, além do coeficiente de determinação  $R^2$ . Nesse estudo o modelo que apresentar o menor valor de DAM será o melhor indicado para o respectivo insumo.

## **4. Resultados e discussão**

O plantio é dividido em sete etapas e a primeira etapa é a dessecagem que é atividade de aplicação de dessecantes para o controle de ervas daninhas antes da semeadura e adubação. A segunda etapa é o plantio, atividade em que é realizada a semeadura e aplicação de fertilizantes. A terceira etapa denominada de pós emergente, é aplicado o herbicida para o controle de ervas daninhas. Da quarta a sexta etapa são aplicações de fungicida e inseticidas para o controle de doenças e insetos. Por último, a sétima etapa é a colheita da soja. A Figura 5 apresenta o fluxograma das etapas do plantio.



Figura 5 - Fluxograma do plantio de soja



Fonte: Autora (2022)

Com os dados históricos levantados, foi construída a matriz com os insumos estudados, ou seja, aqueles cujas unidades são medidas em quilogramas. Foi realizada a curva ABC para a identificação dos insumos de maior representatividade, conforme os custos totais. O Tabela 1 apresenta a matriz com a classificação ABC.

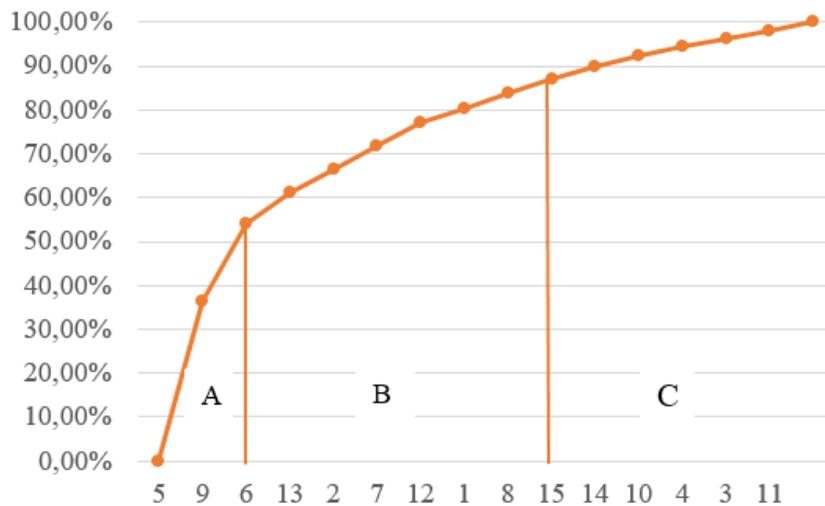
Tabela 1 – Matriz dos insumos

Nº	Insumos	Unidade	Quantidade de saca por Hectare					Custo por Hectare					Custo total	%	%	Classe
			2017	2018	2019	2020	2021	2017	2018	2019	2020	2021				
5	Composto	Kg	5,00	4,70	4,20	4,45	4,74	631,07	593,20	530,09	561,65	598,25	2914,26	36,47%	36,47%	A
9	KCL	Kg	2,98	3,01	2,58	2,04	2,16	300,86	303,89	260,48	187,75	351,78	1404,77	17,58%	54,05%	A
6	Ellatus	Kg	1,64	1,49	1,31	0,86	0,32	120,00	100,00	123,08	108,77	105,89	557,74	6,98%	61,03%	A
13	Ponta IPRO	Kg	0,79	1,19	1,22	0,91	0,59	60,89	91,72	94,03	95,39	90,14	432,17	5,41%	66,43%	B
2	Calcário Calcítico	Kg	1,00	1,05	1,02	1,10	1,02	81,16	85,21	82,78	89,27	82,78	421,20	5,27%	71,70%	B
7	Extrema IPRO	Kg	0,70	0,60	0,75	0,65	0,74	79,89	68,47	85,59	74,18	112,96	421,09	5,27%	76,97%	B
12	Olimpo IPRO	Kg	0,40	0,38	0,37	0,30	0,37	60,61	57,58	56,06	45,45	56,06	275,75	3,45%	80,42%	B
1	Borosol K	Kg	0,58	0,90	0,79	0,65	0,86	36,04	65,26	57,28	47,13	62,36	268,08	3,35%	83,78%	B
8	Foco IPRO	Kg	0,49	0,45	0,38	0,80	0,43	37,67	34,59	29,21	83,73	65,64	250,84	3,14%	86,92%	B
15	Voraz IPRO	Kg	0,39	0,29	0,47	0,25	0,53	40,78	30,32	49,14	26,14	81,94	228,32	2,86%	89,77%	B
14	SYN 1687	Kg	0,28	0,30	0,26	0,24	0,27	42,30	45,32	39,28	36,26	40,79	203,95	2,55%	92,33%	C
10	Kellus Imune	Kg	0,40	0,47	0,45	0,50	0,39	28,62	33,63	32,20	35,78	27,91	158,13	1,98%	94,31%	C
4	Cloreto	Kg	0,49	0,50	0,48	0,46	0,52	30,43	31,05	29,81	28,57	32,3	152,15	1,90%	96,21%	C
3	Calcário Dolomítico	Kg	0,19	0,24	0,03	0,37	0,49	15,71	19,84	2,48	38,59	75,24	151,86	1,90%	98,11%	C
11	M 8349 IPRO	Kg	0,30	0,39	0,47	0,40	0,38	23,36	30,37	36,60	31,15	29,59	151,07	1,89%	100,00%	C

Fonte: Autora (2022)

A Figura 6 apresenta o gráfico da Curva ABC, indicando os insumos Composto, KCL e Ellatus como classe A, Ponta IPRO, Calcário, Extrema IPRO, Olimpo IPRO, Borosol K e Foco IPRO como classe B e os demais insumos pertencentes a classe C.

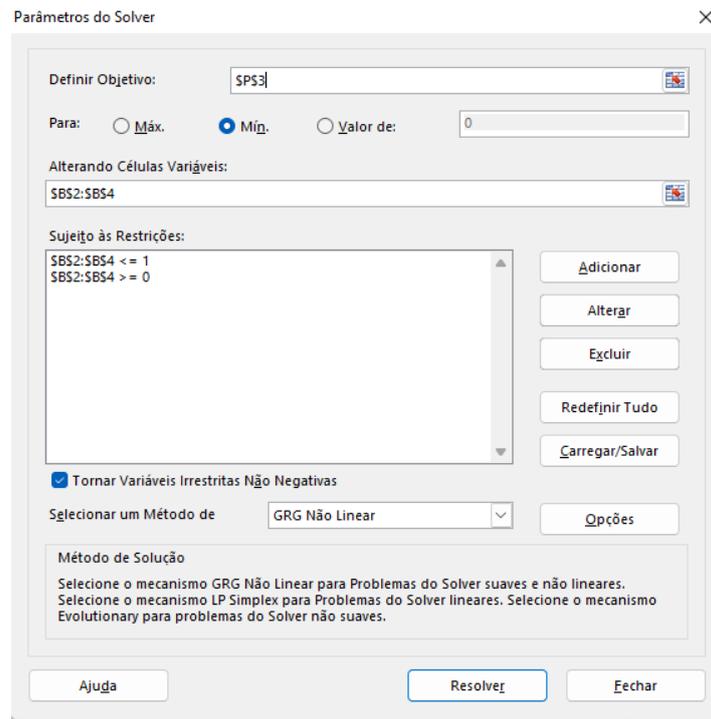
Figura 6 – Curva ABC



Fonte: Autora (2022)

Na configuração do Solver, o objetivo definido foi minimizar valor do DAM. Os valores das variáveis *alfa*, *beta* e *gama* foram restringidos no intervalo entre maior igual a 0 e menor igual a 1. A Figura 7 apresenta a configuração do Solver.

Figura 7 – Configuração do Solver



Fonte: Autora (2022)

A Tabela 2 é a representação da tabela para aplicação dos metodos, com o endereçamento das células utilizadas na configuração do Solver.

Tabela 2 – Planilha aplicação dos métodos

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Composto										
2	Alfa	0									
3	Beta	0,00									
4	Gama	0									
5	Contagem	Ano	Demanda Observada	F(%)	Fatores de sazonalidade	Previsão de demanda				DAM	MAPE
6						L	T	S	P		
7								1,00			
8	1	2017	5	5,05	0,99	4,85	-0,08	1,00			
9	2	2018	4,7	4,56	1,03	4,77	-0,08	1,00	4,77	0,07	1,52%
10	3	2019	4,2	4,34	0,97	4,70	-0,08	1,00	4,69	0,49	11,77%
11	4	2020	4,45	4,40	1,01	4,62	-0,08	1,00	4,62	0,17	3,76%
12	5	2021	4,74	4,74	1,00	4,54	-0,08	1,00	4,54	0,20	4,21%
13	6	2022							4,46	0,23	5,31%

Fonte: Autora (2022)

A Tabela 3 mostra a análise comparativa entre os modelos para cada insumo. Com essa análise, aumenta a capacidade do entedimento dos resultados e a escolha do modelo mais apropriado para a previsão de demanda de cada insumo.

Tabela 3 – Tabela Comparativa

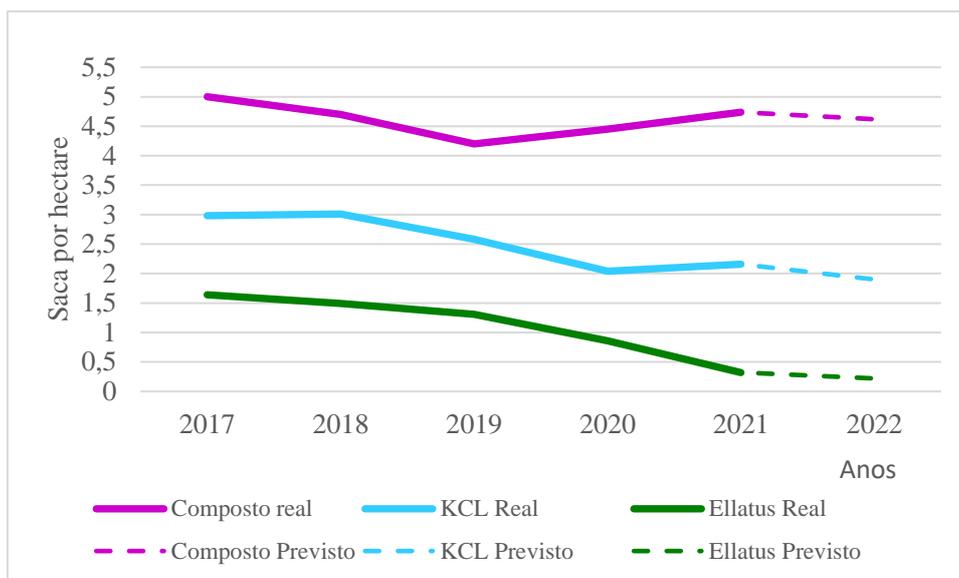
Insumo	Metodo	Previsão	DAM	MAPE	R <sup>2</sup>
Composto	Média Movel Simples	4,62	0,17	4%	0,6199
	Holt Winter Multiplicativo	4,46	0,23	5,31%	0,5216
	Suavização Exponencial Dupla	4,41	0,23	5%	0,4992
KCL	Suavização Exponencial Dupla	1,9	0,19	8%	0,8889
	Holt Winter Multiplicativo	2,03	0,14	6,50%	0,8681
	Média Movel Simples	2,55	0,26	12%	0,7198
Ellatus	Suavização Exponencial Dupla	0,22	0,12	17%	0,9631
	Holt Winter Multiplicativo	0,47	0,23	44,77%	0,9121
	Média Movel Simples	1,12	0,3	65%	0,6475

Fonte: Autora (2022)

Levando em consideração os valores de R<sup>2</sup>, quanto mais próximo de 1, significa que o resultado está o mais próximo do real. Os resultados que apresentaram um valor mais alto de R<sup>2</sup> também tiveram um valor baixo de MAPE, ratificando o resultado final.

Para o insumo Composto, o método que apresentou a maior aderência foi a Média Móvel Simples, com uma previsão para o fim da safra de 2022 de 4,62 sacas por hectare, com um R<sup>2</sup> de 0,6199. Para KCL, o método mais aderente foi a Suavização Exponencial Dupla, com previsão para o fim da safra de 1,90 sacas por hectare, com um R<sup>2</sup> de 0,8889. Para Ellatus, o método indicado foi a Suavização Exponencial Dupla, com previsão para o fim da safra de 0,22 sacas por hectare, com um R<sup>2</sup> de 0,9631. A Figura 8 apresenta as plotações dos resultados de cada insumo, com os dados reais e as respectivas previsões.

Figura 8 - Resultados dos insumos.



Fonte: Autora (2022)

A Tabela 4 é um comparativo com a quantidade real e a previsto e o desvio em porcentagem.

Tabela 4- Comparativo Real x Previsto x Desvio

	Real	Previsto	Desvio
<b>Composto</b>	4,58	4,62	3%
<b>KCL</b>	2,27	1,9	26%
<b>Ellatus</b>	0,76	0,22	38%

Fonte: Autora (2022)

A Tabela 5 indica quantidade de cada insumo que a empresa deverá comprar para a proxima safra, já com o valores dos erros calculados, para analisar o quanto que o modelo ajudará na tomada de decisão.

Tabela 5 – Previsão para 2023

Isumos	Métodos	Previsão	DAM	MAPE	R <sup>2</sup>
Composto	Holt Winter Multiplicativo	4,93	0,21	4,76%	0,6575
	Suavização Exponencial Dupla	4,74	0,29	7%	0,535
	Média Movel Simples	4,5	0,15	3%	0,4062
KCL	Suavização Exponencial Dupla	1,7	0,22	9,98%	0,8289
	Média Movel Simples	2,29	0,31	14%	0,8185
	Holt Winter Multiplicativo	3,33	0,22	9,91%	0,7044
Ellatus	Suavização Exponencial Dupla	0,04	0,12	17%	0,8695
	Média Movel Simples	0,81	0,36	78%	0,8011
	Holt Winter Multiplicativo	2,2	0,25	44,72%	0,6028

Fonte: Autora (2022)

## 5. Considerações finais

No trabalho, os métodos que obtiveram melhores resultados foram a suavização exponencial dupla e *Holt Winter* Multiplicativo. Os melhores valores de  $R^2$  na suavização exponencial dupla foram para os insumos de KCL e Ellatus, que foram de 88,89% e 96,31% respectivamente. Os melhores valores de  $R^2$  para o método *Holt Winter* multiplicativo, também foram para os insumos de KCL e Ellatus, esses valores respectivamente foram de 96,31% e 91,21%. Já para o insumo Composto, o método que foi mais aderente foi o de Média Móvel Simples, com um valor de  $R^2$  igual a 61,99%. Os modelos para o Composto, tiveram um baixo fator do coeficiente de determinação, pode ser apontado como uma possível causa a baixa acuracidade dos dados levantados. Mas já para os insumos de KCL e Ellatus, os modelos apresentaram ser mais aderentes.

Apesar de complexa e com diversas técnicas e métodos disponíveis, com a utilização da previsão de demanda foi possível realizar uma comparação entre o valor previsto e o valor real utilizado na safra, o que pode contribuir para planejamentos e tomadas de decisões mais assertivas que podem levar às decisões corretas.

Utilizando esse trabalho como base para projetos futuros, recomenda-se a utilização de métodos preditivos com inteligência artificial, como por exemplo Redes Neurais Artificiais e Data Trust.

## REFERÊNCIAS

A SOJA. **Aprosoja**, 2020. Disponível em: <https://aprosojabrasil.com.br/a-soja/>. Acesso em: 15 mar. 2022.

BALLOU, R. H. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos/ Logística Empresarial**. 5ª ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.

BOLETIM DA SAFRA DE GRÃOS. **Conab**, 2022. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/boletim-da-safra-de-graos?limitstart=0>. Acesso em: 28 mar. 2022.

CHIAVENATO, I. **Planejamento e Controle da Produção**. 2ª ed. São Paulo: Manole, 2008.

CONCEITO. **Abagrp**, 2022. Disponível em: <https://www.abagrp.org.br/conceito>. Acesso em: 31 Mar. 2022.

COSTA, I. S.; BRAGA, A. A. P.; FERREIRA, C. A. P.; NEGRAO, L. L. L. **Aplicação dos métodos de previsão de demanda em uma hamburgueria**. Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Anais... XXXVI ENEGEP, 2017.

FERNANDES, F. C. F; GODINHO FILHO, M. **Planejamento e Controle da Produção: dos Fundamentos ao Essencial**. 1ª ed. São Paulo: Atlas, 2017.

HISTORIA DA SOJA. **Embrapa**, 2020. Disponível em:

<https://www.embrapa.br/web/portal/soja/cultivos/soja1/historia>. Acesso em: 16 mar. 2022.

JACINTHO, Helen. Guerra entre Rússia e Ucrânia pode afetar a produção agrícola brasileira. **Forbes**, 2022.

Disponível em: <https://forbes.com.br/colunas/2022/02/guerra-entre-russia-e-ucrania-pode-afetar-a-producao-agricola-brasileira/>. Acesso em: 06 abr. 2022.

JACOMASSI, Ricardo Andre. Colunista InfoMoney: A formação de preços das commodities agrícolas.

**InfoMoney**, 2009. Disponível em: <https://www.infomoney.com.br/mercados/colunista-infomoney-a-formacao-de-precos-das-commodities-agricolas-2/>. Acesso em: 01 de Abr. 2022.

JUNIOR, A.M. Análise de métodos de previsão de demanda baseados em séries temporais em uma empresa do setor de perfumes e cosméticos. Archívum Grupo Marista, 2007. Disponível em:

<https://archivum.grupomarista.org.br/pergamumweb/vinculos/tede/albino.pdf>. Acesso em: 17 dez. 2022.

JUNIOR, C.O. Prevendo números: entendendo as métricas R<sup>2</sup>, MAE, MAPE, MSE e RMSE. **Medium**. 12

dez. 2021. Disponível em: <https://medium.com/data-hackers/prevendo-n%C3%BAmeros-entendendo-m%C3%A9tricas-de-regress%C3%A3o-35545e011e70>. Acesso em: 17 dez. 2022.

MAXIMILIANO, A.S. Métodos de previsão em gestão de demanda premissas para ambientes colaborativo. Acervo digital UFPR, 2012. Disponível em:

<https://acervodigital.ufpr.br/bitstream/handle/1884/51063/R%20-%20E%20-%20ADRIANO%20SCHON%20MAXIMILIANO.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em: 17 dez. 2022.

MÓDULO FISCAL. **Antigo Incra**, 2020. Disponível em: <https://antigo.incra.gov.br/pt/modulo-fiscal.html>.

Acesso em 04 de abr. 2022.

PIB DO AGRONEGOCIO BRASILEIRO. **Cepea**, 2022. Disponível em: <https://www.cepea.esalq.usp.br/br/pib-do-agronegocio-brasileiro.aspx>. Acesso em: 28 mar. 2022.

POPOV, Daniel. Retrospectiva: Veja como foi 2020 para a soja no Brasil e no mundo. **Canal Rural**, 2020.

Disponível em: <https://www.canalrural.com.br/projeto-soja-brasil/retrospectiva-veja-como-foi-2020-para-a-soja-no-brasil-e-no-mundo/>. Acesso em: 07 mar. 2022.

TUBINO, D. F. **Manual de Planejamento e Controle da Produção**. 2ª ed. São Paulo: Atlas, 2000

ULTIMO LEVANTAMENTO DA SAFRA 2020/21 CONFIRMA REDUÇÃO NA PRODUÇÃO DE GRÃOS.

**Conab**, 2021. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/ultimas-noticias/4234-ultimo-levantamento-da-safra-2020-21-confirma-reducao-na-producao-de-graos>. Acesso em: 07 mar. 2022.