



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Câmpus de Presidente Prudente

ESTÉFHANIE FERREIRA TALACIMON

ANÁLISE TEMPORAL DA PRODUÇÃO AGRÍCOLA DO MUNICÍPIO DE BURI
ENTRE OS ANOS DE 1974 ATÉ 2019

PRESIDENTE PRUDENTE
2023

ESTÉFHANIE FERREIRA TALACIMON

**ANÁLISE TEMPORAL DA PRODUÇÃO AGRÍCOLA DO MUNICÍPIO DE BURI
ENTRE OS ANOS DE 1974 ATÉ 2019**

Relatório Final para o Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Estatística da FCT/Unesp para aproveitamento na disciplina Trabalho de Conclusão de Curso II.

Orientador: Prof. Dr. Klaus Schlünzen Junior

**PRESIDENTE PRUDENTE
2023**

T137a	Talacimon, Estéfhane Ferreira Análise Temporal da produção agrícola do município de Buri entre os anos de 1974 a 2019 / Estéfhane Ferreira Talacimon. -- Presidente Prudente, 2023 90 p. : il., tabs. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado - Estatística) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente Orientador: Klaus Schlünzen Junior 1. Séries Temporais. 2. Lavoura. 3. Previsão. I. Título.
-------	---

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

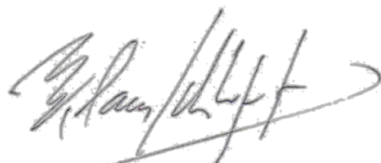
TERMO DE APROVAÇÃO

Estéfhanie Ferreira Talacimon

**ANÁLISE TEMPORAL DA PRODUÇÃO AGRÍCOLA DO
MUNICÍPIO DE BURI ENTRE OS ANOS DE 1974 ATÉ 2019**

Relatório de Final de Trabalho de Conclusão de Curso aprovado como requisito para obtenção de créditos na disciplina Trabalho de Conclusão do curso de graduação em Estatística da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Unesp, pela seguinte banca examinadora:

Orientador:



Prof. Dr. Klaus Schlünzen Junior

Departamento de Estatística



Prof. Dr. Manoel Ivanildo Silvestre Bezerra

Departamento de Estatística



Profa. Dra. Miriam Rodrigues Silvestre

Departamento de Estatística

Presidente Prudente, 20 de dezembro de 2023.

DEDICATÓRIA

Para aqueles que me apoiaram, estiveram ao meu lado e me deram todo o suporte. Aos meus pais Clara e Estevam e ao meu irmão Cristhian por estarem comigo e fazerem esse sonho ser possível.

Aqueles que já se foram, sem poder viver comigo esse momento mas tiveram um papel essenciais para entender o poder da educação e ter a coragem para enfrentar os desafios.

Os que começaram ainda na Europa o plantar, zelar e ceifar das lavouras, transmitindo as gerações o amor pelo agro, semeando os frutos que hoje posso colher. Aos meus avós, tias, tios, primas, primos por toda a preocupação e cuidado.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente devo agradecer a Deus por me iluminar. A Mãe Aparerida por cuidar de mim. A minha família por enfrentar tudo isso comigo.

A todos os professores que participaram de toda a minha formação. Além daqueles que despertar sempre o amor pelas exatas, devo minha gratidão ao professor Luciano Lamari por despertar minha curiosidade pela estatística.

Aos amigos que o curso deu, por sempre estarem juntos, ajudando uns aos outros e criando laços.

Gratidão também aquelas amizades dos diferentes cursos da faculdade, por serem companheiros, compreensivos e dividirem tantos momentos comigo.

Aquelas que dividi cafés da tarde, almoços, jantas e resenhas, por tantas memórias criadas no “Prédinho da guarita” com as moradoras e todos os seus agregados. Principalmente a Beatriz por ter me acolhido e permitido viver tudo isso.

Gratidão por tudo.

RESUMO

A importância do agronegócio para a economia brasileira é inquestionável. As terras férteis, o clima tropical, a dimensão territorial proporcionam uma grande diversidade de produtos produzidos. A exportação brasileira de produtos agrícolas atinge países em todos os continentes, sendo uma das maiores do mundo. Situado a 270 km da Capital Paulista, próximo a divisa com o Estado do Paraná, o Município de Buri é considerado um dos maiores produtores agrícolas de São Paulo, com uma economia voltada para o Agronegócio. Diversas famílias migraram e migram para as terras burienses para trabalhar nas propriedades rurais. De uma agricultura familiar, passada ~~de~~ através das gerações, a soja, o milho, o trigo e o feijão ganham destaque, além das grandes plantações de citrus e do reflorestamento de Pinus e Eucalipto. Utilizando Séries Temporais, este trabalho busca realizar uma avaliação das áreas utilizadas para cultivo e a produção no Município e com isso projetar como estes objetos de análise se encontrarão nos próximos anos.

Palavras chaves : lavoura, plantação, séries temporais, análise estatística.

ABSTRACT

The importance of agribusiness to the Brazilian economy is unquestionable. Fertile lands, a tropical climate, and a vast territory provide a great diversity of produced goods. Brazil's agricultural exports reach countries on all continents, making it one of the largest in the world. Located 270 km from the capital city of São Paulo, near the border with the state of Paraná, the municipality of Buri is considered one of the largest agricultural producers in São Paulo, with an economy focused on agribusiness. Numerous families have migrated and continue to migrate to Buri's lands to work on rural properties. From a tradition of family farming passed down through generations, crops such as soybeans, corn, wheat, and beans have gained prominence, along with large citrus plantations and reforestation of pine and eucalyptus. This study aims to perform an evaluation of the areas used for cultivation and production in the municipality using time series analysis, projecting how these objects of analysis will fare in the coming years.

Keywords: crops, plantations, time series, statistical analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Brasil Área Plantada com 5 principais grãos*.

Figura 2 – Área de lavouras de Buri.

Figura 3 – Área de lavouras de Buri.

Figura 4 – Produção, consumo e exportação de Soja (mil toneladas).

Figura 5 – Gráfico da produtividade da soja.

Figura 6 – Gráfico da área de produção de soja.

Figura 7 - Gráfico da produtividade do feijão.

Figura 8 - Gráfico da área de produção de feijão.

Figura 9 – Produção, consumo e exportação de Milho (mil toneladas).

Figura 10 - Gráfico da produtividade do milho.

Figura 11 - Gráfico da área da plantação do milho.

Figura 12 - Gráfico da produção de trigo.

Figura 13 – Gráfico da área de produção do trigo.

Figura 14 – Gráfico da 1ª diferença da Série da produção de soja no município de Buri.

Figura 15 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da produção de soja em toneladas.

Figura 16 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da produção de soja em toneladas.

Figura 17 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de soja.

Figura 18 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da produção de soja.

Figura 19 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de soja.

Figura 20 – Gráfico da 1ª diferença da Série da produção de feijão no município de Buri.

Figura 21 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da produção de feijão em toneladas.

Figura 22 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da produção de feijão em toneladas.

Figura 23 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de feijão.

Figura 24 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da produção de feijão

Figura 25 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de feijão.

Figura 26 – Gráfico da 1ª diferença da Série da produção de milho no município de Buri.

Figura 27 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da produção de milho em toneladas.

Figura 28 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da produção de milho em toneladas.

Figura 29 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de milho.

Figura 30 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da produção de milho.

Figura 31 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de milho.

Figura 32 – Gráfico 1ª diferença da produção de Trigo.

Figura 33 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença produção de trigo em toneladas.

Figura 34 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da produção de trigo em toneladas.

Figura 35 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de trigo.

Figura 36 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da produção de trigo.

Figura 37 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de trigo.

Figura 38 – Gráfico da 1ª diferença da área de plantio de soja em hectares.

Figura 39 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da área da plantio de soja em hectares.

Figura 40 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da área da plantio de soja em hectares.

Figura 41 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de soja.

Figura 42 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da área da produção de soja.

Figura 43 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de soja.

Figura 44 – Gráfico da 1ª diferença da área de plantio de feijão em hectares.

Figura 45 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da área da plantio de feijão em hectares.

Figura 46 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da área da plantio de feijão em hectares.

Figura 47 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(9,1,6)$ da área de produção de feijão.

Figura 48 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da área da produção de feijão.

Figura 49 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de feijão.

Figura 50 – Gráfico da 1ª diferença da área de plantio de milho em hectares.

Figura 51 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da área da plantio de milho em hectares.

Figura 52 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da área da plantio de milho em hectares.

Figura 53 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de milho.

Figura 54 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da área da produção de milho.

Figura 55 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de milho.

Figura 56 – Gráfico da 1ª diferença da área de plantio de trigo em hectares

Figura 57 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da área da plantio de trigo em hectares.

Figura 58 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da área da plantio de trigo em hectares.

Figura 59 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(2,1,2)$ da produção de trigo.

Figura 60 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da área da produção de trigo.

Figura 61 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(2,1,2)$ da área de produção de trigo.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Produção de Soja em Grãos (mil toneladas).

Tabela 2 – Produção de Milho em Grãos (mil toneladas).

Tabela 3 – Produção de milho em Grãos (mil toneladas).

Tabela 4 – p-valor das séries da produção de grãos.

Tabela 5 – primeira diferença das séries da produção.

Tabela 6 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(0,1,1)$.

Tabela 7 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(1,1,1)$.

Tabela 8 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de soja.

Tabela 9 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de soja.

Tabela 10 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de feijão para o modelo $ARIMA(0,1,0)$.

Tabela 11 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(2,1,3)$.

Tabela 12 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de feijão.

Tabela 13 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de feijão.

Tabela 14 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de milho para o modelo $ARIMA(0,1,1)$.

Tabela 15 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(1,1,1)$.

Tabela 16 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de milho.

Tabela 17 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de milho.

Tabela 18 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de trigo para o modelo $ARIMA(0,1,1)$.

Tabela 19 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de trigo para o modelo $ARIMA(1,1,1)$.

Tabela 20 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de trigo.

Tabela 21 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de trigo.

Tabela 22 – p-valor das séries da área

Tabela 23 – primeira diferença das séries da área

Tabela 24 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de soja para o modelo $ARIMA(0,1,1)$.

Tabela 25 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de soja para o modelo $ARIMA(1,1,1)$.

Tabela 26 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção da área de plantio de soja.

Tabela 27 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de soja.

Tabela 28 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de feijão para o modelo $ARIMA(0,1,0)$.

Tabela 29 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(9,1,6)$ da produção da área de plantio de feijão.

Tabela 30 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(9,1,6)$ da área de produção de feijão.

Tabela 31 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(9,1,6)$.

Tabela 32 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de milho para o modelo $ARIMA(0,1,0)$.

Tabela 33 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de milho para o modelo $ARIMA(1,1,1)$.

Tabela 34 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção da área de plantio de milho.

Tabela 35 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de milho

Tabela 36 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de trigo para o modelo $ARIMA(2,1,2)$.

Tabela 37 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de trigo para o modelo $ARIMA(2,1,2)$.

Tabela 38 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(2,1,2)$ da área de produção de trigo.

Tabela 39 – Previsões para a produção das lavouras do município de Buri entre 2020 a 2031.

Tabela 40 – Previsões para as áreas de lavouras do município de Buri entre 2020 a 2031.

LISTA DE SIGLAS

Cepea	Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada.
CGAPI	Coordenação-Geral de Articulação de Projetos Internacionais.
CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento.
DCI	Departamento de Conformidade Interna.
Embrapa	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária.
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.
MAPA	Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento.
UNB	Universidade de Brasília.
SIRE	Secretária de Inteligência e Relações Estratégicas.
SPA	Secretária do Patrimônio da União.

SUMÁRIO

1 Introdução	17
1.1 Objetivos	19
2 Metodologia	19
3 Embasamento teórico	20
3.1 Soja	21
3.2 Milho	22
3.3 Trigo	23
3.4 Feijão	23
3.5 Hectare	24
3.6 Culturas de inverno	24
3.7 Lavoura temporária e lavoura permanente	25
4 Séries Temporais	25
4.1 Médias móveis	26
4.2 Sazonalidade	27
4.3 Ruído Branco	27
4.4 Processos Estocásticos	27
4.5 Estacionariedade	27
4.6 Modelo Arma	28
4.7 Modelo Arima	28
4.8 Construção dos Modelos ARIMA	29
4.9 Função de Autocorrelação Parcial (facp)	29
4.10 Análise Residual	30
4.11 Previsão	31
5 Resultados e discussões	31
5.1 Área plantada	32
.....	34
5.2 As lavouras de soja	35
5.3 As lavouras de feijão	37
5.4 As lavouras de milho	39
5.5 As lavouras de trigo	42
5.6 Análises dos resultados	44
6 Conclusão	79
Referências	80
Apêndice	82

1 Introdução

A concentração de terras no Brasil é um fato antigo e conhecido pela. As sesmarias é o maior exemplo dessa historicidade. Apesar da tentativa de manter a agricultura familiar, o êxodo rural foi inevitável durante os anos, tendo sido ápice nas décadas de 1960 e 1980 quando a maior parte da população do campo foi para a cidade em busca de emprego. O principal fator foi a mecanização da mão de obra, quando os trabalhos braçais passaram a ser realizados por máquinas em um período muito menor de tempo.

As máquinas agrícolas atuais já conseguem fazer todo o trabalho sem a necessidade de um operador, sendo programada previamente. Além disso, elas possuem cabines fechadas e contam com um sistema de ar-condicionado para proporcionar bem-estar ao operador em todas as estações do ano. O trabalho se tornou muito mais rápido pelas capacidades de plantios e colheitas serem maiores. Com todas essas inovações, a agricultura 4.0 vem se tornando mais conhecida. Ela é responsável pela utilização de todas as tecnologias existentes a favor dos agricultores para produzir mais, com menor gasto financeiro e de tempo. A Agricultura 5.0 encontra-se dando os primeiros passos, se diferenciando pelo maior uso dos dados disponíveis das lavouras e Inteligência Artificial, permitindo a análise de cada área com suas particularidades para a cultura ali plantada. Muitos destes dados são provenientes das próprias máquinas com capacidades altíssimas de gerar, coletar e armazenar essas informações, facilitando a tomada de decisão do agricultor.

Com o crescimento populacional e a necessidade de manter a vida de mais de 8 bilhões de pessoas, o campo é obrigado a produzir cada vez mais. O Brasil é responsável por parte da produção mundial de grãos, oleaginosas e outras culturas espalhadas pelo território nacional. O Estado do Mato Grosso do Sul ganha destaque nesse quesito, mas o Estado de São Paulo tem a sua representatividade na produção. Buri encontra-se a 270 km da capital, na região Sudoeste do Estado de São Paulo, pertence à Mesorregião de Itapetininga, situado dentro do Vale do Alto Paranapanema, ocupando a 21ª posição em dimensão territorial do Estado de São Paulo. Durante os períodos de Guerras e Revoluções na Europa, muitas famílias das mesmas tribos ou locais próximos, vieram para o Brasil e se estabeleceram na cidade. Em Buri deram continuidade à agricultura que conheciam e expandiram as áreas

plantadas no município. Até hoje, filhos, netos, bisnetos desses imigrantes continuam com os plantios, aumentando as áreas de lavoura. Para Castro, 2016:

Entre o fim do século XIX e os primeiros anos do XX, nas cercanias de Buri, antes do estabelecimento do ramal Itararé da linha ferroviária Sorocabana, ainda havia reminiscências do que fora uma importante atividade de comercialização de muares entre as porções sul e sudeste brasileira, tendo como um principal ponto de entreposto a região do atual município de Sorocaba. O fluxo comercial por tais rotas foi muito ativo no século XVIII, e, entre algumas rotas, uma delas passava pelas áreas dos atuais municípios de Itapeva, Ponta Grossa, já no estado do Paraná, Lajes, até Vacaria, no Rio Grande do Sul. Buri, que se emancipara em 1921 do município de Itapeva (antigo município de Faxina), situa-se nessa antiga rota dos muares entre Sorocaba e a parte meridional brasileira.

As famílias que fundaram a cidade possuíam grandes fazendas às quais foram se dividindo nas gerações futuras. Alguns deram continuidade à agricultura e à pecuária, outros no entanto venderam suas terras. Ainda assim, hoje há muitas propriedades menores dos descendentes dessas famílias.

Sua economia tem grande influência agrícola, destacando-se no cultivo de cereais, principalmente milho, soja, trigo e feijão. Na olericultura as estufas são comumente encontradas com, sobretudo, tomate de mesa, pepino e pimentão.

Nos últimos anos a citricultura vem se destacando pelas altas produtividades, atraindo grandes produtores para a região e hoje o município conta com 1.800.000 pés de laranjas. A produção de algumas frutas também é comum, além de de batata inglesa, tomate estaqueado, inhame e gengibre.

Os tipos de solo e a hidrografia são pontos que atraem pessoas de vários municípios de todo o território nacional à procura de terras agricultáveis. Com isso, apesar das Fazendas empregarem muitas pessoas que moram na cidade, o IDH (Índice de Desenvolvimento Humano) em 2010, segundo o IBGE é de 0.667 sendo um dos menores do Estado que possui 645 ficando em 636º.

Utilizando ferramentas da estatística pode-se obter diversas informações para a tomada de decisões, inclusive no agronegócio, o que ainda é pouco explorado. É possível fazer análises da quantidade de insumos necessários, do tempo para realizar plantios e colheitas, do espaço para armazenar os defensivos e sementes, locais para a secagem e armazenagem dos grãos colhidos.

A possibilidade de realizar previsões permite conhecer o desenvolvimento agrícola de Buri ao longo dos anos. Utilizando as técnicas Estatísticas de Séries Temporais, é possível analisar e compreender como a agricultura vem influenciando

a economia local, permitindo o aumento das atividades econômicas.

Para as empresas, as previsões temporais permitem saber quais são as expectativas para as próximas lavouras, facilitando os investimentos. Para os agricultores, é possível entender como foram os comportamentos dos plantios, das áreas colhidas, –compreender os problemas enfrentados nos momentos que as produções foram menores que o esperado e buscar estratégias para evitar que isso volte a se repetir

1.1 Objetivos

Inicialmente haviam muitas terras que poderiam ser plantadas mas faltavam investimentos para isso. Outros lugares precisavam ser melhorados para as lavouras poderem ser cultivadas.

Com a facilidade dos programas para incentivar a agricultura, e com o aumento da tecnologia na área, diversas terras antes sem uso, começaram a ser plantadas e locais não apropriados também começaram a receber culturas agrícolas.

Observamos um aumento significativo das lavouras, a busca por mais terras agricultáveis e um alargamento da produção.

Com os dados do Kaggle e do IBGE é possível criar uma série histórica da produção agrícola do município de Buri e fazer previsões para os próximos 10 anos considerando as áreas possíveis para a agricultura e o comportamento da variação da produção.

Ao utilizar uma Série Temporal podemos compreender como o desenvolvimento de novas tecnologias impactam nas lavouras e produções. Com uma análise dos dados locais ao longo dos anos, é possível verificar quais foram os pontos importantes que permitiram o desenvolvimento agrícola.

Para os próximos anos, haverá informações sobre a expectativa de produção, permitindo um melhor planejamento das empresas regionais, as tornando mais rentáveis, e para os agricultores os possíveis fatores que tragam um melhor desempenho na produção.

2 Metodologia

A Análise de Série Temporal é uma sequência de realizações de uma variável

por um período de tempo, permitindo prever resultados a partir dos dados obtidos no passado. Essa técnica, muito utilizada em modelos econométricos, auxilia na tomada de decisão.

Os dados devem estar espaçados igualmente, por exemplo, mês ou ano como o que será utilizado neste trabalho . A base retirada da plataforma Kaggle, contém informações das lavouras dos 5.568 municípios Brasileiros entre os anos de 1974 e 2019. Nela é possível saber qual foi a produção anual, áreas plantadas para as mais diferentes culturas como milho, soja, trigo, laranja e tomate.

A busca tem como finalidade encontrar um Modelo Temporal adequado para a descrição dos dados e construção de previsões para os próximos anos. A análise será realizada utilizando a linguagem de programação RStudio. Inicialmente um filtro será aplicado selecionando as variáveis do município de Buri. Dessa forma será possível verificar quais são as culturas presentes e como se deram suas transformações durante os anos. Serão utilizados gráficos, tabelas e medidas resumos como a média, variância e o desvio padrão. Essas informações serão importantes para conhecer os dados. Posteriormente para um modelo bem ajustado, deve-se buscar uma construção onde haja significância estatística.

Alguns fatores devem ser considerados na análise, como o fato de que muitos agricultores passaram a buscar terras nas cidades vizinhas, devido ao esgotamento de áreas para plantio aumentando assim a produção individual mas não a produção, e as áreas plantadas, no município.

Quanto a parte teórica, a necessidade de compreender os conceitos e melhores modelos serão baseadas no livro Análise de Séries Temporais de Morettin e Toloí. Para previsões na área, as pesquisas do Governo e da Embrapa para os próximos anos em nível nacional norteará a respeito das expectativas Brasileiras, permitindo uma comparação entre as expectativas nacionais e as do município de Buri.

As projeções serão para os principais grãos encontrados dentro do banco de dados da cidade sendo eles soja, feijão, milho e trigo. Esses também foram considerados com o interesse do produtor.

3 Embasamento teórico

Entende-se por lavoura o ato de preparar a terra para os cultivares. O substantivo feminino também pode ser compreendido em produto das plantações

resultante do cultivo do terreno.

Dentre a grande variedade de produtos agrícolas cultivados em terras brasileiras, alguns merecem destaque pelas grandes áreas utilizadas para sua produção ou mesmo pela frequência com que são encontrados nas terras agricultáveis, como por exemplo a cana de açúcar, a soja, o milho e o feijão. Algumas dessas culturas podem ser encontradas com maior frequência em certas regiões que se mostram mais propícias para sua produção graças às características climáticas e do solo.

Segundo o IBGE (2023), estado do Mato Grosso lidera o ranking da produção agrícola nacional. Apesar disso, o estado de São Paulo não se faz menos importante, possuindo uma produção bastante significativa para o país.

A produção de milho possui também um espaço amplo na agricultura brasileira, principalmente com o avanço tecnológico e genético que tornaram possível seu cultivo durante todo o ano.

As plantações de trigo são encontradas com maior frequência em regiões de clima mais frio, devido às suas características genéticas. Já o feijão está pela maior parte das propriedades, principalmente nas de agricultura familiar.

O conhecimento sobre algumas culturas, irá auxiliar nas análises das Séries Temporais, pois permitirão entender o motivo de determinadas culturas serem predominantes no município analisado .

Para as análises, é necessário compreender os conceitos de Processos Estocásticos e Séries Temporais. No primeiro caso temos uma sequência de variáveis aleatórias cronológica de um algum fenômeno, já o segundo diz como os dados se comportam em um mesmo intervalo de tempo, gerando assim uma série histórica.

3.1 Soja

A cultura da soja é uma das mais importantes para a economia mundial, devido às suas várias possibilidades de sua utilização. Ficando atrás apenas dos Estados Unidos na produção de soja, o Brasil é responsável pelas lavouras desse alimento milenar.

Muito utilizado na indústria alimentícia para produção de óleo, no consumo do grão, principalmente por vegetarianos e veganos, na produção de ração animal e em diversos outros produtos a partir da produção de polímeros, a soja passou a se

expandir pelo Brasil a partir dos anos de 1970.

Juntos, esses ingredientes fizeram com que a produção da oleaginosa saltasse 557% nos últimos 30 anos, conforme a Companhia Nacional de Abastecimento (Conab).(Canal Rural, 2023). Além do aumento da área plantada, outro fator que influenciou foi o aumento da produtividade média.

Com 38,0 milhões de toneladas e alta de 7,6% no ano, Mato Grosso é o maior produtor. Goiás vem a seguir, com 15,2 milhões de toneladas e alta de 11,4% (IBGE, 2023). Esses estados contêm a maior parte da produção nacional, do produto mais importantes para a maior parte dos estados brasileiros. Para os próximos anos a projeção é um contínuo crescimento da produção nacional.

3.2 Milho

A produção de milho no Brasil aumentou consideravelmente nos últimos anos, somos os únicos a conseguir produzir até três safras de milho durante um ano. O cereal é importante tanto no consumo interno quanto para o externo. Somos os principais responsáveis por enviar o grão para outros lugares do mundo, sendo o segundo maior exportador mundial. Com a falta de espaço para o armazenamento do grão e a necessidade de exportação, os preços vêm caindo diante da Bolsa de Valores. (Notícias Agrícolas, 2023).

Isso se dá devido a sua versatilidade, já que pode ser consumido de diversas formas, utilizado para a produção de biocombustível, além da possibilidade de sua utilização para alimentar diversos tipos de animais, crescendo seu papel na integração lavoura-pecuária.

O período de plantio do milho é de agosto a setembro na região Sul e no Centro-Oeste e no Sudeste varia entre outubro e novembro. A tomada de decisão para a época de semeadura do grão é obtida considerando os fatores climáticos como temperatura, umidade e questões pluviométricas. Isso afeta diretamente a lavoura desde a sua germinação até a quantidade de produção.

O milho safrinha é plantado após uma colheita de verão. Ele tem alta influência da última cultura colhida e do seu momento de plantio, sua rentabilidade depende desses fatores. Além disso ele pode ser afetado pelas mudanças de temperaturas e a ocorrência de geadas. Um levantamento feito mostrou que para o Estado de São Paulo o plantio do milho safrinha até o começo de abril permite uma boa colheita.

Já a terceira safra de milho ocorre entre os meses de abril a junho, passando assim pelo período de Inverno.

A produção de grãos no Brasil no ciclo 2022/23, por exemplo, está estimada em 312,5 milhões de toneladas, o que representa um acréscimo de 40,1 milhões de toneladas quando comparada com a temporada 2021/22 – alta de 15%. (Syngenta Digital, 2023).

3.3 Trigo

Trigo, cevada, centeio e aveia são exemplos de culturas de inverno, aquelas que, a depender do zoneamento da região. São plantadas entre maio e junho, quando começa estação mais fria do ano.

As culturas de inverno são fundamentais para uma boa safra verão e estão diretamente relacionadas ao Sistema de Plantio Direto (SPD). Muito além da cobertura do solo, o trigo tem se tornado mais rentável e, por isso, uma escolha viável para o produtor brasileiro. De acordo com a Syngenta Digital, (2023) a produção do país, segundo dados da Embrapa, representa 50% da necessidade do Brasil, que é também um grande importador do cereal. Vem se desenvolvendo um projeto voltado para a criação de cultivares que aumentem a competitividade do trigo brasileiro, pensados especialmente para aplicações como a panificação, por exemplo.

3.4 Feijão

Sendo um dos elementos da base alimentar brasileira, o feijão é uma leguminosa plantada em todo o território brasileiro, tornando o país o maior produtor mundial, com épocas de plantios variando ao longo do ano dependendo da localização da lavoura, seguindo características regionais. No Livreto-Feijão, Incaper 2010, diz-se:

Um viés mais econômico aponta para a sua importância econômica e social devido, principalmente, ao grande contingente de mão de obra empregada durante o ciclo da cultura e também pela sua procura e acessibilidade de grande parte da população, sobretudo pelas classes economicamente menos favorecidas.

O enfoque na dimensão econômica destaca a importância social do setor, principalmente devido à significativa geração de empregos ao longo do ciclo da

cultura. Além disso, sua demanda e acessibilidade para a maior parte da população, especialmente para as classes menos favorecidas, demonstram sua importância econômica e social.

3.5 Hectare

Baseado no Sistema Internacional de Unidades, o hectare, representado por “ha” possui 10 mil metros quadrados. Por ser a unidade padrão, é utilizada nas lavouras, já que quando se fala em alqueires, devemos considerar qual é o padrão regional já que existem variações.

Sabendo previamente o tamanho da área que se deseja realizar o plantio, é possível planejar a quantidade de sementes que devem ser utilizadas naquele momento, além das quantidades de fertilizantes e agrotóxicos.

3.6 Culturas de inverno

Também chamadas de culturas de entressafra, as culturas de inverno oferecem inúmeras vantagens e podem contribuir para o aumento da fertilidade do solo para o restante do ano. Além disso, elas ajudam a incrementar a renda dos agricultores e reduzem as chances de sobrevivência de organismos patogênicos e plantas daninhas. Ela ocorre no período que o clima está mais seco e as temperaturas mais frias.

Caracterizada por temperaturas mais elevadas mesmo no inverno, o Sudeste brasileiro apresenta um diferente leque de oportunidades em comparação com outras regiões. Além da possibilidade de cultivo de espécies de trigo mais resistentes ao calor, encontram-se plantações de sorgo, feijão, girassol e cambre.

É importante lembrar que as culturas de inverno devem ser plantadas considerando as características da cultura de verão. Em caso de culturas com sistemas de produção divergentes, as safras sofrem menos com a especialização de pragas, doenças e ervas daninhas.

Durante as estações de outono/inverno, muitos agricultores optam pelo plantio da cultura de cobertura. Esse processo é fundamental para manter um bom aproveitamento do solo, produzindo palhada e dessa forma aumentando a quantidade de matéria orgânica das terras. Neste caso, não se tem a comercialização do produto.

Quando se deseja inserir produtos no mercado, é necessário se atentar com as culturas para que elas consigam também suportar as baixas temperaturas. O milho

(conhecido como milho safrinha ou segunda lavoura) é uma das possibilidades que os agricultores encontraram para o período. Isso se dá devido ao melhoramento genético, permitindo as plantações do grão entre fevereiro e setembro.

3.7 Lavoura temporária e lavoura permanente

As lavouras temporárias possuem um ciclo de curta e média duração, tendo um período inferior a um ano com necessidade de plantio após sua colheita. Alguns dos exemplos para esse tipo de plantio são o feijão, o trigo, a soja, o milho, o algodão,

No caso de lavouras permanentes, os ciclos vegetativos ultrapassam um ano. Elas permanecem fixadas no solo e não possuem a necessidade de replantio para as próximas colheitas. Nessa situação inclui-se a banana, a laranja e o café.

4 Séries Temporais

Entende-se por série temporal uma sequência de observações ao longo de um tempo sobre uma variável, registradas em um período regular, havendo uma dependência das variáveis vizinhas, sendo entendida como uma amostra de um processo estocástico.

As variáveis podem ser contínuas ou discretas. Para uma série temporal com dados contínuos realiza-se uma amostragem considerando intervalos de tempo iguais sendo eles: Δ_t obtendo em um intervalo de tempo $[0, T]$ com T sendo o número de horas.

Estudada em diversas áreas, sua tendência indica o padrão de crescimento ou decrescimento no período observado. Entre os exemplos permitidos de ser citados segundo (Morettin, Tolo, 2006)

- (a) investigar o mecanismo gerador da série temporal; por exemplo, analisando uma série de altura de ondas, podemos querer saber como essas ondas foram geradas;
- (b) fazer previsões de valores futuros da série ; estas podendo ser a curto prazo, como para as séries de vendas, produção ou estoque, ou a longo prazo, como para séries populacionais, de produtividade etc.;
- (c) descrever apenas o comportamento da série; neste caso, a construção do gráfico, a verificação da existência de tendência, ciclos e variações sazonais, a construção de histogramas e diagramas de dispersão etc., podem ser ferramentas úteis;
- (d) procurar periodicidade relevantes nos dados; aqui, a análise espectral, mencionada anteriormente, pode ser de grande utilidade.

Para Bezerra (2007), “em todos esses casos podemos construir modelos

probabilísticos ou estocásticos, tanto no domínio de tempo quanto no domínio de frequência”.

O objetivo da análise de Séries Temporais é identificar padrões não aleatórios na série temporal de uma variável de interesse, e a observação deste comportamento passado pode permitir fazer previsões sobre o futuro, orientando a tomada de decisões”. (Reis, 2004).

Dentre os objetivos de uma Série Temporal está identificar padrões não aleatórios de uma variável de interesse. Com isso é possível realizar previsões sobre o futuro e direcionando a uma tomada de decisão.

As situações possíveis para a Série Temporal podem incluir, uma, duas, três ou quatro características, sendo elas:

- tendência (T), que é o comportamento de longo prazo da série, que pode ser causada pelo crescimento demográfico, ou mudança gradual de hábitos de consumo, ou qualquer outro aspecto que afete a variável de interesse no longo prazo;
- variações cíclicas ou ciclos (C), flutuações nos valores da variável com duração superior a um ano, e que se repetem com certa periodicidade, que podem ser resultado de variações da economia como períodos de crescimento ou recessão, ou fenômenos climáticos como o El Niño (que se repete com periodicidade superior a um ano);
- variações sazonais ou sazonalidade (S), flutuações nos valores da variável com duração inferior a um ano, e que se repetem todos os anos, geralmente em função das estações do ano (ou em função de feriados ou festas populares, ou por exigências legais, como o período para entrega da declaração de Imposto de Renda); se os dados forem registrados anualmente NÃO haverá influência da sazonalidade na série;
- variações irregulares (I), que são as flutuações inexplicáveis, resultado de fatos fortuitos e inesperados como catástrofes naturais, atentados terroristas como o de 11 de setembro de 2001, decisões intempestivas de governos, etc. (Reis, 2004)

Conforme o comportamento dos dados, há necessidade de ajuste dos modelos, que podem ser estacionários ou não. A partir disso pode ser definida qual a melhor abordagem.

Um processo Z é estacionário quando se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável. (Morettin, Toloi, p.23, 2006).

Esta situação encontra-se em séries que não apresentam tendência ou sazonalidade.

4.1 Médias móveis

O objetivo da utilização das médias móveis é suavizar os dados para formar

um indicador que segue uma tendência em determinado período. O termo “móvel” refere-se a uma renovação dos dados, onde eles são atualizados para novos, permitindo recalcular o comportamento. No mercado financeiro o termo é muito utilizado para acompanhar a oscilação dos preços conforme os valores de mercado são atualizados.

4.2 Sazonalidade

A sazonalidade em uma série corresponde às oscilações de subida e de queda que sempre ocorrem em um determinado período do ano, do mês, da semana ou do dia. A diferença essencial entre as componentes sazonal e cíclica é que a primeira possui movimentos facilmente previsíveis, ocorrendo em intervalos regulares de tempo, enquanto que movimentos cíclicos tendem a ser irregulares.

4.3 Ruído Branco

Seja X uma sequência de variáveis aleatórias independente e normalmente distribuída assume-se que o ruído branco tenha média constante, variância constante igual a σ^2 , sendo uma distribuição simétrica e com correlações igual a 0 em instantes t diferentes de s .

Logo:

$$X_t \sim RB(0, \sigma^2) \text{ com } t \in [1, n].$$

4.4 Processos Estocásticos

Um processo estocástico é uma família $Z = \{Z_t, t \in T\}$ tal que, para cada $t \in T$ z_t é uma variável aleatória definida num espaço de probabilidades $(\Omega, \mathcal{A}, P)$. T é tomado como um conjunto de números inteiros $Z = \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$ ou o conjunto dos números reais $\mathbf{R}$. (Bezerra, 2007).

4.5 Estacionariedade

Entende-se como uma série estacionaria quando há um desenvolvimento de modo aleatório ao longo do tempo tendo uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio. No entanto, a maior parte das séries encontradas não possui essa

característica.

Quando a série é dita não estacionária devemos tomar diferenças sucessivas para que esse processo aconteça.

Diversas vezes realizar isso tomando a primeira diferença já é suficiente para obter-se a estacionariedade.

Para um processo estocástico ela é a suposição mais importante por não alterar as leis de probabilidade atuantes no processo durante o tempo, mantendo dessa maneira o equilíbrio estatístico.

A primeira diferença para Z_t é definida como:

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$$

De modo sucessivo podemos definir as seguintes diferenças com a equação geral dada por:

$$\Delta^n Z_t = \Delta [\Delta^{n-1} Z_t]$$

4.6 Modelo Arma

Um modelo mais geral para representar uma série formada pelas partes autorregressivas e médias-móveis pode ser definido como:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Z_t é um processo autoregressivo de médias-móveis defastados no tempo com ordem p e q , respectivamente e tendo ϕ 's ruído branco e θ 's autorregressivo formado por ruído branco com parâmetros podendo ser assim representado por $ARMA(p, q)$.

4.7 Modelo Arima

Também chamado de Modelo Autorregressivo-Integrado-Médias-Móveis. As séries Z_t , tais que, tomando-se um número finito de diferenças, d , tornam-se estacionárias, são chamadas não-estacionárias homogêneas. Se

$$W_t = \Delta^d Z_t$$

é estacionária, podemos representar W_t por um modelo $ARMA(p, q)$, ou seja,

$$\phi(X)W_t = \theta(X)a_t$$

Se W_t é uma diferença de Z_t , então Z_t é uma integral de W_t , daí dizemos que Z_t segue um modelo autoregressivo-integrado-médias-móveis, ou modelo $ARIMA(p, d, q)$,

$$\phi(X)\Delta^d Z_t = \theta(X)a_t$$

de ordem (p, d, q) , se p e q são as ordens de $\phi(X)$ e $\theta(X)$, respectivamente.

$$\phi(X)\Delta^d W_t = \theta(X)a_t$$

O modelo $ARIMA(p, d, q)$, pode ser escrita como:

$$\xi(X)Z_t = \theta(X)a_t$$

com $\xi(X)$ sendo um operador autoregressivo não-estacionário, de ordem $p + d$, com d raízes iguais a 1 (sobre o círculo unitário) e as restantes p estão fora do círculo unitário, ou seja,

$$\xi(X) = \phi(X)\Delta^d = \phi(X)(1 - X)^d$$

Portanto o modelo $ARIMA(p, d, q)$, supõe que a d -ésima diferença da série Z_t pode ser representada por um modelo $ARMA$, estacionário e invertível (Bezerra, 2007).

4.8 Construção dos Modelos ARIMA

Dentre os métodos para identificação do modelo ARIMA, faz-se necessário os ciclos iterativos do método Box e Jenkins, sendo eles: 1) identificação, 2) estimação e 3) verificação.

A identificação do modelo é feita a partir das autocorrelações e autocorrelações parciais estimadas, dentre as quais esperamos que representem adequadamente as verdadeiras quantidades teóricas, que são desconhecidas.

4.9 Função de Autocorrelação Parcial (facp)

Podemos definir a correlação entre Z_t e Z_{t-k} removendo o efeito das variáveis $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1}$. Esta medida, para séries estacionárias, é chamada a autocorrelação parcial até a posição k e será denotada por ϕ_{kk} , se Z_t é uma série normalmente distribuídos, ou seja,

$$\phi_{kk} = \text{corr}(Z_t, Z_{t-k} / Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1})$$

onde ϕ_{kk} é o coeficiente de correlação da distribuição de Z_t e Z_{t-k} condicional a $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1}$. Um método geral para encontrar a facp para um processo estacionário com $\text{fac } \rho_k$ é o seguinte : para um dado k , mostra-se que ϕ_{kk} satisfaz as equações de Yule-Walker:

$$\rho_j = \phi_{k1} \rho_{j-1} + \phi_{k2} \rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk} \rho_{j-k} \quad \text{com } j=1,2,\dots,k.$$

A função de autocorrelação é dada como:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\text{Cov}[Z_t - Z_{t-k}]}{\sqrt{\text{Var}(Z_t) \text{Var}(Z_{t-k})}}$$

com $k=1,2,\dots,n-1$ e com $t=1,2,\dots,n$.

Para Bezerra (2007):

O objetivo da identificação é determinar os valores de p, d e q do modelo $ARIMA(p, d, q)$, além de obter estimativas preliminares dos parâmetros a serem utilizados no estágio de estimação.

Procedimento

- I) Inicialmente diferenciamos a série Z_t , tantas vezes quantas necessárias, para se obter uma série estacionária, de modo que o processo $\Delta^d Z_t$ seja reduzido a um $ARMA(p, q)$. O número de diferenças, d , necessárias para que o processo se torne estacionário, é alcançado quando a fac amostral de $W_t = \Delta^d Z_t$ decresce rapidamente para zero;
 - II) Identificamos o processo $ARMA(p, q)$ resultante, através da análise das fac e facp estimadas, cujo comportamentos devem ser semelhantes aqueles das respectivas quantidades teóricas (AR, MA e $ARMA$).
- Geralmente, na prática $d = 0, 1$, ou 2 , e será suficiente inspecionar as primeiras 15 ou 20 autocorrelações da série e de suas diferenças.

4.10 Análise Residual

Box-Pierce (1970, apud Morettin, p.200, 2006) sugeriram um teste para as autocorrelações dos resíduos estimados, que, apesar de não detectar quebras específicas no comportamento do ruído branco, pode indicar que esses valores são muito altos (Morettin, p. 200, 2004).

Se o modelo estiver adequado os resíduos devem possuir normalidade e a estatística do teste pode ser dada como:

$$Q(K) = n(n+2) \sum_{j=1}^k (\hat{r}_j^2 / n - j)$$

Tem uma distribuição χ^2 com $K - p - q$ graus de liberdade sendo ϕ 's ruído branco e θ 's autorregressivo formado por ruído branco e distribuição assintótica obtida por $K = K(n) \rightarrow \infty$.

4.11 Previsão

Para o modelo ARIMA, podemos fazer as suas previsões de modo:

$$\hat{Z}_t(h) = \varphi_1 [\mathbf{Z}_{t+h-1}] + \dots + \varphi_{p+d} [\mathbf{Z}_{t+h-p-d}] - \theta_1 [\mathbf{a}_{t+h-1}] - \dots - \theta_q [\mathbf{a}_{t+h-q}] + [\mathbf{a}_{t+h}]$$

Para : $h \geq 1$

$$[Z_{t+k}] = \hat{Z}_t(k), \quad k > 0$$

$$[Z_{t+k}] = Z_{t+k}, \quad k \leq 0$$

$$[a_{t+k}] = 0, \quad k > 0$$

$$[a_{t+k}] = a_{t+k}, \quad k \leq 0$$

5 Resultados e discussões

Não se pode negar como a evolução dos implementos agrícolas possibilitaram lavouras maiores e mais rentáveis. Apesar do exodo rural que ocorreu após a Terceira Revolução Industrial, vemos uma população urbana com a necessidade de se especializar dentro das fazendas.

As propriedades rurais passam a contar com implementos com tecnologia de ponta e continuamente avançando nisso. Os operadores de máquinas precisam de formação para poder utilizar da melhor forma os tratores, plantadeiras, pulverizadores

e colheitadeiras. Mas além disso, os drones também estão ganhando espaço por tornar processos de mapeamentos e pulverizações mais rápidos. Hoje existem empresas especializadas nisso sendo contratadas para os diversos plantios das terras brasileiras.

Com a utilização de insumos permite um solo propício para o bom desenvolvimento das culturas. Com a correção adequada, busca-se manter áreas com a mesma produtividade por hectare apesar de suas diferenças geológicas. Segundo as “Projeções do Agronegócio 2020-2021 a 2030-2031” da Embrapa (2021) nas lavouras 2030/2031 é que as lavouras brasileiras produzam 333.1 milhões de toneladas com uma taxa de crescimento de 2.4% ao ano. Para a exportação, estima-se um aumento de 33.6% da produção. A área de grãos deve expandir-se dos atuais 68,7 milhões de hectares para 80,8 milhões de hectares em 2030/31. A área plantada com lavouras deve passar de 82,0 milhões de hectares em 2020/21 para 93,3 milhões em 2030/31. Um acréscimo de 11,3 milhões de hectares.

Contudo, junto a esse desenvolvimento deve-se olhar para a sustentabilidade. As questões ambientais vêm sendo discutidas durante conferências realizadas pela ONU (Organização das Nações Unidas). A Agenda 2030 inclui 17 objetivos e 169 metas com ações mundiais em diversas áreas incluindo a agricultura. Nesse contexto, a agricultura brasileira passa por profundas transformações econômicas, culturais, sociais, tecnológicas, ambientais e mercadológicas, que ocorrem em alta velocidade e em direções distintas, impactando de forma substancial o mundo rural. (Embrapa, 2018).

Segundo a Embrapa, também somos um país buscando a sustentabilidade nas lavouras sem a perda de qualidade. O Brasil poderá fortalecer seu reconhecimento e protagonismo mundial na elevação da produtividade e no aumento da oferta de produtos agrícolas com maior equilíbrio ambiental. (Embrapa, 2018).

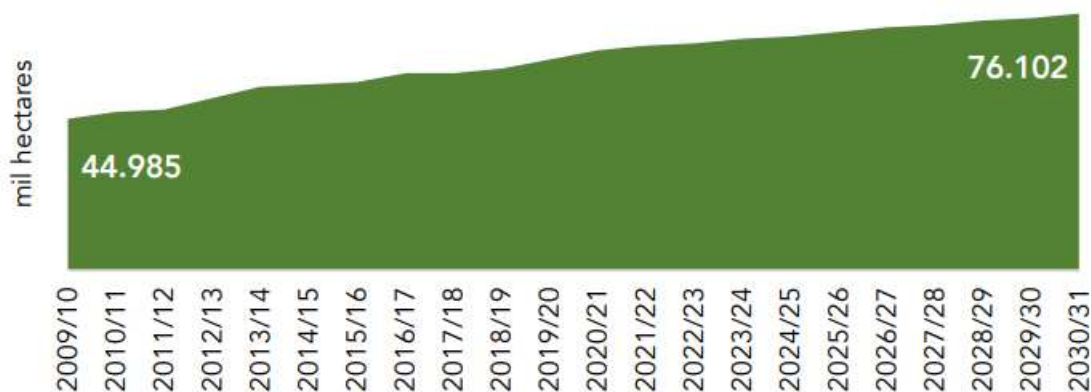
Não diferente de outras regiões, as questões climáticas afetaram diversos momentos das lavouras brasileiras tornando áreas plantadas menores que áreas colhidas. Isso se dá em anos diferentes e por situações como cheias em períodos chuvosos como janeiro, ou frios rigorosos com geadas.

5.1 Área plantada

O vasto território brasileiro vem permitindo o aumento da exploração de áreas

destinadas a lavoura. Junto a isso, os insumos permitem que solos antes não cultiváveis, possam ser utilizada em lavouras. No gráfico “Brasil Área Plantada com 5 principais grãos” tem-se noção desse aumento a partir de 2009 com estimativas para as lavouras que estão por vir.

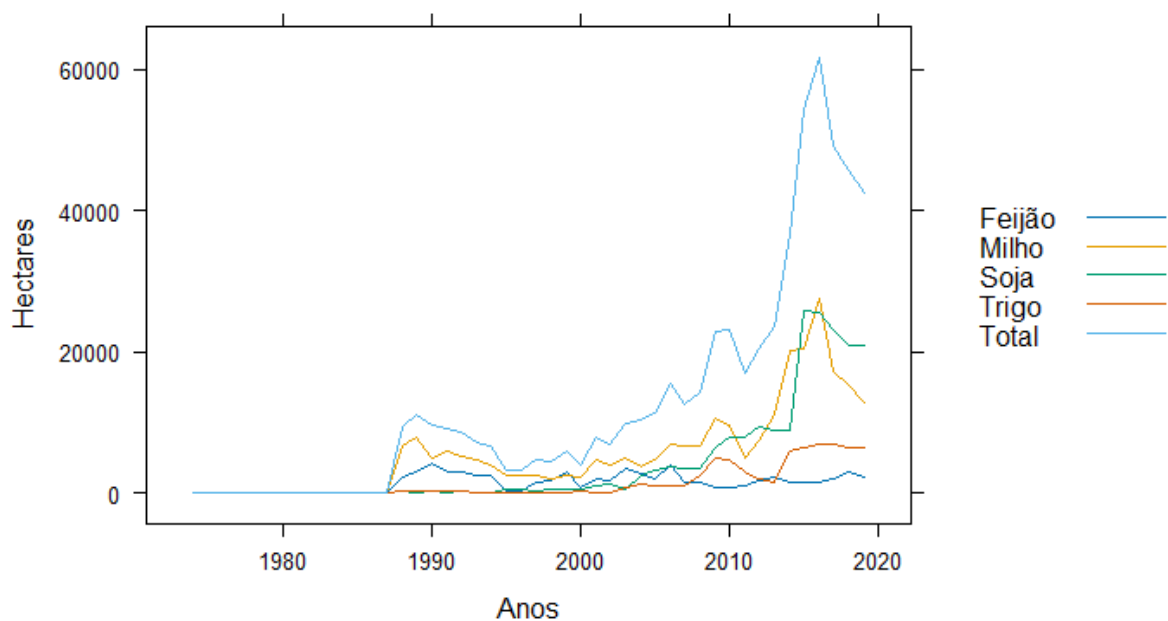
Figura 1 - Brasil Área Plantada com 5 principais grãos*



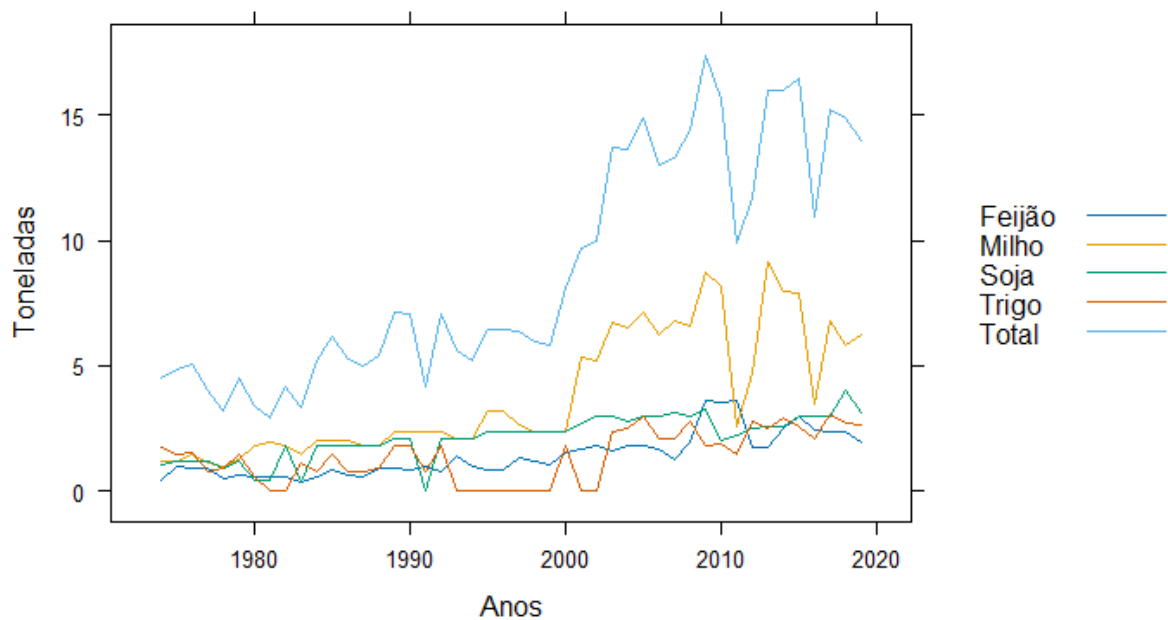
Fonte: CGAPI/DCI/SPA/MAPA, SIRE/Embrapa e Departamento de Estatística/UNB. *arroz, feijão, milho, soja e trigo.

Analisando o gráfico a figura 2, é notório o quanto as lavouras vieram ganhando espaço em Buri. Algumas áreas passaram a ser recuperadas e destinadas as plantações, as pastagens não são facilmente encontradas mais. Hoje os agricultores se vem em uma disputa por terras que possam arrendar, buscando inclusive em cidades vizinhas.

Acompanhando o ritmo brasileiro, houve um aumento de hectares plantados a partir de 2009 em Buri. Apesar da ausência de dados entre os anos de 1974 a 1984 não representa a falta de lavoura, mas algo não possibilitou a coleta deles.

Figura 2 – Área de lavouras de Buri

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 3 – Área de lavouras de Buri

Fonte: Elaborado pela autora.

O aumento de plantios se dá principalmente após investimentos e programas de empréstimos para os agricultores. Destaca-se nessa situação o milho e a soja, que com a biotecnologia tiveram desenvolvimentos capazes de aumentar

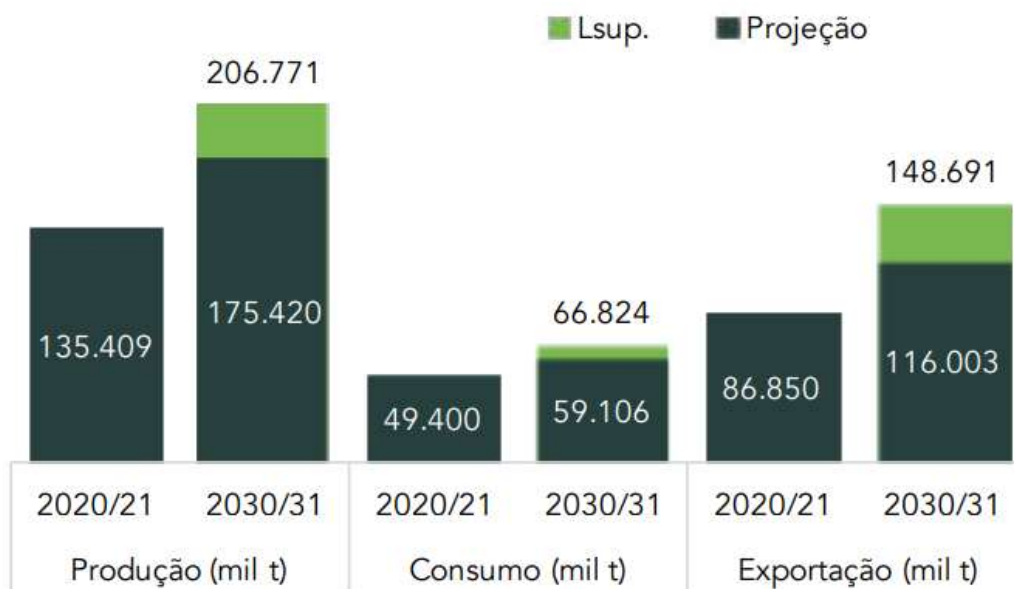
significativamente a produção.

5.2 As lavouras de soja

O grão vem sendo visto como um tesouro. Muitos espaços antes destinados a outras atividades, passaram a ser destinados principalmente a soja. Isso porque a procura do Mundo vem crescendo e as lavouras rápidas tem uma lucratividade maior.

Segundo a Conab o Brasil produziu mais de 150 toneladas de soja na safra 2022/2023, permanecendo atrás dos Estados Unidos e da Argentina na produção mundial. (Embrapa, 2023).

Figura 4 – Produção, consumo e exportação de Soja (mil toneladas)



Fonte: CGAPI/DCI/SPA/MAPA, SIRE/Embrapa e Departamento de Estatística/UNB

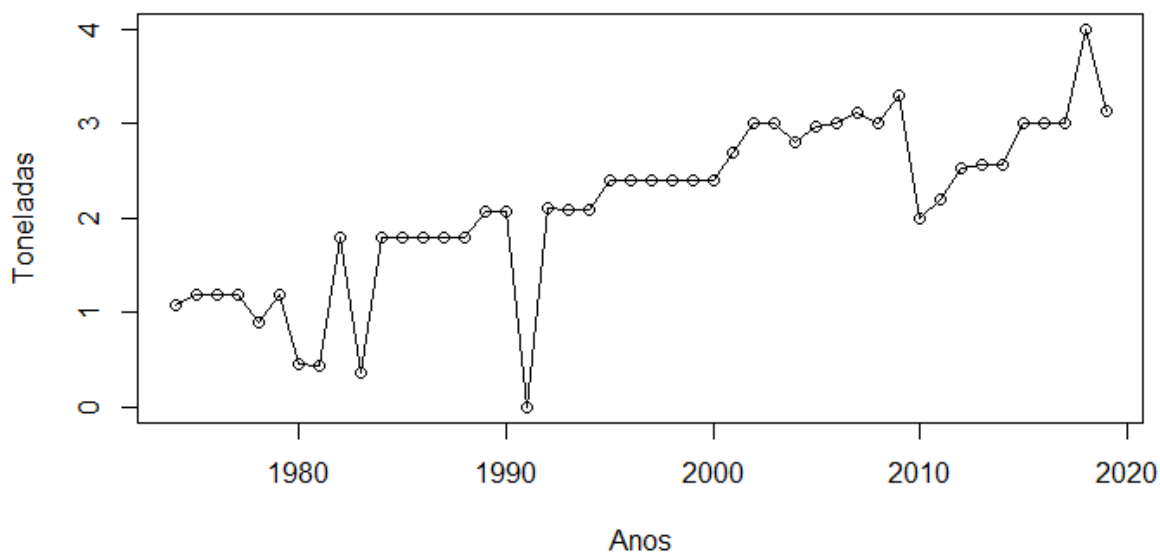
Tabela 1 - Produção de Soja em Grãos (mil toneladas).

	Prod (mil t)	
	Projeção	Lsup.
2020/21	3.105	-
2021/22	3.044	3.650
2022/23	3.150	3.791
2023/24	3.112	3.759
2024/25	3.062	3.831
2025/26	3.111	3.930
2026/27	3.103	3.937
2027/28	3.070	3.965
2028/29	3.088	4.030
2029/30	3.089	4.054
2030/31	3.069	4.075

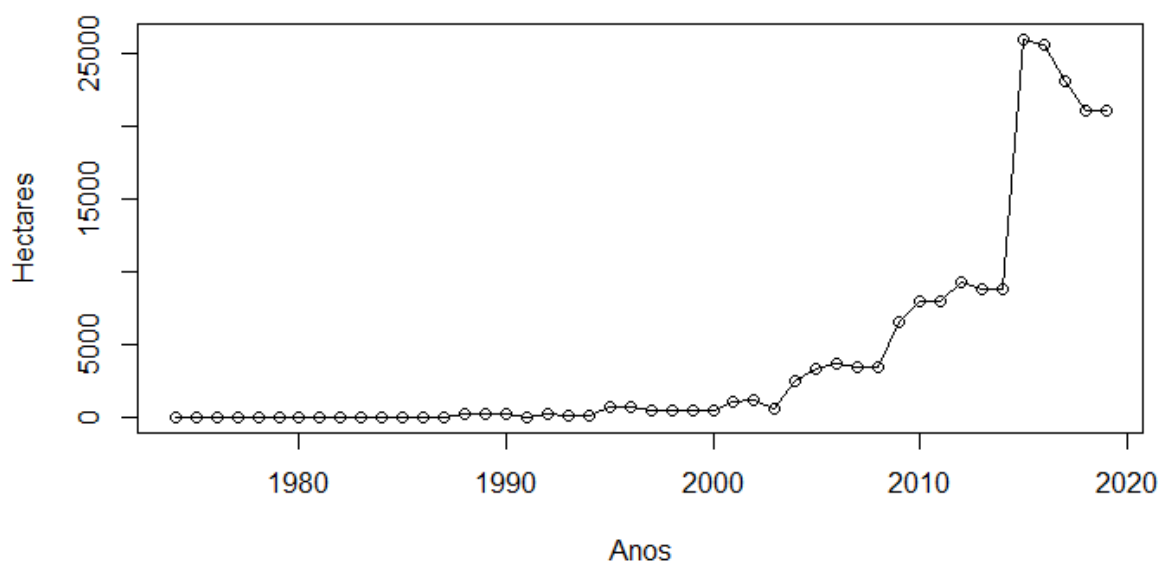
Fonte: Elaboração da CGAPI/DCI/SPA/MAPA, SIRE/Embrapa e Departamento de Estatística/UNB com dados da CONAB. * Modelos utilizados: Para produção modelo Espaço de estados, para consumo modelo Arma e para exportação modelo PA.

Podemos notar pelo gráfico e pela tabela apresentados quais são as perspectivas brasileiras. A exportação continua sendo a principal visão do produtor pelos preços mais favoráveis.

Os agricultores burienses também estão com grande expectativas com a lavoura de soja. No ano de 1991 não há registros de produção de soja no município. Em 2015 teve-se a maior área plantada com 25903 hectares plantadas. Porém a maior produtividade ocorreu em 2018 com um registro de 4.001 toneladas em uma área plantada de 6500 hectares, conforme pode ser observado nas figuras 5 e 6.

Figura 5 – Gráfico da produtividade da soja

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 6 – Gráfico da área de produção de soja

Fonte: Elaborado pela autora.

5.3 As lavouras de feijão

Sendo um dos principais alimentos do prato do brasileiro, o feijão é produzido em diferentes épocas do ano com suas diversas variedades. Nas pequenas

propriedades ainda é comum se ver a venda do grão para os vizinhos ou parentes.

O consumo tem-se mantido estável nos últimos anos, e pode-se considerar que o consumo per capita tem acompanhado a taxa de crescimento da população. (Embrapa, 2021).

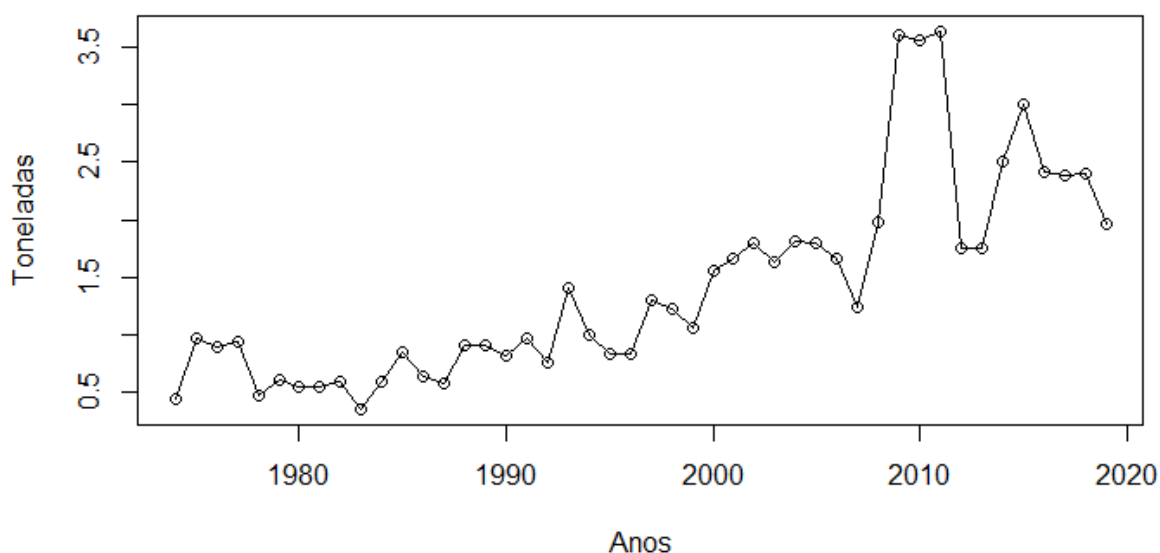
Tabela 2 - Produção de Feijão em Grãos (mil toneladas).

	Produção (mil t)	
	Projeção	Lsup.
2020/21	96.392	-
2021/22	101.511	118.676
2022/23	104.016	122.352
2023/24	106.522	125.958
2024/25	109.027	129.505
2025/26	111.533	133.001
2026/27	114.038	136.453
2027/28	116.544	139.868
2028/29	119.049	143.248
2029/30	121.555	146.597
2030/31	124.060	149.919

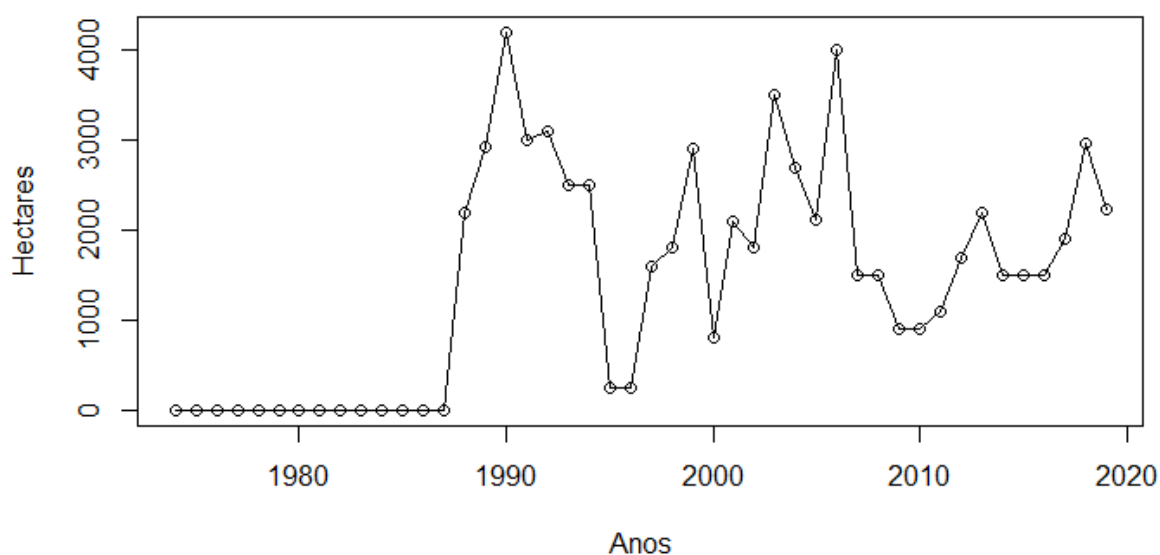
Fonte: Elaboração da CGAPI/DCI/SPA/MAPA, SIRE/Embrapa e Departamento de Estatística/UNB com dados da CONAB. * Modelos utilizados: Para produção modelo Espaço de estados, para consumo modelo Arma e para exportação modelo PA.

Com a análise das figuras 7 e 8, as apostas nas lavouras de feijão continuam altas, contudo seus resultados nem sempre são satisfatórios com baixa produtividade.

Por outro lado, vemos anos em torno de 2010 com boas colheitas, seguindo para anos após 2015 com uma boa perspectiva de produção nos mesmos hectares anteriores destinados ao grão. A menor produtividade do município se deu no ano de 1983 sendo ela 0.335 toneladas. Quanto a maior produção aconteceu no ano de 2011 com 3.6363 toneladas. O maior registro da área destinada ao grão foi de 4200 hectares no ano de 1990, já nos anos de 1995 e 1996 teve-se apenas 250 hectares.

Figura 7 - Gráfico da produtividade do feijão

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 8 - Gráfico da área de produção de feijão

Fonte: Elaborado pela autora.

5.4 As lavouras de milho

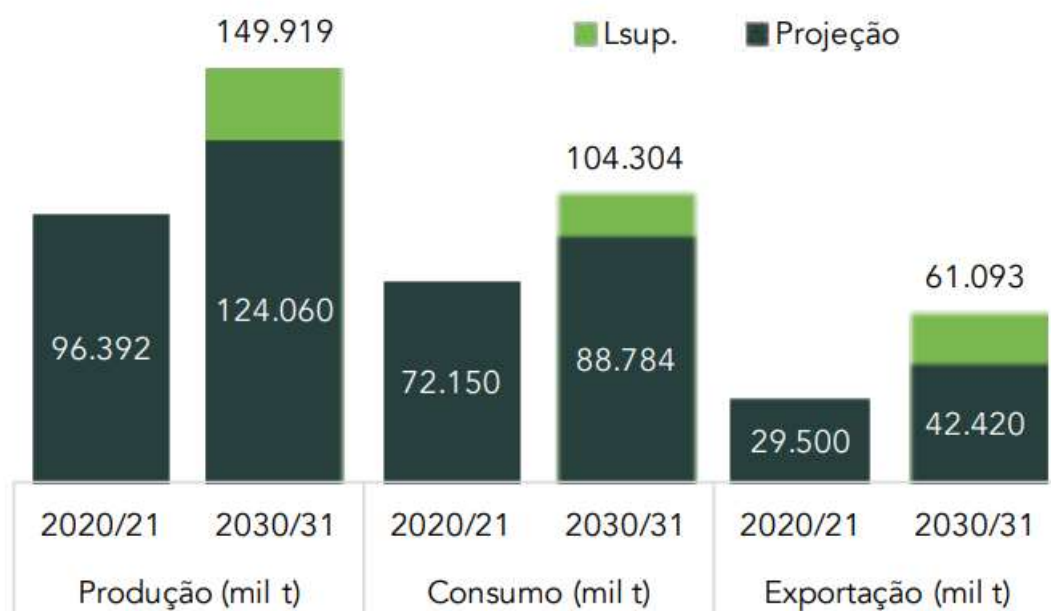
Além de estar na prateleira dos supermercados, o milho também tem sua produção direcionada para as rações animais. As granjas de frango tem como um dos principais componentes junto a soja. Nos confinamentos, o milho tem destaque como

o volumoso, ou seja, utilizado na dieta dos animais para dar energia.

De acordo com o estudo realizado pela Embrapa sobre as projeções das lavouras brasileiras, o milho de primeira safra terá um pequeno aumento. Em contrapartida a cultura de segunda safra terá um aumento significativo, principalmente devido a integração lavoura-pecuária qual busca a produção sustentável de alimento para os animais e consequentemente da carne.

Pode-se notar os altos investimentos e produtividade com uma perspectiva de aumento apresentados na figura 9 e na tabela 3.

Figura 9 – Produção, consumo e exportação de Milho (mil toneladas)



Fonte: CGAPI/DCI/SPA/MAPA, SIRE/Embrapa e Departamento de Estatística/UNB.

Tabela 3 - Produção de milho em Grãos (mil toneladas).

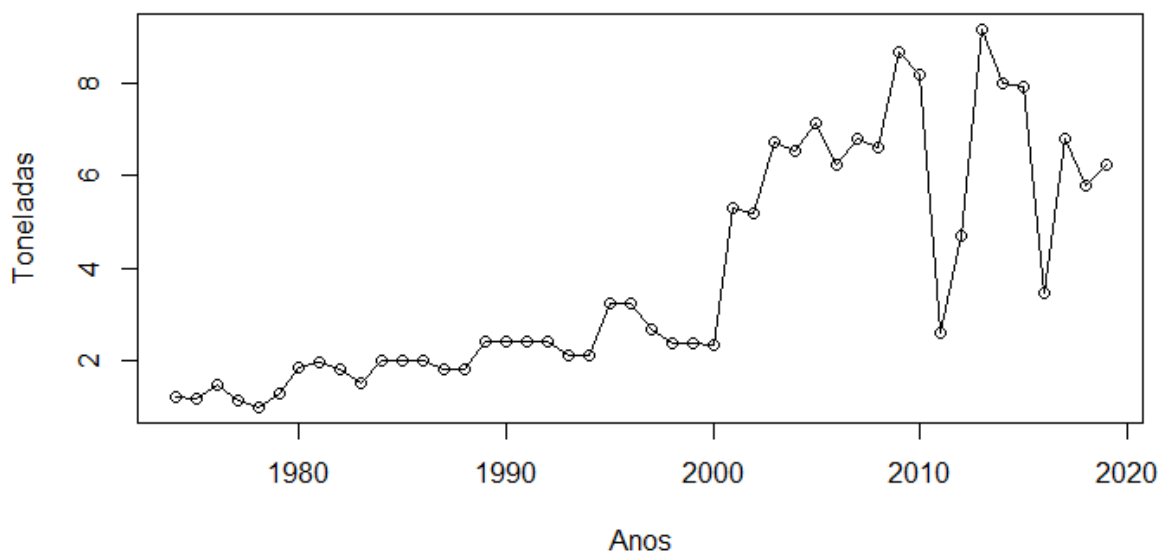
	Produção (mil t)	
	Projeção	Lsup.
2020/21	96.392	-
2021/22	101.511	118.676
2022/23	104.016	122.352
2023/24	106.522	125.958
2024/25	109.027	129.505
2025/26	111.533	133.001
2026/27	114.038	136.453
2027/28	116.544	139.868
2028/29	119.049	143.248
2029/30	121.555	146.597
2030/31	124.060	149.919

Fonte: Elaboração da CGAPI/DCI/SPA/MAPA, SIRE/Embrapa e Departamento de Estatística/UNB com dados da CONAB. * Modelos utilizados: Para produção modelo Espaço de estados, para consumo modelo Arma e para exportação modelo PA.

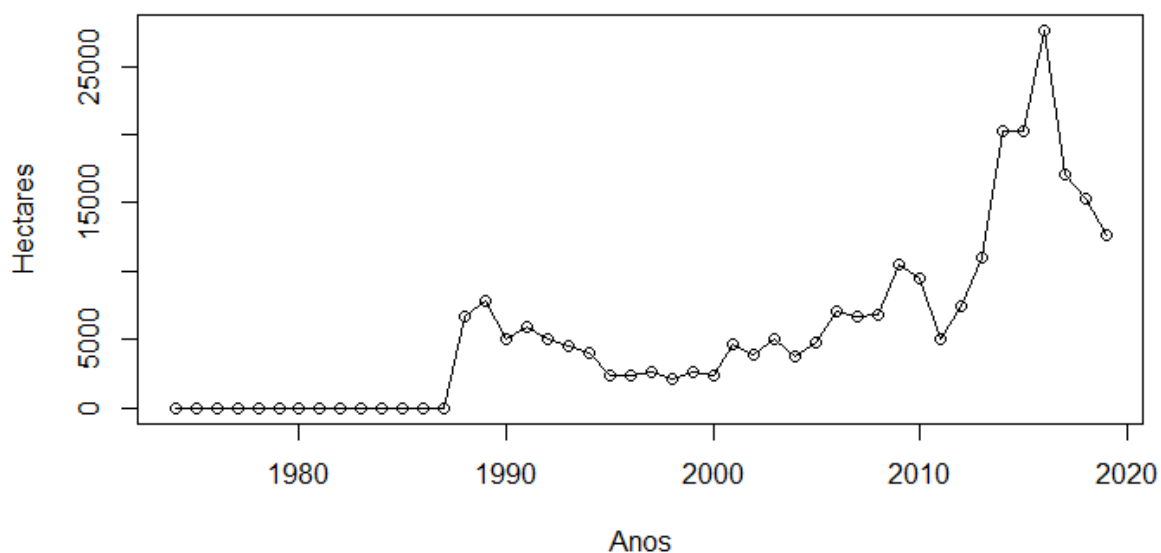
Para a cidade de Buri vemos uma produção crescente nas lavouras de milho. A possibilidade de ter até três lavouras por ano, fez com que os agricultores passassem a investir na cultura tornando as janelas de plantios menores sem danificar os solos.

Em alguns momentos nota-se colheitas não satisfatórias, tendo grandes áreas plantadas mas com baixa produtividade. Porém é possível identificar com o milho transgenico existe um expressivo aumento das toneladas colhidas para os mesmos hectares antes plantados.

A menor produção se deu no ano de 1978 sendo ela de 0.9757 toneladas e seu ápice se deu no ano de 2013 com uma produção total de 9.1314 toneladas. A menor área plantada foi de 2100 hectares no ano de 1998, já a maior lavoura foi no ano de 2016 com um total de 27616 hectares plantados.

Figura 10 - Gráfico da produtividade do milho

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 11 - Gráfico da área da plantação do milho

Fonte: Elaborado pela autora.

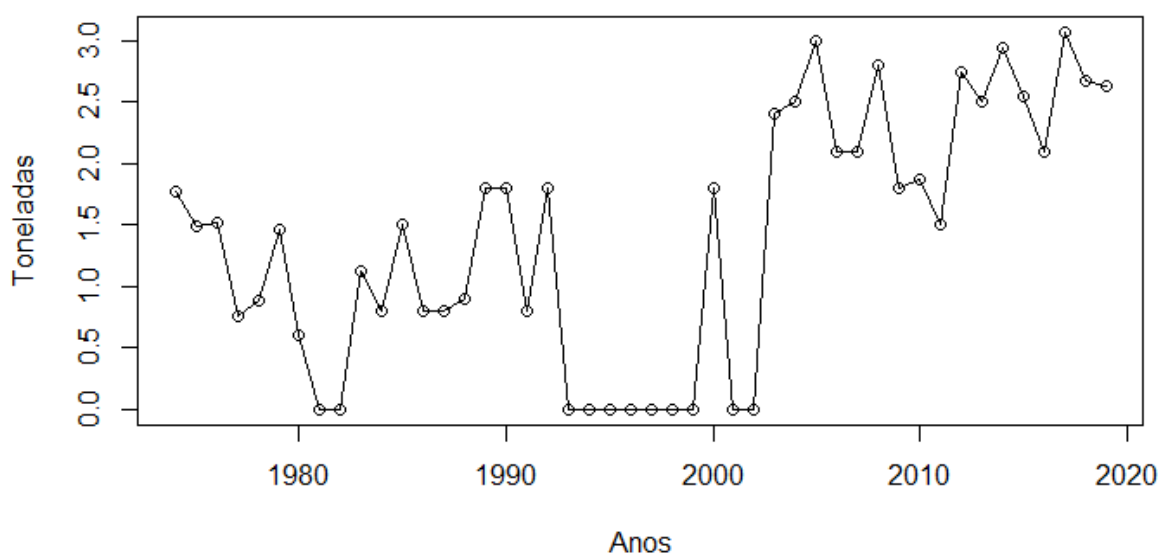
5.5 As lavouras de trigo

O trigo durante muito tempo não gerou atração para os produtores burienses. Isso porque sua característica de clima frio tornava-se arriscado para a área. Apesar

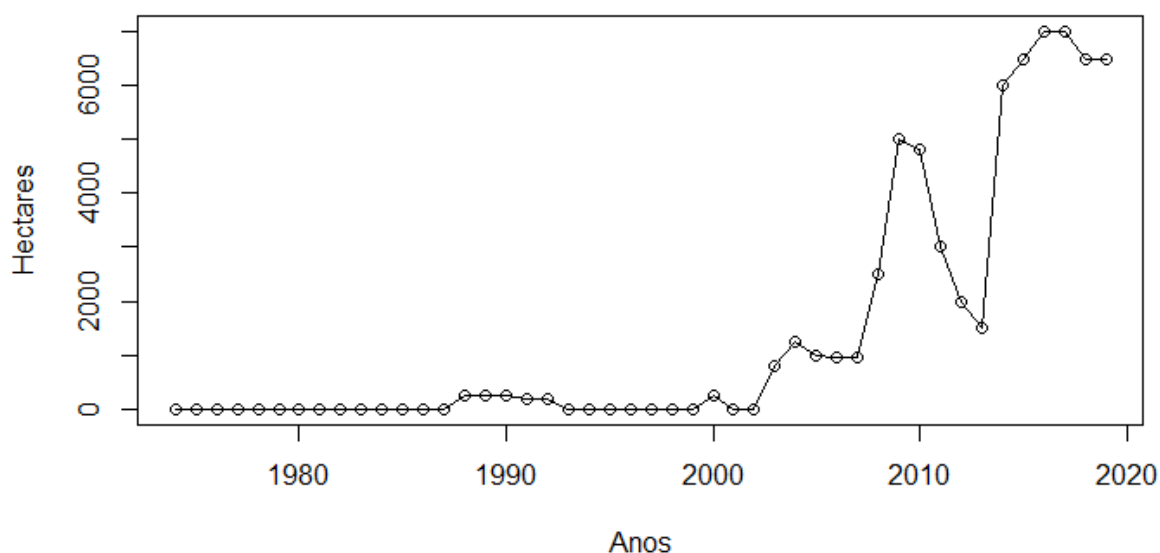
disso, ainda se arriscava plantar em alguns momentos tendo uma produtividade considerada.

Com o melhoramento genético e sementes mais propícias para a região, tornou-se mais fácil localizar as lavouras de trigo pela cidade por elas estarem em mais propriedades. Nas figuras 11 e 12 podemos verificar como as lavouras de trigo se comportaram ao longo dos anos.

Figura 12 - Gráfico da produção de trigo



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 13 – Gráfico da área de produção do trigo

Fonte: Elaborado pela autora.

5.6 Análises dos resultados

Para a análise das séries sobre a produção de grãos de Buri, testou-se a estacionariedade delas segundo Morettin e Tolo (2006), dadas pelas seguintes hipóteses:

H_0 : A série não é estacionária

H_A : A série é estacionária

Utilizando um $\alpha = 0.05$ nenhuma delas foi considerada estacionária, tendo os seguintes p-valor utilizando o teste de Dickey-Fuller, obteve-se os seguintes resultados:

Tabela 4 – p-valor das séries da produção de grãos

Grão	p-valor
Soja	0.2686
Feijão	0.2634
Milho	0.6428
Trigo	0.2634

Fonte: Elaborado pela autora.

Como todos os p-valores calculados foram maior que o α estabelecido, rejeitamos H_0 e concluímos que a série não é estacionária. Logo se faz necessário calcular a primeira diferença.

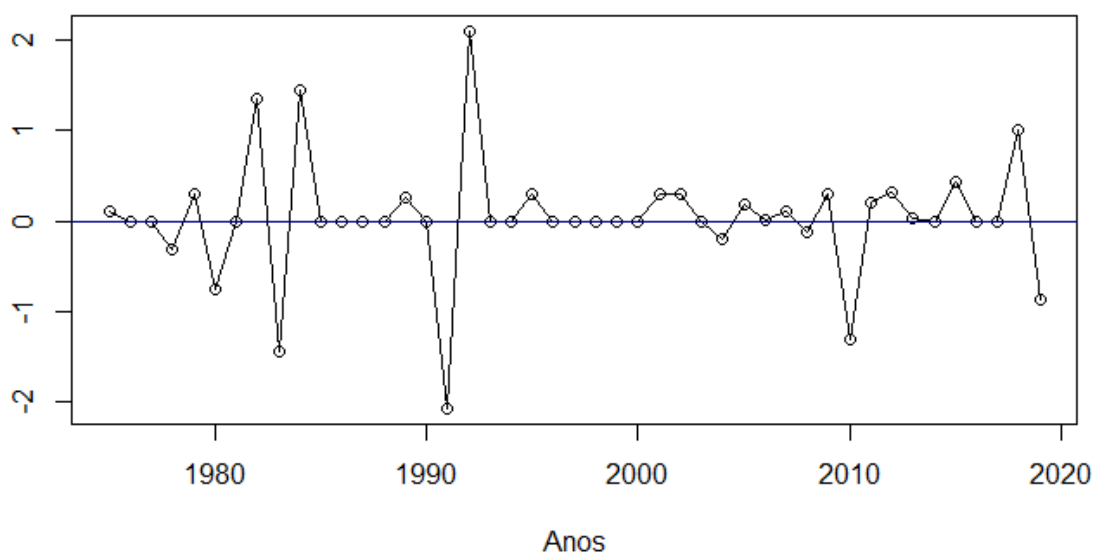
Tabela 5 – primeira diferença das séries da produção

Grão	p-valor
Soja	0.022
Feijão	0.010
Milho	0.010
Trigo	0.010

Fonte: Elaborado pela autora.

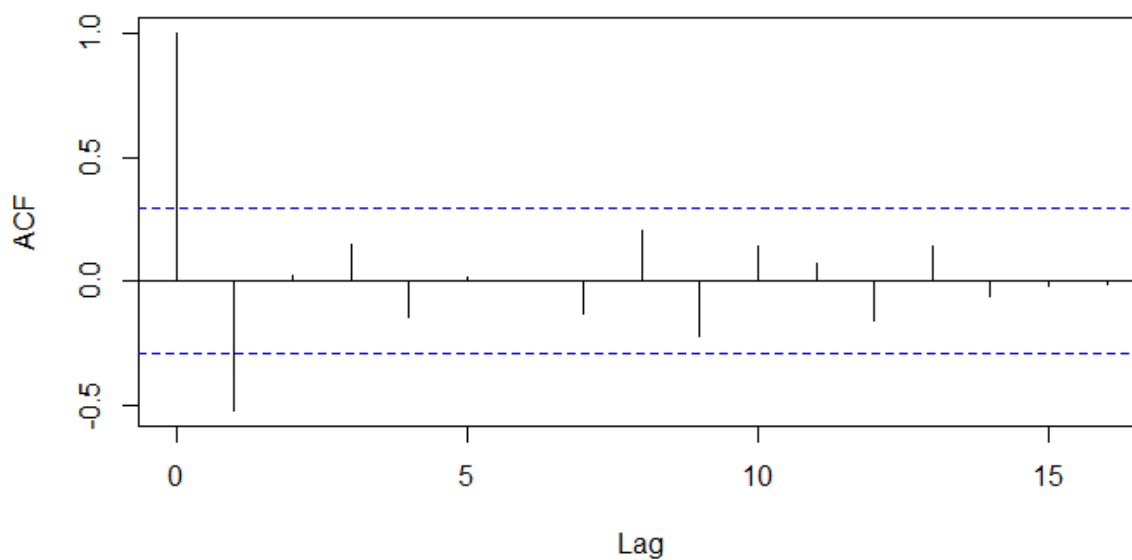
Com esses valores menores que α pode-se considerar que as séries tornaram-se estacionárias. Dessa maneira é possível calcular as previsões dos modelos.

Figura 14 – Gráfico da 1ª diferença da Série da produção de soja no município de Buri



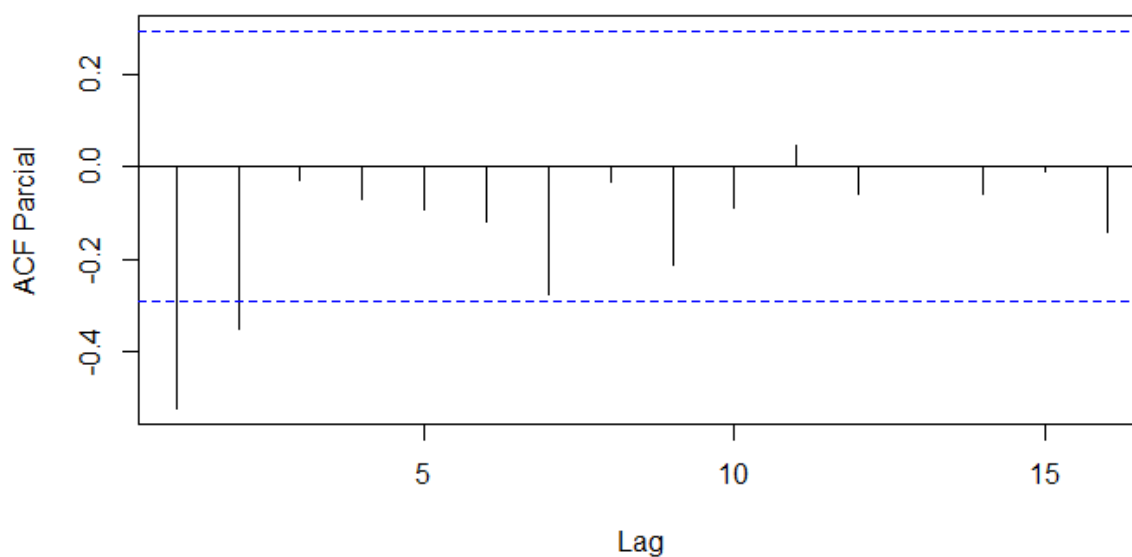
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 15 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da produção de soja em toneladas



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 16 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da produção de soja em toneladas



Fonte: Elaborado pela autora.

Com o comando auto-arima do Software, o modelo da série é dado por: $ARIMA(0,1,1)$. Ao realizar os testes para o modelo obteve-se os seguintes resultados:

Tabela 6 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(0,1,1)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.827	0.00015	$2.725 e^{-10}$

Fonte: Elaborado pela autora.

O ajuste do modelo não foi adequado considerando o teste de Jarque-Bera com um α maior que 0.05 e o Box-Pierce um valor menor para um $\alpha = 0.05$.

Assim, tentou-se utilizar outro modelo para gerar um modelo de previsão.

Tabela 7 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(1,1,1)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
$1.969 e^{-11}$	0.00015	0.8363

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 8 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de soja

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Z value	p-valor
AR1	-0.21079	0.24547	-0.8587	0.3905
MA1	-0.47114	0.22671	-2.0781	0.0377

Fonte: Elaborado pela autora.

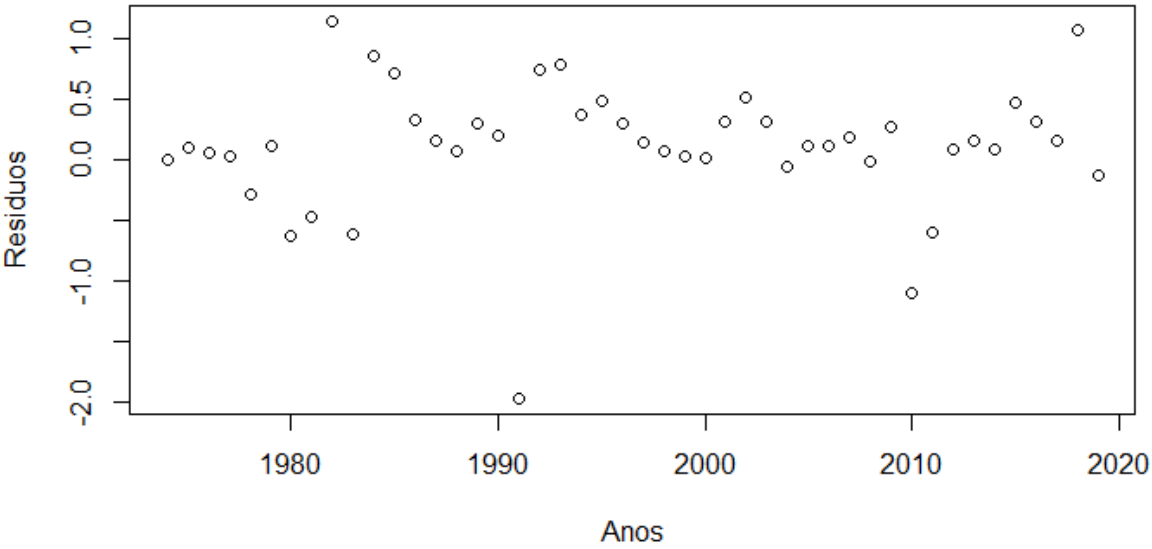
Tabela 9 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de soja

σ^2	Log-likelihood	AIC	EQM	ACF1
0.2915	-36.36	78.72	0.534	-0.0712

Fonte: Elaborado pela autora.

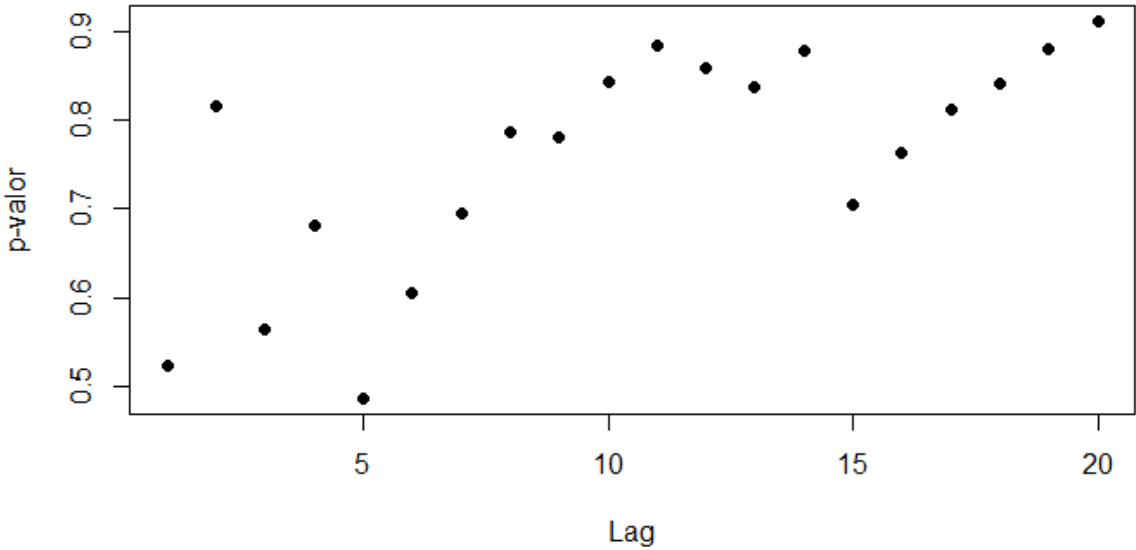
Considerando a qualidade do modelo para a produção de soja, o $ARIMA(1,1,1)$ foi o que mais se adequou. Verificando os resíduos temos o seguinte gráfico:

Figura 17 – Gráfico para os resíduo para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de soja



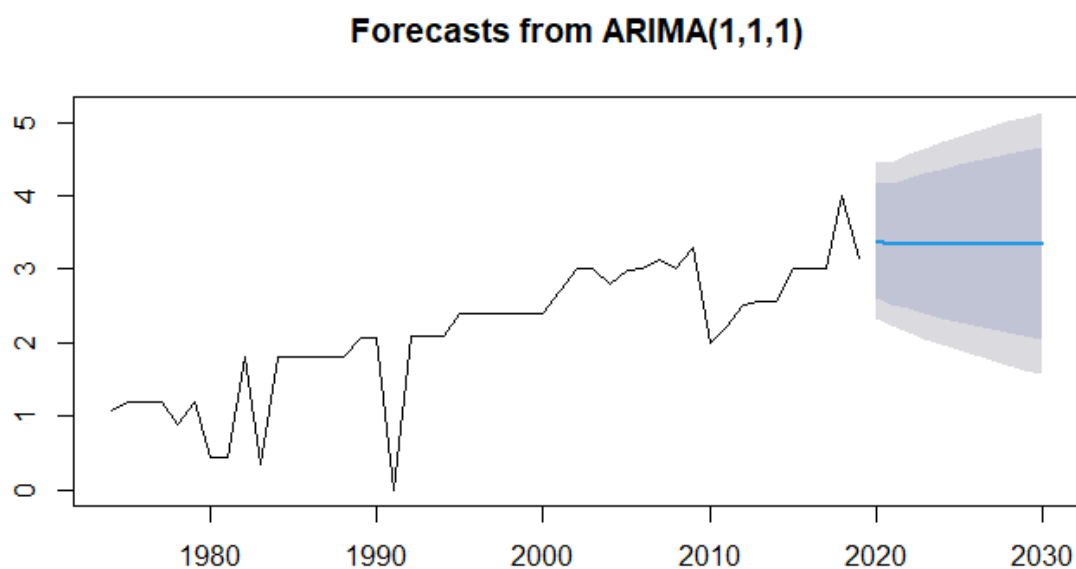
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 18 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da produção de soja



Fonte: Elaborado pela autora.

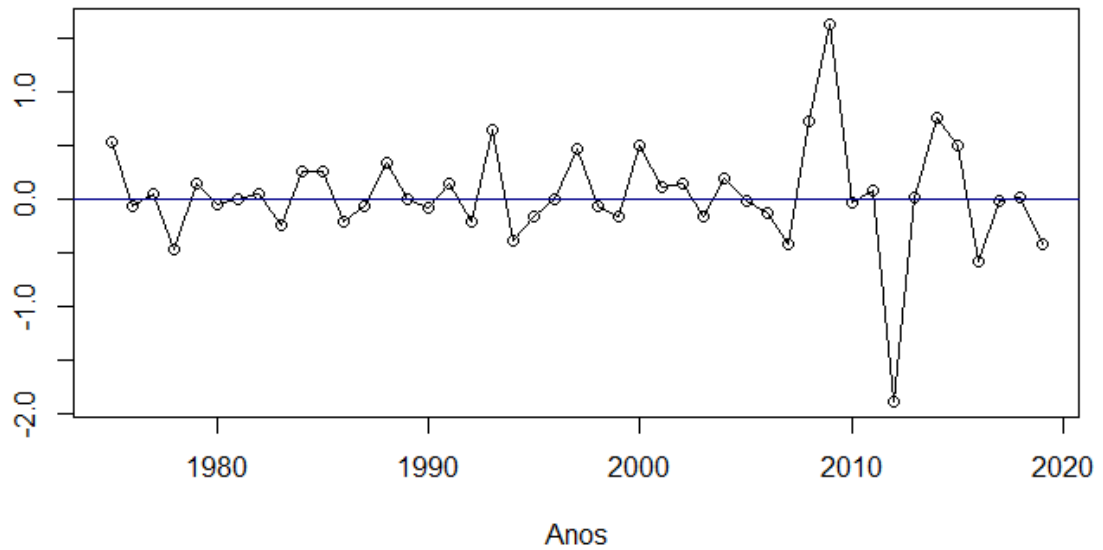
Figura 19 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de soja



Fonte: Elaborado pela autora.

Levando em consideração a produção de feijão em toneladas, foi necessário realizar a 1ª diferença da série para que ela se tornasse estacionária. Nesse sentido tem-se o gráfico:

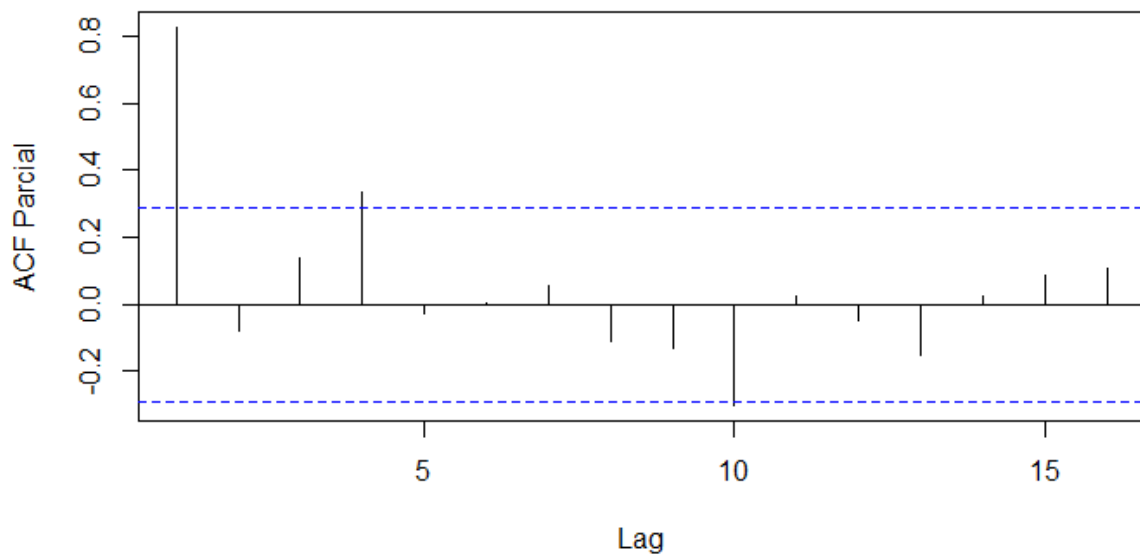
Figura 20 – Gráfico da 1ª diferença da Série da produção de feijão no município de Buri



Fonte: Elaborado pela autora.

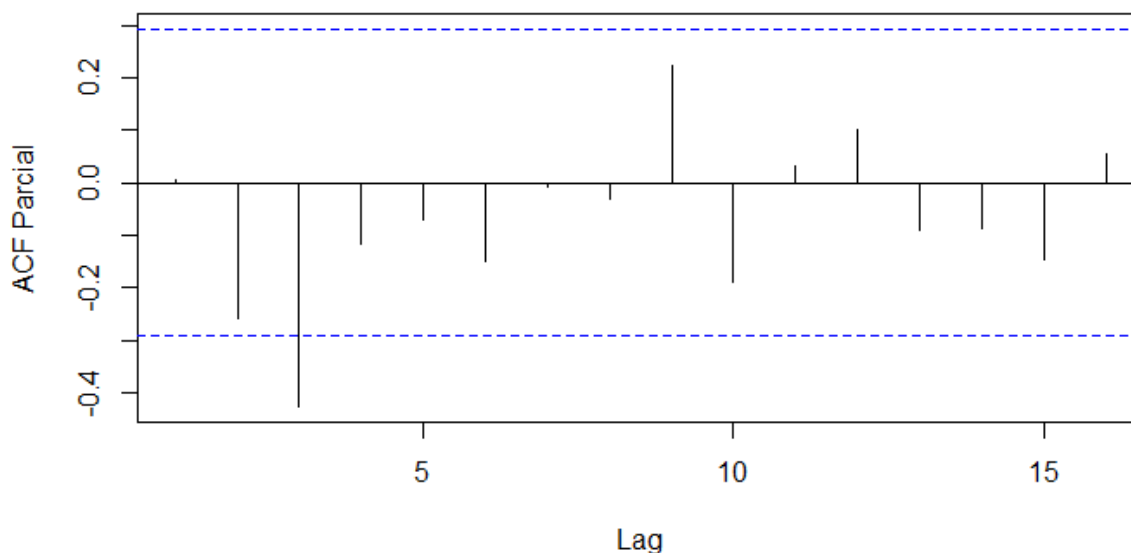
Verificando as autocorrelações da série gerada, obtém-se as figuras seguintes:

Figura 21 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da produção de feijão em toneladas



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 22 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da produção de feijão em toneladas



Fonte: Elaborado pela autora.

O modelo calculado pelo Software foi o $ARIMA(0,1,0)$. Realizando o teste para verificar os ajustes do modelo, obteve-se os seguintes resultados.

Tabela 10 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de feijão para o modelo $ARIMA(0,1,0)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
$2.2 e^{-16}$	$4.046 e^{-05}$	0.1864

Fonte: Elaborado pela autora.

Apesar da adequação, as previsões tiveram um valor constante de 1.96875. Assim, procurando um modelo que possibilitasse previsões e fosse adequado, o melhor encontrado foi o $ARIMA(2,1,3)$.

Utilizando este modelo foi possível realizar previsões.

Tabela 11 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(2,1,3)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.00127	0.02549	0.7897

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 12 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de feijão

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Z value	p-valor
AR1	0.2055	0.16186	1.2390	0.215335
AR2	-0.81066	0.18826	-4.3061	$1.662 e^{-05}$
MA1	-0.42513	0.15597	-2.7084	0.006762
MA2	0.81718	0.41905	1.9501	0.051167
MA3	-0.54480	0.18691	-2.9147	0.003561

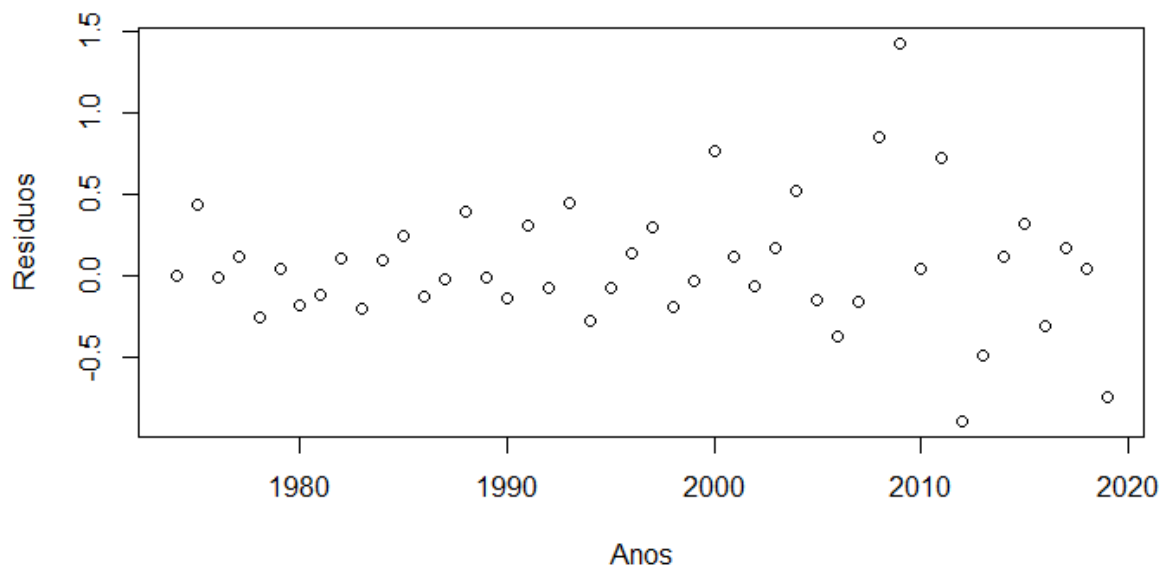
Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 13 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de feijão

σ^2	Log-likelihood	AIC	EQM	ACF1
0.1642	-24.44	60.88	0.401	-0.0535

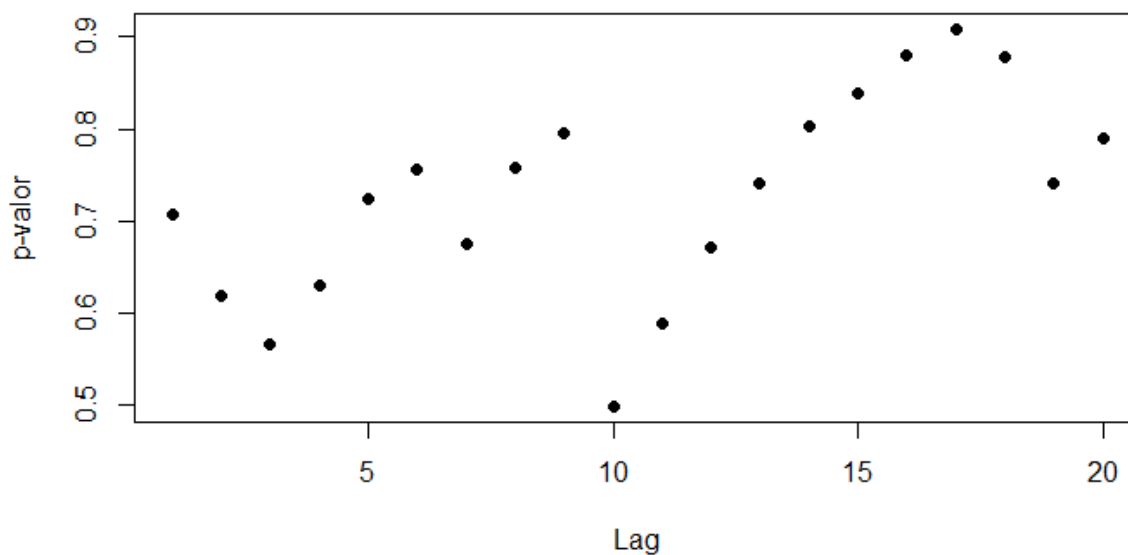
Fonte: Elaborado pela autora.

Os resíduos gerados possui o seguinte gráfico:

Figura 23 – Gráfico para os resíduo para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de feijão

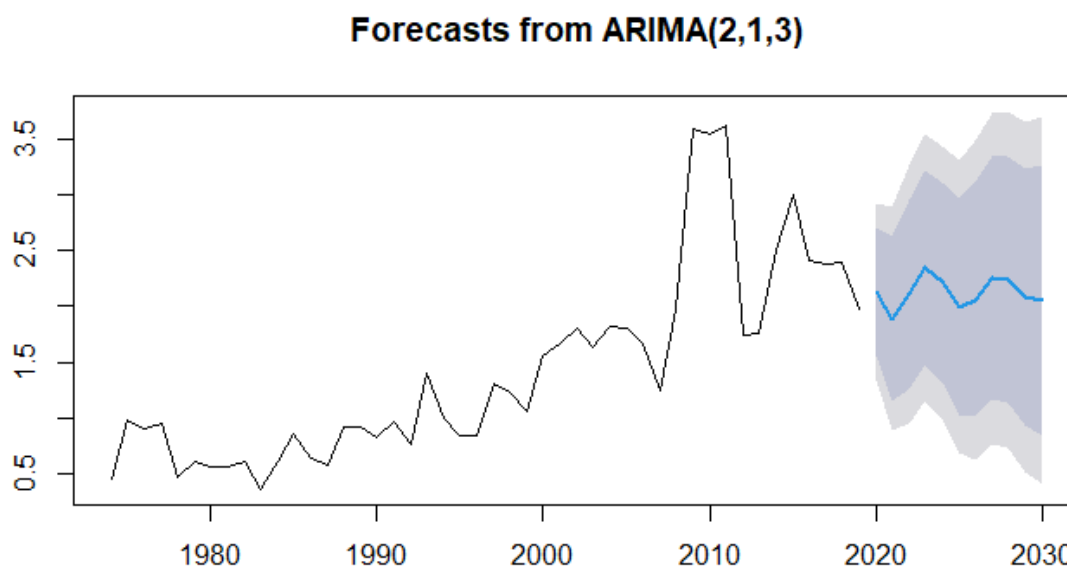
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 24 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da produção de feijão



Fonte: Elaborado pela autora.

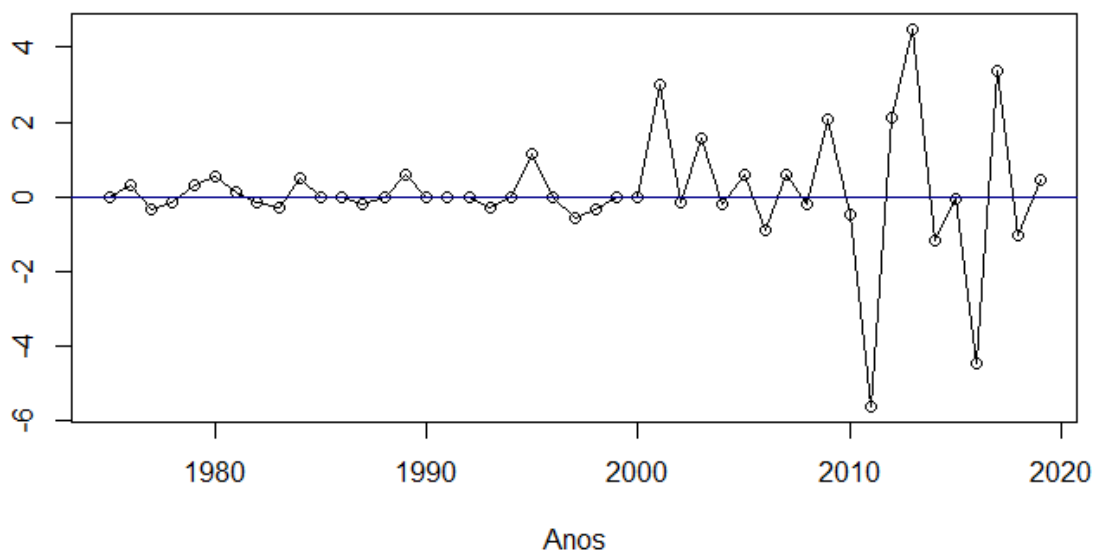
Figura 25 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de feijão



Fonte: Elaborado pela autora.

No caso da produção de milho em toneladas, a série não era estacionária. Para isso realizou-se a 1ª diferença e dessa maneira já se obteve a estacionariedade. No gráfico a seguir é possível verificar o comportamento dos dados nessa situação.

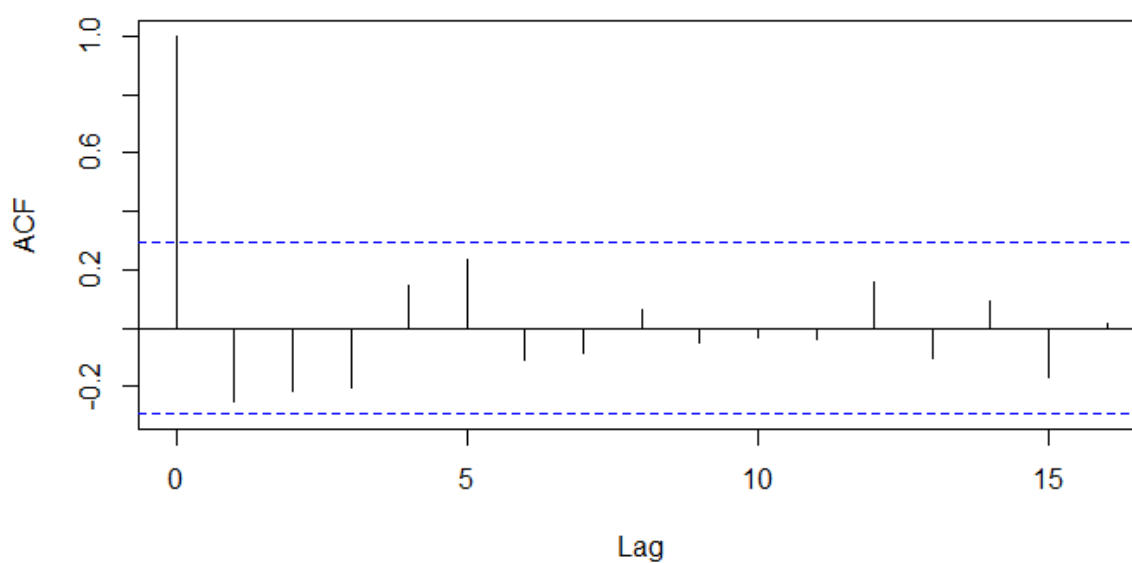
Figura 26 – Gráfico da 1ª diferença da Série da produção de milho no município de Buri



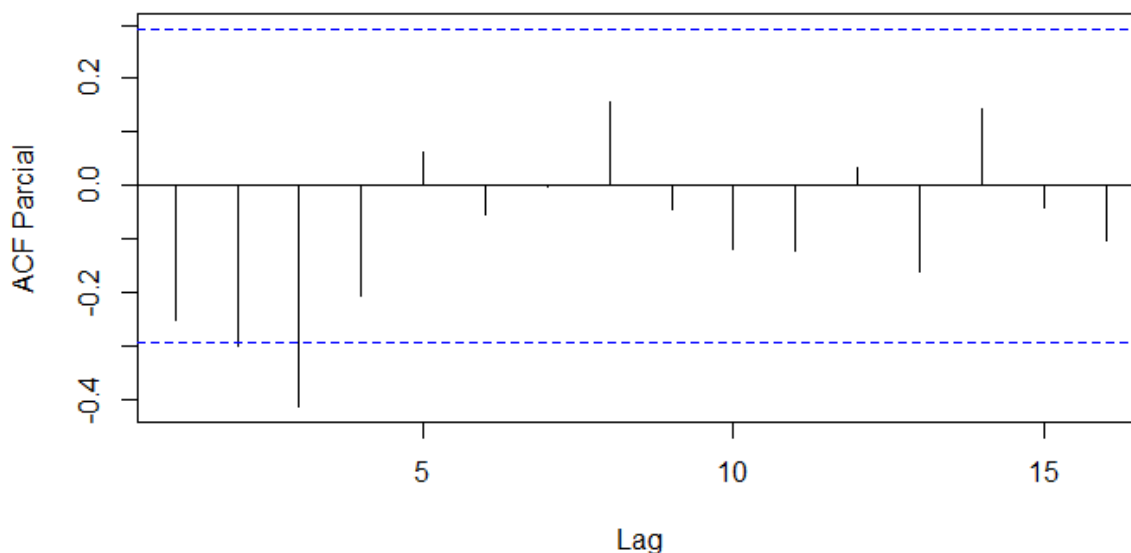
Fonte: Elaborado pela autora.

Fazendo a análise de autocorrelação para a os dados obteve-se as seguintes figuras:

Figura 27 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da produção de milho em toneladas



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 28 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da produção de milho em toneladas

Fonte: Elaborado pela autora.

O modelo ajustado gerado a princípio foi o $ARIMA(0,1,1)$.

Tabela 14 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de milho para o modelo $ARIMA(0,1,1)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.3107	$1.088 e^{-06}$	$2.2 e^{-16}$

Fonte: Elaborado pela autora.

No entanto não temos uma adequação para o modelo. Logo buscou-se uma outra alternativa para valores mais satisfatórios.

Tabela 15 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de milho para o modelo $ARIMA(1,1,1)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
$2.2 e^{-16}$	$4.171 e^{-07}$	0.8125

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 16 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de milho

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Z value	p-valor
AR1	0.23229	0.20540	1.1309	0.2581
MA1	-0.69638	0.13149	-5.2962	$1.183 e^{-07}$

Fonte: Elaborado pela autora.

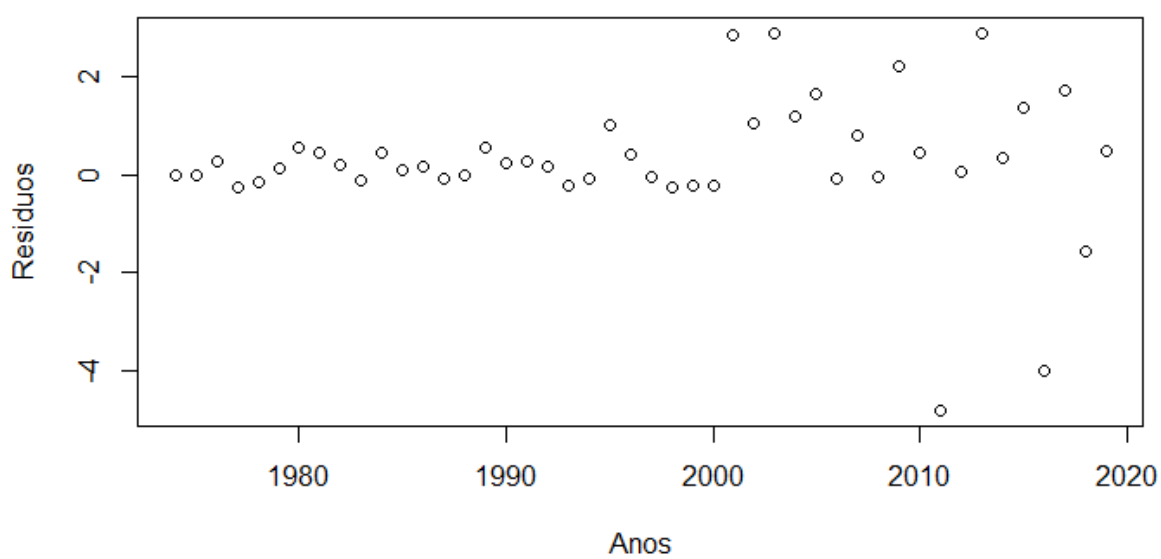
Tabela 17 – medidas de verificação para o modelo *ARIMA(1,1,1)* da produção de milho

σ^2	Log-likelihood	AIC	EQM	ACF1
1.982	-79.43	164.86	1.39257	-0.01120

Fonte: Elaborado pela autora.

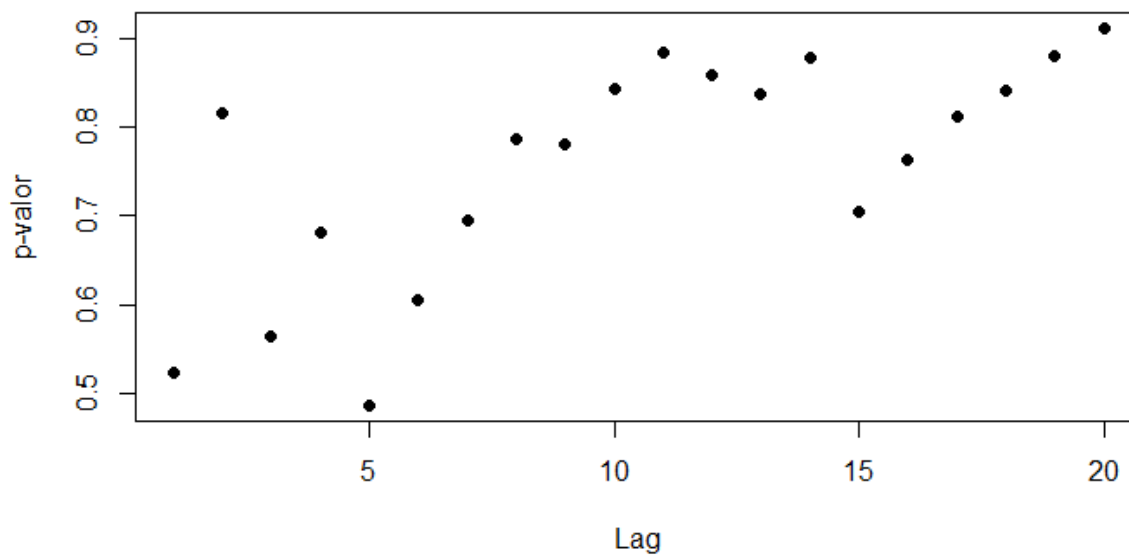
Verificando o gráfico de resíduos, temos:

Figura 29 –Gráfico para os resíduo para o modelo *ARIMA(1,1,1)* da produção de milho



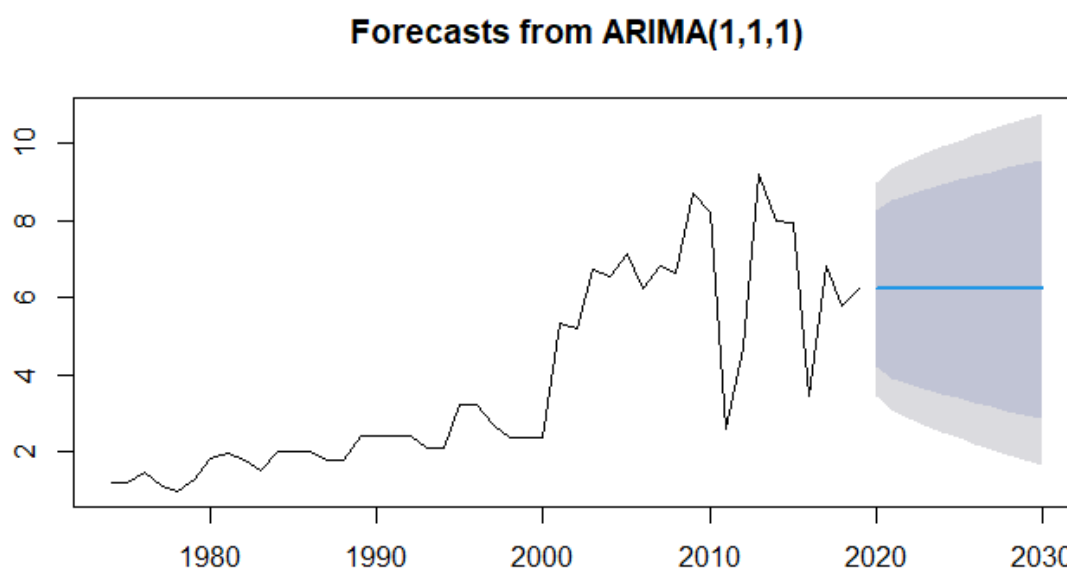
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 30 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da produção de milho



Fonte: Elaborado pela autora.

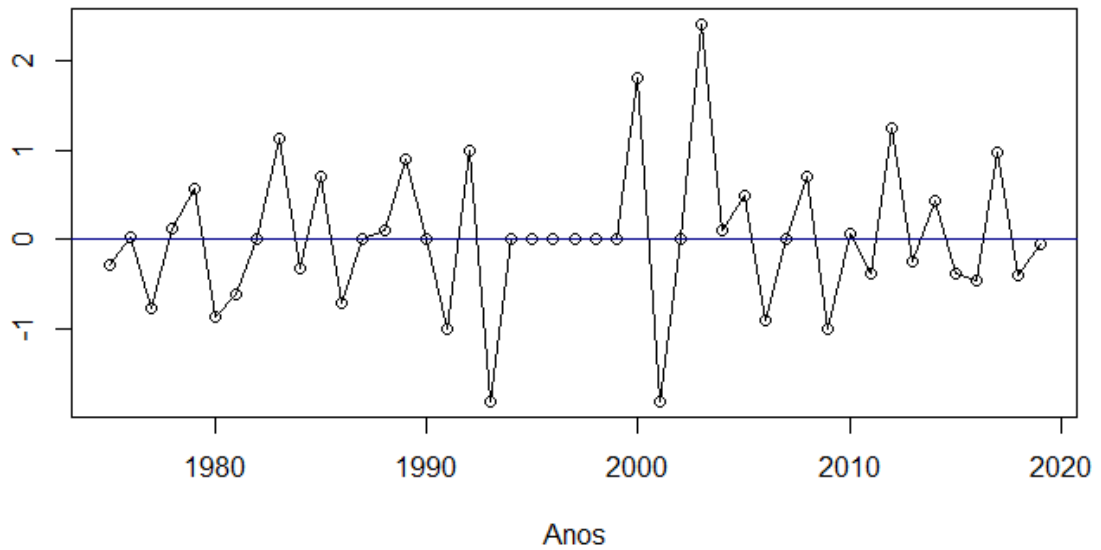
Figura 31 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de milho



Fonte: Elaborado pela autora.

Para a análise da produção de trigo, foi necessário realizar a 1ª diferença da série.

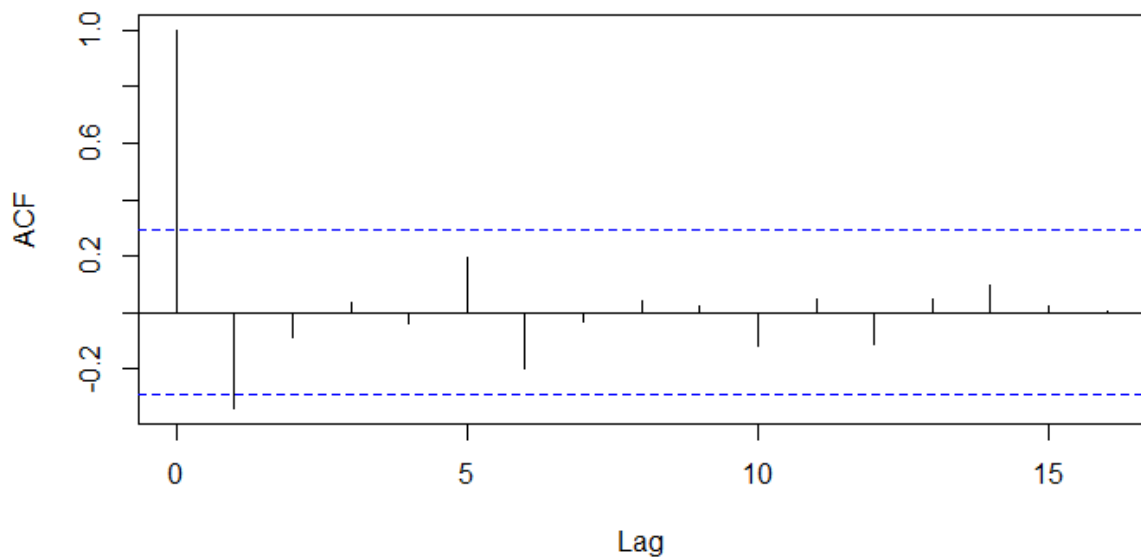
Figura 32 – Gráfico 1ª diferença da produção de Trigo



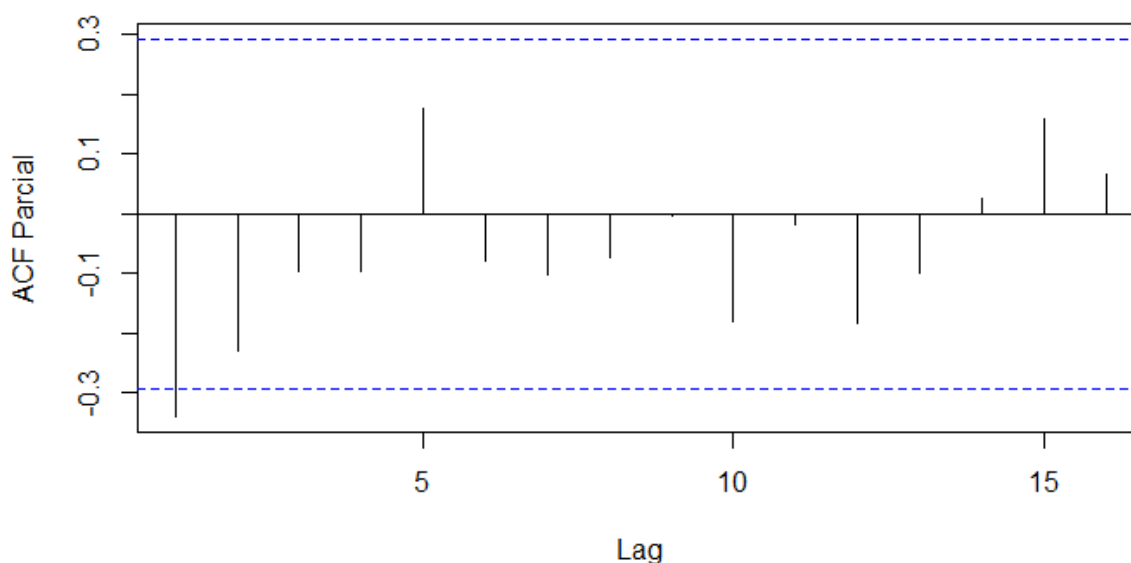
Fonte: Elaborado pela autora.

As autocorrelações geradas são dadas pelos gráficos a seguir:

Figura 33 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença produção de trigo em toneladas



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 34 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da produção de trigo em toneladas

Fonte: Elaborado pela autora.

Utilizando o comando auto-arima, o resultado foi o modelo $ARIMA(0,1,1)$.

Tabela 18 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de trigo para o modelo $ARIMA(0,1,1)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.8575	0.08112	0.08299

Fonte: Elaborado pela autora.

O resultado obtido não foi adequado. Assim, utilizou-se outro modelo, sendo ele $ARIMA(1,1,1)$.

Tabela 19 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de trigo para o modelo $ARIMA(1,1,1)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.0837	0.0633	0.929

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 20 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de trigo

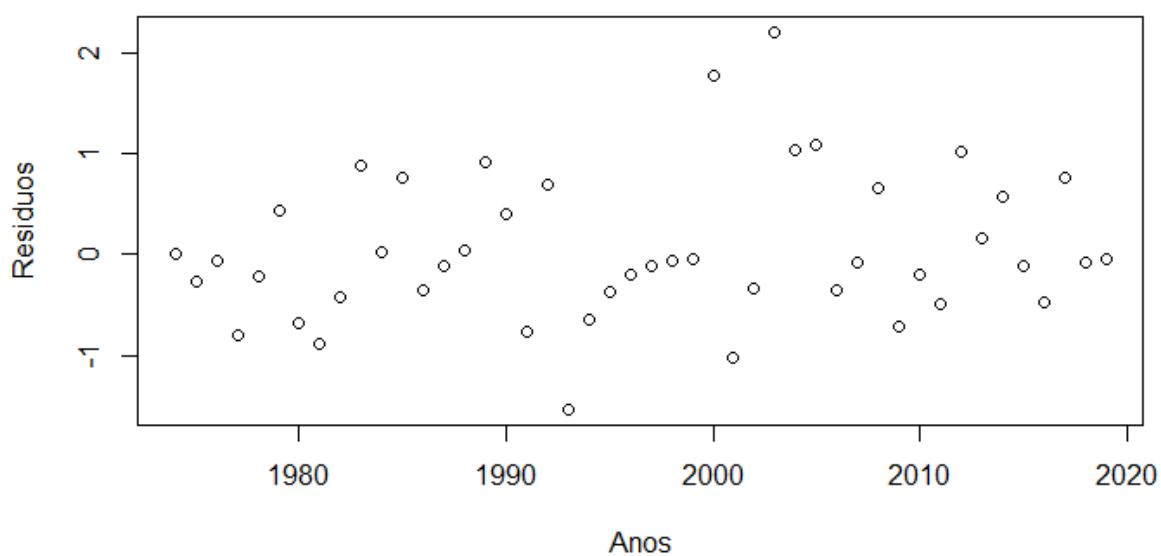
Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Z value	p-valor
AR1	-0.13323	0.34182	0.3898	0.69670
MA1	-0.5177	0.29458	-1.9410	0.0523

Fonte: Elaborado pela autora.

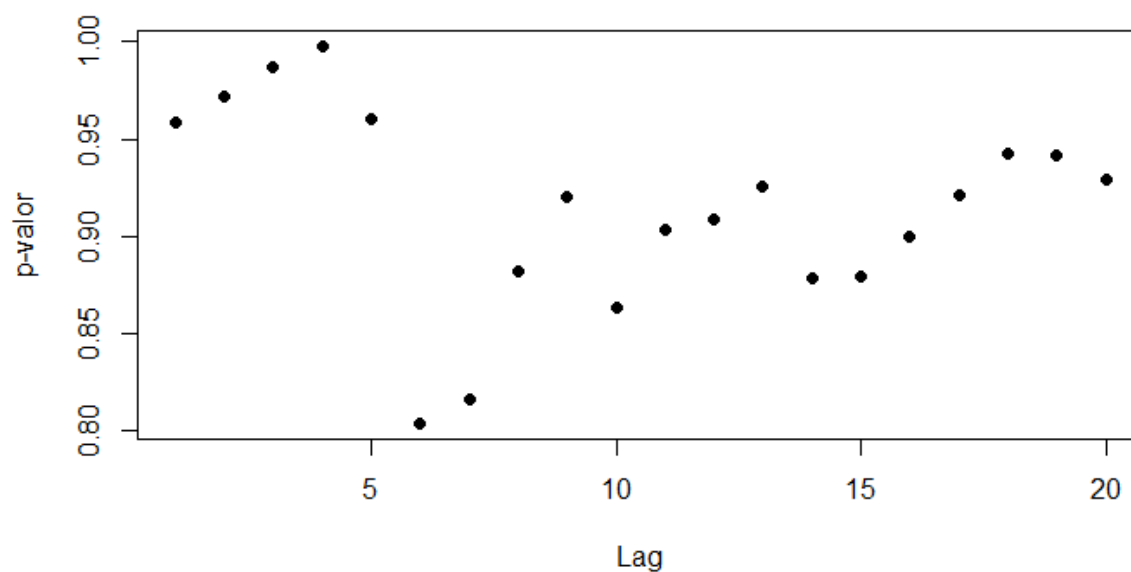
Tabela 21 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de trigo

σ^2	Log-likelihood	AIC	EQM	ACF1
0.5311	-49.74	105.48	0.7208	-0.0075

Fonte: Elaborado pela autora.

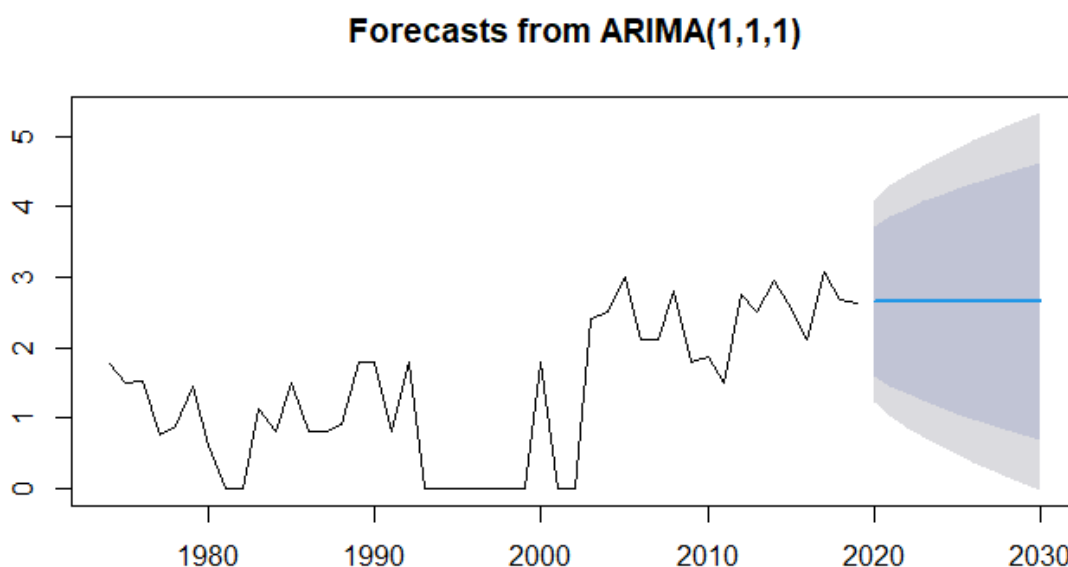
Figura 35 – Gráfico para os resíduos para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção de trigo

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 36 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da produção de trigo

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 37 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(2,1,3)$ da produção de trigo



Fonte: Elaborado pela autora.

Para a análise das áreas de plantio dos grãos, também foi necessário realiza o teste de estacionariedade de acordo com Morettin e Toloí (2006) utilizando as seguintes hipóteses:

H_0 : A série não é estacionária

H_A : A série é estacionária

Utilizando um $\alpha = 0.05$ nenhuma delas foi considerada estacionária, tendo os seguintes p-valor:

Tabela 22 – p-valor das séries da área

Grão	p-valor
Soja	0.9861
Feijão	0.3106
Milho	0.5721
Trigo	0.3106

Fonte: Elaborado pela autora.

Assim, foi necessário o cálculo da primeira diferença. Com isso obteve-se os seguintes valores:

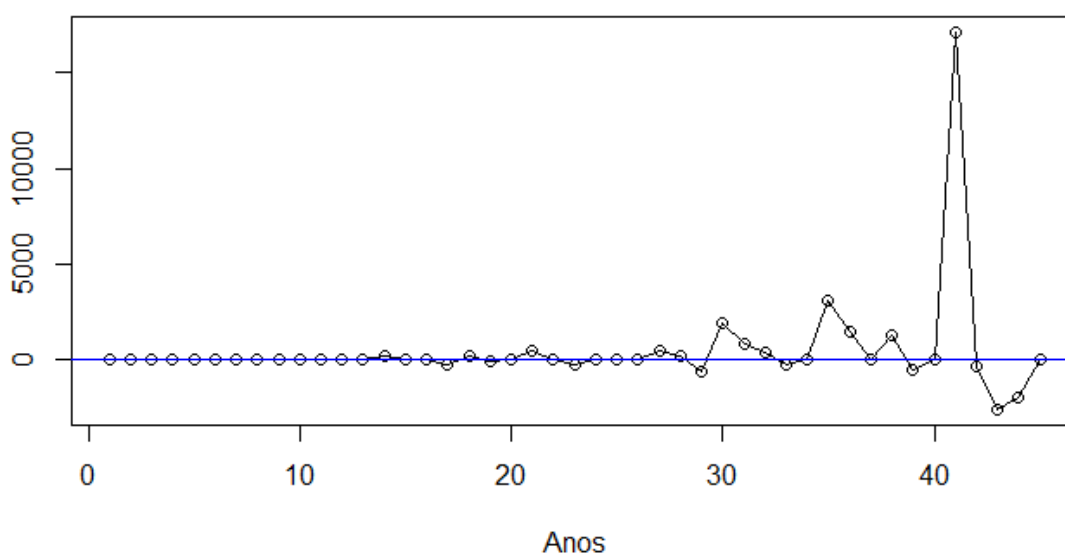
Tabela 23 – primeira diferença das séries da área

Grão	p-valor
Soja	0.010
Feijão	0.015
Milho	0.010
Trigo	0.010

Fonte: Elaborado pela autora.

Portanto, temos as 4 séries estacionárias para a área de produção de grãos do município de Buri.

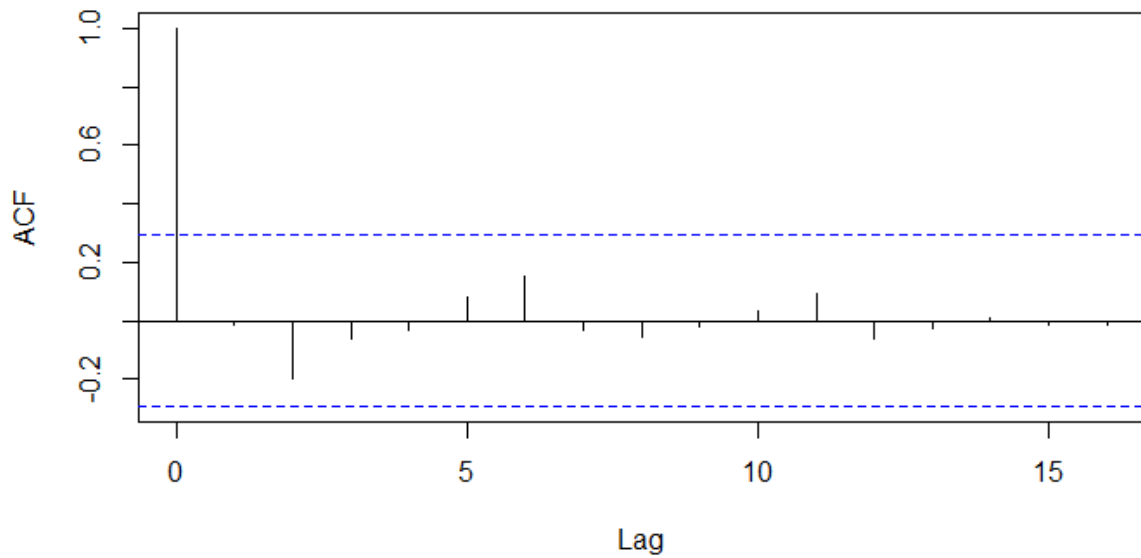
Figura 38 – Gráfico da 1ª diferença da área de plantio de soja em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

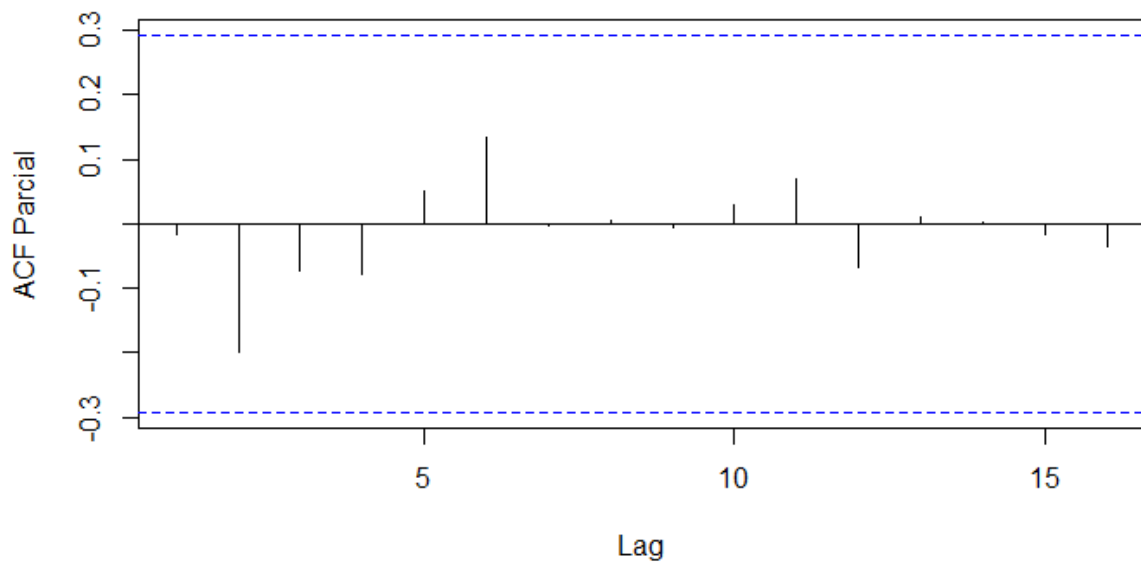
Verificando os gráficos de autocorrelação dos dados, obtem-se:

Figura 39 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da área da plantio de soja em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 40 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da área da plantio de soja em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

O modelo ajustado inicialmente foi $ARIMA(0,1,0)$.

Tabela 24 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de soja para o modelo $ARIMA(0,1,0)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.9927	$4.387 e^{-13}$	$2.2 e^{-16}$

Fonte: Elaborado pela autora.

Para esse modelo os resultados não foram adequados. Buscou-se dessa maneira melhorá-lo, ajustando dessa forma o modelo $ARIMA(1,1,1)$.

Tabela 25 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de soja para o modelo $ARIMA(1,1,1)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.0837	0.0633	0.929

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 26 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de soja para o modelo $ARIMA(1,1,1)$

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Z value	p-valor
AR1	-0.13323	0.34182	0.3898	0.69670
MA1	-0.5177	0.29458	-1.9410	0.0523

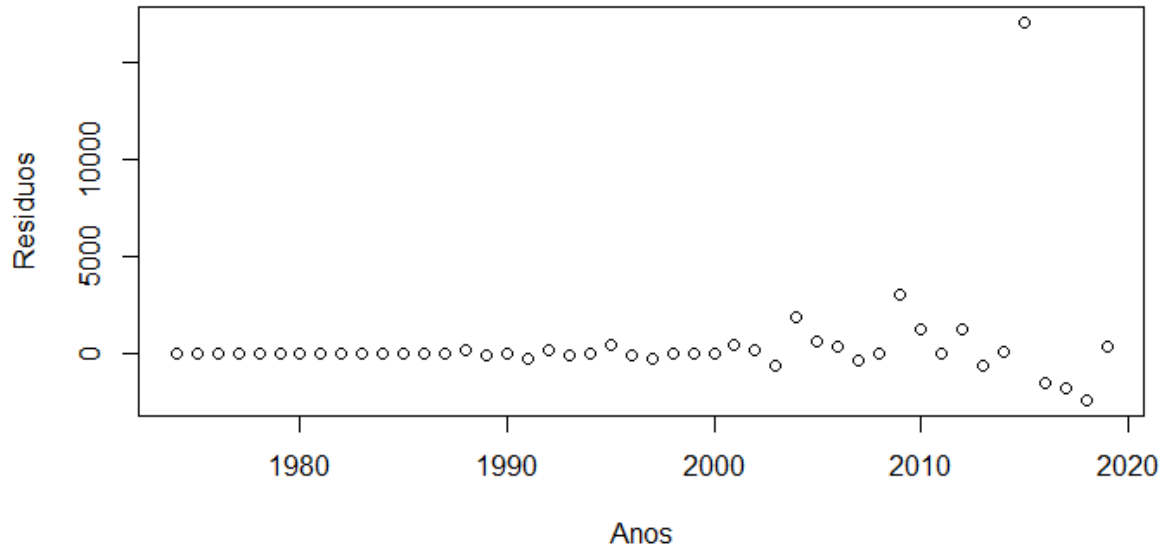
Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 27 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de soja

σ^2	Log-likelihood	AIC	EQM	ACF1
7112494	-418.85	843.7	2637.778	-0.0075

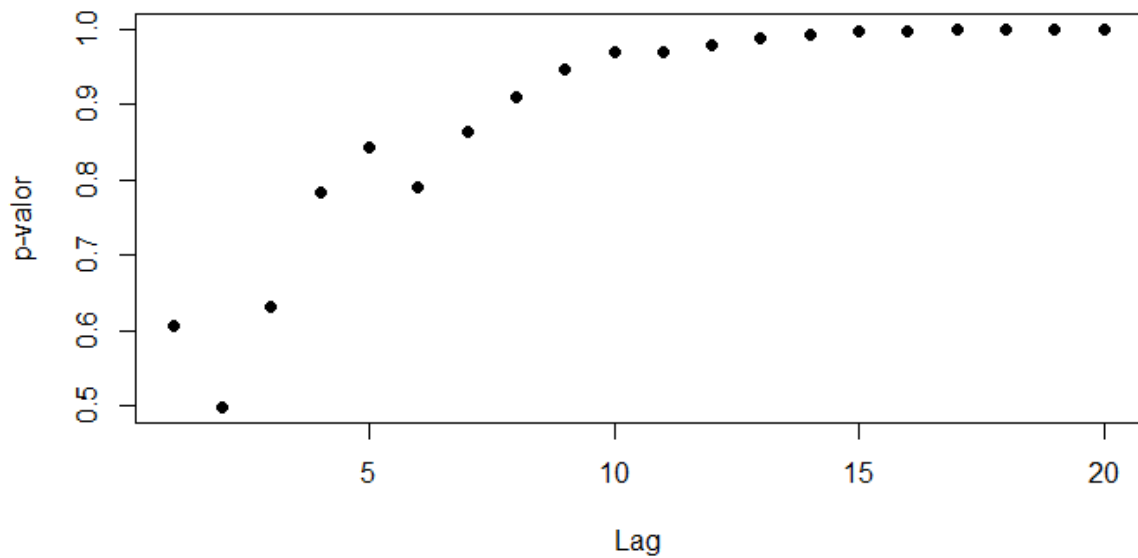
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 41 –
Gráfico para os resíduo para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de soja



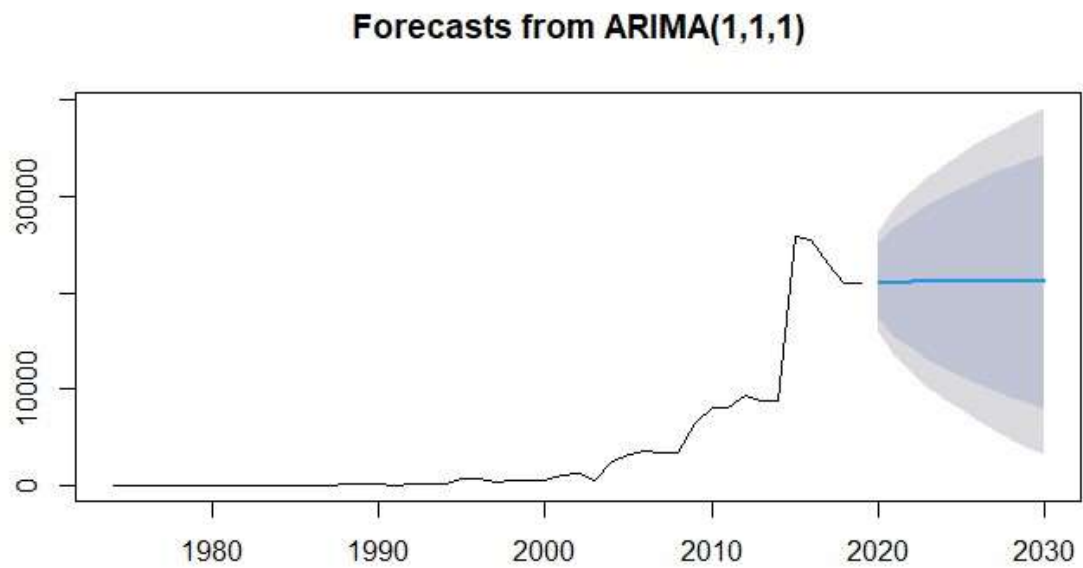
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 42 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da área da produção de soja



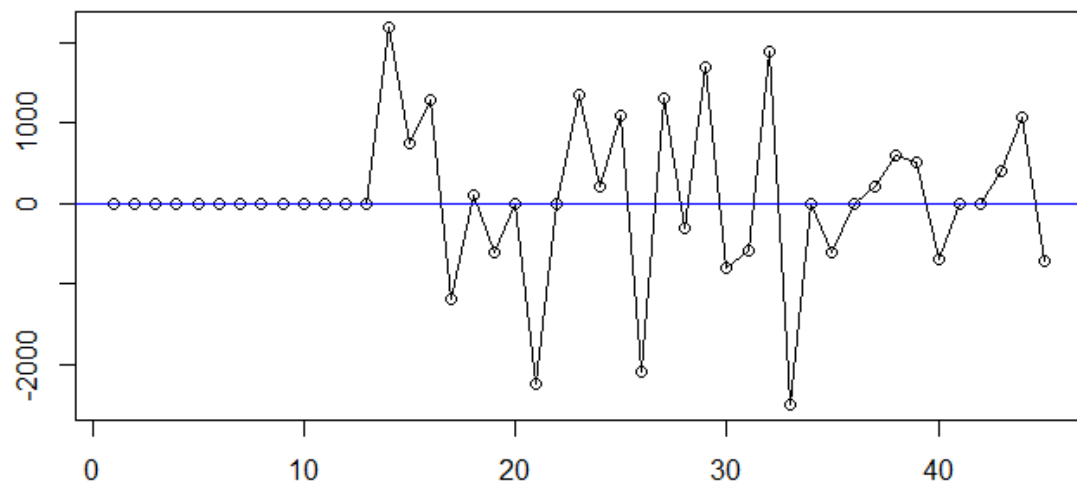
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 43 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de soja



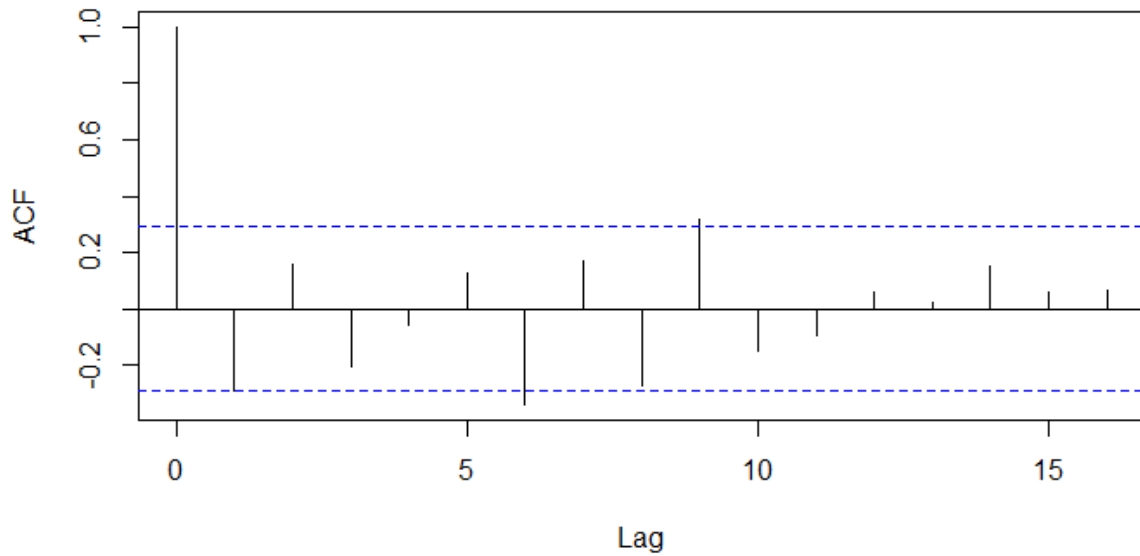
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 44 – Gráfico da 1ª diferença da área de plantio de feijão em hectares



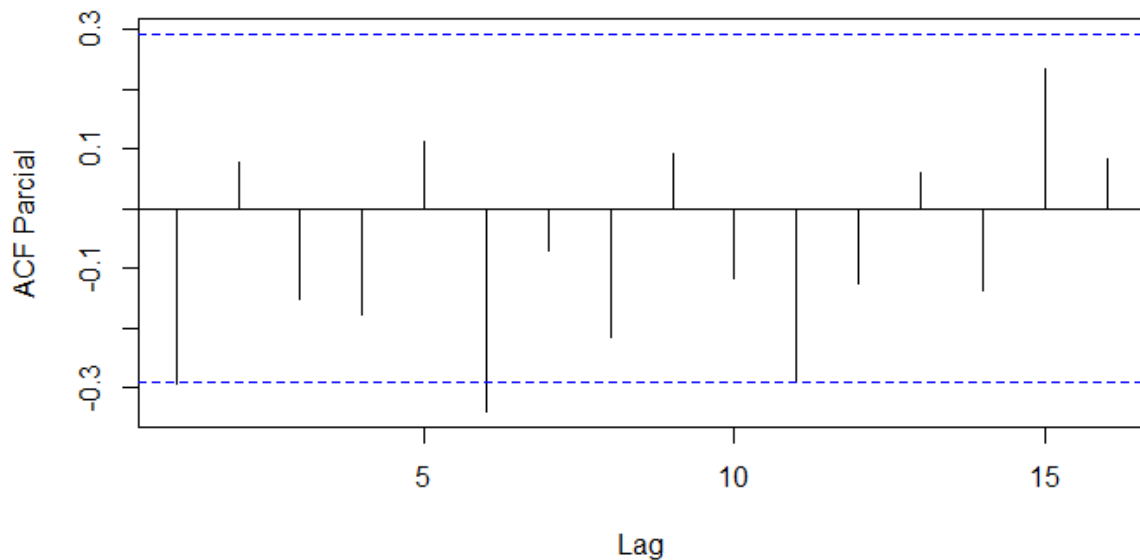
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 45 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da área da plantio de feijão em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 46 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da área da plantio de feijão em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

O modelo ajustado inicialmente foi o $ARIMA(0,1,0)$.

Tabela 28 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de feijão para o modelo $ARIMA(0,1,0)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.1535	0.0008885	0.3804

Fonte: Elaborado pela autora.

No entanto os resultados não foram adequados, tendo o modelo ajustado $ARIMA(9,1,6)$ com os melhores resultados.

Tabela 29 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(9,1,6)$ da produção da área de plantio de feijão

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
0.04844	0.002657	0.9581

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 30 – resultado dos testes para a primeira diferença da produção de soja para o modelo $ARIMA(9,1,6)$

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Z value	p-valor
AR1	-0.309148	0.472987	-0.6536	0.5134
AR2	-0.362273	0.309858	-1.1692	0.2423
AR3	-0.145892	0.387674	-0.3763	0.7067
AR4	-0.322268	0.298986	-1.0779	0.2811
AR5	0.135636	0.377570	0.3592	0.7194
AR6	0.082422	0.267001	0.3087	0.7576
AR7	-0.063982	0.240089	-0.2662	0.7899
AR8	-0.239607	0.225856	-1.0609	0.2287
AR9	0.275824	0.57592	1.0708	0.2843
MA1	0.106538	0.487517	1.0708	0.8270
MA2	0.451245	0.281463	1.6032	0.1089
MA3	-0.112094	0.434743	-0.2578	0.7965
MA4	0.358712	0.275011	1.3044	0.1921
MA5	-0.504005	0.403613	-1.2487	0.2118
MA6	-0.485971	0.328022	-1.4815	0.1385

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 31 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(9,1,6)$ da área de produção de feijão

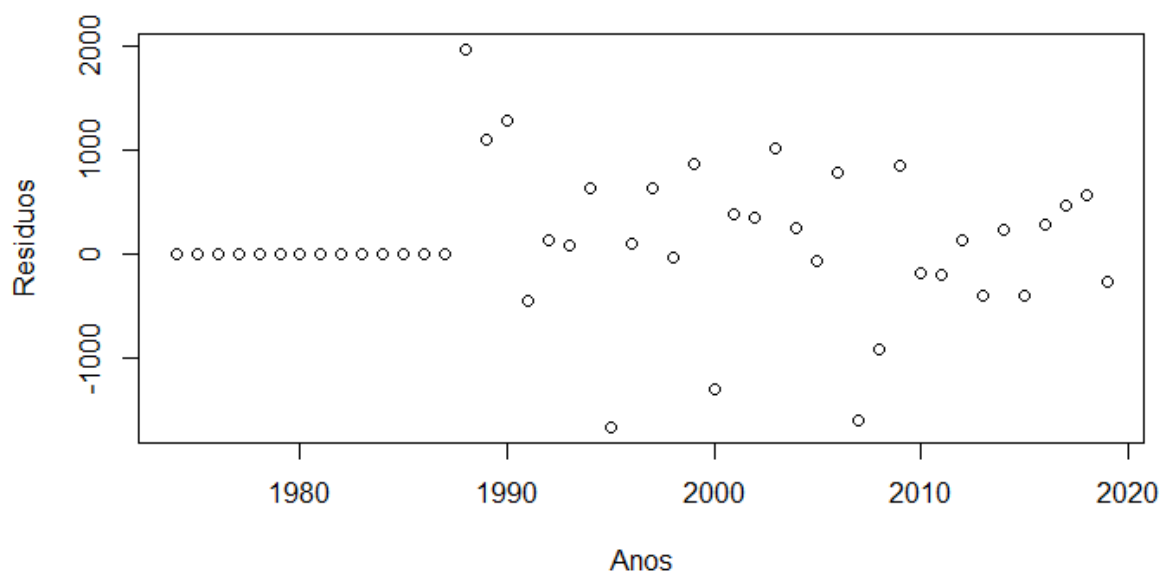
σ^2	Log-likelihood	AIC	EQM	ACF1
------------	----------------	-----	-----	------

452164	-361.22	754.45	665.0823	-0.0251
--------	---------	--------	----------	---------

Fonte: Elaborado pela autora.

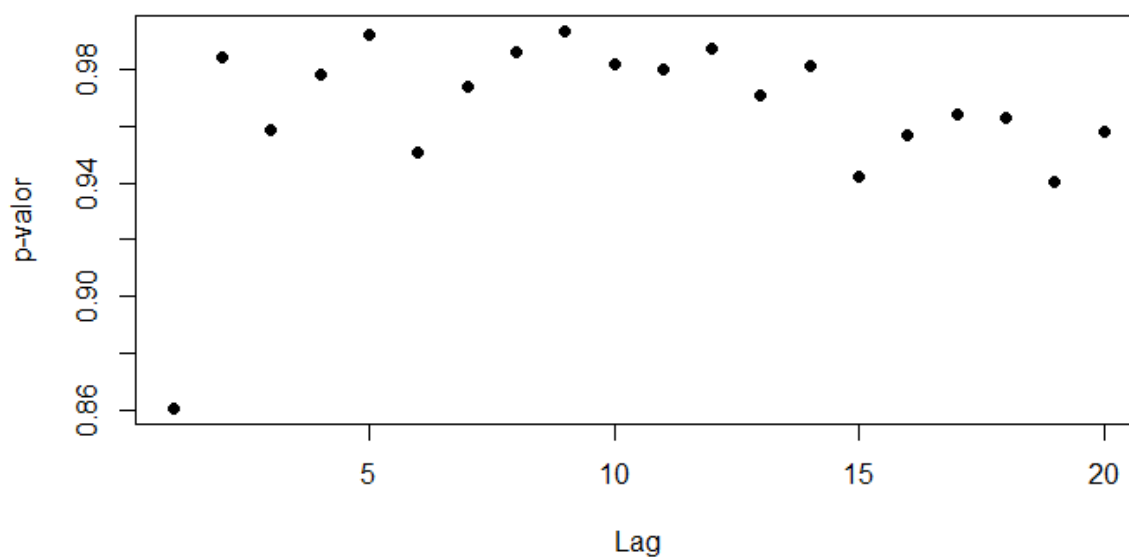
Fazendo o gráfico para os resíduos do modelo, tem-se a seguinte figura:

Figura 47 – Gráfico para os resíduo para o modelo $ARIMA(9,1,6)$ da área de produção de feijão



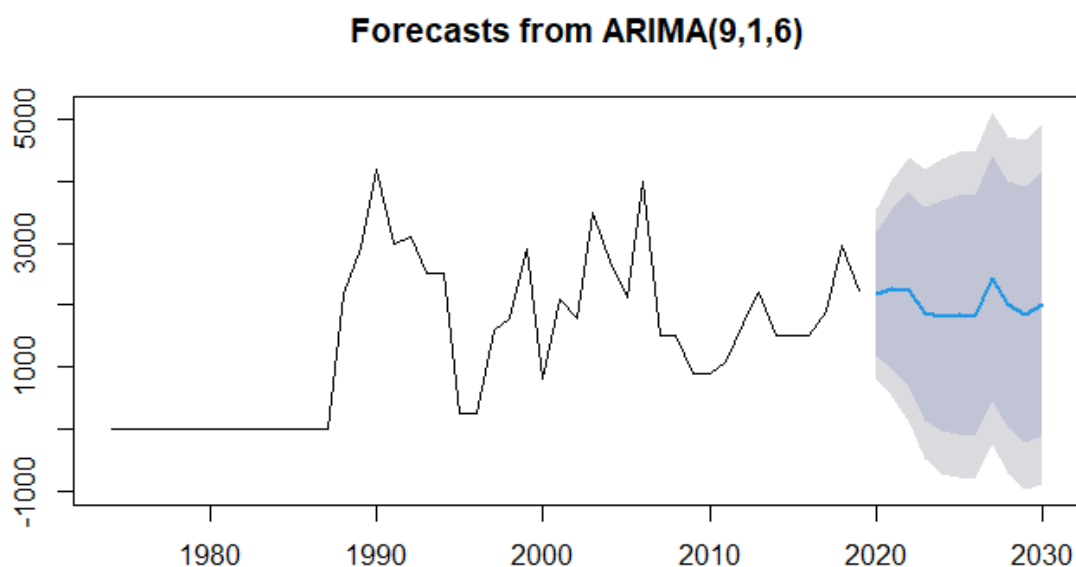
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 48 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da área da produção de feijão



Fonte: Elaborado pela autora.

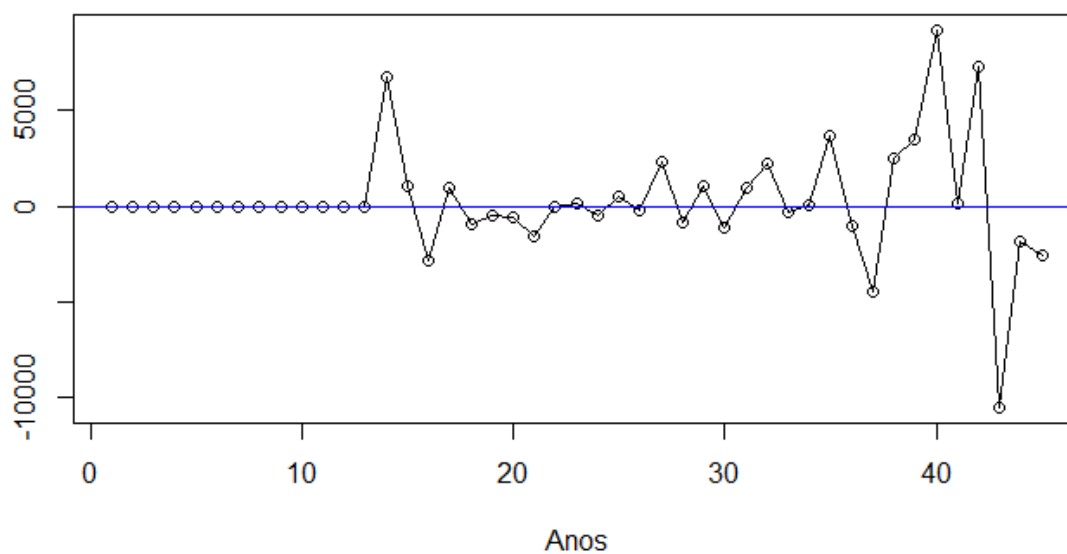
Figura 49 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de feijão



Fonte: Elaborado pela autora.

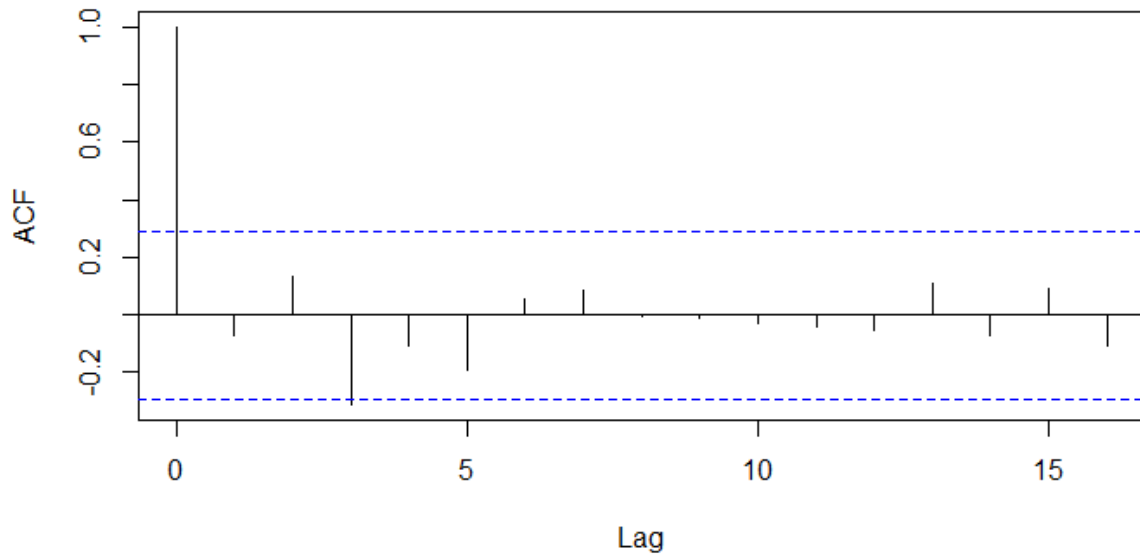
Considerando a primeira diferença para o plantio de milho em hectares, tem-se a sigura a seguir:

Figura 50 – Gráfico da 1ª diferença da área de plantio de milho em hectares



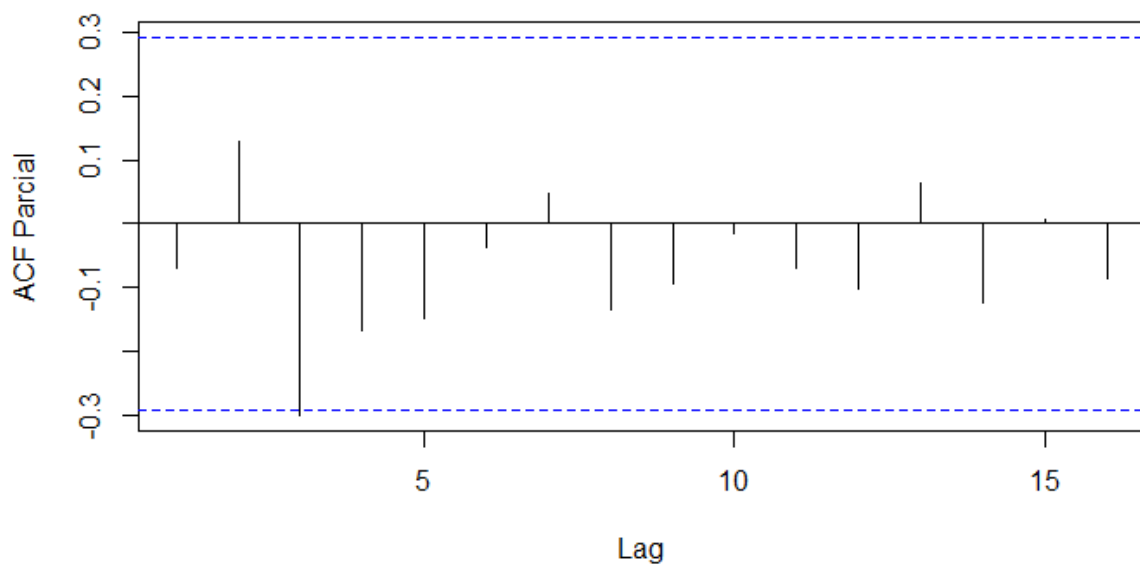
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 51 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da área da plantio de milho em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 52 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da área da plantio de milho em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

O modelo dado pela saída do Software foi $ARIMA(0,1,0)$. Realizando o teste

para o modelo, tem-se:

Tabela 32 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de milho para o modelo $ARIMA(0,1,0)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
$1.473 e^{-10}$	$2.896 e^{06}$	0.7223

Fonte: Elaborado pela autora.

Como não foi possível realizar a previsão pois o valor se manteve constante, foi utilizado um novo modelo, sendo ele $ARIMA(1,1,1)$. Para ele obteve-se os seguintes resultados:

Tabela 33 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de milho para o modelo $ARIMA(1,1,1)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
$3.274 e^{-06}$	$1.242 e^{-05}$	0.9414

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 34 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da produção da área de plantio de milho

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Z value	p-valor
AR1	0.23229	0.20540	1.1309	$2.716 e^{-06}$
MA1	-0.69638	0.13149	-5.2962	0.0003

Fonte: Elaborado pela autora.

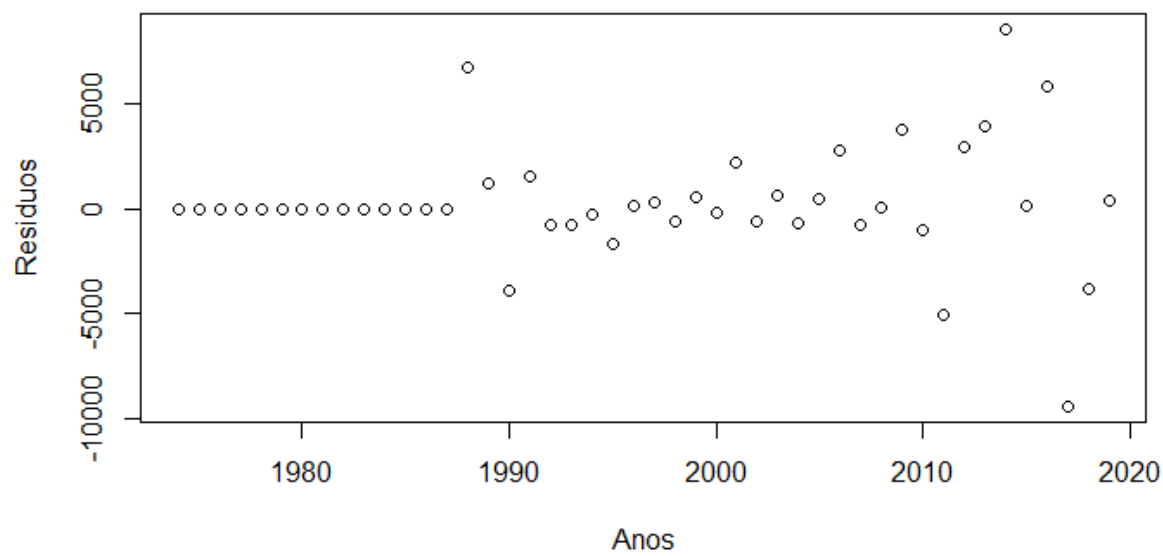
Tabela 35 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de milho

σ^2	Log-likelihood	AIC	EQM	ACF1
8211669	-422.14	850.28	2834.282	0.0889

Fonte: Elaborado pela autora.

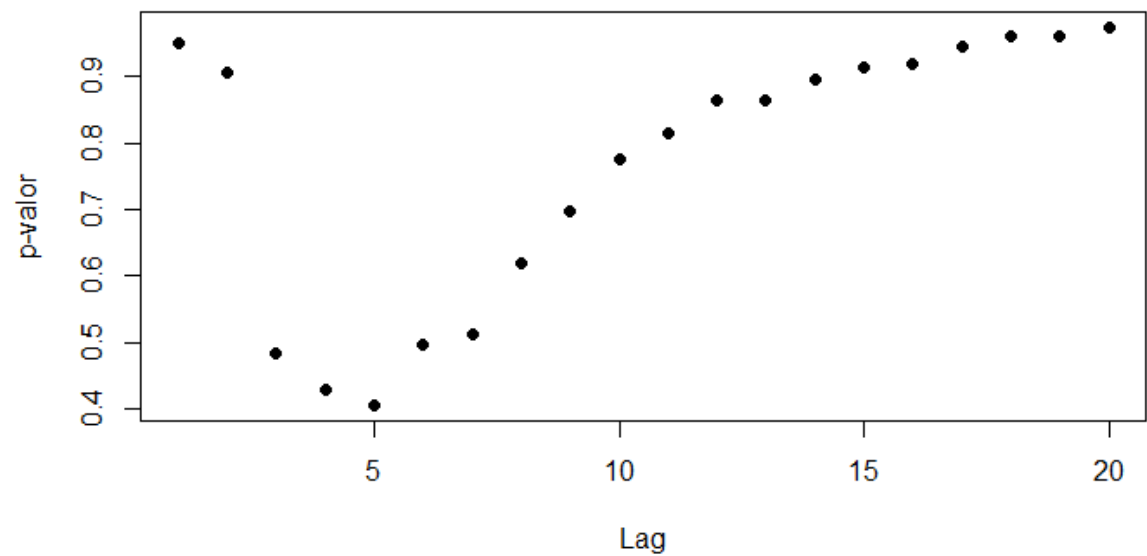
Para os resíduos obtém-se o seguinte gráfico:

Figura 53 – Gráfico para os resíduo para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de milho



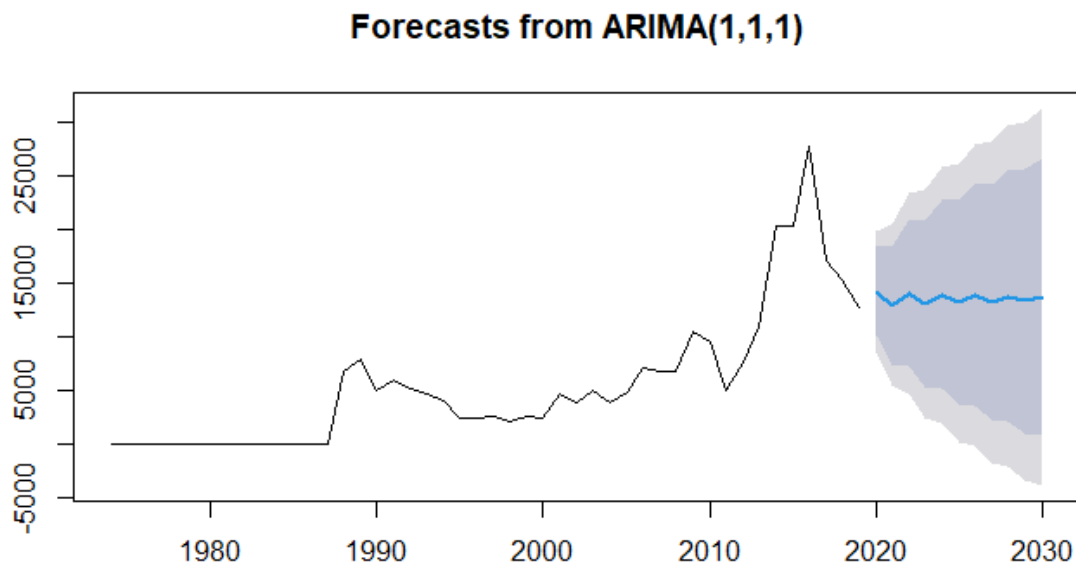
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 54 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da área da produção de milho



Fonte: Elaborado pela autora.

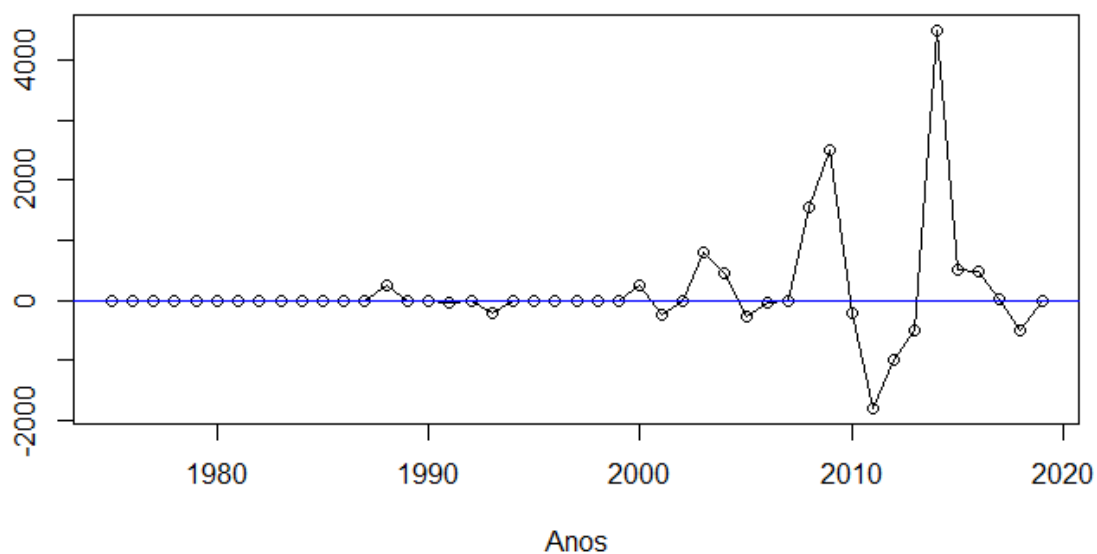
Figura 55 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(1,1,1)$ da área de produção de milho



Fonte: Elaborado pela autora.

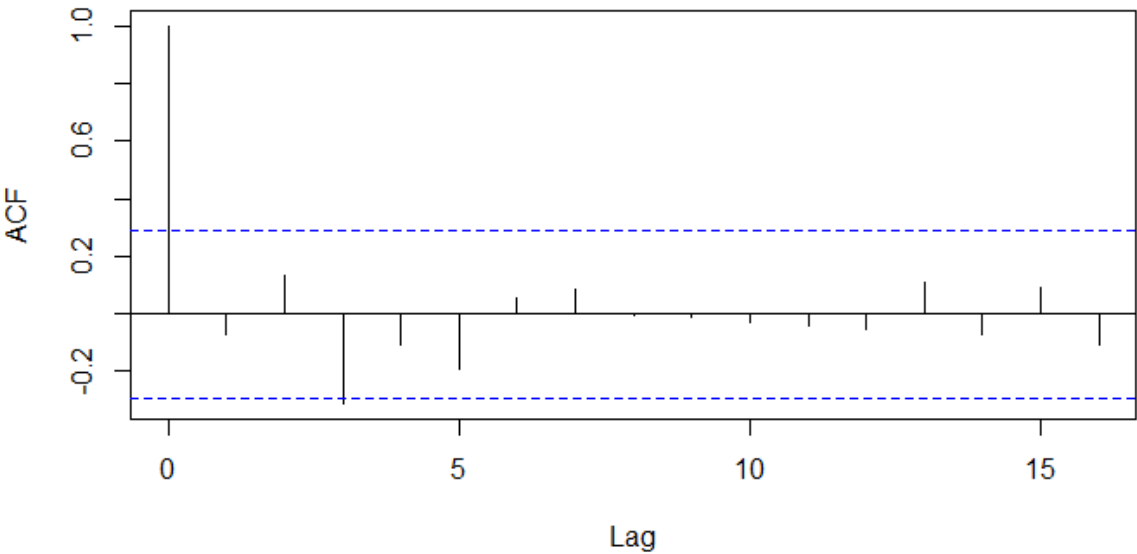
Por fim temos a análise da série da área de plantio de trigo. Realizando a 1ª diferença, obtem-se o gráfico apresentado na próxima figura:

Figura 56 – Gráfico da 1ª diferença da área de plantio de trigo em hectares



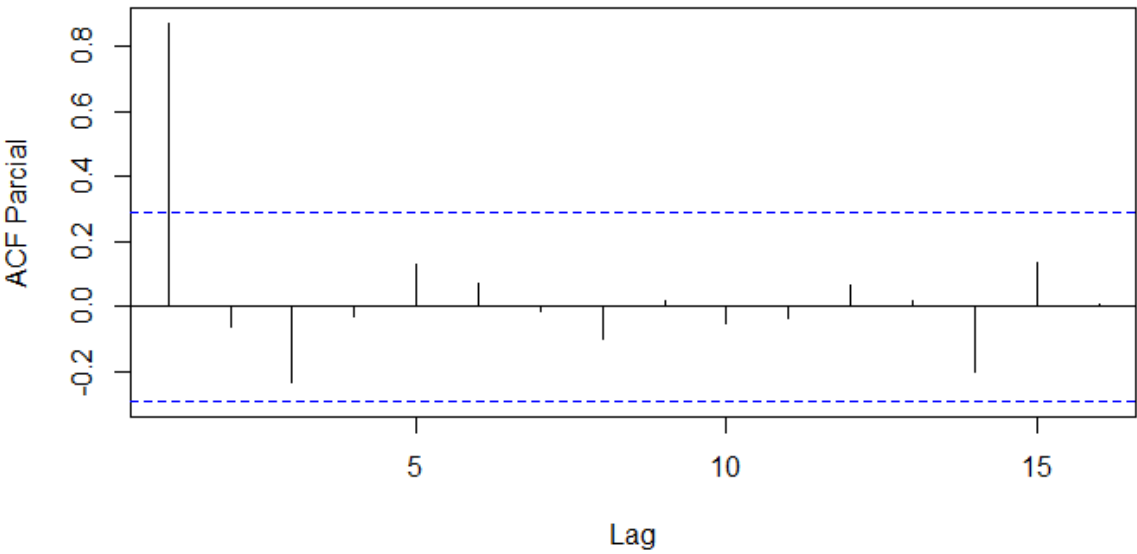
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 57 – Gráfico de autocorrelação da 1ª diferença da área da plantio de trigo em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 58 – Gráfico de autocorrelação parcial da 1ª diferença da área da plantio de trigo em hectares



Fonte: Elaborado pela autora.

O modelo ajustado foi: $ARIMA(2,1,2)$

Tabela 36 – resultado dos testes para a primeira diferença da área de plantio de trigo para o modelo $ARIMA(2,1,2)$

Jarque-Bera	Shapiro-Wilk	Box-Pierce
$2.2 e^{-16}$	$3.46 e^{-09}$	0.9956

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 37 – valores ajustados para o modelo $ARIMA(2,1,2)$ da produção da área de plantio de trigo

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Z value	p-valor
AR1	0.89952	0.19386	4.6400	$3.485 e^{-06}$
AR2	-0.84668	0.13854	-6.113	$9.881 e^{-10}$
MA1	-0.77261	0.31887	-2.4229	0.015395
MA2	0.55671	0.20079	2.7726	0.005561

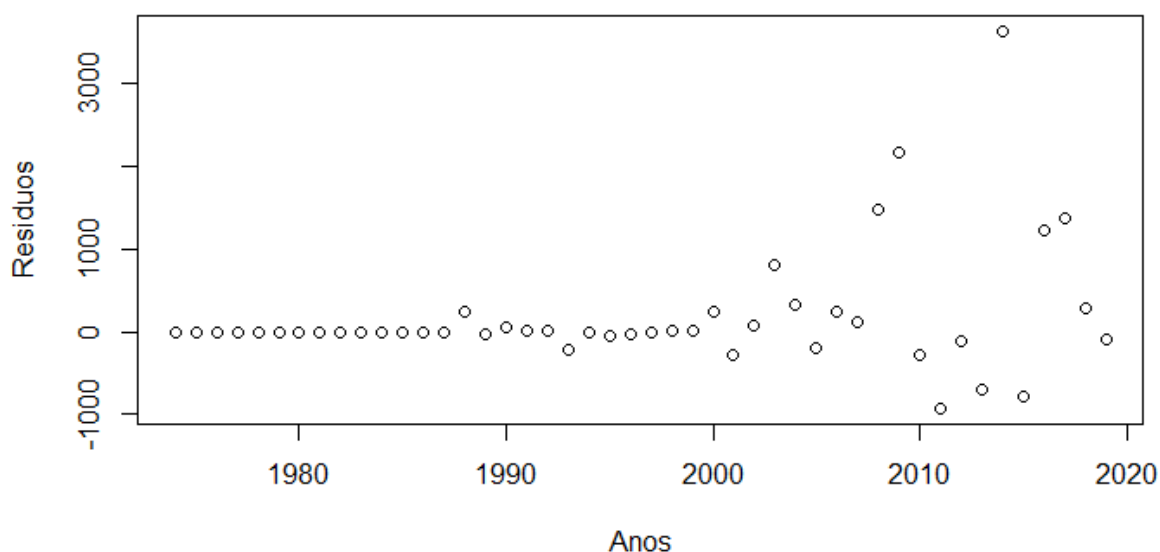
Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 38 – medidas de verificação para o modelo $ARIMA(2,1,2)$ da área de produção de trigo

σ^2	Log-likelihood	AIC	EQM	ACF1
59266	-363.29	736.59	761.4338	-0.1031

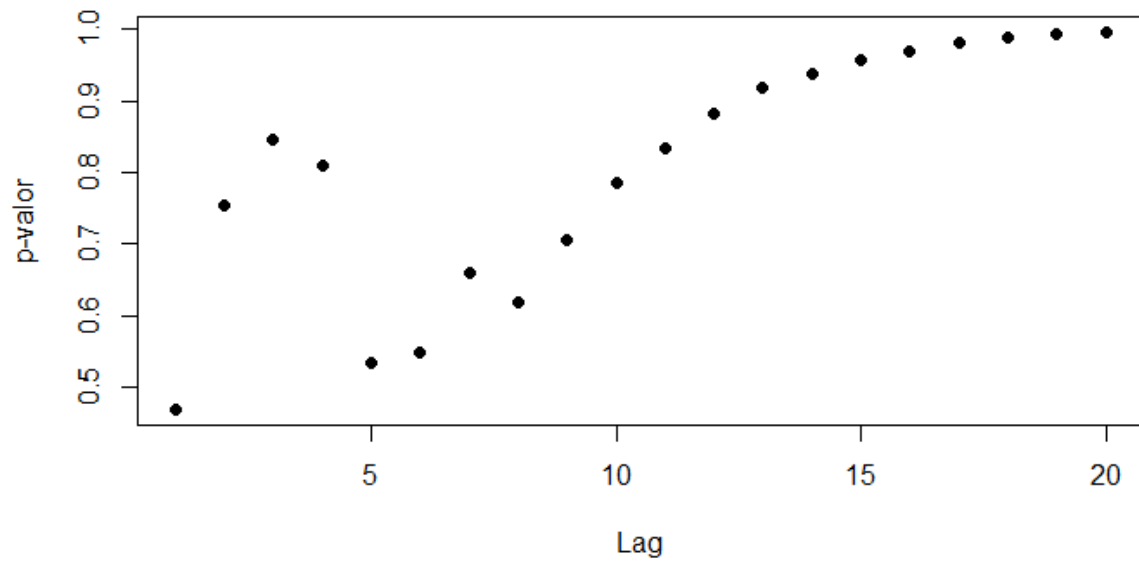
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 59 – Gráfico para os resíduo para o modelo $ARIMA(2,1,2)$ da produção de trigo



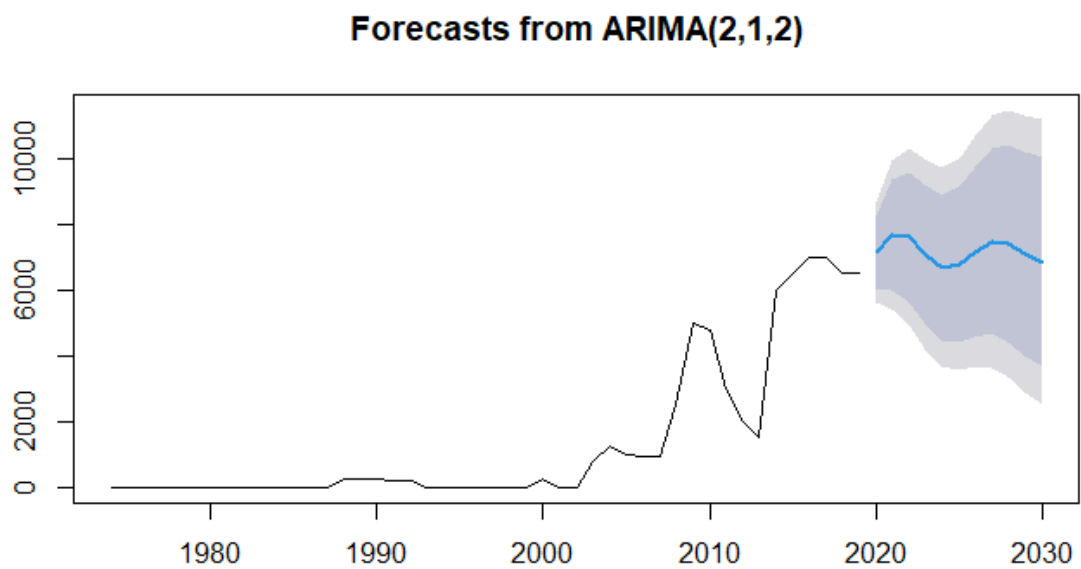
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 60 – Gráfico para a verificação do p-valor para 20 lags da área da produção de trigo



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 61 – Gráfico do intervalo de confiança para o modelo $ARIMA(2,1,2)$ da área de produção de trigo



Fonte: Elaborado pela autora.

Por fim para os modelos ajustados, temos as seguintes previsões até 2030/31:

Tabela 39 – Previsões para a produção das lavouras do município de Buri entre 2020 a 2031

	Produção (mi t)			
	Soja	Feijão	Milho	Trigo
2020/21	3.39192	3.39192	6.21484	2.65238
2021/22	3.34009	3.34009	6.20908	2.65468
2022/23	3.35101	3.35101	6.20774	2.65499
2023/24	3.34871	3.34871	6.20743	2.65503
2024/25	3.34919	3.34919	6.20735	2.65506
2025/26	3.34909	3.34911	6.20734	2.65504
2026/27	3.34912	3.34911	6.20734	2.65504
2027/28	3.34911	3.34911	6.20733	2.65504
2028/29	3.34911	3.34911	6.20733	2.65504
2029/30	3.34911	3.34911	6.20733	2.65504
2030/31	3.34911	3.34911	6.20733	2.65504

Fonte: Elaborado pela autora.

Já para a área as previsões são:

Tabela 40 – Previsões para as áreas de lavouras do município de Buri entre 2020 a 2031

	Área plantada (hectare)			
	Feijão	Soja	Milho	Trigo
2020/21	2175.776	21265.52	14191.67	7149.556
2021/22	2272.514	21102.41	12894.27	7685.367
2022/23	2241.836	21202.61	14030.32	7617.368
2023/24	1860.592	21141.05	13035.55	7102.540
2024/25	1825.108	21178.87	13906.60	6697.017
2025/26	1840.453	21155.64	13143.88	6768.140
2026/27	1823.434	21169.91	13811.75	7175.466
2027/28	2426.565	21161.14	13226.94	7481.643
2028/29	2010.458	21166.53	13739.02	7412.178
2029/30	1842.970	21163.22	13290.62	7090.458
2030/31	2020.568	21165.25	13683.25	6859.880

Fonte: Elaborado pela autora.

6 Conclusão

Sabemos que os desenvolvimentos agrícolas iniciaram após investimentos em tecnologia e financiamentos agrícolas, facilitando dessa maneira plantios de diversas culturas em espaços antes impossíveis e também o aumento do número de lavouras. Um exemplo visto na base de dados do município de Buri é o trigo, cultura muito arriscada há alguns anos, sendo evitada. Nos anos mais recentes é possível verificar o aumento das lavouras devido ao melhoramento genético.

Uma melhor análise pode ser feita com uma divisão dos períodos em momentos antes dos avanços tecnológicos e após esse momento.

Para os próximos anos, com o avanço da Agricultura 5.0 os dados entrarão a favor do produtor rural, aumentando a produtividade dos grãos e melhorando diversos fatores como o uso de insumos.

Os modelos ajustados não tiveram tantas qualidade, dividir os dados em um momento antes dos avanços agrícolas e após eles, podem gerar possíveis modelos melhores. Outra opção seria obter dados mais atualizados de cooperativas ou lojas de insumos agrícolas, pois as informações não são do todo e isso pode gerar melhores estimativas de quanto irá ser a produção e a área plantada.

Referências

BEZERRA, Manoel Ivanildo Silvestre. Apostila de Análise de Séries Temporais. Janeiro, 2007.

CANAL RURAL. **Em 30 anos, produção de soja no Brasil aumentou 557%.** Disponível em: <https://www.canalrural.com.br/agricultura/soja/em-30-anos-producao-de-soja-no-brasil-aumentou-557/>. Acesso em: 12 jun. 2023.

CASTRO, Daniel Stella. **Os Agricultores de Buri (SP) percebidos no seu olhar sobre a vegetação nativa.** São Paulo, 2016. Disponível em: https://teses.usp.br/teses/disponiveis/8/8135/tde-02052016-103730/publico/2016_DanielStellaCastro_VCorr.pdf. Acesso em: 12 jun. 2023.

EMBRAPA. **Futuro: o papel da ciência tecnologia e inovação.** Brasília, 2021. Disponível em: <https://www.embrapa.br/visao/o-papel-da-ciencia-tecnologia-e-inovacao>. Acesso em: 2 nov. 2023.

EMBRAPA. **Visão 2030: O futuro da Agricultura Brasileira.** Brasília, 2018. Disponível em: <https://www.embrapa.br/documents/10180/9543845/Vis%C3%A3o+2030+-+o+futuro+da+agricultura+brasileira/2a9a0f27-0ead-991a-8cbf-af8e89d62829?version=1.1>. Acesso em: 22 jun. 2023.

IBGE. **Em 2022, Sorriso (MT) manteve a liderança na produção agrícola.** Disponível em: <https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/37894-em-2022-sorriso-mt-manteve-a-lideranca-na-producao-agricola>. Acesso em: 22 nov. 2023.

KAGGLE. **Brazilian Agricultural Production.** Disponível em: <https://www.kaggle.com/datasets/lIatyki/brazilan-agricultural-production>. Acesso em 23 jun. 2023.

MAPA. **PROJEÇÕES DO AGRONÉGOcio. Brasil 2019/2020 a 2029/2030. Projeção de longo prazo.** Brasília, 2020. Disponível em:

<https://summitagro.estadao.com.br/noticias-do-campo/quais-sao-as-principais-culturas-de-inverno-no-brasil/>. Acesso em 22 jun. 2023.

MORETTIN, Pedro A.; TOLOI, Clélia M.C. **Análise de Séries Temporais**. 2, ed. ABE: PROJETO FISHER. Janeiro, 2006.

NOTÍCIAS AGRÍCOLAS. **Milho - B3 (Pregão Regular)**. Disponível em: <https://www.noticiasagricolas.com.br/cotacoes/milho/milho-b3-prego-regular>. Acesso em: 22 nov. 2023.

REIS, Marcelo Menezes. **ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS**. Disponível em: <http://www.inf.ufsc.br/~marcelo.menezes.reis/Cap4.pdf>. Acesso em 19 de jun. de 2023.

SYNGENTA DIGITAL. **Lavoura de milho**: ciclo, tipos de grãos, pragas e as tendências , para o cereal. Disponível em: <https://blog.syngentadigital.ag/lavoura-de-milho/>. Acesso em: 19 jun. 2023.

SYNGENTA DIGITAL. **Por trás de uma plantação de trigo**: conheça a cultura de inverno. Disponível em: <https://blog.syngentadigital.ag/plantacao-de-trigo/#:~:text=Muito%20al%C3%A9m%20da%20cobertura%20do,um%20grande%20importador%20do%20cereal/> . Acesso em: 22 nov. 2023.

Apêndice

Modelo para a área do milho

```
> modelo2=arima(x = milho, order = c(0,1,0))
> summary(modelo2)

Call:
arima(x = milho, order = c(0, 1, 0))

sigma^2 estimated as 8585041:  log likelihood = -423.08,  aic = 848.15

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 276.3043 2898.001 1572.391 0.1802206 28.18874 0.9782609 -0.07073431
> coeftest(modelo2)
Error in dimnames(x) ← dn :
  comprimento de 'dimnames' [2] não é igual ao tamanho do array
> jarque.bera.test(modelo2$residuals)
```

Jarque Bera Test

```
data: modelo2$residuals
X-squared = 45.277, df = 2, p-value = 1.473e-10
```

```
> shapiro.test(modelo2$residuals)
```

Shapiro-Wilk normality test

```
data: modelo2$residuals
W = 0.80775, p-value = 2.896e-06
```

```
> Box.test(modelo2$residuals, lag=20, type = "Ljung-Box")
```

Box-Ljung test

```
data: modelo2$residuals
X-squared = 12.597, df = 20, p-value = 0.894
```

```
> previsao2 = predict(modelo2, n.ahead = 11 )
> previsao2
$pred
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 12710 12710 12710 12710 12710 12710 12710 12710 12710 12710 12710

$se
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 2930.024 4143.680 5074.951 5860.048 6551.733 7177.064 7752.115 8287.360 8790.072 9265.550
[11] 9717.790
```

```

> modelo2=arma(x = milho, order = c(1,0))
> coeftest(modelo2)

z test of coefficients:

              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
arl          0.895938   0.067564 13.2606   <2e-16 ***
intercept 838.706954 553.507165  1.5153   0.1297
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

> jarque.bera.test(modelo2$residuals)
Error in jarque.bera.test(modelo2$residuals) : NAs in x
> shapiro.test(modelo2$residuals)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  modelo2$residuals
W = 0.79232, p-value = 1.619e-06

> Box.test(modelo2$residuals, lag=20, type = "Ljung-Box")

        Box-Ljung test

data:  modelo2$residuals
X-squared = 9.2347, df = 20, p-value = 0.98

```

Área da soja

```

> auto.arima(soja)
Series: soja
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 = 7167888: log likelihood = -419.02
AIC=840.03 AICc=840.13 BIC=841.84
> modelo3= arima(x = soja, order = c(0, 1, 0))
> summary(modelo3)

Call:
arima(x = soja, order = c(0, 1, 0))

sigma^2 estimated as 7167888: log likelihood = -419.02, aic = 840.03

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 456.5217 2648.03 749.4783 -Inf   Inf 0.9782609 -0.01566006
> coeftest(modelo3)
Error in dimnames(x) ← dn :
  comprimento de 'dimnames' [2] não é igual ao tamanho do array
> jarque.bera.test(modelo3$residuals)

        Jarque Bera Test

data:  modelo3$residuals
X-squared = 2347.9, df = 2, p-value < 2.2e-16

> shapiro.test(modelo3$residuals)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  modelo3$residuals
W = 0.34087, p-value = 4.387e-13

```

```

> Box.test(modelo3$residuals, lag=20, type = "Ljung-Box")

Box-Ljung test

data: modelo3$residuals
X-squared = 5.0488, df = 20, p-value = 0.9997

> previsao3 = predict(modelo3, n.ahead = 11)
> previsao3
$pred
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 21000 21000 21000 21000 21000 21000 21000 21000 21000 21000 21000

$se
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 2677.291 3786.262 4637.204 5354.582 5986.605 6557.997 7083.447 7572.523 8031.874 8466.338
[11] 8879.570

```

Área de plantação de feijão

```

> auto.arima(fej)
Series: fej
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 = 890214: log likelihood = -372.08
AIC=746.17 AICc=746.26 BIC=747.98
> modelo4=arima(x = fej, order = c(0,1,0))
> coeftest(modelo4)
Error in dimnames(x) ← dn :
  comprimento de 'dimnames' [2] não é igual ao tamanho do array
> jarque.bera.test(modelo4$residuals)

Jarque Bera Test

data: modelo4$residuals
X-squared = 3.7481, df = 2, p-value = 0.1535

> shapiro.test(modelo4$residuals)

Shapiro-Wilk normality test

data: modelo4$residuals
W = 0.90101, p-value = 0.0008885

> Box.test(modelo4$residuals, lag=20, type = "Ljung-Box")

Box-Ljung test

data: modelo4$residuals
X-squared = 32.523, df = 20, p-value = 0.03804

```

```
> previsao4 = predict(modelo4, n.ahead =11 )
> previsao4
$pred
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
[1] 2240 2240 2240 2240 2240 2240 2240 2240 2240 2240 2240

$se
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
[1] 943.5117 1334.3270 1634.2102 1887.0234 2109.7563 2311.1222 2496.2973 2668.6541 2830.5351
[10] 2983.6459 3129.2743
```

Produção de Trigo

```
> auto.arima(Trigop)
Series: Trigop
ARIMA(0,1,1)

Coefficients:
      mal
    -0.4655
s.e.    0.1398

sigma^2 = 0.5453: log likelihood = -49.82
AIC=103.65 AICc=103.93 BIC=107.26
> modelo5 = arima(x = Trigop, order = c(0,1,1))
> summary(modelo5)

Call:
arima(x = Trigop, order = c(0, 1, 1))

Coefficients:
      mal
    -0.4655
s.e.    0.1398

sigma^2 estimated as 0.5332: log likelihood = -49.82, aic = 103.65

Training set error measures:
              ME          RMSE          MAE    MPE  MAPE          MASE          ACF1
Training set 0.03803722 0.7222019 0.5483058 -Inf  Inf 0.9975333 0.01810219
> coeftest(modelo5)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
mal -0.46552    0.13984  -3.329 0.0008715 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```

> jarque.bera.test(modelo5$residuals)

      Jarque Bera Test

data:  modelo5$residuals
X-squared = 4.9781, df = 2, p-value = 0.08299

> shapiro.test(modelo5$residuals)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  modelo5$residuals
W = 0.95614, p-value = 0.08112

> Box.test(modelo5$residuals, lag=20, type = "Ljung-Box")

      Box-Ljung test

data:  modelo5$residuals
X-squared = 11.981, df = 20, p-value = 0.9167

> previsao5 = predict(modelo5, n.ahead = 11 )
> previsao5
$pred
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 2.666721 2.666721 2.666721 2.666721 2.666721 2.666721 2.666721 2.666721 2.666721 2.666721 2.666721
[11] 2.666721

$se
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 0.7301823 0.8279353 0.9153074 0.9950368 1.0688353 1.1378575 1.2029258 1.2646506 1.3234998
[10] 1.3798415 1.4339711

```

Produção milho

```

> auto.arima(milhop)
Series: milhop
ARIMA(0,1,1)

Coefficients:
      mal
      -0.5808
s.e.    0.1260

sigma^2 = 2.086: log likelihood = -80.1
AIC=164.19 AICc=164.48 BIC=167.8
> modelo6 = arima(x = milhop, order = c(0,1,1))
> summary(modelo6)

Call:
arima(x = milhop, order = c(0, 1, 1))

Coefficients:
      mal
      -0.5808
s.e.    0.1260

sigma^2 estimated as 2.04: log likelihood = -80.1, aic = 164.19

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 0.2557432 1.412562 0.826593 0.7544713 21.63618 0.9709901 0.08493332
> coeftest(modelo6)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
mal -0.58082    0.12597 -4.6106 4.014e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

> jarque.bera.test(modelo6$residuals)

      Jarque Bera Test

data: modelo6$residuals
X-squared = 78.573, df = 2, p-value < 2.2e-16

> shapiro.test(modelo6$residuals)

      Shapiro-Wilk normality test

data: modelo6$residuals
W = 0.78849, p-value = 1.088e-06

> Box.test(modelo6$residuals, lag=20, type = "Ljung-Box")

      Box-Ljung test

data: modelo6$residuals
X-squared = 18.03, df = 20, p-value = 0.5855

> previsao6 = predict(modelo6, n.ahead = 11)
> previsao6
$pred
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 6.138687 6.138687 6.138687 6.138687 6.138687 6.138687 6.138687 6.138687 6.138687 6.138687
[11] 6.138687

$se
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 1.428171 1.548572 1.660265 1.764903 1.863675 1.957470 2.046971 2.132720 2.215152 2.294624
[11] 2.371435

```

Produção de soja

```
> auto.arima(sojap)
Series: sojap
ARIMA(0,1,1) with drift

Coefficients:
      mal    drift
    -0.8892  0.0527
s.e.   0.3647  0.0119

sigma^2 = 0.2748: log likelihood = -34.55
AIC=75.09 AICc=75.68 BIC=80.51
> modelo7 = arima(x = sojap, order = c(0, 1, 1))
> summary(modelo7)

Call:
arima(x = sojap, order = c(0, 1, 1))

Coefficients:
      mal
    -0.6192
s.e.   0.1130

sigma^2 estimated as 0.2958: log likelihood = -36.69, aic = 77.38

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE  MPE MAPE  MASE  ACF1
Training set 0.1221246 0.5379481 0.3763508 -Inf  Inf  1.047889 -0.1416722
> coeftest(modelo7)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
mal -0.61921    0.11297 -5.4811 4.228e-08 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```

> jarque.bera.test(modelo7$residuals)

      Jarque Bera Test

data:  modelo7$residuals
X-squared = 44.047, df = 2, p-value = 2.725e-10

> shapiro.test(modelo7$residuals)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  modelo7$residuals
W = 0.87529, p-value = 0.00015

> Box.test(modelo7$residuals, lag=20, type = "Ljung-Box")

      Box-Ljung test

data:  modelo7$residuals
X-squared = 14.467, df = 20, p-value = 0.8061

> previsao7 = predict(modelo7, n.ahead = 11 )
> previsao7
$pred
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 3.25004 3.25004 3.25004 3.25004 3.25004 3.25004 3.25004 3.25004 3.25004 3.25004 3.25004

$se
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 0.5438925 0.5819912 0.6177447 0.6515391 0.6836651 0.7143478 0.7437657 0.7720636 0.7993604
[10] 0.8257552 0.8513322

```

Produção feijão

```

> auto.arima(fejp)
Series: fejp
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 = 0.2312: log likelihood = -30.91
AIC=63.81 AICc=63.9 BIC=65.62
> modelo8 = arima(x = fejp, order = c(0,1,0))
> summary(modelo8)

Call:
arima(x = fejp, order = c(0, 1, 0))

sigma^2 estimated as 0.2312: log likelihood = -30.91, aic = 63.81

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 0.03309591 0.4756157 0.2910042 -1.746282 22.62527 0.9782935 0.005001032
> coeftest(modelo8)
Error in dimnames(x) ← dn :
  comprimento de 'dimnames' [2] não é igual ao tamanho do array
> jarque.bera.test(modelo8$residuals)

      Jarque Bera Test

data: modelo8$residuals
X-squared = 73.524, df = 2, p-value < 2.2e-16

> shapiro.test(modelo8$residuals)

      Shapiro-Wilk normality test

data: modelo8$residuals
W = 0.85456, p-value = 4.046e-05

> box.test(modelo8$residuals, lag=20, type = "Ljung-Box")

      Box-Ljung test

data: modelo8$residuals
X-squared = 27.322, df = 20, p-value = 0.1265

> previsao8 = predict(modelo8, n.ahead = 11)
> previsao8
$pred
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 1.96875 1.96875 1.96875 1.96875 1.96875 1.96875 1.96875 1.96875 1.96875 1.96875 1.96875

$se
Time Series:
Start = 2020
End = 2030
Frequency = 1
 [1] 0.4808713 0.6800547 0.8328935 0.9617426 1.0752609 1.1778893 1.2722659 1.3601095 1.4426139
[10] 1.5206486 1.5948697

```