

PROJEÇÃO DA PRODUÇÃO AVÍCOLA DE POSTURA NO BRASIL DE 2022 A 2030 PROJECTION OF LAYER POULTRY PRODUCTION IN BRAZIL FROM 2022 TO 2030

Autor(es):

ADILSON PADOVAN JUNIOR

Doutorando em Economia na Universidade Estadual de Maringá (PCE/UEM), Paraná, Brasil.

E-mail: padovanjr@gmail.com

OTHON HILTON ALVES

Mestrando em Economia na Universidade Estadual de Maringá (PCE/UEM), Paraná, Brasil.

E-mail: pg404376@uem.br

ALEXANDRE FLORINDO ALVES

Dr. em Economia pela Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (ESALQ-USP). Professor do Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas na Universidade Estadual de Maringá (PCE/UEM).

E-mail: afalves@uem.br

Grupo de Trabalho (GT): << GT1. Mercados agrícolas e comércio exterior >>

Resumo

Apesar do Brasil ser o 6º maior produtor de ovos de galinha do mundo e ter movimentado cerca de R\$17,734 bilhões em 2021, não existe nenhuma projeção do setor. Portanto, com o uso dos modelos ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) e SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), o presente trabalho teve por objetivo realizar a predição estatística dos próximos 33 trimestres (2022/2030) para a produção de ovos no Brasil. Os resultados indicaram uma expansão de 35,14% do setor, indo de 1.020.197 milhares de dúzias produzidas no terceiro trimestre de 2022 e chegando a 1.378.711 milhares de dúzias no quarto trimestre de 2030.

Palavras-chave: Produção Avícola de Postura. ARIMA. SARIMA. Ovos.

Abstract

Despite Brazil being the 6th largest producer of chicken eggs in the world and having moved approximately R\$ 17.734 billion in 2021, there are no projections for the sector. Therefore, using ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) and SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) models, this study aimed to statistically predict the next 33 quarters (2022/2030) for egg production in Brazil. The results indicated a 35.14% expansion of the sector, going from 1,020,197 thousands of dozens produced in the third quarter of 2022 to 1,378,711 thousands of dozens in the fourth quarter of 2030.

Key words: Posture Poultry Production. ARIMA. SARIMA. Eggs.

1. Introdução

De acordo com a ABPA (2022), o consumo per capita de ovos no Brasil em 2021 foi de 257 unidades, enquanto a produção nacional em 2022 foi de 54.973.807.551 (Cinquenta e quatro bilhões, novecentos e setenta e três milhões, oitocentos e sete mil, quinhentos e cinquenta e um) ovos de galinha, correspondendo a aproximadamente R\$17,734 bilhões. Vale ressaltar que, de acordo com IBGE (2022) no primeiro trimestre de 2000, foram produzidos 412.589 mil dúzias de ovos, e esse número aumentou para 1.020.197 mil dúzias no terceiro trimestre de 2022. Ou seja, a produção mais do que dobrou nesse período. Observando os valores trimestrais, é possível notar que os maiores picos de produção ocorreram nos últimos anos, em particular

no terceiro trimestre de 2020 com 1.019.340 mil dúzias, e no terceiro trimestre de 2022, com 1.020.197 mil dúzias.

Para Bastos (2019), esse crescimento se deve em parte a uma campanha de reposicionamento do produto, que destaca suas propriedades nutricionais e à diferenciação do produto com agregação de valor, como a valorização do bem-estar animal e do produtor local. Além disso, Amaral et al. (2016) destaca que, embora a maioria da produção seja destinada ao mercado interno (99,7% - também em crescimento impulsionada pela melhoria no controle sanitário e oferta de insumos), a exportação tem se expandido, especialmente para o Oriente Médio, que é o principal destino, e há oportunidades para melhorar a inserção externa do produto.

Porém, para verificar se essa expansão histórica permanecerá no futuro (auxiliando produtores e gestores públicos nas tomadas de decisões de investimentos, por exemplo) é comum fazer-se projeções estatísticas para ajudar a entender e antecipar as tendências principalmente ao se tratar de setores produtivos relevantes à economia como um todo. À exemplo disso, o Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA, 2021) utilizou o método ARIMA em suas projeções para o período de 2021/22 a 2031/32 para 31 produtos do agronegócio, incluindo milho, soja, trigo, laranja, carne bovina, suína e de frango, dentre outros (não foi realizado para ovos de galinha), que indicaram aumento na produção de grãos e de carnes, bem como na exportação para diversos países, destacando-se a China como importante parceiro comercial.

Estudos específicos foram realizados para previsão de produção de grãos (Wolfart et al., 2021), preços do milho (Cas, 2020), preços de commodities agrícolas (Assis et al., 2019) e produção de leite (Oliveira et al., 2020) e preços do boi gordo (Araujo et al., 2021) todos utilizando modelos ARIMA ou SARIMA com bom desempenho.

Desse modo, o presente trabalho tem por objetivo e contribuição projetar 33 observações futuras (último trimestre de 2022 até último trimestre de 2030) por meio de seis modelos ARIMA e três modelos SARIMA (a fim de encontrar o melhor modelo, ou seja, menor critério AIC, ausência de autocorrelação e heterocedasticidade) utilizando um total de 91 observações trimestrais entre o período de 2000 até 2022 (IBGE, 2021).

Portanto, esse artigo contém três seções além da presente introdução. A primeira seção traz o referencial teórico e empírico que embasa a pesquisa da projeção de ovos de galinha para o Brasil. A segunda traz os dados, metodologia e análise descritiva. Já a terceira e última parte apresenta os resultados, discussões e conclusões do trabalho realizado.

2. Avicultura de postura brasileiro e os modelos de projeção no agronegócio

A avicultura de postura brasileira tem um papel importante no cenário mundial, sendo o 6º maior produtor de ovos de galinha (FAO, 2020). Além do que, o agronegócio no país é um setor em constante crescimento e, por isso, é fundamental acompanhar a evolução e planejar o futuro da produção (MAPA, 2021).

Os modelos de projeção, como ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) e SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), são ferramentas estatísticas valiosas para realizar previsões no setor. Esses modelos permitem analisar a série temporal dos dados históricos e identificar padrões que podem ser projetados para os próximos anos.

Com a aplicação desses modelos na avicultura de postura brasileira, é possível obter previsões estatísticas, auxiliando no planejamento estratégico do setor. Isso contribui para a otimização dos recursos e investimentos, garantindo uma expansão sustentável e competitiva no mercado global. Dessa forma, as próximas subseções trarão os referenciais teóricos e

empíricos que embasou a pesquisa da projeção de ovos de galinha para o período de 2022 até 2030 no Brasil.

2.1. Produção, tendências e oportunidades do mercado avícola de postura brasileiro

Segundo dados da FAO (2020), os maiores produtores de ovos no mundo estão distribuídos da seguinte maneira: China em primeiro lugar (33.794 milhões de toneladas), Estados Unidos em segundo (6.681 milhões de toneladas), Índia em terceiro (6.511 milhões de toneladas), Japão em quarto (5.997 milhões de toneladas), México em quinto (3.084 milhões de toneladas), Brasil em sexto (2.909 milhões de toneladas).

Os maiores consumidores de ovos incluem China, União Europeia, Índia e Estados Unidos, onde o consumo per capita supera 300 ovos por ano. Em relação ao Brasil, de acordo com a Associação Brasileira de Proteína Animal (ABPA, 2021), a produção nacional em 2022 foi de 54.973.807.551 ovos, correspondendo a R\$17,734 bilhões, e o consumo nacional alcançou 251 ovos por habitante além do aumento na produção e exportação.

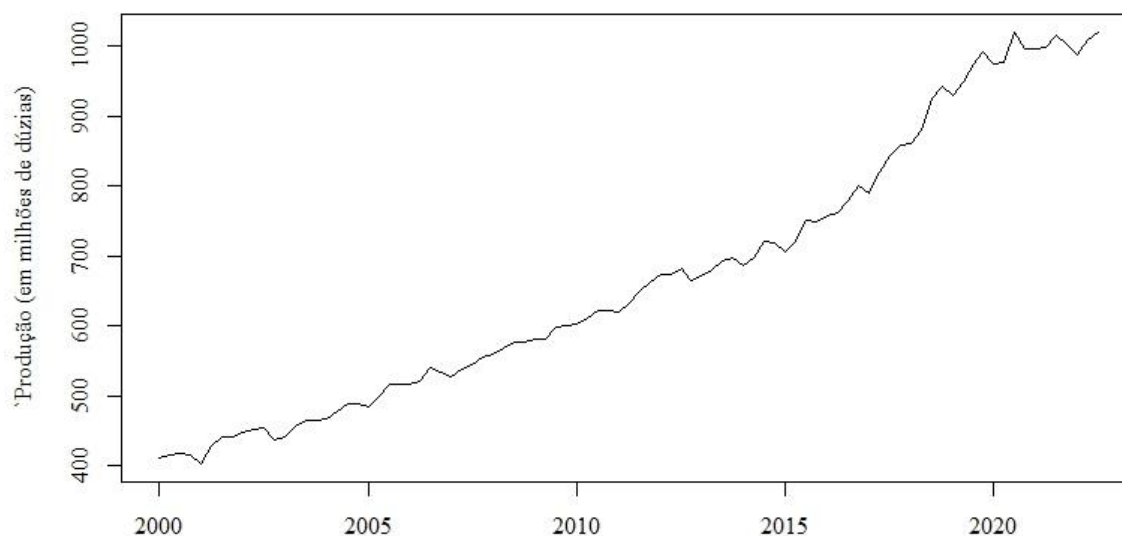
Como justificativa, Bastos (2019) aponta que o mercado de ovos vem se expandindo em parte graças a uma campanha do setor para reposicionar o produto, promovendo suas propriedades nutricionais daquele que outrora fora tido como vilão da saúde. Além disso, o setor também empreende uma iniciativa de diferenciação do produto com agregação de valor através de questões como valorização de bons tratos aos animais no processo produtivo e valorização do produtor local, por exemplo. Na avicultura de postura brasileira, o mercado é pulverizado, predomina o sistema de produção de gaiolas convencionais em galpões abertos.

Para visualizar melhor essa expansão, o Gráfico 1 apresenta a quantidade de ovos produzidos, em milhões de dúzias, no Brasil, a cada trimestre, desde o primeiro trimestre de 2000 até o terceiro trimestre de 2022. Esses dados foram coletados e divulgados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2022). É possível perceber que houve um aumento constante na produção de ovos no Brasil ao longo dos anos, com algumas variações sazonais e oscilações em períodos específicos (ver também Anexo A – Tabela completa da produção de ovos no Brasil entre o período de 2000 até 2023).

Aqui vale observar que no primeiro trimestre de 2000, foram produzidos 412.589 mil dúzias de ovos, e esse número aumentou para 1.020.197 mil dúzias no terceiro trimestre de 2022. Ou seja, a produção mais do que dobrou nesse período. Sendo que é possível notar que os maiores picos de produção ocorreram nos últimos anos, em particular no terceiro trimestre de 2020, com 1.019.340 mil dúzias, e no terceiro trimestre de 2022, com 1.020.197 mil dúzias.

Sobre a distribuição, as Centrais de Abastecimento Agropecuário (CEASAs) tem papel fundamental no ramo dos ovos frescos. Sendo que, de acordo com a ABPA (2022), 99,54% da produção nacional de ovos se destinou ao mercado interno, sendo exportados somente 0,46% (demonstrando indicativo potencial de expansão) onde, a região do globo que mais importa ovos brasileiros é o Oriente Médio, enquanto os países que mais compraram nossos ovos foram, na ordem: Emirados Árabes Unidos, Japão, Catar, Estados Unidos e Omã.

Gráfico 1 – Série histórica da Produção de Ovos no Brasil (POG – IBGE, 2022).



Fonte: Autoria própria (RStudio com dados IBGE, 2022).

Em relação aos ovoprodutos¹, existem várias opções como o ovo integral, a gema e a clara líquidos e pasteurizados, além dos ovoprodutos desidratados, que possuem vantagens como estocagem sem refrigeração e aprimoramento nutricional através da alimentação das galinhas. Além do que, os ovos também são utilizados na fabricação de vacinas, através da produção de produtos livres de patógenos específicos. De acordo com Miyaki (2013) a partir de ovos de galinha (que envolve o controle de qualidade, inoculação do vírus, incubação, colheita do líquido alantoico, purificação, fragmentação e inativação do vírus, filtração e formulação) é possível a produção da vacina da influenza pelo Instituto Butantan. Ademais, Soares e Ximenes (2022) também colocam que, apesar de os planteis de poedeiras se concentrarem no Centro-Sul. Os autores colocam que a produção de ovos está sendo impulsionada em todas as regiões dada alta demanda do mercado interno, de modo que eles observaram aumento da produção em todos os estados nordestinos no período 2019-2021. Em parte, eles atribuem esse movimento à evolução no controle sanitário e a oferta de milho e de soja no Cerrado Nordeste.

Por fim, Amaral et al.(2016) destaca que há uma tendência de diminuição da densidade de aves na granja convencional² e migração para o free cage³ e o range free⁴, não só por devido

¹ Ovoprodutos são alimentos produzidos a partir de ovos de galinha ou outras aves. Eles são utilizados na indústria alimentícia para produzir uma ampla variedade de alimentos. Entre os ovoprodutos mais comuns, estão a clara líquida, a gema líquida, a clara em pó, a gema em pó e a casca em pó.

² No sistema convencional, conforme Amaral et al. (2016), as gaiolas tem um espaço de 350a400cm² por ave e podem ser empilhadas em até sete andares. Este sistema tem maiores facilidades na coleta e higienização, mas sofre críticas devido ao mal-estar causado aos animais.

³ No cage free, as galinhas vivem soltas, sem acesso ao pasto, dentro de galpões. Nesse sistema as normas são aplicáveis a todas as fases de vida do animal, mas há algumas regras específicas para a fase de recria. Nesta fase, a criação não deve usar gaiolas, as aves devem poder acessar poleiros com espaço mínimo de 7,5 cm por ave desde a 4ª semana de idade. Caso haja necessidade de aparo do bico, deve ser feito antes dos dez dias de idade. Além disso, a densidade limite para frangos de reposição é definida conforme idade e peso das aves (HFAC, 2022).

⁴No sistema free range valem todas as exigências do cage free mais algumas quanto o espaço externo. Dentre estas, estão a densidade máxima de 0, 19m²/ave, de forma que a galinha deve caminhar, no máximo, 366 metros a partir do perímetro da cerca; acesso à área externa por ao menos 6 horas por dia, caso permita o clima. Além disso, deve haver coberturas como arbustos, árvores ou estruturas artificiais distribuídas pelo campo para redução de reações de medo das aves em relação a predadores aéreos. (HFAC, 2022).

à pressão dos consumidores em relação ao bem-estar animal, mas também a mudanças de legislação no EUA e na União Europeia. E para Maliszewski (2021), uma tendência na produção agroindustrial a qual se deve prestar atenção é o modo de produção halal, ou seja, que segue os preceitos islâmicos. Dado que o Oriente Médio, cuja religião predominante é o Islã, é um dos principais destinos das exportações de ovos brasileiras e devido a expansão do mercado islâmico como um todo.

2.2. Modelos de projeção no agronegócio brasileiro

O uso de modelos de projeção é uma prática comum no setor do agronegócio para antecipar as mudanças no mercado e tomar decisões mais informadas. Entre os modelos disponíveis, os modelos ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) e SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) são amplamente utilizados para projeções de commodities agrícolas no Brasil. Tão grande é a sua difusão que o próprio Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA, 2021) fez uso do método ARIMA em suas projeções para o período de 2021/22 a 2031/32. As projeções foram elaboradas para 31 produtos do agronegócio, incluindo milho, soja, trigo, laranja, carne bovina, suína e de frango, dentre outros. Os resultados indicam que o agronegócio brasileiro deve manter sua posição de destaque no mercado mundial de alimentos, com um aumento na produção de grãos, destacando-se a soja, milho e algodão, bem como na produção animal, com destaque para a carne bovina, suína e de frango. Além disso, destaca-se a importância das exportações para o agronegócio brasileiro, com previsão de aumento das vendas para diversos países, incluindo a China, que deve continuar sendo um dos principais parceiros comerciais do Brasil nesse setor (MAPA, 2021).

Outros estudos também foram realizados recentemente envolvendo modelos econométricos e projeções para o agronegócio, como é o caso do trabalho de Wolfart et al. (2021), que teve como objetivo comparar diferentes métodos de previsão de produção de grãos no Brasil, utilizando a análise de séries temporais. Para isso, foram utilizados dados históricos de produção de grãos no Brasil, entre os anos de 2000 e 2019. Os métodos analisados foram o modelo de média móvel, o modelo de Holt-Winters e o modelo SARIMA. Os resultados mostraram que o modelo SARIMA apresentou melhor desempenho na previsão da produção de grãos no Brasil, quando comparado aos outros modelos. Por sua vez, Cas (2020) utilizou o modelo ARIMA para prever o preço do milho no mercado de commodities com dados históricos, entre os anos de 2011 e 2019, e seus resultados mostraram que o modelo apresentou boa performance para suas projeções.

Assis et al. (2019) tiveram como objetivo estudar séries de indicadores de preços do agronegócio e utilizou dados históricos de preços de commodities agrícolas do Brasil com aplicação de diferentes métodos estatísticos, como a média móvel e o modelo ARIMA, para realizar previsões. Suas conclusões mostraram que o modelo ARIMA apresentou melhor desempenho na previsão dos preços das commodities agrícolas. Gaban et al. (2022) apresentou as perspectivas do agronegócio brasileiro para 2024 e 2025, com foco na evolução da produção de grãos e armazenagem por meio da projeção de tendências do mercado, considerando fatores como a produção agrícola, exportações e consumo interno e Oliveira et al. (2020) realizaram a projeção da produção de leite utilizando o modelo SARIMA em uma propriedade leiteira no Paraná com dados históricos de produção entre os anos de 2014 e 2019 com a demonstração do bom resultado da predição estatística. Por sua vez, Araujo et al. (2021) trabalhou com a projeção

de preços do boi gordo utilizando os modelos ARIMA e SARIMA (dados de preços do boi gordo entre os anos de 2010 e 2019) sendo que ambos apresentaram bom desempenho.

Portanto, tais trabalhos ressaltam a eficácia do uso de modelos ARIMA e SARIMA na previsão de tendências sazonais no agronegócio brasileiro (embora não se tenha nada sobre a produção avícola de postura – ovos de galinha). Porém, vale lembrar que, embora tais modelos auxiliem produtores e gestores públicos na tomada de decisão, eles ainda são incapazes de projetar fatores imprevisíveis como desastres naturais e crises econômicas, por exemplo.

2.3. Contribuições

A indústria avícola de postura no Brasil possui grande impacto econômico, entretanto, não existem projeções detalhadas sobre a produção de ovos. Este estudo propõe-se a suprir essa lacuna, realizando 33 estimativas futuras (com base no trabalho MAPA, 2021), abrangendo o período do último trimestre de 2022 até o último trimestre de 2030. A análise utiliza os métodos ARIMA e SARIMA com o propósito de encontrar o modelo mais adequado para a série histórica, baseando-se em 91 observações trimestrais coletadas entre os anos de 2000 e 2022 (IBGE, 2021).

Ao longo do estudo, seis modelos ARIMA e três modelos SARIMA foram examinados, com o intuito de alcançar o melhor ajuste dos dados, levando em consideração o critério AIC. Além disso, foi verificado que não havia presença de autocorrelação e heterocedasticidade no modelo selecionado. Todos os detalhes desse processo serão apresentados na seção 6 - Análise de resultados.

Portanto, a pesquisa visa contribuir para uma melhor compreensão do mercado avícola de postura no Brasil, fornecendo informações valiosas para a tomada de decisão de produtores, investidores e demais interessados no setor. Além disso, espera-se que os resultados obtidos possam servir de base para estudos futuros (contínuos para atualização dos dados projetados) e ações de planejamento estratégico na indústria avícola brasileira.

1. Metodologia

O presente trabalho tem como objetivo analisar a série histórica da produção de ovos de galinha (POG) no Brasil e projetá-la até o 4º trimestre de 2030. O modelo econométrico escolhido para esse estudo é o ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) e SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*). Para desenvolver os métodos e resultados, foram utilizados os trabalhos de MAPA (2021) e Box e Jenkins (1977).

1.1. Dados

A Base de dados é do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) em 2022. A variável estudada é a Produção de Ovos de Galinha (POG) do 1º trimestre de 2000 até 3º trimestre de 2022 (ANEXO A – PRODUÇÃO DE OVOS NO BRASIL ENTRE O PERÍODO DE 2000 ATÉ 2022) sendo que o modelo estimado será ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) e SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) para as projeções trimestrais até 4º trimestre de 2030 (ver Seção 6 – Análise de resultados).

1.2. Método ARIMA e SARIMA

De acordo com Box e Jenkins (1977), a metodologia ARIMA é uma técnica de modelagem de séries temporais que combina a análise de autocorrelação e a diferenciação de



dados para criar um modelo preditivo. Sendo que, ARIMA é um modelo linear que se baseia em três elementos principais: a parte autoregressiva (AR), a parte integrada (I) e a parte de média móvel (MA). A parte autoregressiva (AR) mede a relação entre a variável dependente e seus próprios valores anteriores. A parte integrada (I) mede a diferença entre os valores observados e os valores esperados da série temporal. Por fim, a parte de média móvel (MA) mede a relação entre a variável dependente e as médias móveis dos erros anteriores. O modelo ARIMA é definido por três parâmetros: p, d e q, que representam o número de termos AR, a ordem de diferenciação e o número de termos MA, respectivamente. A fórmula geral para o modelo ARIMA (p, d, q) é:

$$Y_t = c + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

Onde Y_t é a variável dependente, c é uma constante, Φ_1 a Φ_p são os coeficientes AR, ε_t é o erro, θ_1 a θ_q são os coeficientes MA e p, d e q são os parâmetros ARIMA. Chatfield (1975), enfatiza a importância da análise exploratória de dados em séries temporais antes de modelá-los com o modelo ARIMA. Ele argumenta que o uso da análise exploratória, como a decomposição sazonal (ver seção 5.5 – Sazonalidade), pode ajudar a identificar padrões nos dados que podem ser úteis para selecionar os parâmetros do ARIMA e se for o caso até utilizar o modelo SARIMA.

A metodologia SARIMA é uma extensão do modelo ARIMA que leva em conta a sazonalidade dos dados. O modelo SARIMA é definido pelos mesmos parâmetros que o modelo ARIMA, acrescentando mais três parâmetros que controlam a sazonalidade: P, D e Q, que representam o número de termos AR sazonais, a ordem de diferenciação sazonal e o número de termos MA sazonais, respectivamente. A fórmula geral para o modelo SARIMA (p, d, q) (P, D, Q)s é:

$$Y_t = c + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \Phi_s Y_{t-s} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \theta_s \varepsilon_{t-s} \quad (2)$$

Onde Y_t é a variável dependente, c é uma constante, Φ_1 a Φ_p são os coeficientes AR, ε_t é o erro, θ_1 a θ_q são os coeficientes MA, Φ_s é o coeficiente AR sazonal, θ_s é o coeficiente MA sazonal, p, d e q são os parâmetros ARIMA e P, D, Q e s são os parâmetros sazonais. Para Box, Jenkins e Reinsel (1977) a metodologia SARIMA é particularmente útil na modelagem de séries temporais com sazonalidade e enfatizam a importância da validação do modelo e do diagnóstico dos resíduos para garantir a qualidade das previsões. Sendo assim, na próxima subseção será apresentada a análise descritiva dos dados, assim como o tratamento de estacionariedade e sazonalidade da série histórica da produção de ovos brasileira.

1.3. Análise descritiva

A Tabela 1 apresenta o sumário dos dados da variável normal (Produção de ovos em milhares de unidades) e da variável transformada⁵ (Log da produção de ovos), sendo que os dados se referem ao período de 1º trimestre de 2000 até 3º trimestre de 2022 com 91 observações (ver “ANEXO A” com a série histórica completa). A variável "Log da Produção de Ovos" representa a produção de ovos em uma escala logarítmica. Essa escala é comumente

⁵ Transformação necessária para melhor ajuste dos dados ao modelo.

utilizada para representar dados que variam amplamente em magnitude, como é o caso da produção de ovos, que pode variar de algumas dúzias a milhões de dúzias. Ao transformar a variável "Produção de Ovos" em logaritmo, o valor resultante é a potência a que a base do logaritmo deve ser elevada para obter o valor original. Por exemplo, se a produção de ovos em milhares de dúzias for de 100, o log da produção seria de 4 (porque 10 elevado à potência 4 é igual a 10.000). No geral, a variável "Log da Produção de Ovos" é uma forma de representar a produção de ovos em uma escala mais manejável e comparável, permitindo que os pesquisadores e produtores possam analisar e comparar os dados de forma mais eficiente.

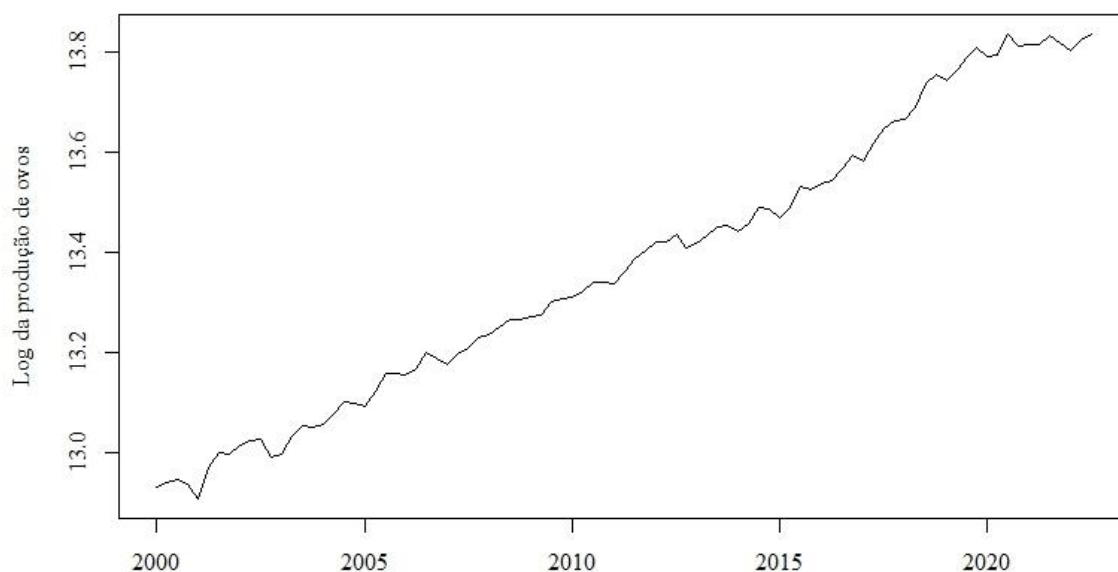
Tabela 1 – Sumário dos dados trimestrais da produção de ovos e do log da produção (2000 até 2022).

Variáveis	Min.	1st Qu.	Mediana	Média	3rd Qu.	Max.
Log da Produção de Ovos	12,91	13,16	13,36	13,37	13,59	13,84
Produção de Ovos (Milhares de dúzias)	402.829	516.791	633.902	669.556	795.358	1.020.197

Fonte: Autoria própria (RStudio com dados IBGE, 2022).

Sendo assim, a Tabela 1 apresenta duas variáveis distintas relacionadas à produção de ovos: "Log da Produção de Ovos" e "Produção de Ovos (Milhares de dúzias)". A primeira coluna da tabela indica o mínimo valor observado em cada variável, ou seja, o menor valor registrado para o log da produção de ovos é de 12,91 e para a produção de ovos em milhares de dúzias é de 402.829. A segunda coluna da tabela indica o primeiro quartil, ou seja, 25% dos valores estão abaixo desse valor. Para o log da produção de ovos, o primeiro quartil é 13,16 e para a produção de ovos em milhares de dúzias é de 516.791. A terceira coluna da tabela indica a mediana, ou seja, o valor que divide os dados em duas partes iguais. Para o log da produção de ovos, a mediana é 13,36 e para a produção de ovos em milhares de dúzias é de 633.902. A quarta coluna indica a média de cada variável, que é a soma de todos os valores dividida pelo número de observações. Para o log da produção de ovos, a média é de 13,37 e para a produção de ovos em milhares de dúzias é de 669.556. A quinta coluna indica o terceiro quartil, ou seja, 75% dos valores estão abaixo desse valor. Para o log da produção de ovos, o terceiro quartil é 13,59 e para a produção de ovos em milhares de dúzias é de 795.358. A sexta coluna da tabela indica o valor máximo observado em cada variável, ou seja, o maior valor registrado para o log da produção de ovos é de 13,84 e para a produção de ovos em milhares de dúzias é de 1.020.197. Em resumo, a tabela apresenta as estatísticas descritivas básicas para duas variáveis relacionadas à produção de ovos, permitindo avaliar as diferenças e semelhanças entre essas variáveis em termos de distribuição e escala.

Gráfico 2 – Log da produção de ovos no Brasil.



Fonte: Autoria própria (RStudio com dados IBGE, 2022).

O Gráfico 2 apresenta o log da quantidade de ovos produzidos trimestralmente no Brasil desde o primeiro trimestre de 2000 até o terceiro trimestre de 2022 (ver também “ANEXO A”), aqui vale ressaltar que o Gráfico 3 é semelhante ao Gráfico 1 porém altera-se a escala. Destaca-se aqui o aumento constante na produção de ovos no Brasil ao longo dos anos, com algumas variações sazonais e oscilações em períodos específicos.

A próxima seção terá seu foco nas condições necessárias para que o modelo SARIMA seja estimado, ou seja, serão feitos os testes para identificação da condição de estacionariedade e quebra estrutural da série temporal.

1.4. Teste de quebra estrutura e estacionariedade da série

Para facilitar a leitura dos dados, aqui define-se o logaritmo da produção de ovos como “Log POG”, assim como a primeira diferença como “Dif. Log POG”. A Tabela 2 apresenta resultados de testes estatísticos que foram aplicados para verificar se a série é estacionária ou se há quebras estruturais⁶ na mesma. No caso do Teste de Chow, ele é utilizado para identificar se há quebras estruturais na série. O resultado do teste mostrou que houve evidência de quebra estrutural na série Log POG.

Já os testes ADF (Teste de Dickey-Fuller Aumentado), KPSS (Teste de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin) e PP (Teste de Phillips-Perron) são utilizados para verificar se a série é estacionária. Uma série é considerada estacionária quando suas propriedades estatísticas, como média, variância e correlação, são constantes ao longo do tempo. Os resultados desses testes mostraram que a série Log POG não é estacionária. No entanto, quando se analisa a diferença da série (Dif. Log POG), ou seja, a diferença entre cada valor observado e o valor anterior, os testes ADF, KPSS e PP indicam evidência de que a série seja estacionária.

Tabela 2 – Resultados dos testes de quebra estrutural e estacionariedade para as variáveis Log POG e Dif. Log POG.

⁶ Quebra estrutural é utilizada para descrever mudanças significativas na tendência, na sazonalidade ou em outras características da série ao longo do tempo. Essas mudanças podem ocorrer por diversos motivos, como mudanças na economia, mudanças políticas ou mudanças em fatores externos que afetam a série.



Teste	Variável	Resultado	Conclusão
Teste de Chow	Log POG	$F = 12.929$, $p\text{-value} = 1.213e-05$	Há evidência de que houve quebra estrutural
Teste de Chow	Dif. Log POG	$F = 0.12376$, $p\text{-value} = 0.8837$	Não há evidência de que houve quebra estrutural
ADF	Log POG	Dickey-Fuller = -2.0402 , $p\text{-value} = 0.5596$	Não há evidência de que a série seja estacionária
KPSS	Log POG	KPSS Level = 2.3414 , $p\text{-value} = 0.01$	Não há evidência de que a série seja estacionária
PP	Log POG	Dickey-Fuller $Z(\alpha) = -14.292$, $p\text{-value} = 0.2801$	Não há evidência de que a série seja estacionária
ADF	Dif. Log POG	Dickey-Fuller = -3.1708 , $p\text{-value} = 0.09767$	Há evidência de que a série seja estacionária
KPSS	Dif. Log POG	KPSS Level = 0.077149 , $p\text{-value} = 0.1$	Há evidência de que a série seja estacionária
PP	Dif. Log POG	Dickey-Fuller $Z(\alpha) = -71.359$, $p\text{-value} = 0.01$	Há evidência de que a série seja estacionária

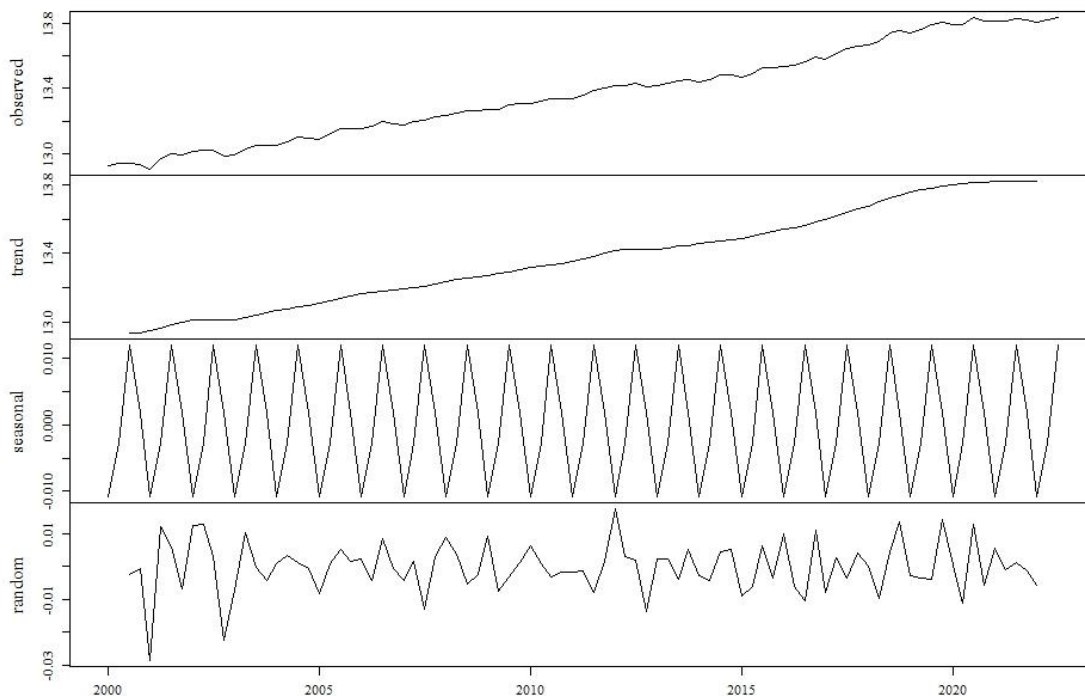
Fonte: Autoria própria (RStudio).

Portanto, esses resultados indicam que a série Log POG apresenta quebra estrutural e não é estacionária, mas a diferença da série é estacionária. Ou seja, de acordo com os resultados obtidos é possível definir o grau de integração (d) do modelo ARIMA (p,d,q) e SARIMA (p,d,q) (P,D,Q). Ou seja, para o próximo tópico será testada a série histórica do log da produção de ovos com variações do modelo ARIMA (p,1,q) e SARIMA (p,1,q) (P,1,Q) a fim de se encontrar a melhor quantidade de auto regressores/defasagens (p) e média móveis (q).

1.5. Sazonalidade

A sazonalidade em séries temporais se refere a um padrão repetitivo que ocorre em intervalos regulares de tempo.

Gráfico 3 – Decomposição da série log da produção de ovos (original, tendência, sazonalidade e aleatoriedade).

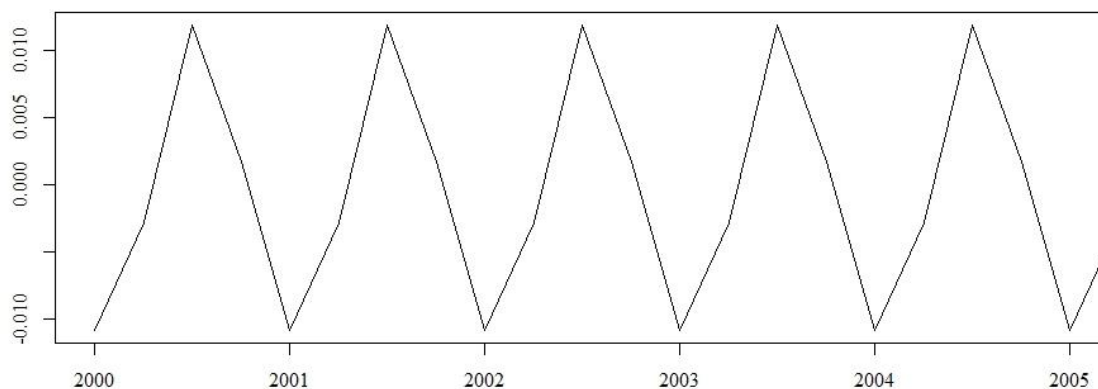


Fonte: Autoria própria (RStudio).

No modelo SARIMA, a sazonalidade é levada em consideração ao incluir parâmetros adicionais para modelar a relação entre a variável dependente e seus próprios valores anteriores em intervalos periódicos. O Gráfico 3 apresenta a série decomposta (técnica utilizada para identificar tal fenômeno) com os valores originais, tendência, sazonalidade e aleatoriedade do log da produção de ovos no Brasil.

E como observado no Gráfico 4, o componente de sazonalidade é geralmente a mais visível e pode ser identificada por meio da observação de padrões repetitivos nos dados em intervalos regulares de tempo. Aqui observa-se então que o período repetitivo se trata do intervalo de 1 ano ou 4 trimestres, valor então que será utilizado em nosso modelo SARIMA (ver seção 6 – Resultados e discussões).

Gráfico 4 – Gráfico do componente sazonal do log da produção de ovos.



Fonte: Autoria própria (RStudio).

Por fim, Box, Hillmer e Tiao (1978) destaca a importância da sazonalidade na modelagem de séries temporais, propondo um modelo de decomposição aditiva capaz de separar a série em componentes de tendência, sazonalidade e erro, bem como um modelo SARIMA (ARIMA sazonal) para a série de resíduos. O trabalho de Franses (1990) também ressalta a importância da sazonalidade na análise de séries temporais mensais. O autor destaca que esse padrão repetitivo pode afetar significativamente a dinâmica das séries temporais, tornando-as não estacionárias e exigindo modelos específicos para lidar com essa característica. Portanto, a próxima seção do presente trabalho se dedicará a apresentar os resultados dos modelos ARIMA e SARIMA estimados, assim como os testes, análises e projeções.

2. Resultados e discussões

As tabelas apresentam as ordens dos modelos ARIMA e SARIMA estimados para uma determinada série temporal. Esses modelos são utilizados em análise de séries temporais para prever os valores futuros da série. Na Tabela 3, temos a ordem dos modelos ARIMA estimados, onde cada modelo é identificado pela ordem (p, d, q) dos seus parâmetros. O parâmetro p indica o número de termos autoregressivos no modelo, d indica o número de diferenciações necessárias para tornar a série estacionária e q indica o número de termos de média móvel no modelo. Por exemplo, o modelo ARIMA(1,1,0) possui um termo autoregressivo, uma diferenciação e nenhum termo de média móvel.

Tabela 3 – Ordens dos modelos ARIMA estimados.

Modelos ARIMA	ARIMA(p,d,q)
1	ARIMA(1,1,0)
2	ARIMA(2,1,0)
3	ARIMA(0,1,1)
4	ARIMA(1,1,1)
5	ARIMA(2,1,1)
6	ARIMA(1,1,2)

Fonte: Autoria própria (RStudio).

Já na Tabela 4, temos a ordem dos modelos SARIMA estimados. Esses modelos são uma extensão dos modelos ARIMA, adicionando a componente de sazonalidade ao modelo. Os parâmetros (P, D, Q) indicam a ordem da componente sazonal, onde P indica o número de termos autoregressivos sazonais, D indica o número de diferenciações sazonais necessárias e Q indica o número de termos de média móvel sazonais. Por exemplo, o modelo SARIMA(0,1,0)(1,1,1) possui uma diferenciação sazonal e um termo de média móvel sazonal, indicando uma sazonalidade anual.

Tabela 4 – Ordens dos modelos SARIMA estimados.

Modelo	SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)
1	SARIMA(0,1,0)(1,1,1)
2	SARIMA(0,1,0)(1,1,0)
3	SARIMA(0,1,0)(0,1,1)

Fonte: Autoria própria (RStudio).

Essas tabelas são úteis para identificar qual modelo ARIMA ou SARIMA é o mais adequado para a série temporal em questão, com base nos parâmetros que melhor ajustam a série (Critérios de informação Akaike, por exemplo) e fornecem as melhores previsões.

As Tabelas 5 e 6 apresentam os resultados dos modelos ARIMA e SARIMA estimados para o log da produção de ovos, respectivamente. Na Tabela 5, temos a ordem dos modelos ARIMA estimados e seus coeficientes. Os coeficientes ar1 e ar2 representam os termos autoregressivos, enquanto ma1 e ma2 representam os termos de média móvel. A coluna "Num.Obs." indica o número de observações utilizadas nos modelos e a coluna "Akaike Inf. Crit." indica o valor do critério de informação de Akaike (AIC)⁷ para cada modelo, que é um indicador de qualidade do modelo. Os resultados mostram que o modelo (4) ARIMA(1,1,1) com os coeficientes ar1 = -0.496** e ma1 = 0.779*** apresentou o menor valor de AIC (-449.309), indicando que é o modelo mais adequado para a série temporal em questão. Além disso, os coeficientes ar1 e ma1 são estatisticamente significativos a um nível de confiança de 5% e 1% respectivamente.

Tabela 5 – Modelos ARIMA estimados para o log da produção de ovos.

Variáveis	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ar1	0.217** (0.103)	0.248** (0.104)	-	-0.496** (0.205)	-0.508*** (0.196)	-0.563 (0.380)
ar2	-	-0.143 (0.104)	-	-	0.024 (0.131)	-
ma1	-	-	0.322*** (0.117)	0.779*** (0.152)	0.798*** (0.167)	0.855** (0.407)
ma2	-	-	-	-	-	0.042 (0.226)
Num.Obs.	90	90	90	90	90	90
Akaike Inf. Crit. (AIC)	-446.761	-446.633	-448.880	-449.309	-447.341	-447.344

Erro padrão entre parênteses.

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Fonte: Autoria própria (RStudio).

Já na Tabela 6, temos a ordem dos modelos SARIMA estimados e seus coeficientes. Os coeficientes sar1 e sma1 representam os termos autoregressivos sazonais e de média móvel sazonais, respectivamente. A coluna "Num.Obs." indica o número de observações utilizadas nos modelos e a coluna "Akaike Inf. Crit." indica o valor do critério de informação de Akaike (AIC) para cada modelo. Os resultados mostram que o modelo (3) SARIMA(0,1,0)(0,1,1) sem o componente autorregressivo sazonal e sma1 = -0.876*** apresentou o menor valor de AIC (-478.5), indicando que é o modelo mais adequado para a série temporal em questão. Além disso, o coeficiente sma1 é estatisticamente significativo a um nível de confiança de 1%.

Tabela 6 – Modelos SARIMA estimados para o log da produção de ovos.

Variáveis	(1)	(2)	(3)
sar1	-0.145	-0.640***	-

⁷ O AIC é uma medida relativa de qualidade do modelo, ou seja, quanto menor o valor do AIC, melhor é o modelo. Ele é calculado a partir da função de verossimilhança do modelo e do número de parâmetros do modelo.



	(0.150)	(0.090)	-
sma1	-0.805***	-	-0.876***
	(0.122)	-	(0.083)
Num.Obs.	86	86	86
Akaike Inf. Crit. (AIC)	-477.5	-467.9	-478.5

Erro padrão entre parênteses.

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Fonte: Autoria própria (RStudio).

Para escolha do modelo mais adequado, o presente trabalho utiliza o critério de informação Akaike (AIC) que indica o modelo SARIMA(0,1,0)(0,1,1) para a projeção da produção de ovos a partir de seu logaritmo, visto que seu valor de critério AIC é menor até que dos modelos ARIMA estimados. Sendo assim, os testes estatísticos (autocorrelação, heterocedasticidade e normalidade dos resíduos) serão apresentados para tal modelo, além de suas projeções para a produção de ovos.

Para avaliar a qualidade do modelo de regressão SARIMA(0,1,0)(0,1,1) foram realizados os teste de Jarque-Bera (1980), o teste de Box-Ljung (1978)⁸, o teste de Box-Pierce (1970), o teste de Breusch-Godfrey, o teste de White (1980) e o teste de Goldfeld-Quandt (1965) para a análise de diferentes aspectos dos resíduos, tais como autocorrelação, normalidade e heterocedasticidade. Sendo assim, conforme observado na Tabela 7 o teste de Jarque-Bera apresentou uma estatística de 0,23096 e um valor p de 0,8909 indicando que não há evidências significativas de não-normalidade na distribuição dos resíduos, ou seja, a hipótese nula (distribuição dos resíduos é normal) não pode ser rejeitada.

Tabela 7 – Sumário dos resultados dos testes estatísticos (normalidade, autocorrelação e heterocedasticidade) para os resíduos do modelo SARIMA(0,1,0)(0,1,1).

Teste	Estatística	Hipótese nula	Valor p	Conclusão
Jarque-Bera	0,23096	A distribuição dos resíduos é normal.	0,8909	Não há evidências significativas de não-normalidade na distribuição dos resíduos.
Box-Ljung	0,47272	Não há autocorrelação nos resíduos.	0,4917	Não há evidências significativas de autocorrelação nos resíduos.
Box-Pierce	0,45747	Não há autocorrelação nos resíduos.	0,4988	Não há evidências significativas de autocorrelação nos resíduos.

⁸ Segundo Shumway e Stoffer (1982), o teste de Ljung-Box é uma extensão do teste de Box-Pierce, permitindo que um número maior de coeficientes de autocorrelação sejam testados.



Breusch-Godfrey	0,46493	Não há autocorrelação nos resíduos.	0,4953	Não há evidências significativas de autocorrelação nos resíduos.
White	0,41948	Não há heterocedasticidade nos resíduos.	0,8108	Não há evidências significativas de heterocedasticidade nos resíduos.
Goldfeld-Quandt	0,9454	Não há heterocedasticidade nos resíduos.	0,5743	Não há evidências significativas de heterocedasticidade nos resíduos.

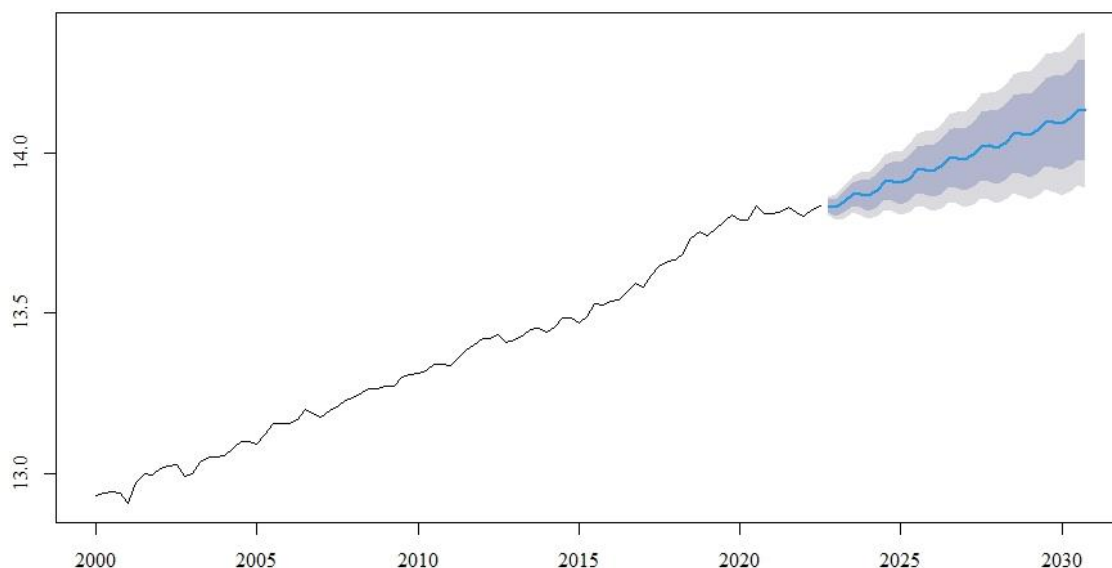
Fonte: Autoria própria (RStudio).

Ao se tratar de autocorrelação, o teste Box-Ljung mostrou uma estatística de 0,47272 e um valor p de 0,4917; Box-Pierce apresentou uma estatística de 0,45747 e um valor p de 0,4988; Breusch-Godfrey apresentou uma estatística de 0,46493 e um valor p de 0,4953; todos indicando que não há evidências significativas de autocorrelação e portanto, a hipótese nula, que afirma que não há autocorrelação nos resíduos, não pode ser rejeitada. Sobre a heterocedasticidade, o teste de White apresentou uma estatística de 0,41948 e um valor p de 0,8108, indicando que não há evidências significativas de heterocedasticidade nos resíduos, assim como teste de Goldfeld-Quandt com uma estatística de 0,9454 e um valor p de 0,5743.

Em resumo, os resultados da Tabela 7 indicam que não há problemas significativos nos resíduos do modelo de regressão em relação à autocorrelação, normalidade e heterocedasticidade. Portanto, o modelo SARIMA(0,1,0)(0,1,1) é considerado adequado, uma vez que todas as hipóteses nulas dos testes não foram rejeitadas.

Sendo assim, o Gráfico 5 apresenta a projeção do modelo SARIMA(0,1,0)(0,1,1) para o log da produção de ovos. A linha azul representa a projeção do modelo para os valores futuros da produção de ovos, enquanto a faixa cinza mais clara indica o limite superior e inferior do intervalo de confiança de 95% e a faixa mais escura do intervalo de confiança de 80% (isso significa que, considerando o intervalo de confiança de 80%, é esperado que a produção de ovos esteja entre os limites inferior e superior estabelecidos em 80% das vezes. O mesmo vale para o intervalo de confiança de 95%).

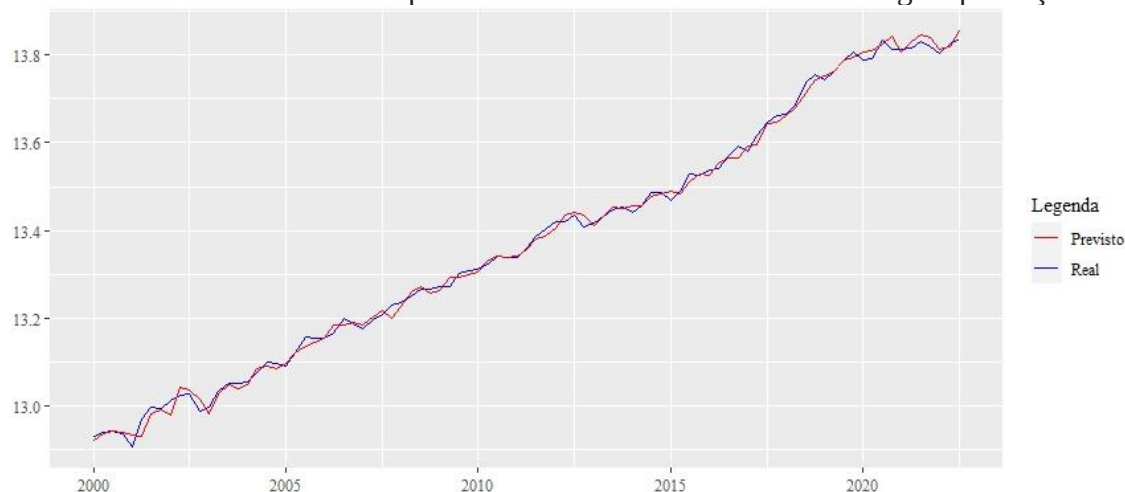
Gráfico 5 – Projeção gráfica do modelo SARIMA(0,1,0)(0,1,1) para a variável log da produção de ovos.



Fonte: Autoria própria (RStudio).

Podemos observar que a linha azul está ligeiramente inclinada para cima, indicando um aumento gradual da produção de ovos ao longo do tempo. Além disso, o intervalo de confiança é relativamente estreito e se mantém razoavelmente constante ao longo do período projetado, o que indica um bom grau de certeza nas projeções realizadas pelo modelo. No entanto, é importante ressaltar que a projeção do modelo é baseada em dados históricos e pode estar sujeita a mudanças repentinas no comportamento da produção de ovos que não foram previstas pelo modelo (como desastres naturais ou crises econômicas, por exemplo). Portanto, é sempre recomendável monitorar continuamente os dados e ajustar o modelo conforme necessário para garantir projeções precisas e confiáveis (quanto menor o período previsto – início da projeção, por exemplo – maior o grau de certeza do modelo).

Gráfico 6 – Série com valores previstos e valores reais da variável log da produção de ovos.



Fonte: Autoria própria (RStudio).

Mas para verificar se realmente as projeções estão tendo um bom ajuste aos valores reais (originais da série da produção de ovos) é possível projetar a série completa prevista com a série original e assim observar qual o comportamento simultâneo das duas (Gráfico 6).



Observa-se então que a série prevista (em vermelho) acompanha os movimentos da série com pequenas variações entre elas indicando o bom ajuste do modelo SARIMA(0,1,0)(0,1,1) para a variável estudada.

Porém, até o momento estávamos trabalhando apenas com variável log da produção de ovos. Agora que já foi especificado o modelo e realizados todos os testes estatísticos pode-se realizar a operação anti-log para então projetar as quantidades na mesma unidade da variável original (milhares de dúzias trimestrais). Sendo assim, a Tabela 8 apresenta os valores projetados (em quantidade de ovos produzidos – milhares de dúzias trimestrais) e o Gráfico 7 agrega a série histórica original com os valores previstos (média) da Tabela 8.

Tabela 8 – Valores projetados da quantidade de produção de ovos (média e intervalos de confiança de 80% e 95%) em milhares de dúzias trimestrais para o período de 2022 até 2030 (total de 33 amostras previstas).

Data	Previsão (média)	Lim. Inf. 80%	Lim. Sup. 80%	Lim. Inf. 95%	Lim. Sup. 95%
4º trimestre 2022	1.021.294	1.002.390	1.040.555	992.524	1.050.897
1º trimestre 2023	1.016.122	989.625	1.043.328	975.879	1.058.024
2º trimestre 2023	1.032.179	999.312	1.066.127	982.339	1.084.547
3º trimestre 2023	1.059.191	1.020.344	1.099.517	1.000.360	1.121.483
4º trimestre 2023	1.060.330	1.015.834	1.106.775	993.040	1.132.179
1º trimestre 2024	1.054.960	1.005.776	1.106.550	980.674	1.134.873
2º trimestre 2024	1.071.631	1.017.165	1.129.014	989.462	1.160.624
3º trimestre 2024	1.099.676	1.039.542	1.163.288	1.009.052	1.198.439
4º trimestre 2024	1.100.858	1.035.829	1.169.970	1.002.974	1.208.295
1º trimestre 2025	1.095.283	1.026.139	1.169.087	991.321	1.210.148
2º trimestre 2025	1.112.591	1.038.140	1.192.381	1.000.767	1.236.910
3º trimestre 2025	1.141.708	1.061.240	1.228.277	1.020.965	1.276.730
4º trimestre 2025	1.142.935	1.057.740	1.234.992	1.015.243	1.286.689
1º trimestre 2026	1.137.147	1.048.033	1.233.839	1.003.721	1.288.310
2º trimestre 2026	1.155.117	1.060.407	1.258.285	1.013.456	1.316.579
3º trimestre 2026	1.185.346	1.084.067	1.296.088	1.034.004	1.358.839
4º trimestre 2026	1.186.621	1.080.591	1.303.054	1.028.353	1.369.246
1º trimestre 2027	1.180.611	1.070.722	1.301.779	1.016.753	1.370.877
2º trimestre 2027	1.199.268	1.083.376	1.327.558	1.026.631	1.400.936
3º trimestre 2027	1.230.653	1.107.529	1.367.464	1.047.419	1.445.942
4º trimestre 2027	1.231.976	1.103.990	1.374.800	1.041.711	1.456.992
1º trimestre 2028	1.225.737	1.093.889	1.373.477	1.029.934	1.458.764
2º trimestre 2028	1.245.107	1.106.774	1.400.729	1.039.879	1.490.837
3º trimestre 2028	1.277.691	1.131.386	1.442.915	1.060.846	1.538.860
4º trimestre 2028	1.279.065	1.127.736	1.450.701	1.055.015	1.550.695
1º trimestre 2029	1.272.587	1.117.362	1.449.377	1.043.009	1.552.699
2º trimestre 2029	1.292.697	1.130.451	1.478.229	1.052.977	1.586.992
3º trimestre 2029	1.326.527	1.155.503	1.522.864	1.074.084	1.638.302
4º trimestre 2029	1.327.953	1.151.711	1.531.166	1.068.090	1.651.041
1º trimestre 2030	1.321.228	1.141.039	1.529.873	1.055.824	1.653.347
2º trimestre 2030	1.342.107	1.154.315	1.560.450	1.065.787	1.690.066

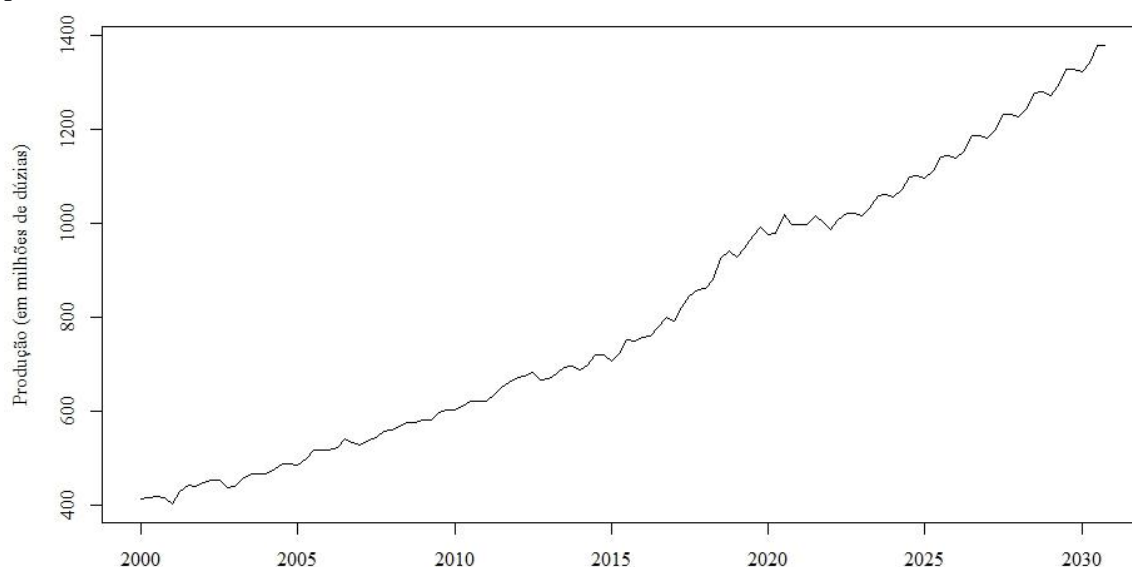


3º trimestre 2030	1.377.230	1.179.793	1.607.708	1.087.006	1.744.942
4º trimestre 2030	1.378.711	1.175.839	1.616.585	1.080.824	1.758.698

Fonte: Autoria própria (RStudio).

Portanto, é possível observar que, de acordo com a previsão média (Tabela 8), a produção de ovos deverá aumentar gradualmente ao longo dos anos, chegando a 1.378.711 milhares de dúzias no quarto trimestre de 2030. Além disso, os intervalos de confiança permitem avaliar a precisão das previsões. Por exemplo, para o quarto trimestre de 2022, a previsão média é de 1.021.294 milhares de dúzias, mas o limite inferior de 80% é de 1.002.390 milhares de dúzias, o que significa que, com 80% de confiança, a produção não deve ser inferior a esse valor.

Gráfico 7 – Série histórica da produção de ovos no Brasil mais os valores previstos para o período de 2022 até 2030 em milhões de dúzias trimestrais.



Fonte: Autoria própria (RStudio).

Por fim, nessa seção foram apresentados então os modelos estimados, os testes estatísticos realizados e as projeções da série histórica da produção de ovos para o período do último trimestre de 2022 até último trimestre de 2030. De acordo com as projeções observa-se a tendência de crescimento da produção, além de um ligeiro aumento para os próximos anos, indicando um cenário favorável para a produção avícola de postura brasileira. Sendo assim, a próxima seção do trabalho apresenta as conclusões acerca do tema proposto.

3. Considerações finais

Com base nas projeções apresentadas no presente estudo é possível observar que o setor avícola de postura brasileiro tem boas perspectivas de crescimento nos próximos anos. De acordo com a previsão média, a produção de ovos deverá aumentar gradualmente ao longo dos anos, saindo de 1.020.197 milhares de dúzias no terceiro trimestre de 2022 e chegando a 1.378.711 milhares de dúzias no quarto trimestre de 2030 com uma projeção de crescimento da produção de 35,14% para o período. Esse aumento da produção pode ser explicado pelo crescente consumo per capita de ovos no país e pela demanda cada vez maior do mercado interno e externo.



Além disso, é importante ressaltar que os intervalos de confiança apresentados na tabela permitem avaliar a precisão das previsões, o que indica uma boa confiabilidade nos resultados apresentados. Outro ponto importante é a utilização de modelos ARIMA e SARIMA para a projeção da produção de ovos. Esses modelos são amplamente utilizados em previsões de séries temporais e apresentam uma boa precisão na previsão de valores futuros. Dessa forma, a aplicação desses modelos para a projeção da produção de ovos de galinha no Brasil pode ser considerada uma contribuição importante para o avanço do conhecimento na área.

No entanto, é importante destacar que as previsões são baseadas em dados históricos e em modelos estatísticos, que não levam em conta eventos imprevisíveis que podem afetar a produção, como desastres naturais, crises econômicas, epidemias ou mudanças nas políticas governamentais, por exemplo. Por isso, é importante atualizar constantemente os dados e ajustar o modelo conforme necessário. Além disso, é importante lembrar que a tabela apresenta previsões com intervalos de confiança, o que significa que há uma margem de erro associada a cada previsão. Por exemplo, para o quarto trimestre de 2022, o intervalo de confiança de 80% vai de 1.002.390 a 1.040.555 milhares de dúzias, o que significa que com 80% de confiança, a produção deve estar dentro desse intervalo. No entanto, existe uma chance de 20% de que a produção fique fora desse intervalo. Sendo assim, as projeções são ferramentas úteis para avaliar a tendência de aumento na produção de ovos, mas deve ser usada com cautela e considerando outras fontes de informação e análises de risco.

Em conclusão, este estudo contribui para a compreensão das perspectivas do mercado avícola de postura brasileiro e fornece informações relevantes para a indústria avícola e para o mercado em geral. Além disso, a aplicação de modelos ARIMA e SARIMA para a projeção da produção de ovos de galinha no Brasil pode ser considerada uma contribuição importante para a área avícola de postura nacional.



4. Referências

ABPA. Relatório anual 2022. [S.l.]: Associação Brasileira de Proteína Animal São Paulo, 2022.

AMARAL, G. F. et al. Avicultura de postura: estrutura da cadeia produtiva, panorama do setor no Brasil e no mundo e o apoio do BNDES. Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, 2016.

ARAÚJO, S. J.; AREDES, A. F.; SANTOS, V. F. Previsão de preços do boi gordo com modelos ARIMA e SARIMA. 2021.

ASSIS, R. A. et al. Um estudo de séries de indicadores de preços do agronegócio e métodos estatísticos de projeção. 2019.

BASTOS, M. M. G. Análise do comportamento do mercado de ovos: um estudo de caso voltado para as tendências do Marketing 4.0. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2019.

BOX, G. E. P.; HILIMER, S. C.; TIAO, G. C. Analysis and modeling of seasonal time series. University of Wisconsin. 1978.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. Time series analysis: forecasting and control. San Francisco: Holden-Day, 1977.

BOX, G. E. P.; LJUNG, G. M. On a measure of lack of fit in time series models. Biometrika, v. 65, n. 2, p. 297-303, 1978.

BOX, G. E. P.; PIERCE, D. A. Distribution of residual autocorrelations in autoregressive-integrated moving average time series models. Journal of the American Statistical Association, v. 65, n. 332, p. 1509-1526, 1970.

CAS, C. G. Aplicação do modelo ARIMA para previsão do preço da commodity milho. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. 2020.

CHATFIELD, C. The analysis of time series: theory and practice. London: Chapman & Hall, 1975.

FAOSTAT. Food and agriculture data. Itália: FAO. Disponível em: <https://www.fao.org/faostat/en/#data>. Acesso: maio 2020.

FRANSES, P. H. Seasonality, non-stationarity and the forecasting of monthly time series. Erasmus University Rotterdam, 1990.

GABAN, A. C.; MORELLI, F.; BRISOLA, M. V.; GUARNIERI, P. Evolução da produção de grãos e armazenagem: perspectivas do agronegócio brasileiro para 2024/25. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, Secretaria de Política Agrícola. 2022.

GOLDFELD, S. M.; QUANDT, R. E. Some tests for homoscedasticity. Journal of the American Statistical Association, v. 60, n. 309, p. 539-547, 1965.

HFAC. Guia digital para criação de Galinhas Poedeiras. 2022. Disponível em: <https://materiais.certifiedhumanebrasil.org/guia-digital-para-criacao-de-galinhas-poedeiras?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=ads-guia-galinhas&gclid=EAIaIQobChMIiM6PqJzM_AIVCkeRCh3N-ghWEAAYASAAEgLPD_D_BwE>.

IBGE. Pesquisa Trimestral da Produção de Ovos de Galinha. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9216-pesquisa-trimestral-da-producao-de-ovos-de-galinha.html>>. Acesso em: 11 dez. 2022.

JARQUE, C. M.; BERA, A. K. Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *Economics Letters*, v. 6, n. 3, p. 255-259, 1980.

MALISZEWSKI, E. Ovos brasileiros conquistam mercado árabe. Agrolink, 2021. Disponível em: <https://www.agrolink.com.br/noticias/ovos-brasileiros-conquistam-mercado-arabe_448352.html>.

MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, PECUÁRIA E ABASTECIMENTO. Projeções do Agronegócio Brasil 2021/22 a 2031/32. Projeções de Longo Prazo. 2021.

MIYAKI, C. Entenda como é produzida uma vacina Vacina de influenza, Instituto Butantan. 2013. Disponível em: <<https://www.abc.org.br/IMG/pdf/doc-4906.pdf>>.

OLIVEIRA, H. B. et al. Previsão da produção de leite utilizando um modelo SARIMA: um estudo de caso. 2020.

SHUMWAY, R. H.; STOFFER, D. S. An approach to time series smoothing and forecasting using the EM algorithm. *Journal of Time Series Analysis*, v. 3, n. 4, p. 253-264, 1982.

SOARES, K. R.; XIMENES, L. F. Produção de ovos. Banco do Nordeste do Brasil, 2022.
WOOLDRIDGE J. M.; SOUZA, R. C. Introdução a econometria: Uma abordagem moderna. São Paulo, SP, Brasil: Cengage Learning, 2008.

WHITE, H. A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica*, v. 48, n. 4, p. 817-838, 1980.

WOLFART, S. B.; LIMA, J. D.; OLIVEIRA, G. A.; FRITSCH NETO, A. Estudo de métodos para previsão da produção de grãos no Brasil via séries temporais. UTFPR Pato Branco – PR. 2021.



Anexo A – Produção de ovos no Brasil (trimestral) entre o período de 2000 até 2022

Data (trimestral)	Quantidade de ovos produzidos (mil dúzias - IBGE)	Data (trimestral)	Quantidade de ovos produzidos (mil dúzias - IBGE)
1º trimestre 2000	412.589	3º trimestre 2011	650.814
2º trimestre 2000	416.540	4º trimestre 2011	661.901
3º trimestre 2000	418.379	1º trimestre 2012	673.166
4º trimestre 2000	415.205	2º trimestre 2012	673.352
1º trimestre 2001	402.829	3º trimestre 2012	682.833
2º trimestre 2001	429.211	4º trimestre 2012	666.125
3º trimestre 2001	441.890	1º trimestre 2013	670.500
4º trimestre 2001	440.659	2º trimestre 2013	680.807
1º trimestre 2002	448.294	3º trimestre 2013	692.740
2º trimestre 2002	453.256	4º trimestre 2013	696.273
3º trimestre 2002	454.255	1º trimestre 2014	687.594
4º trimestre 2002	437.860	2º trimestre 2014	698.369
1º trimestre 2003	440.951	3º trimestre 2014	720.096
2º trimestre 2003	457.278	4º trimestre 2014	718.817
3º trimestre 2003	466.091	1º trimestre 2015	706.409
4º trimestre 2003	465.451	2º trimestre 2015	721.463
1º trimestre 2004	467.346	3º trimestre 2015	751.424
2º trimestre 2004	478.017	4º trimestre 2015	748.050
3º trimestre 2004	488.983	1º trimestre 2016	757.190
4º trimestre 2004	488.001	2º trimestre 2016	760.885
1º trimestre 2005	484.402	3º trimestre 2016	779.597
2º trimestre 2005	499.723	4º trimestre 2016	800.169
3º trimestre 2005	517.178	1º trimestre 2017	790.546
4º trimestre 2005	517.049	2º trimestre 2017	820.398
1º trimestre 2006	516.533	3º trimestre 2017	843.908
2º trimestre 2006	522.181	4º trimestre 2017	858.209
3º trimestre 2006	540.337	1º trimestre 2018	861.067
4º trimestre 2006	533.328	2º trimestre 2018	879.535
1º trimestre 2007	527.194	3º trimestre 2018	924.730
2º trimestre 2007	537.800	4º trimestre 2018	941.415
3º trimestre 2007	544.884	1º trimestre 2019	929.046
4º trimestre 2007	556.028	2º trimestre 2019	947.814
1º trimestre 2008	559.997	3º trimestre 2019	973.822
2º trimestre 2008	568.218	4º trimestre 2019	991.454
3º trimestre 2008	576.647	1º trimestre 2020	974.555
4º trimestre 2008	576.680	2º trimestre 2020	977.287
1º trimestre 2009	580.265	3º trimestre 2020	1.019.340
2º trimestre 2009	580.999	4º trimestre 2020	995.956



3º trimestre 2009	598.309	1º trimestre 2021	996.789
4º trimestre 2009	601.399	2º trimestre 2021	998.454
1º trimestre 2010	603.727	3º trimestre 2021	1.015.018
2º trimestre 2010	610.592	4º trimestre 2021	1.002.251
3º trimestre 2010	622.001	1º trimestre 2022	986.987
4º trimestre 2010	621.557	2º trimestre 2022	1.008.130
1º trimestre 2011	620.103	3º trimestre 2022	1.020.197
2º trimestre 2011	633.902		

Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), 2022.