

Adilson Padovan Junior¹
ORCID: [0009-0002-4466-3431](https://orcid.org/0009-0002-4466-3431)

Othon Hilton Alves²
ORCID: [0000-0001-6220-7830](https://orcid.org/0000-0001-6220-7830)

Alexandre Florindo Alves³
ORCID: [0000-0003-4640-6543](https://orcid.org/0000-0003-4640-6543)

¹ Doutorando em Economia no Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas da Universidade Estadual de Maringá (PCE/UEM)
Bolsista da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES)
padovanjr@gmail.com

² Mestre em Economia pelo Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas (PCE/UEM)
othon.hilton@outlook.com

³ Engenheiro Agrônomo. Doutor em Economia Aplicada. Professor Associado do Departamento de Economia, do Programa de Pós-graduação em Ciências Econômicas e do Mestrado Profissional em Agroecologia. Tutor do PET Economia (UEM)
afalves@uem.br

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 objetivo foi 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 chicken egg producer in the world and having generated approximately R\$17.734 billion in 2021, there is no sector projection available. Therefore, using ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) and SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) models, the aim was to statistically predict the next 33 quarters (2022/2030) for egg production in Brazil. The results indicated a sector expansion of 35.14%, going from 1,020,197 thousand dozens produced in the third quarter of 2022 to reaching 1,378,711 thousand dozens in the fourth quarter of 2030.

Keywords: Posture Poultry Production; ARIMA; SARIMA; Eggs

Código JEL: C22; E17; Q13

INTRODUÇÃO

De acordo com a Associação Brasileira de Proteína Animal – ABPA (2022), o consumo per capita de ovos no Brasil em 2021 foi de 257 unidades, enquanto a produção nacional foi de quase 55 bilhões de 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.

Entretanto, para verificar se essa expansão histórica permanecerá no futuro (auxiliando produtores e gestores públicos nas tomadas de decisões de investimentos, por exemplo) é comum realizar projeções estatísticas para ajudar a entender e antecipar as tendências principalmente ao se tratar de setores produtivos relevantes à economia como um todo. A exemplo disso, o Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento – MAPA (Brasil, 2021) tem utilizado métodos como o ARIMA (entre outros) em suas projeções. No estudo de 2021, foram realizadas projeções para o período de 2021/22 a 2031/32, abrangendo 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. Mais detalhadamente, estudos específicos foram realizados para previsão de produção de grãos (Wolfart et al., 2020), preços do milho (Cas, 2018), produção de leite (Oliveira et al., 2018) e preços do boi gordo (Araujo et al., 2013), todos utilizando modelos ARIMA ou SARIMA com bom desempenho.

Desse modo, o presente trabalho tem como objetivo geral analisar a série histórica da produção de ovos de galinha no Brasil e projetar sua evolução até 2030. Especificamente, pretende-se analisar a série temporal entre o 1º trimestre de 2000 e o 3º trimestre de 2022, identificando e modelando os padrões sazonais e tendências, bem como estimando as projeções do 4º trimestre de 2022 até o 4º trimestre de 2030.

Para alcançar os objetivos propostos, este estudo utilizou as metodologias ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) e SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*), conforme desenvolvidas por Box et al. (2016).

Além da presente seção de introdução, na Seção 2 é abordada a avicultura de postura brasileira e os modelos de projeção no agronegócio. Na sequência, na Seção 3 é apresentada a metodologia aplicada no estudo e a análise descritiva dos dados. Os resultados e as discussões, analisando os principais achados da pesquisa estão contidos na Seção 4 e, por último, na Seção 5 são apresentadas as considerações finais.

AVICULTURA DE POSTURA BRASILEIRO E OS MODELOS DE PROJEÇÃO NO AGRONEGÓCIO

Produção, tendências e oportunidades do mercado avícola de postura brasileiro

Segundo dados da Organização das Nações Unidas para Alimentação e Agricultura – 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 ABPA (2022), a produção nacional de ovos em 2021 alcançou 54.973.807.551 unidades. Essa produção também se refletiu no consumo, que atingiu uma média de 251 ovos por habitante, evidenciando a crescente importância da avicultura de postura no cenário agropecuário brasileiro.

Dados sobre a representatividade dessa atividade na cadeia produtiva indicam que os estados de São Paulo, Paraná, Minas Gerais, Rio Grande do Sul e Espírito Santo são os principais produtores de ovos de galinha no país. Segundo a Pesquisa da Pecuária Municipal do IBGE (2022), São Paulo lidera com 23,8% da produção nacional, seguido por Paraná com 9,7%, Minas Gerais com 8,6%, Rio Grande do Sul com 7,7% e Espírito Santo com 7,1%. Esses estados se beneficiam de uma infraestrutura sólida, um mercado consumidor robusto e proximidade com centros de distribuição e exportação, o que aumenta a competitividade dos produtores locais.

Economicamente, em 2021, o Valor Bruto da Produção de ovos no Brasil foi de aproximadamente R\$ 17,734 bilhões. Esse valor reflete a quantidade e qualidade da produção, além do forte desempenho do setor avícola. O alojamento de galinhas comerciais de postura atingiu 114.637.958 cabeças, enquanto o de matrizes de postura foi de 1.368.391 cabeças (ABPA, 2022).

Quanto ao mercado externo, as exportações brasileiras¹ de ovos em 2021 totalizaram 11.346 toneladas, gerando uma receita de aproximadamente US\$ 18,054 milhões. Desse total, 7.908 toneladas foram de ovos *in natura* e 3.438 toneladas de produtos industrializados (ABPA, 2022), representando variações de 96,32% e 54,73%, respectivamente, em relação ao ano anterior, mostrando o significativo crescimento das exportações e a diversificação dos produtos exportados, fortalecendo a posição do Brasil no mercado internacional de ovos.

De acordo com dados da Receita Federal, em 2021 o Porto de Santos foi responsável por 77,26% das exportações de ovos, seguido pelo Porto de Rio Grande com 8,35%, Porto de Itajaí com 5,28% e outras estações portuárias com 9,11% do volume total (ABPA, 2022). A predominância do Porto de Santos deve-se à sua infraestrutura avançada e localização estratégica.

Bastos (2019) aponta que o mercado de ovos de galinha 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 tratamentos 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.

¹ 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 produtos foram, na ordem: Emirados Árabes Unidos, Japão, Catar, Estados Unidos e Omã, no ano de 2021.

Em relação aos ovoprodutos², 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 convencional³ e migração para o *free cage*⁴ e o *range free*⁵, não só por devido 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.

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 (Brasil, 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.

² 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.

³ 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.

⁴ 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 aparar o 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).

⁵ No sistema free range valem todas as exigências do cge free mais algumas quanto o espaço externo. Dentre estas, estão a densidade máxima de 0, 19m²/ave, de forma que 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).

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 (Brasil, 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. (2020), que teve como objetivo comparar diferentes métodos de previsão de produção de grãos no Brasil, utilizando a análise de séries temporais. Os resultados mostraram que o modelo ARIMA apresentou melhor desempenho na previsão da produção de grãos no Brasil, quando comparado aos outros modelos. Por sua vez, Cas (2018) utilizou o modelo ARIMA para prever o preço do milho no mercado de commodities com dados históricos, entre os anos de 2004 e 2016, e seus resultados mostraram que o modelo ARMA apresentou boa performance para suas projeções.

Gaban et al. (2017) 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. (2018) realizaram a projeção da produção de leite utilizando o modelo SARIMA com dados históricos de produção entre os anos de 1995 e 2017 com a demonstração do bom resultado da predição estatística. Por sua vez, Araujo et al. (2013) 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 2005 e 2009) 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.

METODOLOGIA

Para analisar a série histórica da produção de ovos de galinha (POG) no Brasil e projetá-la até o 4º trimestre de 2030, recorre-se ao modelo econométrico ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) e SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*). Para desenvolver os métodos e resultados, foram utilizados os trabalhos do MAPA (Brasil, 2021) e Box et al. (2016). 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), 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).

Métodos ARIMA e SARIMA

De acordo com Box et al. (2016), 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:

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

em que Y_t é a variável dependente, $\Delta^d Y_t$ é a série diferenciada 'd' vezes para remover tendências, c é uma constante, Φ_1 e 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:

$$\begin{aligned} & (1 - \Phi_1 B^\omega - \Phi_2 B^{2\omega} - \dots - \Phi_p B^{p\omega}) \times (1 - \varphi_1 B^1 - \varphi_1 B^2 - \dots - \varphi_p B^p) \\ & \times (1 - B^\omega)^D (1 - B)^d Y_t \\ & = (1 + \Theta_1 B^\omega + \Theta_2 B^{2\omega} + \dots + \Theta_q B^{q\omega}) \times (1 + \theta_1 B^1 + \theta_1 B^2 + \dots + \theta_q B^q) \varepsilon_t \end{aligned} \quad (2)$$

em que, assim como na Equação (1), Y_t é a variável dependente, φ é o coeficiente de autoregressão para os componentes não sazonais, enquanto θ representa os coeficientes de médias móveis para esses mesmos componentes. Para os termos sazonais, Φ é o coeficiente de autoregressão, e Θ é o coeficiente de médias móveis. A frequência sazonal é denotada por ω , e B indica o operador de defasagem, p, d e q são os parâmetros ARIMA e P, D, Q são os parâmetros sazonais. Para Box et al. (2016) 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.

Análise descritiva

A Tabela 1 apresenta o sumário dos dados da variável normal (Produção de ovos em milhares de unidades) e da variável transformada⁶ (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 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 transformação é uma forma de representar a variável em uma escala mais manejável e comparável, permitindo que os pesquisadores e produtores possam analisar 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. | 1º Q. | Mediana | Média | 3º Q. | Max. |
|--|---------|---------|---------|---------|---------|-----------|
| Produção de Ovos (Milhares de dúzias) | 402.829 | 516.791 | 633.902 | 669.556 | 795.358 | 1.020.197 |
| Log da Produção de Ovos | 12,91 | 13,16 | 13,36 | 13,37 | 13,59 | 13,84 |

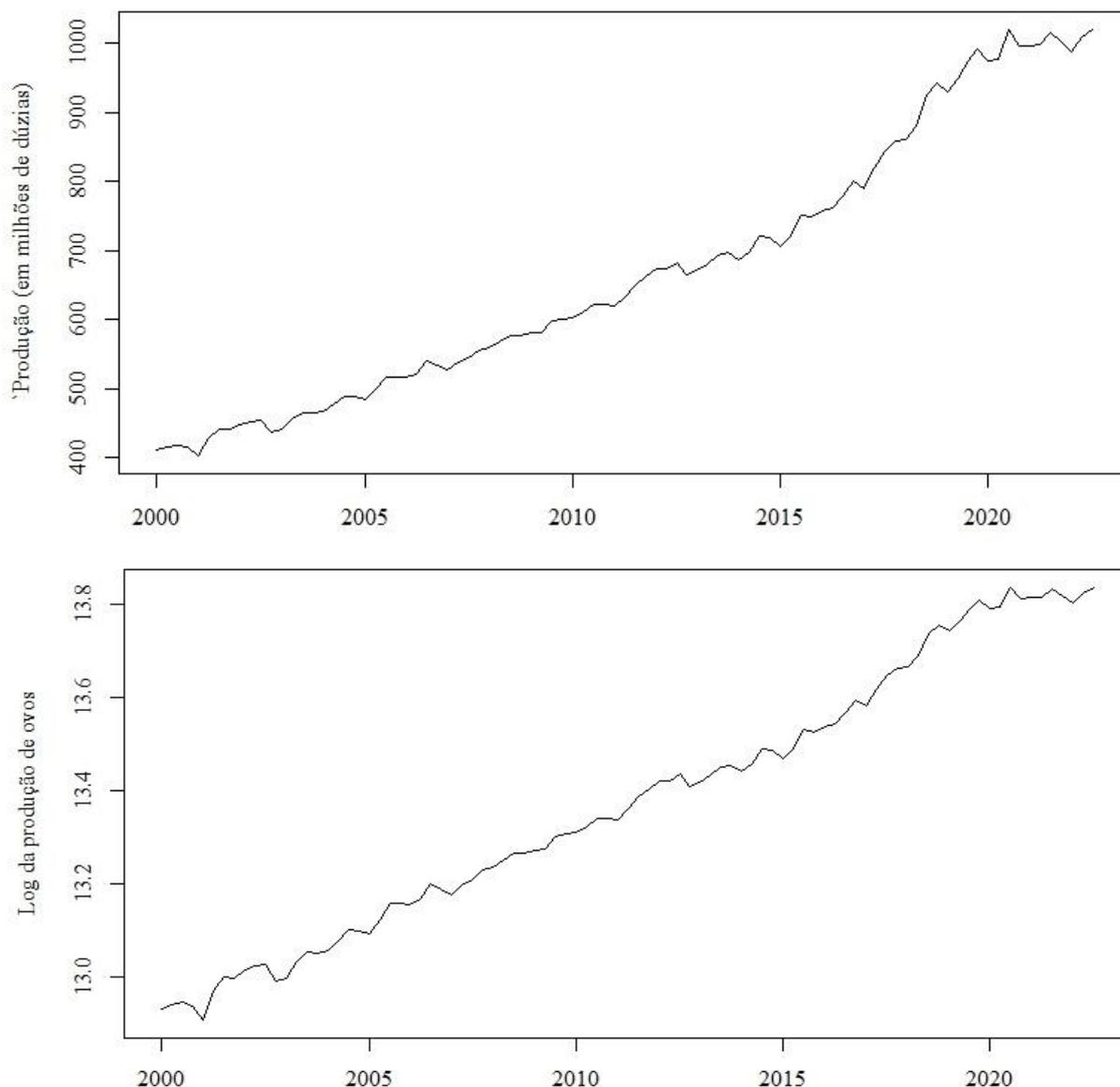
Fonte: Autoria própria (RStudio com dados IBGE, 2022).

Para visualizar melhor esses dados, o Quadro 1 apresenta a quantidade de ovos produzidos, em milhões de dúzias, no Brasil e o log da produção trimestral, desde o primeiro trimestre de 2000 até o terceiro trimestre de 2022.

Aqui vale observar (com auxílio do ANEXO “A”) 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.

⁶ Transformação necessária para melhor ajuste dos dados ao modelo.

Quadro 1: Gráficos da série histórica e log da produção de ovos no Brasil



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

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 estruturais⁷ 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,

⁷ 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.

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.

Portanto, esses resultados indicam que a série Log POG apresenta quebra estrutural e não é estacionária, mas a diferença da série é. 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), média móveis (q) e remoção da tendência.

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

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

Fonte: Autoria própria (RStudio).

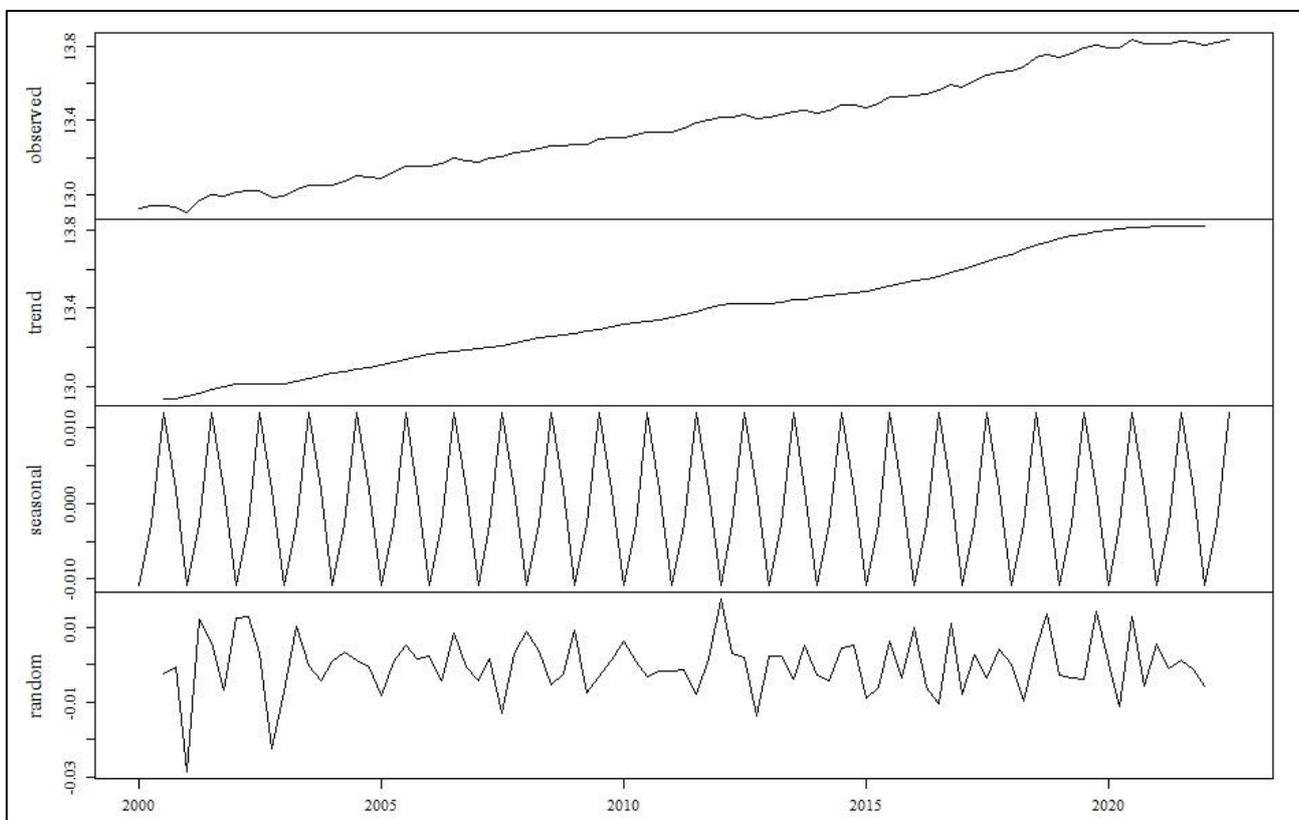
Sazonalidade

A sazonalidade em séries temporais se refere a um padrão repetitivo que ocorre em intervalos regulares de tempo. 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 2 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. Aqui observa-se 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).

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 (1991) 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.

Gráfico 2: Decomposição da série log da produção de ovos (original, tendência, sazonalidade e aleatoriedade).



Fonte: Autoria própria (RStudio).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

As próximas 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 projetar os valores futuros da série. Na Tabela 3, apresenta-se 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.

Já na Tabela 4, tem-se 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 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).

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.

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).

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)⁸ 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.

⁸ 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.

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

| Modelos | (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, tem-se 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. Assim como na Tabela 5, a coluna "Num.Obs." informa 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 demonstram 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

| Modelos | (1) | (2) | (3) |
|-------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| sar1 | -0,145 (0,150) | -0,640*** (0,090) | - |
| sma1 | -0,805*** (0,122) | - | -0,876*** (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), 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. 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.

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.

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. |
| 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. |

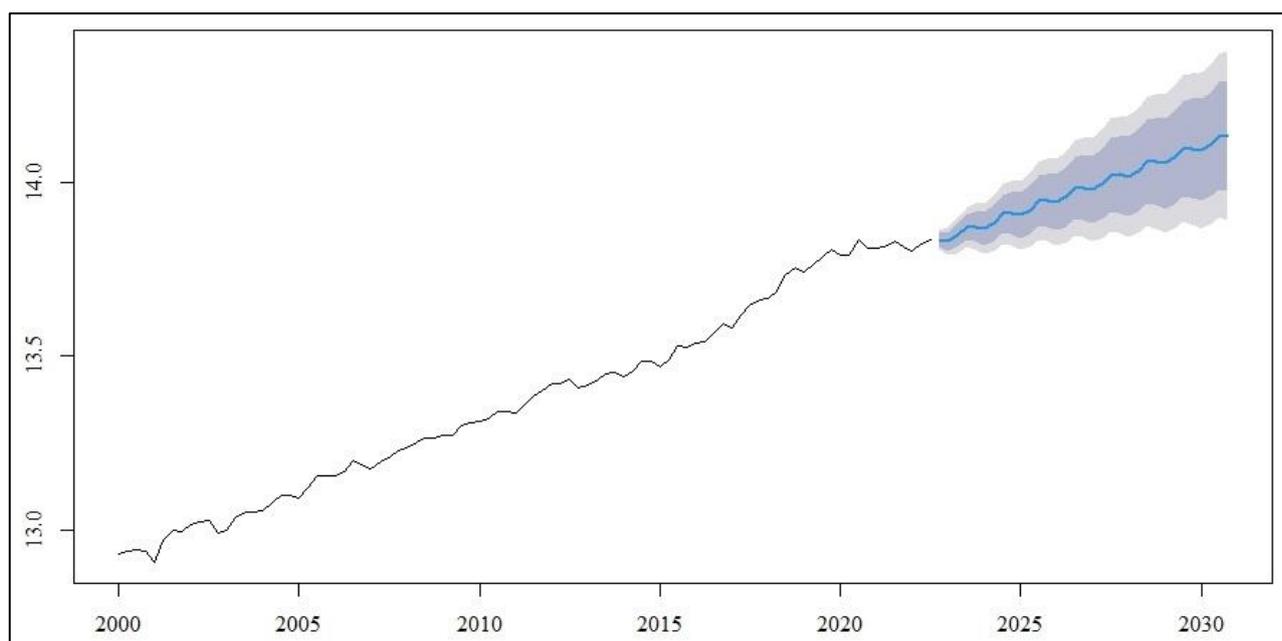
Fonte: Autoria própria (RStudio).

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 3 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 o 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 3: Projeção gráfica do modelo SARIMA(0,1,0)(0,1,1) para a variável log da produção de ovos



Fonte: Autoria própria (RStudio).

Pode-se 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).

Até o momento, trabalhou-se apenas com variável da produção de ovos (em logaritmo). 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

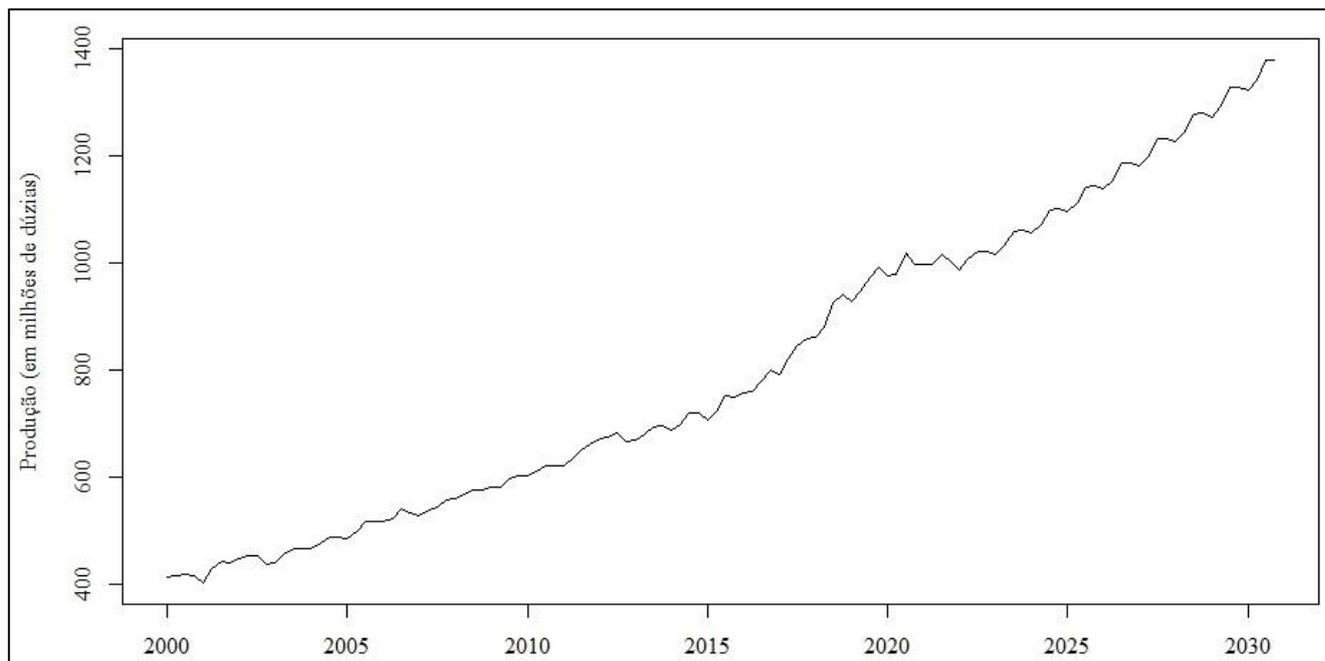
quantidade de ovos produzidos – milhares de dúzias trimestrais) e o Gráfico 4 agrega a série histórica original com os valores previstos (média) da Tabela 8.

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).

Gráfico 4: Série histórica da produção de ovos no Brasil mais os valores médio previstos para o período de 2022 até 2030 em unidades de produção (milhões de dúzias trimestrais)



Fonte: Autoria própria (RStudio).

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. Para finalizar, 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.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com base nas projeções apresentadas, 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 ter um aumento gradual, 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% aproximadamente para o período. Esse aumento da produção pode ser sustentado pelo crescente consumo per capita de ovos no país e pela demanda cada vez maior do mercado interno e externo.

Além disso, ressalta-se 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 (em nosso caso, representado pela ausência de heterocedasticidade e autocorrelação, além dos resíduos apresentarem distribuição normal). 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, destaca-se 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.

REFERÊNCIAS

ABPA - Associação Brasileira de Proteína Animal. *Relatório anual 2022*. São Paulo: ABPA, 2022. Disponível em: <https://abpa-br.org/wp-content/uploads/2023/01/abpa-relatorio-anual-2022.pdf>. Acesso em: 05 dez. 2022.

AMARAL, Gisele Ferreira et al. **Avicultura de postura: estrutura da cadeia produtiva, panorama do setor no Brasil e no mundo e o apoio do BNDES**. BNDES Setorial, Rio de Janeiro, n.43, p. 167-207, mar. 2016.

ARAÚJO, Saulo Jardim de; AREDES, Alan Figueiredo de; SANTOS, Vladimir Faria dos. Previsão de preços do boi gordo com modelos ARIMA e SARIMA. **Revista de Economia da UEG**, v. 8, n. 2, p. 27-44, 2013.

BASTOS, Marília Moruzzi Gurgel. **Análise do comportamento do mercado de ovos: um estudo de caso voltado para as tendências do Marketing 4.0**. 2019. Dissertação (Mestrado em Gestão e Inovação na Indústria Animal) - Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Universidade de São Paulo, Pirassununga, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.11606/D.74.2019.tde-04122019-121655>.

BOX, George E. P.; HILIMER, Steven C.; TIAO, George C. **Analysis and modeling of seasonal time series**. In: ZELLNER, Arnold (Ed.). *Seasonal analysis of economic time series*. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 1978. p. 309-344.

BOX, George E. P.; JENKINS, Gwilym M.; REINSEL, Gregory C.; LJUNG, Greta M. **Time series analysis: forecasting and control**. 5. ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2016.

- BOX, George E. P.; LJUNG, Greta M. On a measure of lack of fit in time series models. **Biometrika**, v. 65, n. 2, p. 297-303, ago. 1978.
- BOX, George E. P.; PIERCE, David 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, dez. 1970.
- BRASIL. MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, PECUÁRIA E ABASTECIMENTO. **Projeções do Agronegócio Brasil 2021/22 a 2031/32**. Projeções de Longo Prazo. 2021.
- CAS, Carlos Gonçalves. Aplicação do modelo ARIMA para previsão do preço da commodity milho. **Revista Gestão da Produção Operações e Sistemas**, v. 13, n. 1, p. 263, mar. 2018.
- CHATFIELD, Christopher. **The analysis of time series: theory and practice**. London: Chapman & Hall, 1975.
- FAO. **Food and agriculture data**. Disponível em: <https://www.fao.org/faostat/en/#data>. Acesso em: 07 dez. 2022.
- FRANSES, Philip Hans. Seasonality, non-stationarity and the forecasting of monthly time series. **International Journal of Forecasting**, v. 7, n. 2, p. 199-208, ago. 1991.
- GABAN, Amanda Cristina; MORELLI, Felipe; BRISOLA, Marlon Vinícius; GUARNIERI, Patricia. **Evolução da produção de grãos e armazenagem: perspectivas do agronegócio brasileiro para 2024/25**. Informe GEPEC, v. 21, n. 1, p. 28-47, 31 jul. 2017.
- GOLDFELD, Stephen M.; QUANDT, Richard 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-ghWEAAYASAAEgLPH_D_BwE Acesso em: 09 dez. 2022.
- 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.
- IBGE. **Produção da Pecuária Municipal 2022: PPM**. Diretoria de Pesquisas, Coordenação de Estatísticas Agropecuárias, Pesquisa da Pecuária Municipal 2022. Rio de Janeiro: IBGE, 2022.
- JARQUE, Carlos M.; BERA, Anil K. Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. **Economics Letters**, v. 6, n. 3, p. 255-259, 1980.
- MALISZEWSKI, Eliza. **Ovos brasileiros conquistam mercado árabe: os Emirados Árabes importaram 1.200 mil toneladas do produto no primeiro bimestre**. Agrolink, 05 abr. 2021. Disponível em: https://www.agrolink.com.br/noticias/ovos-brasileiros-conquistam-mercado-arabe_448352.html. Acesso em: 15 dez. 2022.
- MIYAKI, Cosue. **Entenda como é produzida uma vacina: vacina de influenza**, Instituto Butantan. Imagens apresentadas no Simpósio sobre Produção de Vacinas realizado na Academia Brasileira de Ciências, em dezembro de 2013. Edição da ASCOM ABC. Disponível em: <https://www.abc.org.br/IMG/pdf/doc-4906.pdf>. Acesso em: 05 dez. 2022.
- OLIVEIRA, Harrison Batista de; DANELUZ, Marina Oliveira; DACHERY, Cecília Silveira; CANEVER, Mario Duarte; MENEZES, Gabrielito. **Previsão da produção de leite utilizando**

um modelo SARIMA: um estudo de caso. In: SEMANA INTEGRADA DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA, 4., 2018, Pelotas. Pelotas: Universidade Federal de Pelotas, 2018.

SOARES, Kamilla Ribas; XIMENES, Luciano Feijão. **Produção de ovos.** Fortaleza: Banco do Nordeste do Brasil, ano 7, n. 214, mar. 2022. (Caderno Setorial Etene).

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

WOLFART, Simone Beatriz; LIMA, José Donizetti de; OLIVEIRA, Gilson Adamczuk; FRITSCH NETO, Armenio. **Estudo de métodos para previsão da produção de grãos no Brasil via séries temporais.** Cadernos do IME - Série Estatística, v. 49, p. 17, dez. 2020.

ANEXO A: Produção de ovos no Brasil (trimestral 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.