

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA  
BACHARELADO EM ESTATÍSTICA

Matheus Henrique de Souza Carvalho

**Análise da estabilidade do processo de  
vacinação no Brasil usando CEP sobre os  
resíduos ARIMA**

Goiânia

2025



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA

## TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR VERSÕES ELETRÔNICAS DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DE GRADUAÇÃO NO REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL DA UFG

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio do Repositório Institucional (RI/UFG), regulamentado pela Resolução CEPEC no 1240/2014, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei no 9.610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou download, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

O conteúdo dos Trabalhos de Conclusão dos Cursos de Graduação disponibilizado no RI/UFG é de responsabilidade exclusiva dos autores. Ao encaminhar(em) o produto final, o(s) autor(a)(es)(as) e o(a) orientador(a) firmam o compromisso de que o trabalho não contém nenhuma violação de quaisquer direitos autorais ou outro direito de terceiros.

### 1. Identificação do Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação (TCCG)

Nome(s) completo(s) do(a)(s) autor(a)(es)(as): Matheus Henrique de Souza Carvalho.

Título do trabalho: Análise da estabilidade do processo de vacinação no Brasil usando CEP sobre os resíduos ARIMA.

### 2. Informações de acesso ao documento (este campo deve ser preenchido pelo orientador) Concorda com a liberação total do documento SIM NÃO<sup>1</sup>

[1] Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. Após esse período, a possível disponibilização ocorrerá apenas mediante: a) consulta ao(à)(s) autor(a)(es)(as) e ao(à) orientador(a); b) novo Termo de Ciência e de Autorização (TECA) assinado e inserido no arquivo do TCCG. O documento não será disponibilizado durante o período de embargo.

#### Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro.

**Obs.: Este termo deve ser assinado no SEI pelo orientador e pelo autor.**



Documento assinado eletronicamente por **Renata Mendonca Rodrigues Vasconcelos, Professor do Magistério Superior**, em 05/12/2025, às 12:30, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Matheus Henrique De Souza Carvalho, Discente**, em 08/12/2025, às 08:10, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://sei.ufg.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **5821155** e o código CRC **0D6BB98C**.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA  
BACHARELADO EM ESTATÍSTICA

Matheus Henrique de Souza Carvalho

**Análise da estabilidade do processo de vacinação no  
Brasil usando CEP sobre os resíduos ARIMA**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Estatística da Universidade Federal de Goiás para aprovação no componente curricular TCC, como parte das exigências para a obtenção do título de bacharel em Estatística.  
**Orientador(a):** Renata Mendonça Rodrigues Vasconcelos

Goiânia

2025

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UFG.

Carvalho, Matheus Henrique de Souza  
Análise da estabilidade do processo de vacinação no Brasil usando CEP sobre os resíduos ARIMA [manuscrito] / Matheus Henrique de Souza Carvalho. - 2025.  
39 f.

Orientador: Profa. Dra. Renata Mendonça Rodrigues Vasconcelos.  
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Goiás, Instituto de Matemática e Estatística (IME), Estatística, Goiânia, 2025.

Bibliografia.

Inclui gráfico, tabelas, lista de figuras, lista de tabelas.

1. Controle estatístico de processo. 2. Séries temporais. 3. Autocorrelação. 4. Cartas de controle. 5. Cobertura vacinal. I. Vasconcelos, Renata Mendonça Rodrigues, orient. II. Título.

CDU 519.22



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA

## ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Aos vinte e sete dias do mês de novembro do ano de 2025 iniciou-se a sessão pública de defesa do Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) intitulado “Monitoramento da Estabilidade do Processo de Vacinação no Brasil: Um Estudo de Caso Utilizando Controle Estatístico de Processo em Séries Temporais (1994-2022)”, de autoria de Matheus Henrique de Souza Carvalho, do curso de Estatística, do Instituto de Matemática e Estatística da UFG. Os trabalhos foram instalados pela Profa. Dra. Renata Mendonça Rodrigues Vasconcelos com a participação dos demais membros da Banca Examinadora: Tatiane Ferreira do N. M. da Silva (IME/UFG) e José Elmo de Menezes (IFG). Após a apresentação, a banca examinadora realizou a arguição do estudante. Registrou-se a solicitação de alteração do título do trabalho. Após deliberação, a orientadora definiu como novo título: "Análise da estabilidade do processo de vacinação no Brasil usando CEP sobre os resíduos ARIMA". Posteriormente, de forma reservada, a Banca Examinadora atribuiu a nota final de 9,1, condicionando a aprovação do TCC à entrega da versão final corrigida, conforme as alterações solicitadas, dentro do prazo estipulado.

Proclamados os resultados, os trabalhos foram encerrados e, para constar, lavrou-se a presente ata que segue assinada pelos Membros da Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Tatiane Ferreira Do Nascimento Melo Da Silva, Professor do Magistério Superior**, em 01/12/2025, às 10:27, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Renata Mendonca Rodrigues Vasconcelos, Professor do Magistério Superior**, em 02/12/2025, às 18:27, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **JOSE ELMO MENEZES, Usuário Externo**, em 02/12/2025, às 20:00, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://sei.ufg.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **5794728** e o código CRC **66A01FE6**.

# Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, a Deus, por me conceder força, sabedoria e perseverança para concluir esta etapa da minha trajetória acadêmica. À minha família, pelo amor incondicional, apoio constante e incentivo em todos os momentos, e à minha companheira de vida, pela paciência, compreensão e encorajamento nos períodos mais desafiadores.

Aos colegas de curso, pela amizade e colaboração ao longo da caminhada, e ao Instituto de Matemática e Estatística (IME), pela oportunidade de formação e suporte durante a graduação.

Por fim, expresso minha sincera gratidão à minha orientadora, pela orientação, dedicação e confiança, que foram essenciais para o desenvolvimento e conclusão deste trabalho.

# Resumo

Este trabalho tem o objetivo analisar a estabilidade do processo de cobertura vacinal para poliomielite e febre amarela no Brasil, no período de 1994 a 2022, a partir de séries históricas de cobertura vacinal. Empregou-se a metodologia do Controle Estatístico de Processo (CEP), adaptada para dados autocorrelacionados. O diagnóstico estatístico das séries originais confirmou a presença de autocorrelação e a não aderência à normalidade. O tratamento das séries foi realizado por meio do ajuste de modelos Autorregressivos Integrados de Médias Móveis (ARIMA), seguindo a metodologia de Box-Jenkins. A aplicação dos gráficos de controle de valores individuais e EWMA aos resíduos indicou que, após a remoção da autocorrelação, ambas as vacinas apresentaram processos sob controle estatístico, sem pontos fora dos limites de controle, evidenciando a adequação dessa abordagem para o monitoramento das coberturas vacinais.

Palavras-chave: Controle Estatístico de Processo; Séries Temporais; Autocorrelação; Modelos ARIMA; Cartas de Controle; Cobertura Vacinal.

# Abstract

This study aimed to analyze the stability of the vaccination coverage process for poliomyelitis and yellow fever in Brazil, from 1994 to 2022, using historical vaccination coverage series. The methodology of Statistical Process Control (SPC), adapted for autocorrelated data, was employed. The statistical diagnosis of the original series confirmed the presence of autocorrelation and the lack of adherence to normality. The series were treated through the adjustment of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) models, following the Box–Jenkins methodology. The application of individual control charts and EWMA charts to the residuals indicated that, after the removal of autocorrelation, both vaccines exhibited processes under statistical control, with no points outside the control limits, demonstrating the adequacy of this approach for monitoring vaccination coverage.

**Keywords:** Statistical Process Control; Time Series; Autocorrelation; ARIMA Models; Control Charts; Vaccination Coverage.

# Lista de figuras

Figura 1 – Exemplo de cartas de controle. (a) Sob controle estatístico. (b) Fora de controle estatístico. . . . .	15
Figura 2 – Série temporal da cobertura vacinal (sequência anual de valores da Poliomielite e da Febre Amarela) ano a ano, entre 1994 e 2022 . . . . .	20
Figura 3 – Distribuição da frequência da cobertura vacinal anual para Poliomielite e Febre Amarela no Brasil, 1994-2022 . . . . .	21
Figura 4 – Gráficos Q-Q e estatísticas do teste de normalidade de Shapiro-Wilk para as séries de cobertura vacinal no Brasil . . . . .	23
Figura 5 – Gráficos de autocorrelação (ACF) para as séries de cobertura vacinal de Febre amarela e Poliomielite . . . . .	24
Figura 6 – Gráficos de diagnóstico dos resíduos do modelo ARIMA(1,0,0) para a cobertura vacinal da poliomielite . . . . .	29
Figura 7 – Gráficos de diagnóstico dos resíduos do modelo ARIMA(0,1,1) para a cobertura vacinal da febre amarela. . . . .	31
Figura 8 – Gráfico de controle de observações individuais para os resíduos do modelo ARIMA para a poliomielite no Brasil. . . . .	32
Figura 9 – Gráfico de controle EWMA para os resíduos do modelo ARIMA para a poliomielite no Brasil. . . . .	33
Figura 10 – Gráfico de controle de observações individuais para os resíduos do modelo ARIMA para a febre amarela no Brasil. . . . .	34
Figura 11 – Gráfico de controle EWMA para os resíduos do modelo ARIMA para a febre amarela no Brasil. . . . .	35

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Amostra da base de dados consolidada após o processo de extração. . . . .	19
Tabela 2 – Estatísticas descritivas da cobertura vacinal para Febre Amarela e Poliomielite no Brasil, período de 1994 a 2022. . . . .	22
Tabela 3 – Resultados do ajuste do modelo ARIMA para a série de cobertura vacinal da poliomielite no Brasil. . . . .	28
Tabela 4 – Resultados do ajuste do modelo ARIMA para a série de cobertura vacinal da febre amarela no Brasil. . . . .	30

# Sumário

<b>Introdução</b> . . . . .	<b>12</b>
<b>1 Revisão Bibliográfica</b> . . . . .	<b>14</b>
<b>2 Metodologia</b> . . . . .	<b>18</b>
2.1 Descrição dos dados . . . . .	18
2.2 Monitoramento de processos baseado em modelos de séries temporais (ARIMA)	24
2.3 Gráficos de Controle Aplicados aos Resíduos . . . . .	25
2.3.1 Gráfico de Controle para Valores Individuais (I) . . . . .	26
2.3.2 Gráfico de Controle EWMA . . . . .	26
<b>3 Resultados</b> . . . . .	<b>28</b>
3.1 Aplicação do modelo ARIMA . . . . .	28
3.2 Monitoramento dos resíduos por gráficos de controle . . . . .	31
<b>Conclusão</b> . . . . .	<b>37</b>
<b>Referências</b> . . . . .	<b>39</b>

# Introdução

A vacinação é uma das conquistas mais importantes na saúde pública, responsável por salvar milhares de vidas. Ela desempenha um papel essencial na prevenção e no controle de doenças infecciosas, protegendo não apenas os indivíduos vacinados, mas também toda a comunidade. No Brasil, o Programa Nacional de Imunizações (PNI), instituído em 1973, é motivo de reconhecimento internacional devido à sua ampla cobertura e ao impacto na redução da morbimortalidade por doenças imunopreveníveis. Nesse contexto, o monitoramento constante das taxas de vacinação constitui uma ferramenta estratégica não apenas para avaliar a eficácia das políticas públicas, mas também para detectar possíveis quedas na cobertura vacinal, que exijam medidas corretivas imediatas (Brasil, 2024).

Nesse contexto, o controle estatístico de processo, desenvolvido originalmente para ambientes industriais, consolidou-se como uma das principais metodologias de monitoramento da qualidade (Montgomery, 2017). Por meio de ferramentas de qualidade, como os gráficos de controle, o CEP permite distinguir variações inerentes ao processo (causas comuns) daquelas que indicam a ocorrência de eventos atípicos (causas especiais). Quando aplicado ao campo da saúde pública, em particular no monitoramento do processo vacinal, o CEP oferece uma abordagem quantitativa capaz de analisar a estabilidade do processo ao longo do tempo e fornecer subsídios para decisões baseadas em evidências (Mingoti; Yassukawa, 2008).

Entretanto, a aplicação direta de cartas de controle tradicionais a séries temporais enfrenta limitações metodológicas relevantes. Dados coletados sequencialmente, como os registros anuais de vacinação, frequentemente apresentam autocorrelação, ou seja, uma dependência entre valores sucessivos da série. Essa característica viola o pressuposto de independência exigido pelos gráficos de controle tradicionais, resultando em altas taxas de alarmes falsos, devido, por exemplo, aos limites de controle estreitados artificialmente, sinalizando instabilidades inexistentes (Montgomery, 2017).

Para amenizar o problema da autocorrelação, uma estratégia recomendada na literatura é a utilização de modelos de séries temporais, como o modelo ARIMA, amplamente empregado para capturar a estrutura de dependência dos dados. Uma vez ajustado o modelo, as cartas de controle passam a ser aplicadas não diretamente aos dados brutos, mas aos resíduos, que, ao se comportarem como ruído branco<sup>1</sup>, preservam os pressupostos estatísticos necessários para a detecção válida de instabilidades. Dessa forma, torna-se possível identificar variações anômalas no processo de imunização e relacioná-las a fatores externos, como mudanças em políticas

---

<sup>1</sup> **Ruído branco** é um processo estocástico caracterizado por termos aleatórios independentes, identicamente distribuídos, com média zero e variância constante. Em séries temporais, indica que não há estrutura de autocorrelação remanescente e que os valores seguem um padrão puramente aleatório, atendendo aos pressupostos dos gráficos de controle.

públicas, campanhas de vacinação ou crises sanitárias (Montgomery, 2017).

A relevância deste estudo reside na demonstração da correta aplicação de ferramentas de qualidade em um contexto de saúde pública, evitando armadilhas metodológicas comuns para oferecer um método confiável aos gestores. O trabalho busca, portanto, transcender a análise de números e gráficos para fornecer um suporte técnico robusto para que políticas de imunização possam ser avaliadas e fortalecidas, garantindo a proteção da população (Brasil, 2024). Nesse sentido, estabelecer uma conexão entre o CEP e as políticas públicas mostra-se especialmente relevante para os gestores, pois reforça seu impacto na vigilância epidemiológica, na prevenção da reintrodução de doenças e na compreensão do cenário recente de queda na cobertura vacinal no Brasil.

O objetivo geral deste trabalho é analisar a estabilidade do processo vacinal das vacinas poliomielite e febre amarela, no Brasil, no período de 1994 a 2022, utilizando uma metodologia de CEP adaptada para dados autocorrelacionados. A seleção desses imunizantes justifica-se por sua relevância estratégica no Calendário Nacional, sendo a poliomielite um indicador central de desempenho da atenção primária e a febre amarela essencial para a vigilância e prevenção de surtos epidêmicos. Nesse sentido, o trabalho segue estruturado da seguinte forma: a introdução aqui apresentada, seguido de um referencial teórico no capítulo 1, no capítulo 2 a metodologia apresentada, no capítulo 3 os resultados discutidos e finalizando com a conclusão do estudo, seguido das referências utilizadas no trabalho.

# 1 Revisão Bibliográfica

Uma das definições mais aceitas para qualidade é o "inverso da variabilidade" (Montgomery, 2004). Originada desde o século XVIII, na produção artesanal, garantiu a evolução para a produção em massa, concentrando-se no monitoramento do processo produtivo, através de técnicas estatísticas (Lopes; Souza; Vargas, 2004). É um quesito que busca a prevenção e padronização em qualquer processo, seja na produção de bens ou na prestação de serviços, assim como na saúde pública. De acordo com o Ministério da Saúde (Brasil, 2013), o monitoramento contínuo das coberturas é essencial para a manutenção do controle de doenças imunopreveníveis, garantindo que variações observadas sejam rapidamente investigadas e corrigidas.

Segundo Montgomery (2004), a gestão da qualidade é fundamental por permitir que falhas sejam detectadas, não somente detectar os defeitos, mas também apontar formas para que estas não se repitam, buscando reduzir a variabilidade excessiva existente em um processo. O controle estatístico de processos surge com a finalidade de avaliar, controlar e melhorar a qualidade de um processo, por meio de ferramentas estatísticas, garantindo assim a redução de sua variabilidade (Oliveira, 2013).

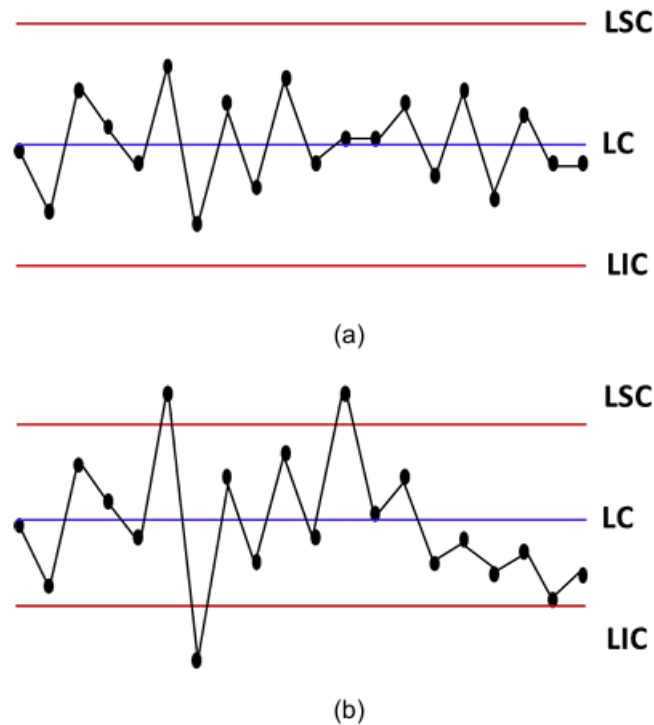
Para Montgomery (2017), a filosofia do CEP, concentra-se em dois tipos de variação: causas comuns e causas especiais. Oliveira et al. (2013) distingue as causas comuns, ou aleatórias, como fonte de variações características e naturais, sendo difíceis de identificar individualmente sob o controle estatístico, tendo um efeito combinado constante e previsível. Em contrapartida, as causas especiais são fontes de variação relativamente grandes, na maioria das vezes imprevisíveis. Devido a isso, o objetivo principal do CEP é detectar a presença dessas causas especiais para que possam ser investigadas e eliminadas, levando o processo a um estado de estabilidade no qual apenas as causas comuns de variação estão presentes (Montgomery, 2017).

Com o intuito de identificar causas de variação ao longo do tempo em um processo produtivo, Walter A. Shewhart desenvolveu, na década de 1920, a principal ferramenta do CEP, os gráficos de controle. Essa ferramenta baseia-se no princípio estatístico de testes de hipóteses, em que se avalia continuamente se o processo permanece estável ou se há evidências de alterações significativas em seu comportamento. Nesse contexto, formula-se a hipótese nula ( $H_0$ ) de que o processo está sob controle estatístico, apresentando apenas variações aleatórias, e a hipótese alternativa ( $H_1$ ) de que o processo está fora de controle, em virtude de causas especiais de variação (Montgomery, 2017).

A estrutura da carta é composta por uma Linha de Controle Central (LC), que representa a média do processo sob controle, e pelos Limites Superior (LSC) e Limite Inferior de Controle (LIC), usualmente definidos a três desvios-padrão da média, os chamados "limites de três sigmas" (Montgomery, 2017). Se todas as observações permanecem dentro desses limites e se distribuem

aleatoriamente em torno da LC, não se rejeita  $H_0$ , indicando estabilidade do processo (Figura 1a). Por outro lado, quando um ponto ultrapassa os limites de controle ou padrões não aleatórios são detectados, rejeita-se  $H_0$ , caracterizando o processo como fora de controle estatístico (Figura 1b).

Figura 1 – Exemplo de cartas de controle. (a) Sob controle estatístico. (b) Fora de controle estatístico.



Fonte: Oliveira et al. (2013)

Na prática, dentro de um processo é observado o comportamento dos pontos amostrais, que quando se dispõem de maneira aleatória, dentro desses limites é considerado sob controle estatístico, não necessitando de intervenção. Contudo, caso um ponto seja detectado fora dos limites pré-estabelecidos, sinaliza a presença de uma causa atribuível, exigindo investigação e ação corretiva. Além disso, um processo pode ser considerado fora de controle mesmo que todos os pontos estejam dentro dos limites, caso eles exibam algum padrão de comportamento não aleatório (Montgomery, 2017; Oliveira, 2013).

As cartas de Shewhart são o método clássico mais conhecido, sendo muito úteis para identificar grandes desvios na média do processo. Sua metodologia baseia-se na última informação contida na amostra coletada. Em alguns casos, essa abordagem torna-se limitada, uma vez que ignora a sequência de dados anteriores. Essa falta de 'memória' torna a carta de Shewhart relativamente insensível para detectar pequenas mudanças no parâmetro de qualidade de interesse (Montgomery, 2017). Com o objetivo de lidar com essas limitações e aumentar a agilidade na detecção de pequenos desajustes, foram desenvolvidos, na década de 1990, gráficos de con-

trole mais sensíveis, como a Soma Cumulativa (CUSUM) e a Média Móvel Exponencialmente Ponderada (EWMA) (Mingoti; Yassukawa, 2008).

Diferente das cartas de Shewhart, os gráficos CUSUM e EWMA utilizam as informações de todas as amostras passadas, e não apenas da última (Montgomery, 2017). O CUSUM, acumula os desvios das observações em relação a um valor-alvo, e o EWMA é uma média ponderada que atribui pesos decrescentes às observações mais antigas (Montgomery, 2017). Devido a essas metodologias, as cartas CUSUM e EWMA são alternativas mais eficazes para a detecção de pequenas mudanças na média de um processo, sendo mais indicadas para o monitoramento de processos que já atingiram um certo nível de estabilidade (Claro; Costa; Machado, 2007; Montgomery, 2017).

Estudos de Mingoti e Yassukawa (2008) reforçam essa distinção ao demonstrar que gráficos tradicionais de Shewhart têm baixa sensibilidade para identificar pequenas alterações em processos autocorrelacionados, enquanto o EWMA se destaca por detectar mudanças graduais de forma mais rápida e consistente. Assim, confirma-se que métodos acumulativos ou suavizados, como o EWMA, oferecem desempenho superior quando o objetivo é captar variações sutis e persistentes ao longo do tempo.

Contudo, é importante ressaltar que, assim como os gráficos desenvolvidos por Shewhart, os gráficos CUSUM e EWMA também não são adequados para processos autocorrelacionados, uma vez que sua aplicação direta a esses dados pode gerar um número elevado de alarmes falsos, resultando em interpretações equivocadas (Mingoti; Yassukawa, 2008). Entre os pressupostos fundamentais dos gráficos tradicionais de Shewhart estão a normalidade e a independência dos erros aleatórios. Dentre esses pressupostos, a violação da independência é a que mais compromete a interpretação dos gráficos de controle. Quando há presença de autocorrelação nas observações, a variabilidade aparente do processo tende a ser subestimada, aumentando a probabilidade de alarmes falsos e conduzindo a conclusões inadequadas sobre a estabilidade do sistema (Júnior, 2013).

Para contornar essa limitação, a literatura recomenda o uso de modelos de séries temporais ARIMA ( $p, d, q$ ), capazes de capturar e filtrar a dependência temporal existente nos dados antes da aplicação das cartas de controle. Esses modelos permitem estimar os resíduos, também chamados de ruídos brancos, que representam as variações aleatórias do processo. Por serem independentes e identicamente distribuídos, esses resíduos podem ser utilizados nas cartas de controle, garantindo a validade estatística das análises e a correta identificação de instabilidades reais (Júnior, 2013).

O modelo ARIMA combina três componentes principais: o autorregressivo (AR), de ordem  $p$ , que relaciona o valor atual da série com suas observações passadas, o integrado (I), de ordem  $d$ , responsável pela diferenciação necessária para remover tendências e tornar a série estacionária, e o médias móveis (MA), de ordem  $q$ , que modela a dependência entre o valor atual e os erros de previsão anteriores. A forma geral do modelo é expressa por:

$$\phi(B)(1 - B)^d Y_t = c + \theta(B)a_t \quad (1.1)$$

em que  $Y_t$  representa a série observada no tempo  $t$ ;  $B$  é o operador de defasagem ( $BY_t = Y_{t-1}$ );  $\phi(B)$  é o polinômio autorregressivo de ordem  $p$ ;  $\theta(B)$  é o polinômio de médias móveis de ordem  $q$ ;  $c$  é uma constante; e  $a_t$  é o termo de erro, considerado ruído branco ( $E[a_t] = 0$  e  $\text{Var}(a_t) = \sigma^2$ ) (Montgomery; Jennings; Kulahci, 2015).

A construção de modelos ARIMA segue a metodologia Box–Jenkins, estruturada em quatro etapas. A primeira etapa é a identificação do modelo, por meio da análise gráfica e das funções de autocorrelação (FAC e FACP), a segunda etapa consiste na estimação dos parâmetros, na terceira etapa realiza-se o diagnóstico dos resíduos, avaliando sua independência e normalidade e a última etapa busca a validação e previsão, que confirmam a adequação do modelo ao fenômeno estudado (Montgomery; Jennings; Kulahci, 2015).

A seleção do modelo mais adequado é feita com base em critérios de informação, especialmente o Critério de Informação de Akaike (AIC), defina como:

$$AIC = -2 \ln(L) + 2k \quad (1.2)$$

em que  $L$  é a verossimilhança do modelo e  $k$  representa o número de parâmetros estimados. O modelo com o menor valor de AIC é considerado o mais adequado, o que oferece o melhor ajuste. Em amostras pequenas, utiliza-se o AICc, que adiciona um termo corretivo penalizando modelos excessivamente parametrizados (Montgomery; Jennings; Kulahci, 2015).

Embora o CEP tenha surgido e se consolidado no contexto industrial, sua aplicação tem se expandido significativamente para outras áreas, incluindo a saúde pública. O uso de ferramentas estatísticas para monitoramento de indicadores de saúde permite detectar variações anormais em processos biológicos, hospitalares e epidemiológicos, favorecendo a tomada de decisões preventivas e corretivas (Montgomery, 2017; Brasil, 2013). Recentemente, essa aplicabilidade foi reforçada em estudos voltados para o monitoramento de dados epidemiológicos críticos, como os casos de COVID-19, demonstrando a versatilidade dos gráficos de controle em lidar com dados de contagem e crescimento exponencial em cenários de crise sanitária (Vasconcelos et al., 2022).

Nesse contexto, o CEP mostra-se especialmente útil no acompanhamento da cobertura vacinal, possibilitando identificar períodos de instabilidade ou declínio em campanhas de imunização, que podem comprometer a efetividade dos programas nacionais de vacinação. Assim, a aplicação do CEP em séries temporais de vacinação representa uma abordagem inovadora e estatisticamente fundamentada para a vigilância da estabilidade dos sistemas de imunização, reforçando sua relevância como ferramenta de gestão da qualidade também no campo da saúde.

## 2 Metodologia

### 2.1 Descrição dos dados

A metodologia adotada envolveu três etapas principais: (i) obtenção e organização dos dados; (ii) modelagem ARIMA para tratamento de autocorrelação; e (iii) aplicação dos gráficos de controle aos resíduos.

Os dados utilizados neste estudo referem-se aos dados de coberturas vacinais anuais por residência no território nacional, abrangendo o período de 1994 a 2022. As informações foram obtidas no Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS)<sup>1</sup>, vinculado ao Ministério da Saúde, por meio da ferramenta de tabulação TABNET, na seção Imunizações. O DATASUS constitui o repositório oficial do Sistema Único de Saúde, reunindo dados provenientes das Secretarias Estaduais e Municipais de Saúde e disponibilizando séries históricas de imunização de forma pública e padronizada.

A extração dos dados seguiu um protocolo padronizado dentro da plataforma TABNET. Selecionou-se “Ano” no menu linha, “Não ativa” no menu coluna e “Poliomielite” e “Febre Amarela” no menu medidas. Posteriormente, definiu-se o período de 1994 a 2022, e por fim, marcou-se a opção “Nenhum” em Gráfico e clicou-se em “Mostra”. Após essa seleção é disponibilizada uma tabela na qual cada linha representa um ano de observação e as colunas apresentam os valores percentuais correspondentes à cobertura vacinal nacional de cada vacina. Após a visualização da tabela, os dados foram exportados e organizados em séries temporais anuais, permitindo a análise da evolução histórica das coberturas vacinais de cada imunizante no Brasil ao longo do período estudado, conforme apresentado na Tabela 1.

<sup>1</sup> Disponível em: <[http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/dhdat.exe?bd\\_pni/cpnibr.def](http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/dhdat.exe?bd_pni/cpnibr.def)>

Tabela 1 – Amostra da base de dados consolidada após o processo de extração.

<b>Região</b>	<b>Vacina</b>	<b>Ano</b>	<b>Vacinação</b>
Brasil	Poliomielite	1994	58,24
Brasil	Poliomielite	1995	77,83
Brasil	Poliomielite	1996	80,86
Brasil	Poliomielite	1997	89,27
Brasil	Poliomielite	1998	95,30
Brasil	Poliomielite	1999	99,08
Brasil	Poliomielite	2000	101,44
Brasil	Poliomielite	2001	102,83
Brasil	Poliomielite	2002	100,01
Brasil	Poliomielite	2003	100,48
Brasil	Poliomielite	2004	104,30
Brasil	Poliomielite	2005	105,12
Brasil	Poliomielite	2006	105,25
Brasil	Poliomielite	2007	105,43
Brasil	Poliomielite	2008	100,18
Brasil	Poliomielite	2009	103,66

Fonte: Elaborado pelo autor.

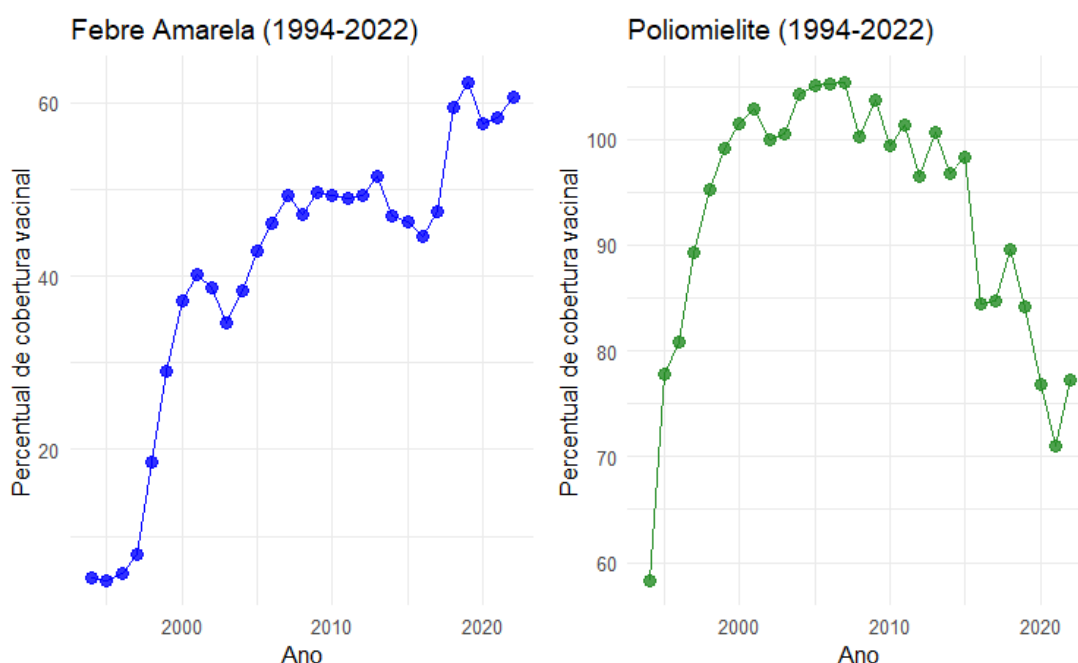
A escolha de trabalhar com cobertura vacinal, e não com o número absoluto de doses aplicadas, segue as recomendações de organizações internacionais, como a Organização Mundial da Saúde (OMS) e o Fundo das Nações Unidas para a Infância (UNICEF). Nesse contexto, a cobertura vacinal, é definida como o percentual da população-alvo que recebeu determinada vacina em um ano, constitui a série temporal analisada neste estudo, representando a sequência anual desses valores ao longo do período investigado.

Esse indicador é considerado o mais adequado para o monitoramento do desempenho programático, pois normaliza variações populacionais, permite comparações interanuais consistentes e corresponde à métrica oficialmente utilizada nos painéis internacionais de acompanhamento (WUENIC). A análise foi realizada exclusivamente no nível nacional (Brasil), o que possibilitou sintetizar as variações regionais sem comprometer a comparabilidade temporal e fornece uma visão sistêmica do comportamento das coberturas, essencial para avaliar políticas públicas de saúde em escala federal.

A escolha das vacinas Poliomielite e Febre Amarela fundamenta-se em sua relevância epidemiológica e programática. Ambas integram o Calendário Nacional de Vacinação e são consideradas estratégicas no contexto das doenças imunopreveníveis. A Poliomielite é historicamente um marco da saúde pública brasileira, representando o sucesso da erradicação da doença e servindo como indicador de desempenho da atenção primária, com meta de cobertura mínima de 95%. Já a Febre Amarela desempenha papel essencial na prevenção de surtos e na manutenção da vigilância epidemiológica, especialmente em áreas de risco, sendo aplicada em dose única desde 2017, conforme diretrizes da OMS (Brasil, 2024; Brasil, 2013).

A análise descritiva das séries temporais de cobertura vacinal no Brasil, entre 1994 e 2022, para as vacinas de febre amarela e poliomielite, revela padrões distintos de comportamento ao longo do tempo. A Figura 2 apresenta as séries temporais de ambas as vacinas, permitindo visualizar tendências, variações e possíveis quebras estruturais. De maneira geral, as séries temporais ilustradas na Figura 2 evidenciam a necessidade de métodos estatísticos adequados para tratar dados dependentes no tempo e sujeitos a rupturas de padrão. Os gráficos de linha são fundamentais nesta etapa inicial, pois permitem identificar visualmente períodos críticos e marcos de mudança que podem estar associados a políticas públicas, campanhas de vacinação ou eventos epidemiológicos relevantes.

Figura 2 – Série temporal da cobertura vacinal (sequência anual de valores da Poliomielite e da Febre Amarela) ano a ano, entre 1994 e 2022



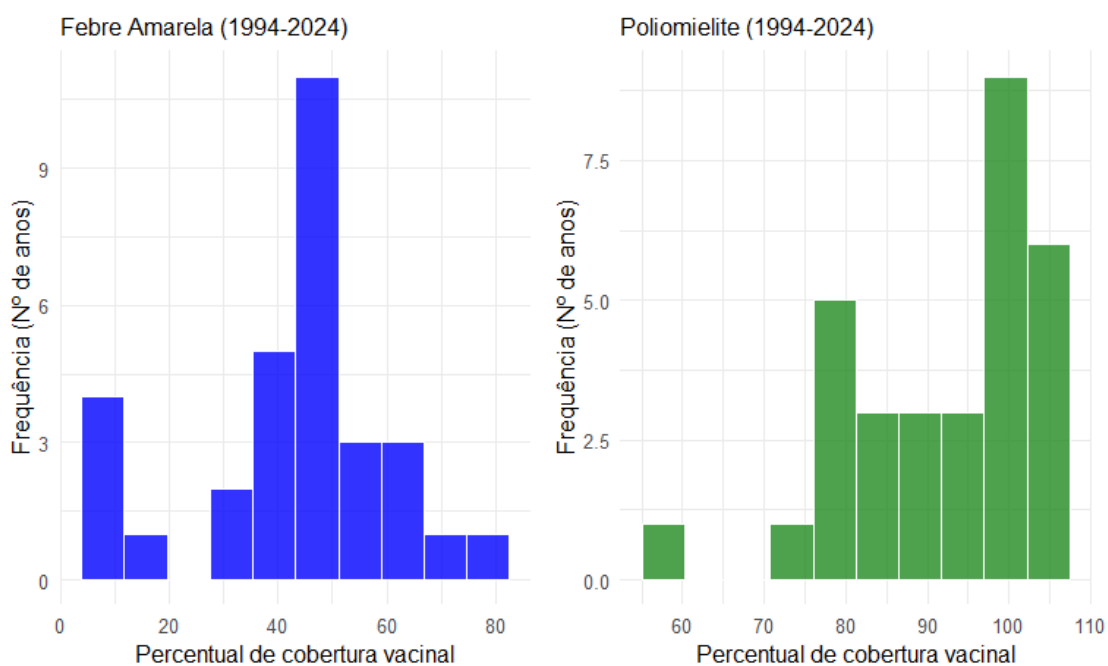
Fonte: Elaborado pelo autor

No gráfico correspondente à febre amarela na Figura 2, observa-se o comportamento da série de cobertura vacinal. É notório que a série iniciou-se com níveis baixos até o ano 2000. Após esse período, percebe-se um crescimento exponencial até meados de 2014, quando apresenta uma certa estabilidade relativa. A partir de 2015, nota-se um leve declínio da cobertura vacinal, sendo observada logo em seguida, uma recuperação significativa a partir de 2019. De 2020 a 2022, a cobertura vacinal alcança os níveis mais altos de todo o período estudado.

No segundo gráfico, à direita da Figura 2, vê-se o comportamento da cobertura vacinal da poliomielite, que apresenta um padrão diferente da febre amarela. Iniciou-se com um crescimento acelerado até o começo dos anos 2000. Após esse período, nota-se uma leve estabilidade do processo vacinal. A partir de 2013, é visto um declínio acentuado, principalmente entre 2016

e 2021, onde apresenta os valores mais baixos registrados no período estudado. Já em 2022 percebe-se uma recuperação do processo.

Figura 3 – Distribuição da frequência da cobertura vacinal anual para Poliomielite e Febre Amarela no Brasil, 1994-2022



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 3, é possível observar a distribuição de frequências das coberturas vacinais ao longo do tempo. No caso da febre amarela, a distribuição é mais dispersa, com concentrações em torno da faixa de 40% a 60%, mas com presença de valores extremos, tanto baixos quanto altos. Essa heterogeneidade reflete a instabilidade identificada nos últimos anos, em especial após 2015, e sugere uma distribuição assimétrica, reforçando a necessidade de cautela na aplicação de técnicas que pressupõem normalidade.

Por outro lado, o histograma da poliomielite apresenta uma maior concentração de valores em níveis altos, particularmente entre 90% e 105%, o que sugere uma recuperação e estabilidade recentes. Ao contrário da Poliomielite, que apresenta uma distribuição com declínio mais prolongado, a febre amarela demonstra uma predominância de altas coberturas e estabilidade relativa, sugerindo um desempenho mais consistente.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas da cobertura vacinal para Febre Amarela e Poliomielite no Brasil, período de 1994 a 2022.

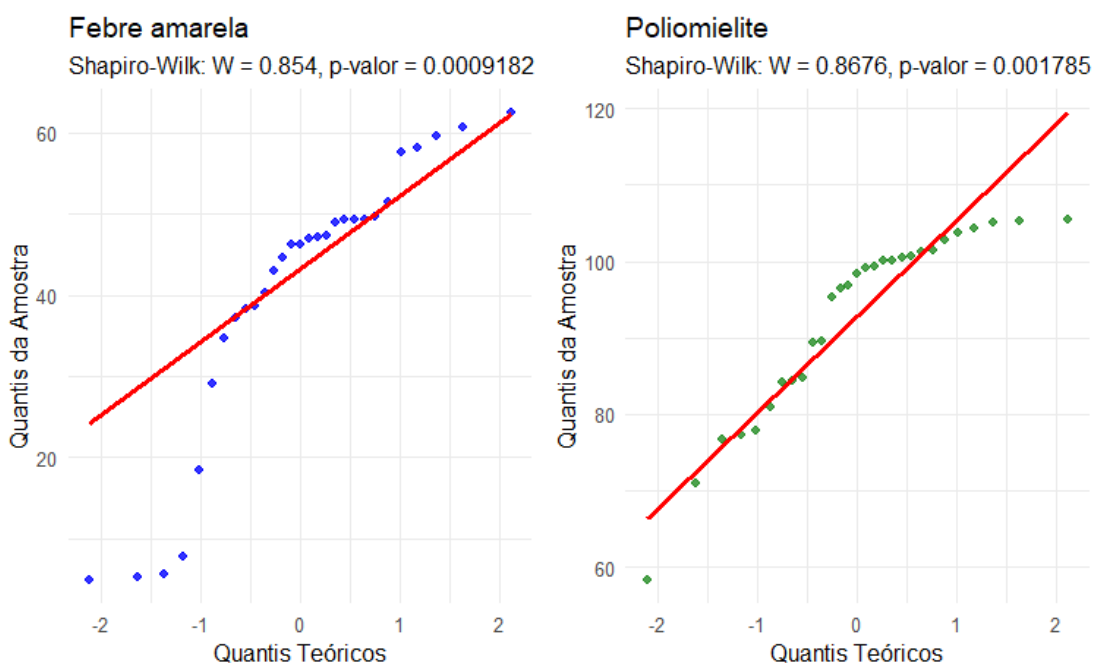
<b>Vacina</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio padrão</b>	<b>C.V.(%)</b>	<b>Mín.</b>	<b>Máx.</b>
Febre amarela	42,8	46,86	18,44	43,07	4,8	75,6
Poliomielite	92,19	96,76	11,95	12,96	58,24	105,42

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 2 apresenta as principais medidas descritivas das séries de cobertura vacinal para febre amarela e poliomielite. Nota-se que a febre amarela apresenta a média e mediana baixas, de 42,8% e 46,86%, respectivamente. O Programa Nacional de Imunizações (PNI) e a Organização Mundial da Saúde (OMS) visam uma meta de 95% para o quadro vacinal. O desvio padrão apresenta um valor elevado, com o valor de 18,4, acrescentado de uma coeficiente de variação superior a 40%, o que reforça a instabilidade da série. Para a poliomielite vê-se uma média de 92,2% e uma mediana de 96,8%, o que se aproxima da meta estabelecida. Além disso, o desvio-padrão mais baixo de 11,9 e o coeficiente de variação de 12,9% indicam menor dispersão e maior estabilidade relativa.

Os padrões observados nas séries de febre amarela e poliomielite dialogam diretamente com a discussão recente sobre a queda das coberturas vacinais no Brasil. A elevada variabilidade e os valores médios reduzidos da febre amarela refletem um cenário historicamente instável, que se agravou nos últimos anos em função de fatores como hesitação vacinal, desinformação e dificuldades operacionais do PNI. No caso da poliomielite, embora a cobertura tenha sido tradicionalmente elevada, o valor mínimo registrado e sinais de deterioração refletem o declínio progressivo relatado na literatura desde 2016 (França et al. (2025)). Esses resultados justificam a aplicação de métodos estatísticos mais robustos de monitoramento, como os gráficos de controle, a fim de identificar com precisão os períodos em que as oscilações apresentaram caráter de instabilidade significativa.

Figura 4 – Gráficos Q-Q e estatísticas do teste de normalidade de Shapiro-Wilk para as séries de cobertura vacinal no Brasil

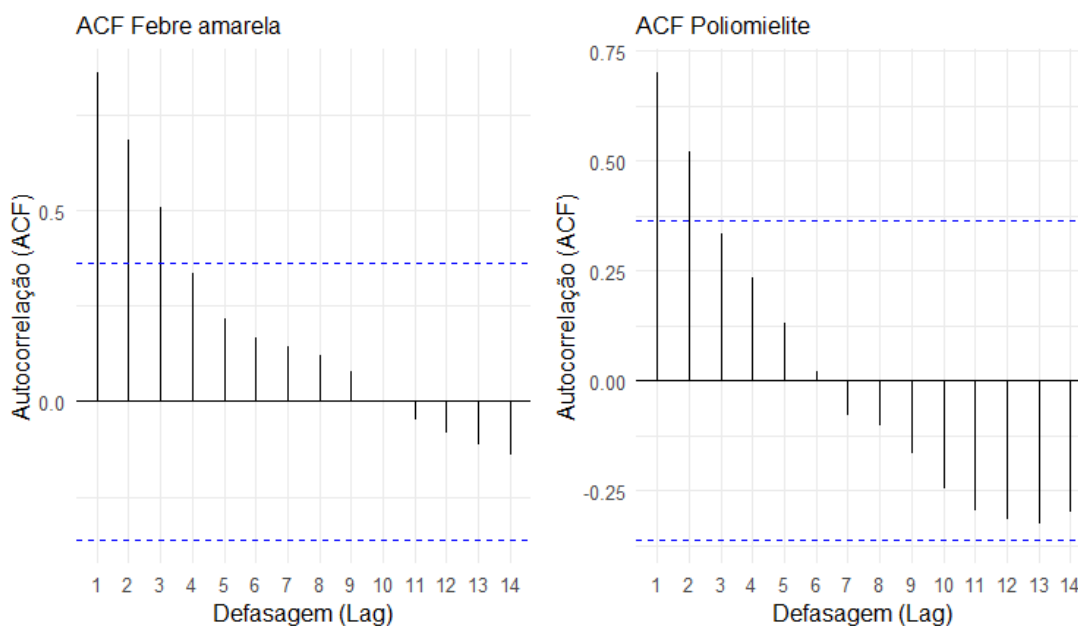


Fonte: Elaborado pelo autor

Para a criação dos gráficos de controle, foram verificados os pressupostos estatísticos de normalidade e independência das séries. O teste de Shapiro–Wilk e os gráficos de probabilidade normal (QQ-plot) mostraram que ambas as séries se afastam da hipótese de normalidade, conforme observa-se na Figura 4. Para a febre amarela, foi registrado um valor de  $W=0,854$  e  $p\text{-valor}$  de  $0,0009182$ , e para a poliomielite, foi registrado um valor de  $W=0,8676$  e um  $p\text{-valor}$  de  $0,001785$ . Em ambos os casos, leva-se a rejeição da hipótese nula de normalidade ( $p\text{-valor}<0,05$ ), o que indica que as distribuições empíricas diferem da distribuição normal teórica. Essa análise é reforçada pela inspeção visual dos QQ-plots, nos quais as caudas das distribuições apresentam desvios em relação à linha de referência.

A análise da independência, realizada por meio da Função de Autocorrelação (FAC), é ilustrada na Figura 5. Os resultados indicam autocorrelação significativa em ambas as séries, com coeficientes iniciais elevados e decaimento lento ao longo das defasagens, característica típica de séries temporais não independentes. Essa dependência confirma a necessidade de modelagem temporal, uma vez que a aplicação direta de cartas de controle tradicionais em dados autocorrelacionados comprometeria a validade estatística das conclusões.

Figura 5 – Gráficos de autocorrelação (ACF) para as séries de cobertura vacinal de Febre amarela e Poliomielite



Fonte: Elaborado pelo autor

## 2.2 Monitoramento de processos baseado em modelos de séries temporais (ARIMA)

Essa abordagem metodológica consiste na aplicação de gráficos de controle estatístico sobre os resíduos obtidos a partir de modelos de séries temporais ajustados do processo de cobertura vacinal. A estratégia é amplamente recomendada na literatura quando há autocorrelação significativa entre as observações, pois a utilização direta dos gráficos de controle em dados dependentes tende a gerar limites incorretos e elevar a ocorrência de alarmes falsos. A modelagem, portanto, teve o propósito de remover a estrutura de dependência temporal, permitindo que o monitoramento fosse conduzido sobre os resíduos, considerados adequados quando se comportam como ruído branco, ou seja, independentes, com média zero e variância constante (Montgomery, 2017).

O procedimento adotado seguiu a metodologia Box–Jenkins, composta por três etapas principais: identificação, estimação e verificação de diagnóstico. Primeiramente, foram analisadas as funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) de cada série, com o objetivo de identificar a ordem dos parâmetros  $p$  e  $q$ , para a identificação do modelo. As análises foram implementadas no software R, utilizando as funções `acf()` e `pacf()`, respectivamente, disponíveis no pacote `base` e complementadas pelo pacote `tseries` (Trapletti; Hornik; Lebaron, 2025).

A verificação da estacionariedade das séries temporais foi realizada por meio do teste aumentado de Dickey–Fuller (ADF), implementado pela função `adf.test()` do pacote `tseries`, considerando nível de significância de 5%. O teste parte da hipótese nula que não apresenta estacionariedade. Se for obtido a rejeição da hipótese nula, conclui-se que a série é estacionária. Neste cenário, o objetivo é estabilizar a média ao longo do tempo, aplicando a diferenciação na série, e portanto, ajustando o parâmetro  $d$  do modelo ARIMA (p,q,d). Com isso, é possível eliminar tendências determinísticas adequadas à modelagem autorregressiva (Montgomery, 2004).

Para realizar a estimação dos parâmetros, os modelos candidatos foram ajustados e comparados utilizando o Critério de Informação de Akaike Corrigido (AIC), buscando equilibrar a qualidade de ajuste e parcimônia estrutural. A seleção dos parâmetros do modelo ARIMA foram obtidos automaticamente pela função `auto.arima()` do pacote `forecast`, que testa diferentes combinações de parâmetros e identifica o modelo mais adequado com base no menor valor do AIC.

Após o ajuste do modelo, foi realizado o diagnóstico dos resíduos, com o objetivo de verificar se a dependência dos resíduos foi retida. No ambiente R, essa análise foi realizada por meio da função `checkresiduals()` do pacote `forecast`, que inclui a inspeção gráfica e a aplicação do teste de Ljung–Box para autocorrelação residual. A não rejeição da hipótese nula de independência no Ljung–Box, isto é, ausência de autocorrelação significativa, indica adequação do ARIMA para capturar a dinâmica temporal. Em complemento, realizou-se o teste de Shapiro–Wilk, com a função `shapiro.test()`, sobre os resíduos para avaliar a normalidade como verificação complementar.

## 2.3 Gráficos de Controle Aplicados aos Resíduos

Após a obtenção de resíduos independentes e aproximadamente normais a partir dos modelos ARIMA, aplicaram-se os gráficos de controle do CEP com o objetivo de monitorar a estabilidade do processo vacinal para poliomielite e febre amarela. Essa etapa baseou-se nas séries históricas de cobertura e nas técnicas de controle estatístico aplicadas aos resíduos dos modelos ajustados.

De acordo com Montgomery (2017), a metodologia adequada para esse tipo de monitoramento é o uso de gráficos de controle para variáveis contínuas, como o gráfico de valores individuais (I) e o gráfico de média móvel exponencialmente ponderada (EWMA), especialmente indicados quando há apenas uma observação por período ( $n = 1$ ). A adoção dessa abordagem se justifica pelo fato de que a cobertura vacinal, expressa em percentual, constitui uma variável contínua e não uma proporção binomial com tamanho amostral conhecido, característica que reforça a adequação do uso de gráficos de controle para variáveis individuais.

### 2.3.1 Gráfico de Controle para Valores Individuais (I)

O gráfico de controle para valores individuais (I) é indicado quando não há formação de subgrupos, monitorando diretamente as variações de cada observação ao longo do tempo. Em outras palavras, o gráfico “I” avalia desvios pontuais no processo por meio de observações individuais. Nesta pesquisa, cada ponto da carta corresponde a um resíduo do modelo ARIMA ajustado à série de cobertura vacinal

A metodologia considera cada valor observado  $x_i$ , correspondente a cada resíduo do modelo ARIMA, e estima a variabilidade do processo a partir das amplitudes móveis ( $MR_i$ ) entre observações consecutivas, definidas por:

$$MR_i = |x_i - x_{i-1}|. \quad (2.1)$$

A partir dessas amplitudes, a estimativa do desvio-padrão do processo é obtida por:

$$\hat{\sigma} = \frac{\overline{MR}}{d_2}, \quad (2.2)$$

em que  $\overline{MR}$  é a média das amplitudes móveis e  $d_2 = 1,128$  é uma constante estatística associada a subgrupos de tamanho 2 (Costa; Epprecht; Carpinetti, 2005).

Com essa estimativa, os limites de controle da carta I são definidos por:

$$\begin{aligned} LSC &= \bar{x} + 3\hat{\sigma}, \\ LC &= \bar{x}, \\ LIC &= \bar{x} - 3\hat{\sigma}, \end{aligned} \quad (2.3)$$

em que  $\bar{x}$  representa a média dos valores individuais dos resíduos. Os limites de controle a três sigmas delimitam a faixa esperada de variação natural do processo quando este se encontra sob controle estatístico.

Na implementação computacional, o gráfico I foi implementado no software *R* por meio do pacote *qcc*, com o argumento `type = "xbar.one"` especificando que os dados analisados correspondem a observações individuais ( $n = 1$ ). O pacote calcula automaticamente a média do processo, a estimativa de  $\hat{\sigma}$  com base nas amplitudes móveis e os limites de controle conforme as Equações (2.2) e (2.3).

### 2.3.2 Gráfico de Controle EWMA

O gráfico de controle EWMA, diferentemente do gráfico de Shewhart, que utiliza apenas a última observação, incorpora toda a história da série dos resíduos, atribuindo pesos exponencialmente decrescentes às observações mais antigas (Costa; Epprecht; Carpinetti, 2005). Essa característica torna o gráfico mais sensível às pequenas mudanças graduais na média do processo.

A estatística do gráfico EWMA no instante  $t$  é definida por:

$$Z_t = \lambda x_t + (1 - \lambda)Z_{t-1}, \quad (2.4)$$

em que  $Z_t$  é o valor da média móvel exponencial no tempo  $t$ ,  $x_t$  é a observação atual do resíduo,  $\lambda$  é o parâmetro de suavização, com  $0 < \lambda \leq 1$ , e  $Z_0$  é usualmente tomado como a média inicial da série.

Os limites de controle da carta EWMA são dados por:

$$\begin{aligned} LSC_t &= \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2 - \lambda} [1 - (1 - \lambda)^{2t}]}, \\ LC_t &= \mu_0, \\ LIC_t &= \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2 - \lambda} [1 - (1 - \lambda)^{2t}]}, \end{aligned} \quad (2.5)$$

em que  $\mu_0$  representa a média do processo sob controle,  $\sigma$  é o desvio-padrão dos resíduos, e  $L$  é o multiplicador de controle, usualmente fixado em  $L = 3$  (Costa; Epprecht; Carpinetti, 2005).

O parâmetro de suavização  $\lambda$  desempenha papel central na forma como as observações passadas influenciam a estatística  $Z_t$ . Valores menores de  $\lambda$  atribuem maior peso às observações anteriores, resultando em uma média móvel mais estável e menos sensível a variações bruscas, o que torna o gráfico mais adequado para identificar pequenas e persistentes mudanças na média do processo. Por outro lado, valores maiores de  $\lambda$  dão mais ênfase à observação mais recente, aumentando a sensibilidade a mudanças abruptas, mas reduzindo a suavidade da curva (Montgomery, 2017).

De acordo com a literatura clássica (Montgomery, 2017), o parâmetro deve satisfazer  $0,1 \leq \lambda \leq 0,3$ , sendo  $\lambda = 0,2$  a escolha mais comum. Esse valor é amplamente recomendado por proporcionar um equilíbrio adequado entre rapidez na detecção de desvios e estabilidade dos limites de controle, evitando respostas excessivamente sensíveis a variações pontuais. Neste estudo, foi adotado  $\lambda = 0,2$ , conforme as recomendações clássicas, garantindo equilíbrio entre sensibilidade e suavização para identificar pequenas variações na média da cobertura vacinal após o tratamento da autocorrelação.

No  $R$ , o gráfico foi implementado com a função `ewma()` do pacote `qcc`, que estima automaticamente  $\mu_0$  e  $\sigma$  a partir dos resíduos fornecidos e calcula os limites de controle conforme as expressões anteriores.

A utilização conjunta da carta I e da carta EWMA permite uma avaliação mais abrangente do comportamento das séries. A carta de valores individuais é mais eficiente na identificação de variações abruptas, enquanto a carta EWMA apresenta maior sensibilidade a pequenas mudanças graduais na média do processo. Dessa forma, a análise dos resíduos dos modelos ARIMA por meio dessas duas cartas fornece uma base robusta para o monitoramento estatístico das coberturas vacinais ao longo do tempo.

## 3 Resultados

Nesta seção, são apresentados os resultados da modelagem estatística das séries históricas, incluindo a seleção dos modelos ARIMA e a interpretação das cartas de controle aplicadas aos resíduos.

### 3.1 Aplicação do modelo ARIMA

A primeira série analisada foi a de cobertura vacinal da poliomielite no Brasil. O modelo selecionado pelo critério AIC para a série da poliomielite foi um ARIMA(1,0,0) com média não nula. A Tabela 3 apresenta o sumário dos resultados da função `auto.arima` do pacote `qcc`.

Tabela 3 – Resultados do ajuste do modelo ARIMA para a série de cobertura vacinal da poliomielite no Brasil.

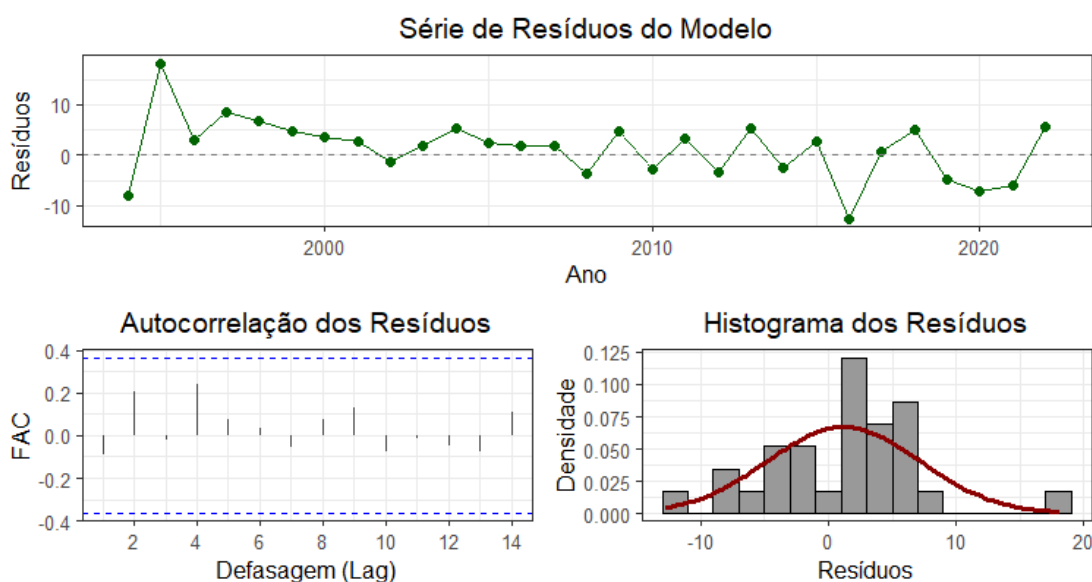
<b>Especificação do Modelo</b>	
Modelo ajustado	ARIMA(1,0,0) com média não-nula
Período da série	1994 a 2022
<b>Parâmetros Estimados</b>	
Parâmetro	Estimativa (Erro Padrão)
Coefficiente AR(1) ( $\phi_1$ )	0,9341 (0,0613)
Média da série ( $\mu$ )	80,3929 (13,5003)
<b>Critérios de Ajuste e Medidas de Erro</b>	
Critério AICc	194,99
Critério BIC	198,14
Erro Percentual Médio (MAPE)	5,58%
Raiz do Erro Quadrático (RMSE)	5,97
<b>Testes de Diagnóstico dos Resíduos</b>	
<i>Teste de Ljung-Box</i>	
Estatística Q*	3,9837
p-valor	0,5518
<i>Teste de Shapiro-Wilk</i>	
Estatística W	0,9497
p-valor	0,1796

Fonte: Elaborado pelo autor.

A estrutura do modelo ARIMA(1,0,0) escolhida apresentou um coeficiente autorregressivo estimado de  $\phi_1 = 0,9341$ , indicando forte dependência positiva entre a cobertura vacinal de um ano e a do ano imediatamente anterior. O valor próximo de 1 sugere elevada persistência ou “memória” no processo. Em outras palavras, flutuações ocorridas em determinado ano tendem

a repercutir nos anos seguintes. Além disso, o parâmetro de diferenciação  $d = 0$  indica que, segundo o critério AICc, a série foi considerada estacionária, não sendo necessária a diferenciação para remoção de tendência. O parâmetro de média do processo ajustado ( $\mu \approx 80,39$ ) representa o nível médio de longo prazo do processo, sob estacionaridade.

Figura 6 – Gráficos de diagnóstico dos resíduos do modelo ARIMA(1,0,0) para a cobertura vacinal da poliomielite



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 6 apresenta os gráficos de diagnóstico. O gráfico "Série de Resíduos do Modelo" mostra que os resíduos do modelo se distribuem aleatoriamente em torno de zero e sem padrões visuais de dependência. O gráfico da função de autocorrelação (FAC) dos resíduos, indica a ausência de autocorrelação. O teste de Ljung-Box apresentado na Tabela 3, confirma essa percepção. Como o p-valor resultante (0,5518) é superior ao nível de significância de 0,05, não se rejeita a hipótese nula, o que corrobora a premissa de independência dos resíduos. Adicionalmente, foi verificada a premissa de normalidade dos resíduos através do Teste de Shapiro-Wilk. O resultado p-valor = 0,1796, também superior a 0,05, indica que os resíduos podem ser considerados normalmente distribuídos.

Seguindo metodologia análoga, a segunda série analisada foi a de cobertura vacinal da febre amarela. O modelo selecionado para a série de Febre Amarela foi um ARIMA(0,1,1) com deriva (drift). A Tabela 4 apresenta o resumo dos resultados.

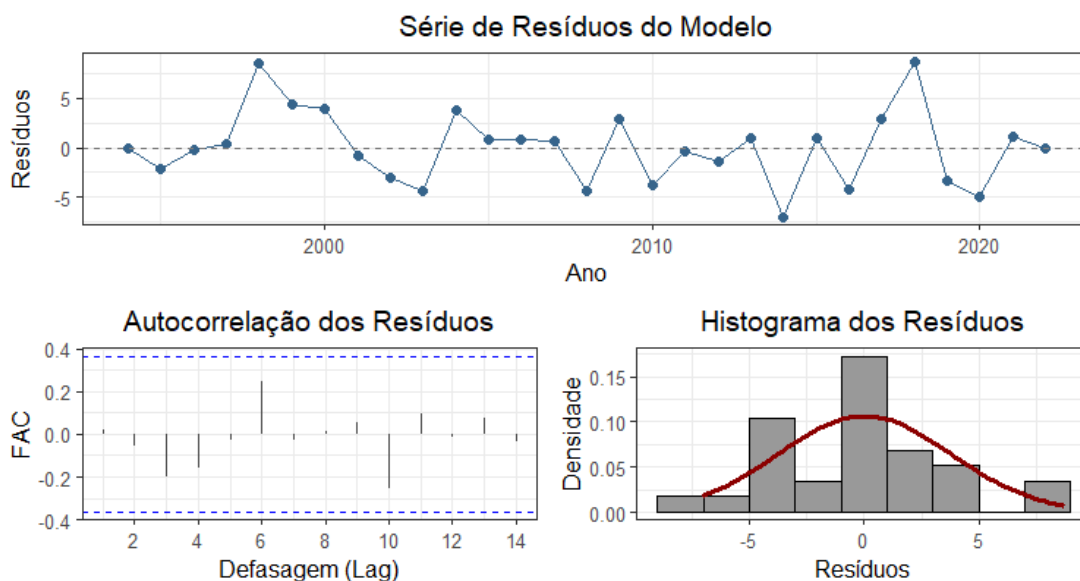
Tabela 4 – Resultados do ajuste do modelo ARIMA para a série de cobertura vacinal da febre amarela no Brasil.

<b>Especificação do Modelo</b>	
Modelo ajustado	ARIMA(0,1,1) com drift
Período da série	1994 a 2022
<b>Parâmetros Estimados</b>	
Parâmetro	Estimativa (Erro Padrão)
Coefficiente MA(1) ( $\theta_1$ )	0,4983 (0,1552)
Drift (Tendência)	1,9339 (1,0514)
<b>Critérios de Ajuste e Medidas de Erro</b>	
Critério AICc	160,85
Critério BIC	163,85
Erro Percentual Médio (MAPE)	8,71%
Raiz do Erro Quadrático (RMSE)	3,69
<b>Testes de Diagnóstico dos Resíduos</b>	
<i>Teste de Ljung-Box</i>	
Estadística Q*	4,702
p-valor	0,4533
<i>Teste de Shapiro-Wilk</i>	
Estadística W	0,9600
p-valor	0,3286

Fonte: Elaborado pelo autor.

A estrutura do modelo ARIMA(0,1,1) com drift revela características importantes e distintas da série anterior, onde o parâmetro de diferenciação  $d=1$  indica que foi necessária uma diferenciação para tornar a série estacionária. Isso confirma que a série da cobertura vacinal da febre amarela possui uma tendência estocástica. Além disso, a presença de um termo de deriva (drift = 1,9339) indica que, em média, a mudança anual na cobertura vacinal foi positiva, sugerindo uma tendência de crescimento médio de aproximadamente 1,93 pontos percentuais por ano ao longo do período. O parâmetro de médias móveis MA(1) ( $\theta_1$ ) = 0,4983 significa que o modelo utiliza o erro de previsão do período anterior para ajustar a previsão do período atual, capturando choques de curto prazo no processo.

Figura 7 – Gráficos de diagnóstico dos resíduos do modelo ARIMA(0,1,1) para a cobertura vacinal da febre amarela.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 7 apresenta os gráficos de diagnóstico para os resíduos do modelo. O gráfico da Função de Autocorrelação (FAC) fornece uma forte evidência gráfica de que não há autocorrelação remanescente nos resíduos. Para a confirmação estatística, o Teste de Ljung-Box resultou em um p-valor = 0,4533, sendo significativamente maior que o nível de significância de 0,05, confirma a não rejeição da hipótese nula de independência entre os resíduos. Portanto, os resíduos do modelo são considerados independentes. Além disso, a premissa de normalidade também foi verificada. O Teste de Shapiro-Wilk, aplicado aos resíduos, obteve um p-valor = 0,3286. Como este valor também é superior a 0,05, conclui-se que os resíduos seguem uma distribuição normal.

Dessa forma, conclui-se que o modelo ARIMA ajustado é adequado para remover a estrutura temporal da série, produzindo resíduos compatíveis com ruído branco. Com isso, após o ajuste do modelo ARIMA, procedeu-se ao monitoramento estatístico dos resíduos, conforme recomendado para séries autocorrelacionadas.

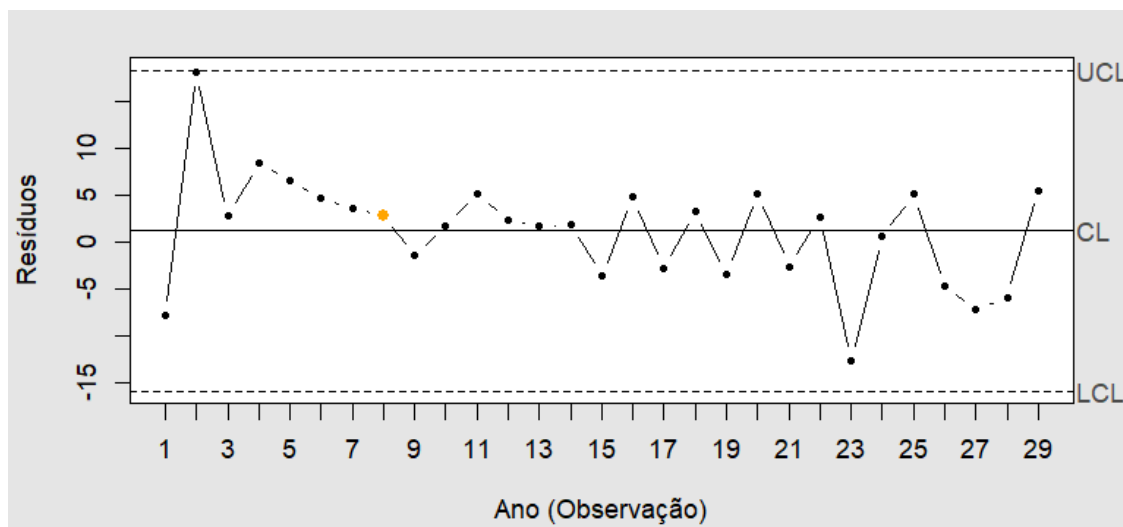
## 3.2 Monitoramento dos resíduos por gráficos de controle

A aplicação direta de gráficos de controle às séries brutas não é adequada devido à presença significativa de autocorrelação. Conforme Montgomery (2017), após o ajuste do modelo ARIMA, o monitoramento deve ser conduzido sobre os resíduos do modelo, pois estes representam a parte não explicada pela dinâmica temporal. Se os resíduos se comportarem como ruído branco e permanecerem dentro dos limites de controle, conclui-se que não há evidências de causas

especiais e que a variabilidade observada reflete apenas o comportamento natural do processo. Assim, o processo vacinal pode ser considerado estatisticamente estável (sob controle) após a remoção da autocorrelação.

Na figura 8, obtemos um gráfico de controle para observações individuais aplicada aos resíduos do modelo ARIMA (1,0,0) da cobertura vacinal da poliomielite.

Figura 8 – Gráfico de controle de observações individuais para os resíduos do modelo ARIMA para a poliomielite no Brasil.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Antes de avaliar a estabilidade do processo, é necessário compreender o significado dos limites dessa carta no contexto da cobertura vacinal. O gráfico não monitora diretamente os percentuais de vacinação, mas sim os resíduos do modelo ARIMA, que representam a diferença entre a cobertura observada e a cobertura prevista pelo modelo para cada ano. Assim, os resíduos refletem desvios em relação ao comportamento esperado da série histórica, capturando variações não explicadas pela tendência ou autocorrelação temporal, como era esperado.

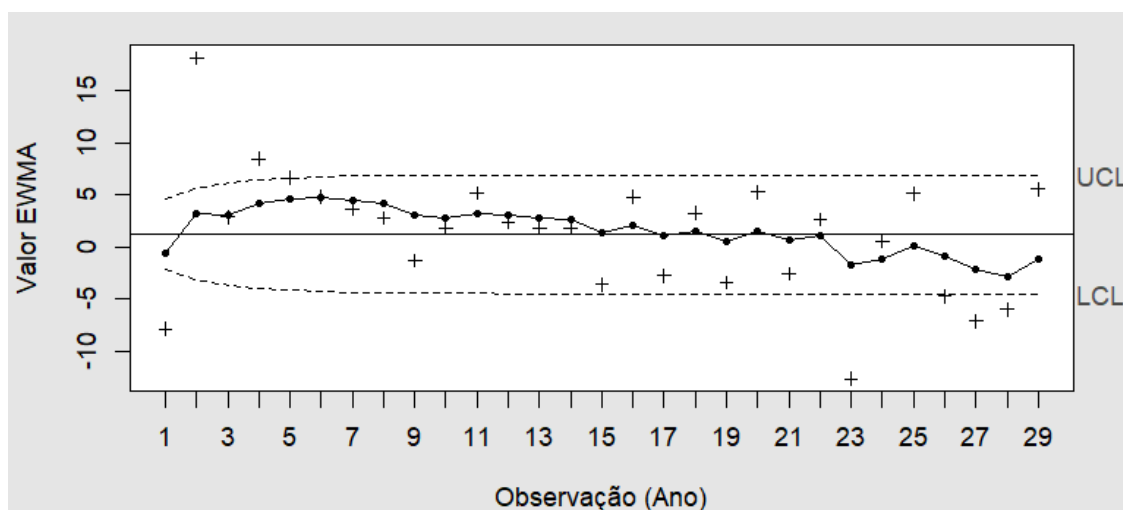
A linha central ( $LC \approx 0$ ) representa a média dos resíduos do modelo ARIMA, a qual deve se manter próxima de zero quando o modelo captura adequadamente a estrutura temporal da série. Dessa forma, a LC não indica subestimação da cobertura vacinal, mas apenas o ponto de referência em torno do qual o ruído branco deve oscilar. Os limites superior e inferior (LSC e LIC) definem a faixa de variação estatisticamente esperada para os resíduos, tendo como base o desvio-padrão estimado do ruído branco do processo. Valores dentro desses limites são classificados como flutuações aleatórias compatíveis com a variabilidade natural do sistema, enquanto pontos localizados fora dessa faixa sugerem a presença de possíveis causas especiais de variação não explicadas pelo modelo.

A análise da Figura 8 mostra que todas as observações estão distribuídas aleatoriamente em torno da linha central, indicando a ausência de causas especiais de variação e, conseqüentemente,

demonstrando a estabilidade estatística do processo de cobertura vacinal da Poliomielite. As flutuações observadas ao longo do período analisado permanecem dentro do comportamento esperado do sistema, refletindo variações inerentes às operações regulares do Programa Nacional de Imunizações (PNI). Esse resultado confirma que, após o tratamento da autocorrelação pelo modelo ARIMA, não há evidências de instabilidades não explicadas pelo modelo. O processo residual permanece sob controle estatístico, reforçando que as variações detectadas são compatíveis com a dinâmica natural do PNI e não resultam de eventos atípicos ou causas especiais de variação.

Para complementar a análise da estabilidade do processo, foi aplicada a carta de controle EWMA aos resíduos do modelo ARIMA(1,0,0). Essa carta é especialmente recomendada para o monitoramento de processos com observações individuais ou quando se deseja monitorar mudanças graduais na média do processo, conforme demonstrado por Lucas e Saccucci, 1990.

Figura 9 – Gráfico de controle EWMA para os resíduos do modelo ARIMA para a poliomielite no Brasil.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A interpretação da Figura 9 fundamenta-se na análise simultânea de dois componentes distintos, aplicados especificamente aos resíduos da série de cobertura vacinal da Poliomielite. O primeiro componente corresponde à estatística EWMA ( $Z_t$ ) e o segundo componente refere-se aos resíduos individuais de cada ano. Neste contexto, os limites de controle (UCL e LCL) definem a faixa de variabilidade esperada para o erro do modelo ajustado à série da Poliomielite.

Ao analisar o comportamento da estatística EWMA ( $Z_t$ ), observa-se que ela permanece integralmente dentro dos limites de controle durante todo o período. Isso indica que não houve uma mudança sustentada ou estrutural na média dos resíduos, sugerindo que o modelo ARIMA foi capaz de capturar a dinâmica temporal da série da Poliomielite de forma eficiente, mantendo o erro médio estável e próximo de zero ( $LC \approx 0$ ).

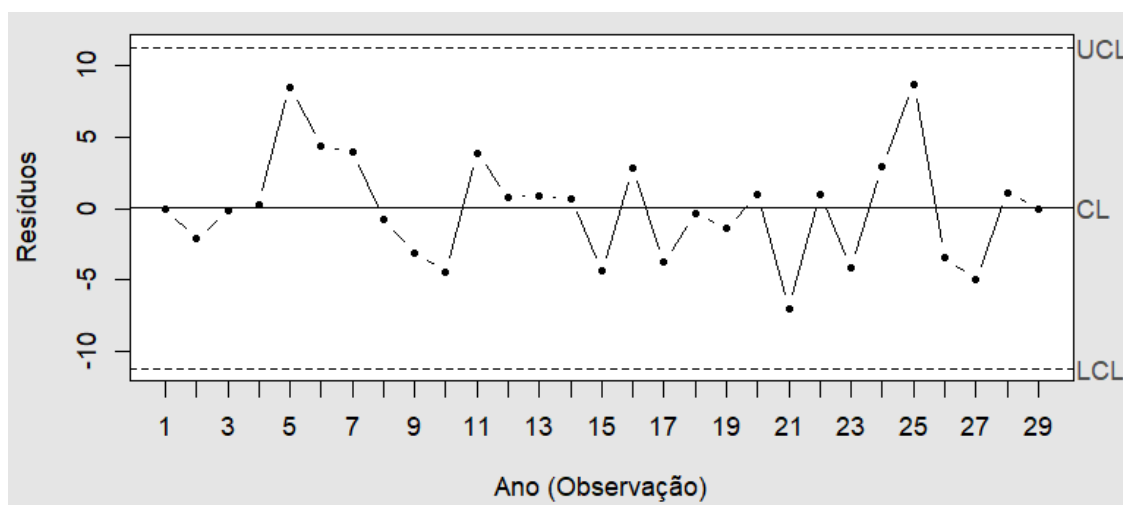
Por outro lado, a inspeção dos resíduos individuais revela que algumas observações ultrapassaram os limites de controle, configurando causas especiais pontuais no erro de previsão. O resíduo referente à observação 2 (1995) situou-se acima do Limite Superior de Controle (UCL), indicando que a cobertura vacinal da Poliomielite observada naquele ano foi estatisticamente superior à previsão do modelo, caracterizando uma mudança positiva inesperada no erro.

Inversamente, os resíduos das observações 23 (2016), 27 (2020) e 28 (2021) ficaram abaixo do Limite Inferior de Controle (LCL), sinalizando que a cobertura da Poliomielite observada foi significativamente inferior ao previsto pelo modelo ARIMA. Estes desvios negativos atípicos sugerem a influência de fatores externos complexos sobre o Programa Nacional de Imunizações. O ponto fora de controle em 2016 coincide com um período de acentuada instabilidade política e econômica no Brasil. Segundo a Fundação Oswaldo Cruz (2022), pesquisadores associam a queda na cobertura vacinal observada nos últimos anos justamente a essas crises institucionais e descontinuidades nas políticas públicas.

Já as quedas abruptas observadas em 2020 e 2021, para além das dificuldades logísticas impostas pela pandemia de COVID-19, podem ser explicadas pelo fenômeno crescente da hesitação vacinal. França et al. (2025) indicam que a desinformação e a polarização têm contribuído para a recusa vacinal infantil no Brasil, gerando “causas especiais” de variação que puxam a cobertura para níveis abaixo do padrão histórico esperado. Portanto, embora a média do processo se mantenha estável, esses pontos de alerta evidenciam a vulnerabilidade da imunização frente a crises sociopolíticas e comportamentais.

Seguindo a metodologia para a febre amarela, após o ajuste e validação do modelo ARIMA(0,1,1), procedeu-se à construção da carta de controle de observações individuais aplicada aos resíduos, ilustrada na Figura 10.

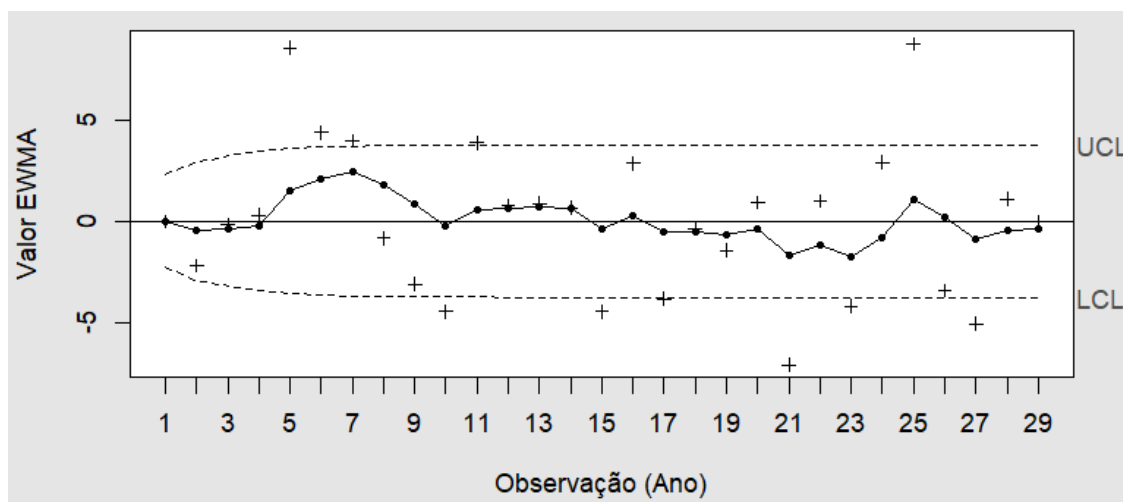
Figura 10 – Gráfico de controle de observações individuais para os resíduos do modelo ARIMA para a febre amarela no Brasil.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os limites de controle da carta foram definidos a partir da variabilidade dos resíduos do modelo, resultando em uma Linha Central (LC)  $\approx 0$ . A Figura 10 evidencia que todas as observações permaneceram dentro dos limites de controle, sem ocorrência de pontos fora dos limites. Esse resultado confirma que o processo residual está sob controle estatístico, indicando estabilidade e previsibilidade do comportamento da série após o ajuste do modelo ARIMA.

Figura 11 – Gráfico de controle EWMA para os resíduos do modelo ARIMA para a febre amarela no Brasil.



Fonte: Elaborado pelo autor.

De maneira análoga, foi aplicada a carta de controle EWMA aos resíduos da série de cobertura vacinal da febre amarela, modelada pelo ARIMA(0,1,1) com deriva, conforme ilustrado na Figura 11. Utilizando um parâmetro de suavização  $\lambda = 0,2$ , observa-se que a trajetória da estatística EWMA ( $Z_t$ ) permanece integralmente dentro dos limites de controle durante todo o período, oscilando muito próxima à Linha Central (LC  $\approx 0$ ). Esse comportamento indica a ausência de mudanças sustentadas ou estruturais na média dos resíduos, sugerindo que o modelo ajustado capturou de forma eficiente a dinâmica temporal complexa e a tendência de crescimento da série da febre amarela.

Destacam-se resíduos acima do Limite Superior de Controle (UCL) nas observações 5 (1998), 6 (1999) e 25 (2018). Estes pontos indicam que a cobertura vacinal da Febre Amarela foi estatisticamente superior à previsão do modelo, caracterizando mudanças positivas inesperadas. O pico observado na observação 25 (ano de 2018) é particularmente relevante e pode ser explicado pelo cenário epidemiológico da época. Segundo Gomes et al. (2021), o período de 2017 a 2018 foi marcado por um surto de grande intensidade na região Sudeste, com 1.376 casos confirmados, decorrente da migração viral do Centro-Oeste e da ausência prévia de recomendação vacinal nessas áreas. Esse cenário de risco iminente gerou uma procura atípica pela imunização e campanhas de intensificação que elevaram a cobertura muito além da tendência histórica.

Em contrapartida, observa-se um resíduo abaixo do Limite Inferior de Controle (LCL)

na observação 21 (2014), sinalizando que a cobertura observada foi significativamente inferior ao previsto pelo modelo ARIMA naquele ano. Embora seja um evento pontual, este desvio negativo pode ser interpretado à luz das discussões sobre a confiança nas vacinas. Conforme apontam França et al. (2025), a hesitação vacinal não é um fenômeno exclusivo do período pandêmico recente, mas um processo que pode se manifestar gradualmente, afetando diversas vacinas do calendário infantil. A ocorrência desses pontos fora dos limites reforça que o monitoramento não deve ser apenas estatístico, mas também sensível aos determinantes sociais e surtos epidemiológicos que impactam a adesão à vacinação.

# Conclusão

O presente trabalho teve como objetivo analisar a estabilidade das séries históricas de cobertura vacinal da Poliomielite e da Febre Amarela no Brasil, no período de 1994 a 2022, aplicando o Controle Estatístico de Processo (CEP) em conjunto com modelos de séries temporais ARIMA. A metodologia proposta mostrou-se fundamental para superar as limitações impostas pela autocorrelação dos dados, permitindo distinguir variações aleatórias do processo de verdadeiras anomalias estatísticas.

Os resultados demonstraram que o ajuste de modelos ARIMA foi eficaz em capturar a estrutura de dependência temporal das séries, gerando resíduos com comportamento compatível com ruído branco. A aplicação das cartas de controle evidenciou que, de modo geral, a dinâmica dos processos vacinais foi bem explicada pelos modelos ajustados.

No caso da Poliomielite, a estabilidade da estatística EWMA (linha suavizada) dentro dos limites de controle indicou que não houve alterações estruturais na média do erro do modelo, sugerindo que a tendência de longo prazo da cobertura vacinal seguiu um padrão previsível. Contudo, a identificação de resíduos individuais fora dos limites de controle apontou para a ocorrência de eventos pontuais em que a cobertura observada divergiu significativamente do esperado, configurando anomalias de curto prazo que não comprometeram a estabilidade global do processo modelado.

Para a Febre Amarela, a ausência total de pontos fora dos limites nas cartas de controle confirmou que a alta volatilidade observada nos dados brutos foi plenamente absorvida pelo modelo ARIMA. Isso demonstra que as oscilações na cobertura, mesmo aquelas associadas a surtos e campanhas emergenciais, comportaram-se de maneira estatisticamente previsível dentro da dinâmica histórica da série, sem gerar causas especiais inexplicáveis nos resíduos.

Portanto, conclui-se que a combinação entre modelagem ARIMA e CEP é uma ferramenta robusta para o monitoramento em saúde pública. Ela oferece aos gestores uma métrica objetiva para avaliar se as flutuações nas taxas de vacinação são esperadas (parte da inércia do sistema) ou se representam desvios anômalos que exigem investigação. Essa abordagem reduz a subjetividade na interpretação de dados autocorrelacionados e fortalece a vigilância epidemiológica baseada em evidências. Além disso, os resultados podem subsidiar ações do Ministério da Saúde ao permitir a detecção precoce de quedas na cobertura vacinal, orientar a alocação de recursos e apoiar o planejamento de ações corretivas nas regiões mais vulneráveis.

Para a ampliação deste estudo, recomenda-se a aplicação da metodologia para outras vacinas do Programa Nacional de Imunizações, bem como o uso de gráficos de controle mais sensíveis, como o CUSUM, que permite detectar mudanças graduais e persistentes na média do processo com maior rapidez. Além disso, seria relevante explorar modelos multivariados e

métodos bayesianos de monitoramento, capazes de incorporar fatores regionais e socioeconômicos. Outra possibilidade de avanço consiste em realizar a análise separadamente para cada unidade federativa, permitindo comparar padrões estaduais de cobertura vacinal e identificar desigualdades territoriais com maior precisão. Essa abordagem proporciona uma visão mais abrangente e detalhada do comportamento vacinal no Brasil.

# Referências

- BRASIL. **Programa Nacional de Imunizações – 40 anos**. Brasília: Ministério da Saúde, 2013. 236 p. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância das Doenças Transmissíveis. Citado 3 vezes nas páginas 14, 17 e 19.
- Camila Cardoso de Oliveira, Daniel Granato, Miriam Solange Fernandes Caruso, Alice Momoyo Sakuma. **Manual para elaboração de cartas de controle para monitoramento de processos de medição quantitativos em laboratórios de ensaio**. Brasil, São Paulo, 2013. Disponível em: <<http://www.R-project.org/>>. Citado na página 15.
- CLARO ANTONIO FERNANDO BRANCO COSTA, M. A. G. M. F. A. E. Gráficos de controle de ewma e de x para monitoramento de processos autocorrelacionados. **Produção**, 2007. Citado na página 16.
- COSTA EUGENIO KAHN EPPRECHT, L. C. R. C. A. F. B. **Controle Estatístico De Qualidade**. São Paulo: Editora Atlas, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- FRANÇA, A. P. *et al.* Vaccine hesitancy in the vaccination of children in brazil. **Vaccine**, Elsevier, v. 53, p. 126905, 2025. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40031088/>>. Acesso em: 02 dez. 2025. Citado 3 vezes nas páginas 22, 34 e 36.
- Fundação Oswaldo Cruz. **Pesquisadores da ENSP relacionam baixa cobertura vacinal à instabilidade política dos últimos anos**. 2022. Disponível em: <<https://informe.ensp.fiocruz.br/noticias/53522>>. Informe ENSP. Disponível em: <<https://informe.ensp.fiocruz.br/noticias/53522>>. Acesso em: 02 dez. 2025. Citado na página 34.
- GOMES, C. A. R. d. B. *et al.* Febre amarela: surtos recorrentes na região sudeste do brasil, 2016-2020. **Archives of Health Investigation**, v. 10, n. 8, p. 1260–1265, 2021. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.21270/archi.v10i8.5251>>. Acesso em: 02 dez. 2025. Citado na página 35.
- JÚNIOR, J. I. R. **Métodos Estatísticos Aplicados ao Controle da Qualidade**. Minas Gerais: Editora UFV, 2013. Citado na página 16.
- LUCAS, J. M.; SACCUCCI, M. S. Exponentially weighted moving average control schemes: Properties and enhancements. **Technometrics**, Taylor & Francis, 1990. Citado na página 33.
- MINGOTI, F. R. S. Y. S. A. Uma comparação de gráficos de controle para a média de processos autocorrelacionados. **Sistemas Gestão**, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 16.
- MONTGOMERY, D. C. **Introduction to Statistical Quality Control**. [S.l.]: John Wiley Sons, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 25.
- MONTGOMERY, D. C. **Introdução ao Controle Estatístico da Qualidade**. Rio de Janeiro: Grupo Editorial Nacional, 2017. Citado 9 vezes nas páginas 12, 13, 14, 15, 16, 17, 24, 25 e 27.
- MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. **Introduction to Time Series Analysis and Forecasting**. 2. ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2015. (Wiley Series in Probability and Statistics). Ebook ISBN: 978-1-118-74515-1; Etext ISBN: 978-1-118-74495-6. ISBN 978-1-118-74511-3. Citado na página 17.

OLIVEIRA DANIEL GRANATO, M. S. F. C. A. M. S. Camila Cardoso de. **Manual para elaboração de cartas de controle para monitoramento de processos de medição quantitativos em laboratórios de ensaio.** [S.l.: s.n.], 2013. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.

SAÚDE, B. M. da. **Programa Nacional de Imunizações (PNI).** 2024. <<https://www.gov.br/saude/pt-br/composicao/svsa/pni>>. Acesso em: 10 fev. 2025. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 13.

SAÚDE, O. P.-A. da; SAÚDE, O. M. da; BRASIL. **Relatório Técnico – 1º semestre de 2024: Cooperação Técnica para Fortalecimento da Vigilância das Doenças Imunopreveníveis e Ampliação das Coberturas Vacinais no âmbito do SUS.** Brasília, 2024. Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente. Coordenação-Geral do Programa Nacional de Imunizações – CGPNI. Citado na página 19.

TRAPLETTI, A.; HORNIK, K.; LEBARON, B. **tseries: Time Series Analysis and Computational Finance.** [S.l.], 2025. Version 0.10-58. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=tseries>>. Citado na página 24.

VARGAS LUIS FELIPE DIAS LOPES, A. M. S. Vera do Carmo C. de. Comparative study of the performance of the cusum and ewma control charts. **ScienceDirect**, 2004. Citado na página 14.

VASCONCELOS, R. M. R. *et al.* About shewhart control charts to monitor the weibull mean based on a gamma distribution. **Quality and Reliability Engineering International**, Wiley, v. 38, n. 8, p. 4166–4178, 2022. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qre.3200>>. Acesso em: 02 dez. 2025. Citado na página 17.