

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

Fernando Nery Torido

**Modelos de ponto de mudança em dados de  
vacinação: Aplicação ao número de doses  
aplicadas em Goiânia, Estado de Goiás e Brasil**

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): Fernando Nery Torido

Título do trabalho: Modelos de ponto de mudança em dados de vacinação: Aplicação ao número de doses aplicadas em Goiânia, Estado de Goiás e Brasil.

### 2. Informações de acesso ao documento (este campo deve ser preenchido pelo orientador) Concorda com a liberação total do documento [ X ] 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 **Marta Cristina Colozza Bianchi Da Costa**, Professor do **Magistério Superior**, em 10/09/2025, às 16:48, 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 **Fernando Nery Torido**, **Usuário Externo**, em 10/09/2025, às 19:27, 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 **5643463** e o código CRC **85B137AC**.

---

**Referência:** Processo nº 23070.033449/2025-92

SEI nº 5643463

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

Fernando Nery Torido

**Modelos de ponto de mudança em dados de vacinação:  
Aplicação ao número de doses aplicadas em Goiânia,  
Estado de Goiás e Brasil**

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.  
**Orientadora:** Dra. Marta Cristina Colozza Bianchi da Costa

Goiânia

2025

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

Torido, Fernando Nery  
Modelos de ponto de mudança em dados de vacinação [manuscrito] :  
Aplicação ao número de doses aplicadas em Goiânia, Estado de Goiás  
e Brasil. / Fernando Nery Torido. - 2025.  
53 f.: il.

Orientador: Profa. Dra. Marta Cristina Colozza Bianchi da Costa.  
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade  
Federal de Goiás, Instituto de Matemática e Estatística (IME),  
Estatística, Goiânia, 2025.  
Bibliografia. Apêndice.  
Inclui lista de figuras, lista de tabelas.

1. Pontos de mudança. 2. Série temporal. 3. Pacotes estatísticos. 4.  
Vacinação. 5. Saúde Pública. I. Costa, Marta Cristina Colozza Bianchi  
da , 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 dias do mês de junho do ano de 2025 iniciou-se a sessão pública de defesa do Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) intitulado “Modelos de ponto de mudança em dados de vacinação: aplicação ao número de doses aplicadas em Goiânia, Estado de Goiás e Brasil”, de autoria de Fernando Nery Torido, do curso de Estatística, do Instituto de Matemática e Estatística da UFG. Os trabalhos foram instalados pela Dra. com a participação dos demais membros da Banca Examinadora: Renata Mendonça Rodrigues Vasconcelos (IME/UFG) e Érika de Carvalho de Aquino (Assessora Especial de Informação do MS). Após a apresentação, a banca examinadora realizou a arguição do estudante. Posteriormente, de forma reservada, a Banca Examinadora atribuiu a nota final de 8,4 , tendo sido o TCC considerado aprovado.

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 **Marta Cristina Colozza Bianchi Da Costa**, **Professor do Magistério Superior**, em 27/06/2025, às 13:54, 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 Mendonça Rodrigues Vasconcelos**, **Professor do Magistério Superior**, em 29/06/2025, às 14:01, 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 **Érika Carvalho De Aquino**, **Usuário Externo**, em 01/07/2025, às 11:03, 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 **5466490** e o código CRC **3251F2F8**.

*A todas as pessoas que lutam no dia a dia para conquistar seus objetivos e conseguem superar os desafios da vida.*

# Agradecimentos

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer a Deus por ter me dado forças e coragem para superar todos os desafios que cruzaram meus caminhos durante minha graduação. Agradecer também aos nobres colegas que me ajudaram nos momentos mais difíceis de aprendizagem. Não citarei aqui seus nomes, pois foram tantas amizades no decorrer dos anos, que eu poderei esquecer algum deles e cometer uma série de injustiças. Porém, quero destacar aqui que todos terão sua importância e sempre serão lembrados em minha memória. Por fim, quero agradecer todo corpo docente do IME-UFG. Em especial aos professores e coordenadores do curso de Estatística, com os quais eu tive contato direto e que colaboraram não só para o meu desenvolvimento intelectual e profissional, mas também motivacional. Agradeço pela contribuição que tiveram para a superação de todas as dificuldades pelas quais eu passei. Obrigado a todos por tudo.

”Determinação, coragem e autoconfiança são fatores decisivos para o sucesso. Se estamos possuídos por uma inabalável determinação, conseguiremos superá-los. Independentemente das circunstâncias, devemos ser sempre humildes, recatados e despidos de orgulho.” (Dalai Lama, O Livro de Dias, 2001)

# Resumo

Este trabalho apresenta a aplicação de modelos de pontos de mudança para análise do número de doses aplicadas em Goiânia, Estado de Goiás e Brasil, com o objetivo de identificar mudanças significativas nas séries temporais relacionadas a campanhas de imunização. Os pontos de mudança foram detectados como alterações significativas no comportamento dos dados ao longo do tempo, permitindo identificar padrões de aumento, redução ou estabilização no número de doses aplicadas. Para este estudo, foram utilizados dados públicos provenientes do Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SIPNI), da Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente (SVSA) / Ministério da Saúde (MS), obtidos a partir do site do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS), que abrange a Secretaria de Informação e Saúde Digital / Ministério da Saúde (SEIDIGI/MS). Os dados foram extraídos por meio da ferramenta de tabulação Tabnet, abrangendo as vacinas BCG, Hepatite B e Poliomielite, com alta representatividade em termos de imunização básica, fazendo parte do calendário básico de vacinação no país. Inicialmente, foi realizada uma análise preliminar dos dados para compreender tendências e variações. Em seguida, os resultados foram apresentados através de gráficos gerados por diferentes pacotes estatísticos do *software* R: `changepoint`, `changepoint.np`, `bcp` e `mcp`, sendo os dois últimos baseados em modelos bayesianos. Além da análise estatística, os pontos de mudança identificados foram contextualizados historicamente, associados a iniciativas de programas de saúde pública no Brasil, destacando seu impacto nas políticas de vacinação ao longo dos anos de 1994 a 2022. Este estudo é de grande importância, pois contribui significativamente para o entendimento das mudanças em relação ao número de doses aplicadas para localidades distintas, além de fornecer subsídios para análise, aprimoramento de estratégias e melhoria de políticas públicas relacionadas à saúde coletiva.

Palavras-chave: Pontos de mudança. Série temporal. Pacotes estatísticos. Vacinação. Saúde pública.

# Abstract

This study presents the application of changepoint models to analyze the number of vaccine doses administered in Goiânia, the state of Goiás, and Brazil, with the aim of identifying significant changes in time series related to immunization campaigns. Changepoints were detected as significant shifts in the behavior of the data over time, allowing the identification of patterns of increase, decrease, or stabilization in the number of doses applied. For this study, public data were used from the National Immunization Program Information System (SIPNI), under the Secretariat of Health and Environmental Surveillance (SVSA) / Ministry of Health (MS), obtained from the website of the Department of Informatics of the Unified Health System (DATASUS), which is part of the Secretariat for Digital Health and Information (SEIDIGI/MS). The data were extracted using the Tabnet tabulation tool, covering the BCG, Hepatitis B, and Polio vaccines, which are highly representative in terms of basic immunization and are part of the country's national vaccination schedule. Initially, a preliminary analysis of the data was carried out to understand trends and variations. Then, the results were presented through graphs generated using different statistical packages in R software: `changepoint`, `changepoint.np`, `bcp`, and `mcp`, the latter two being based on Bayesian models. In addition to the statistical analysis, the identified changepoints were historically contextualized and linked to public health initiatives in Brazil, highlighting their impact on vaccination policies over the years 1994 to 2022. This study is highly relevant as it significantly contributes to the understanding of changes in the number of vaccine doses administered across different regions. It also provides a basis for analysis, enhancement of strategies, and improvement of public policies related to collective health.

**Keywords:** Change points. Time series. Statistical packages. Vaccination. Public health.

# Lista de figuras

Figura 1 – Exemplo de detecção de pontos de mudança na média: série da temperatura média anual de Spitsbergen para o período 1890-2010 . . . . .	1
Figura 2 – N° de doses aplicadas para vacinados BCG . . . . .	10
Figura 3 – N° de doses aplicadas para vacinados Hepatite B . . . . .	10
Figura 4 – N° de doses aplicadas para vacinados Poliomielite . . . . .	11
Figura 5 – Histograma: N° de doses aplicadas para vacinados BCG x N° de anos . . . . .	11
Figura 6 – Histograma: N° de doses aplicadas para vacinados Hepatite B x N° de anos . . . . .	12
Figura 7 – Histograma: N° de doses aplicadas para vacinados Poliomielite x N° de anos . . . . .	12
Figura 8 – Tipos de curtose . . . . .	14
Figura 9 – Exemplo de identificação de ponto de mudança na média pelo pacote <code>changeoint</code> . Em vermelho, a média estimada. . . . .	17
Figura 10 – Exemplo de gráfico modelo <code>changeoint.np</code> para o conjunto de dados <i>HeartRate</i> . . . . .	19
Figura 11 – Exemplo de gráfico modelo <code>bcp</code> : O gráfico à esquerda representa as probabilidades <i>a posteriori</i> de pontos de mudança (linha azul). Já o gráfico à direita representa as médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) com série temporal (linha verde). . . . .	21
Figura 12 – Resultado gráfico do pacote <code>mcp</code> . Série de dados (pontos pretos), amostras da distribuição conjunta <i>a posteriori</i> (linhas cinzas) e densidades <i>a posteriori</i> de pontos de mudança (linhas azuis). . . . .	23
Figura 13 – Resultados <code>changeoint</code> : n° de doses aplicadas para Goiânia, Estado de Goiás e Brasil - Hepatite B . . . . .	24
Figura 14 – Resultados <code>changeoint.np</code> : n° de doses aplicadas Goiânia, Estado de Goiás e Brasil - BCG . . . . .	26
Figura 15 – Resultados <code>changeoint.np</code> : n° de doses aplicadas Goiânia, Estado de Goiás e Brasil - Hepatite B . . . . .	27
Figura 16 – Resultados <code>changeoint.np</code> : n° de doses aplicadas Goiânia, Estado de Goiás e Brasil - Poliomielite . . . . .	29
Figura 17 – Resultados <code>bcp</code> : n° de doses aplicadas Goiânia - BCG. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	30
Figura 18 – Resultados <code>bcp</code> : n° de doses aplicadas Estado de Goiás - BCG. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	31
Figura 19 – Resultados <code>bcp</code> : n° de doses aplicadas Brasil - BCG. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	32

Figura 20 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Goiânia - Hepatite B. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	33
Figura 21 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Estado de Goiás - Hepatite B. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	34
Figura 22 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Brasil - Hepatite B. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	35
Figura 23 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Goiânia - Poliomielite. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	36
Figura 24 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Estado de Goiás - Poliomielite. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	37
Figura 25 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Brasil - Poliomielite. À esquerda probabilidades <i>a posteriori</i> de ponto de mudança. À direita, médias <i>a posteriori</i> (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde). . . . .	38
Figura 26 – Resultados fornecidos pelo pacote mcp à série de nº de doses aplicadas vacinados Hepatite B, Goiânia . . . . .	41
Figura 27 – Resultados fornecidos pelo pacote mcp à série de nº de doses aplicadas vacinados Hepatite B, Estado de Goiás . . . . .	43
Figura 28 – Resultados fornecidos pelo pacote mcp à série de nº de doses aplicadas vacinados Hepatite B, Brasil . . . . .	44
Figura 29 – Convergência nos pontos de mudança para os gráficos BCG . . . . .	54
Figura 30 – Convergência nos pontos de mudança para os gráficos Hepatite B . . . . .	54
Figura 31 – Convergência nos pontos de mudança para os gráficos Poliomielite . . . . .	55

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Medidas descritivas para nº de doses aplicadas (valores em milhares para a média, mediana, máx. e mín.) . . . . .	13
Tabela 2 – Parâmetros no nível populacional. . . . .	23
Tabela 3 – Valores de <i>Rhat</i> e <i>Neff</i> (Tamanho Efetivo) para os pontos de mudança estimados nas séries temporais da vacina BCG. . . . .	39
Tabela 4 – Valores de <i>Rhat</i> e <i>Neff</i> (Tamanho Efetivo) para os pontos de mudança estimados nas séries temporais da vacina Hepatite B. . . . .	39
Tabela 5 – Valores de <i>Rhat</i> e <i>Neff</i> (Tamanho Efetivo) para os pontos de mudança estimados nas séries temporais da vacina Poliomielite. . . . .	40
Tabela 6 – Parâmetros populacionais estimados pelo modelo ajustado - Hepatite B, Goiânia. . . . .	42
Tabela 7 – Parâmetros populacionais estimados pelo modelo ajustado - Hepatite B, Estado de Goiás. . . . .	43
Tabela 8 – Parâmetros populacionais estimados pelo modelo ajustado - Hepatite B, Brasil. . . . .	44

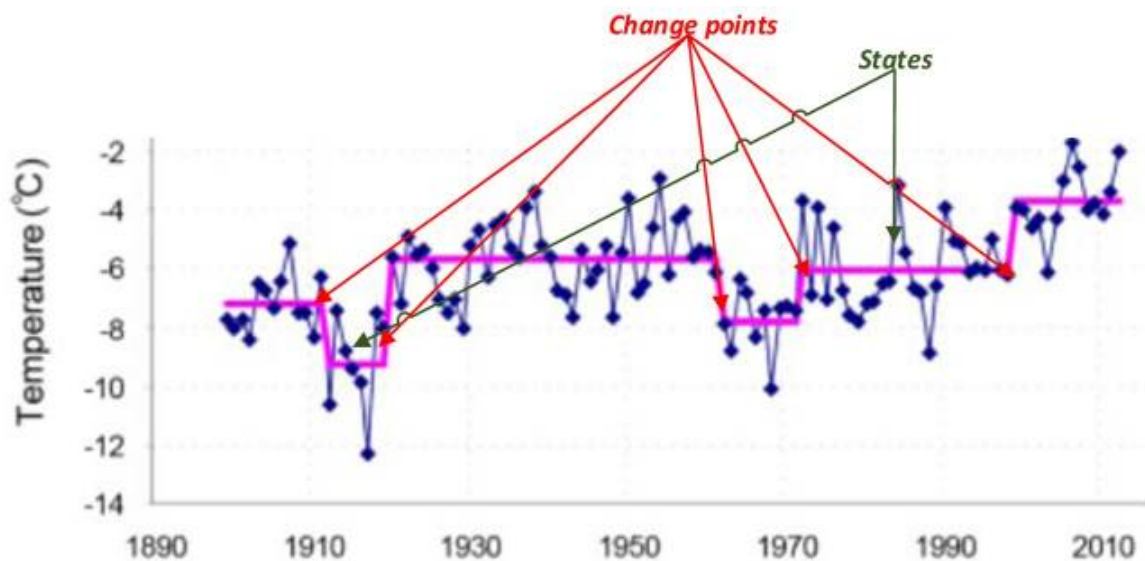
# Sumário

<b>Introdução</b>	<b>1</b>
<b>1 Revisão Bibliográfica</b>	<b>3</b>
<b>2 Metodologia</b>	<b>7</b>
2.1 Descrição dos dados	8
2.2 Descrição geral de pacotes: changepoint, changepoint.np, bcp e mcp	16
2.2.1 Pacote changepoint	16
2.2.2 Pacote changepoint.np	17
2.2.3 Pacote bcp	19
2.2.4 Pacote mcp	21
<b>3 Comparação entre o número de doses aplicadas: Goiânia, Estado de Goiás e Brasil</b>	<b>24</b>
3.1 Pacote changepoint	24
3.2 Pacote changepoint.np	25
3.3 Pacote bcp	30
3.3.1 Análise de convergência para o pacote bcp	38
3.4 Pacote mcp	41
3.5 Comparação entre os pacotes estatísticos aplicados	45
<b>Conclusão</b>	<b>47</b>
<b>Referências</b>	<b>49</b>
<b>4 Apêndice A</b>	<b>54</b>
4.1 Gráficos para análise de convergência do pacote bcp	54

# Introdução

Este estudo aborda o problema de identificação de pontos de mudança em dados sequenciais. Para Aminikhanghahi e Cook (2017) pontos de mudança são locais em que ocorrem variações em dados de séries temporais. Essas mudanças indicam que transições podem ocorrer em diversas situações. Pontos de mudança são também conhecidos como pontos de ruptura (STASINOPOULOS; RIGBY, 1992; MUGGEO, 2008). As mudanças podem ocorrer em diversos parâmetros, como na média (SHI *et al.*, 2022), em variâncias ou volatilidades (CHAPMAN; ECKLEY; KILLICK, 2020), nas estruturas de correlação das séries (DAVIS; LEE; RODRIGUEZ-YAM, 2006; AUE; HORVÁTH, 2013; PICARD, 1985), ou mesmo na distribuição marginal de uma série (GALLAGHER; LUND; ROBBINS, 2012). Ainda de acordo com Aminikhanghahi e Cook (2017) os modelos de pontos de mudança (MPM) são muito utilizados para modelar séries temporais. Para Montañez, Amizadeh e Laptev (2015) séries temporais descrevem o comportamento dos sistemas, que em função de fatores externos ou internos podem sofrer mudanças drásticas ao longo do tempo.

Figura 1 – Exemplo de detecção de pontos de mudança na média: série da temperatura média anual de Spitsbergen para o período 1890-2010



Fonte: Chen e Zhang (2015), Nordli *et al.* (2014)

A Figura 1 representa graficamente um exemplo de série temporal que contém vários pontos de mudança. Os dados ilustram a temperatura média anual de Spitsbergen para o período 1890–2010 (CHEN; ZHANG, 2015). Segundo Aminikhanghahi e Cook (2017) os dados podem ser usados para detecção dos anos em que ocorreram mudanças climáticas. Este gráfico ainda destaca a observação de que o clima de Spitsbergen passou por seis regimes diferentes no período

especificado. Essas partes (regimes), subdividas no gráfico da série temporal, são também denominadas de estados de série temporal ou períodos de tempo em que os parâmetros (médias de temperatura entre anos) que dirigem o processo, não mudam. Ainda segundo Aminikhanghahi e Cook (2017) dois estados distintos consecutivos se diferenciam um do outro, através de um ponto de mudança. O objetivo da detecção de pontos de mudança é identificar os locais onde ocorrem as mudanças de estado.

Este estudo propõe a aplicação de modelos de ponto de mudança para analisar o número de doses aplicadas em Goiânia, Estado de Goiás e Brasil, abrangendo o período de 1994 a 2022. Os dados oriundos desse período serão importantes para a identificação de mudanças significativas nas taxas de vacinação ao longo do tempo, bem como na determinação de possíveis fatores associados a essas mudanças. Para isso, serão consideradas algumas vacinas administradas no Brasil durante o período de estudo, entre elas a BCG (Bacilo Calmette-Guérin), a Hepatite B e a Poliomielite.

O objetivo principal deste trabalho é aplicar modelos de pontos de mudança em séries temporais, com abordagem tanto Clássica quanto Bayesiana, utilizando especificamente dados de saúde pública para o número total (em milhares) de doses aplicadas em pessoas de todas as faixas etárias de idade, em Goiânia, Estado de Goiás e Brasil, para um período de 1994 a 2022.

Como objetivos específicos têm-se:

- Utilização de modelos disponíveis, implementados em pacotes R, tanto Bayesianos quanto Clássicos, para verificação de mudanças na média de séries temporais de saúde pública;
- Comparação dos resultados de aplicação entre diferentes regiões, especificamente Goiânia, Estado de Goiás e Brasil.

Um dos focos deste trabalho é direcionado a modelos Bayesianos. A abordagem Bayesiana permite melhor tratabilidade analítica e computacional no ajuste de modelos complexos do que sob uso de métodos usuais clássicos, assintóticos e de verossimilhança. Por exemplo, o tratamento Bayesiano em geral é mais simples em modelos de grande quantidade de parâmetros e que não dispõe de grandes amostras: caso particular de algumas aplicações de modelos de múltiplos pontos de mudança.

# 1 Revisão Bibliográfica

Um modelo de pontos de mudança é mais adequado para conjuntos de dados com uma ordem natural (HAWKINS, 2001). Esse tipo de modelo permite que uma sequência de dados seja dividida em segmentos, nos quais as observações seguem um mesmo modelo estatístico, porém diferentes modelos podem ser aplicados em segmentos distintos. Um exemplo de MPM é construído assumindo distribuição normal aos dados, onde os parâmetros (como média, variância ou ambos) são distintos entre os segmentos. Ainda de acordo com Hawkins (2001), outro exemplo para um modelo mais complexo é o modelo de regressão segmentada descontínua, em que as observações de cada segmento seguem uma regressão linear, porém os parâmetros desta regressão (como inclinações e/ou interceptos) sofrem mudança de um segmento para outro. Existem ainda modelos com um único ponto de mudança (SHI *et al.*, 2022) e Page (1955), dando ênfase ao caso de ponto de mudança único para dados independentes e igualmente distribuídos, e ainda modelos com múltiplos pontos de mudança, que são frequentemente utilizados na análise de dados de séries temporais, conforme Bauwens e Rombouts (2012). Hawkins (2001) ainda afirma que a modelagem de dados é determinada pelo número adequado de pontos de mudança que deverão ser utilizados.

Para Aminikhanghahi e Cook (2017) a Detecção de Pontos de Mudança (DPM) tem sido objeto de estudo nas últimas décadas, das mais variadas áreas de pesquisa, como na mineração de dados, na estatística e na ciência da computação. A seguir serão apresentados alguns exemplos de aplicação que servem de motivação para este estudo:

- *Monitoramento de condição médica:* a observação contínua da saúde de um paciente requer identificar padrões em sinais fisiológicos como batimentos cardíacos, eletroencefalograma e eletrocardiograma. Isso possibilita um monitoramento automatizado e instantâneo. Pesquisas tem sido feitas para identificar pontos de mudança que possam indicar problemas médicos, como distúrbios do sono, epilepsia, interpretação de ressonâncias magnéticas e compreensão da atividade cerebral (AMINIKHANGHAHI; COOK, 2017; BOSCH *et al.*, 2003; MALLADI; KALAMANGALAM; AAZHANG, 2013; STAUDACHER *et al.*, 2005; YANG; DUMONT; ANSERMINO, 2006).
- *Detecção de mudanças climáticas:* análise climática, monitoramento e métodos de previsão, que utilizam detecção de pontos de mudança, têm tornado-se cada vez mais importante nas últimas décadas, devido à possível ocorrência de mudanças climáticas e aumento de gases de efeito estufa na atmosfera (AMINIKHANGHAHI; COOK, 2017; DUCRÉ-ROBITAILLE; VINCENT; BOULET, 2003; ITOH; KURTHS, 2010; REEVES *et al.*, 2007).
- *Reconhecimento da fala:* o reconhecimento da fala representa o processo de conversão de

enunciados de fala, pronunciada em palavras ou textos. Os métodos de detecção de ponto de mudança são aplicados aqui para segmentação e reconhecimento de áudio, limites entre silêncio, sentenças, palavras e ruídos (AMINIKHANGHAHI; COOK, 2017; CHOWDHURY; SELOUANI; O'SHAUGHNESSY, 2012; RYBACH *et al.*, 2009).

- *Análise de imagem*: pesquisadores e profissionais vêm coletando dados de imagem ao longo do tempo, ou dados de vídeo para vigilância. A detecção de eventos abruptos, como violações de segurança, pode ser formulada como um problema de ponto de mudança. Aqui, a observação em cada ponto no tempo é a codificação digital de uma imagem (AMINIKHANGHAHI; COOK, 2017; RADKE *et al.*, 2005).
- *Estudo de hidrometeorologia*: um método Bayesiano é apresentado com a intenção de analisar dois tipos de mudanças repentinas em um ponto de tempo (ponto de mudança) desconhecido, em uma sequência de fluxos de energia modelados por variáveis aleatórias normais independentes. As mudanças analisadas e investigadas são para o nível médio e para a variabilidade (PERREAULT *et al.*, 2000) .

Uma variedade de MPM estão implementados em pacotes do *software* R (R Core Team, 2023). Segundo Lindeløv (2020a) existem mais de 10 pacotes R para detectar pontos de mudança. Entre os 4 (quatro) pacotes relacionados para este estudo, dois deles são de abordagem Clássica e dois deles são de abordagem Bayesiana. A principal diferença entre as abordagens Clássica e Bayesiana é que os métodos bayesianos incorporam crenças subjetivas sobre o parâmetro que está sendo estimado, enquanto os métodos clássicos não (MARTZ, 2003). Os métodos clássicos baseiam-se exclusivamente nas informações contidas nos dados, enquanto os métodos bayesianos utilizam conhecimento prévio e experiência para embasar o processo de estimativa. Os métodos bayesianos exigem a especificação de uma distribuição *a priori*, que representa o grau de crença sobre o parâmetro antes da observação dos dados (LYNCH; BROWN, 2005). A distribuição *a priori* é atualizada usando o teorema de Bayes para obter a distribuição *a posteriori*, que representa o grau de crença sobre o parâmetro após a observação dos dados (LYNCH; BROWN, 2005). Em contraste, os métodos clássicos usam estimativas pontuais e intervalos de confiança para resumir os dados, o que pode resultar em perda de informações (MARTZ, 2003).

Em relação aos pacotes objeto deste estudo, o `changeoint` é um pacote baseado em métodos clássicos paramétricos para detecção de pontos de mudança em séries temporais. Ele permite a identificação de mudanças bruscas principalmente na média, usando estatísticas como o método PELT (*Pruned Exact Linear Time*). Um exemplo de aplicabilidade prática para este pacote é encontrada na obra de R. Killick, P. Fearnhead & I. A. Eckley, cujo título é: *Optimal Detection of Changepoints With a Linear Computational Cost*. É um artigo que apresenta uma solução eficiente e precisa para detectar múltiplos pontos de mudança com base em custo computacional linear. Já o pacote `changeoint.np`, apesar de ser uma extensão do pacote `changeoint`, tem como foco a utilização de métodos não paramétricos. Ele permite

detectar pontos de mudança sem assumir uma distribuição específica para os dados (por exemplo, normalidade). Um exemplo de aplicabilidade prática para este pacote é encontrada na obra de Kaylea Haynes, Paul Fearnhead & Idris A. Eckley, cujo título é: *A computationally efficient nonparametric approach for changepoint detection*. Basicamente, este artigo foca na detecção de pontos de mudança univariados, que propõe uma verossimilhança não paramétrica baseada na distribuição empírica.

Os outros dois pacotes inclusos são o `bcp` e o `mcp`. O `bcp` é um modelo de pacote baseado em inferência Bayesiana via amostragem MCMC, muito utilizado para detectar probabilidades de mudança ponto a ponto ao longo de uma série temporal. Sua função é gerar uma distribuição *a posteriori* para cada ponto ser um possível ponto de mudança. Um exemplo de aplicabilidade prática para este pacote é encontrada na obra de Chandra Erdman & John W. Emerson, cujo título é *bcp: An R Package for Performing a Bayesian Analysis of Change Point Problems*. Este artigo é o oficial do pacote `bcp`. Basicamente, ele descreve a metodologia Bayesiana aplicada, baseada em MCMC, e o mais interessante, dá exemplos práticos da aplicação do método. Em relação ao pacote `mcp`, é um pacote que permite construir modelos Bayesianos com um ou múltiplos pontos de mudança. É ideal para modelar mudanças graduais ou mudanças de tendência em vez de mudanças abruptas, supondo-se por exemplo em uma inclinação negativa indicando uma queda contínua na vacinação ao longo dos anos após certo ponto. Um exemplo de aplicabilidade prática para este pacote é encontrada na obra de Jonas Kristoffer Lindeløv, cujo título é: *mcp: An R package for regression with multiple change points*. Este artigo apresenta o pacote `mcp` focado em modelos segmentados Bayesianos. Isso permite maior flexibilidade na especificação dos modelos antes e depois de cada ponto de mudança.

Voltando ao método de DPM, pode-se dizer que ele tem sido muito utilizado na aplicação de diversas áreas de pesquisa, principalmente em relação à imunizações de doenças e no número de doses aplicadas. O estudo de You *et al.* (2021), por exemplo, tem como objetivo avaliar a aplicabilidade de vários métodos de DPM para verificação de sinais na vigilância da segurança de vacinas. O monitoramento da segurança da vacina pós-licenciamento ajuda a distinguir as verdadeiras reações adversas da vacina de eventos coincidentes não relacionados. Os riscos potenciais à saúde, associados às vacinas, estão atraindo cada vez mais a atenção do público (YOU *et al.*, 2021; HAMBORSKY; KROGER *et al.*, 2015). Em decorrência do rápido desenvolvimento de vacinas contra doenças, como a COVID-19 (GRAHAM, 2020), houve o aumento das preocupações com a saúde pública, principalmente relativas ao alcance da eficácia das vacinas, sua segurança e aceitação. Essas questões têm sido relevantes para a obtenção de credibilidade da população (YOU *et al.*, 2021).

O início e o sucesso das campanhas de vacinação no Brasil se deu na década de 60, com a vacinação em massa da população contra a Varíola. A intenção das campanhas era erradicar a doença. Em 1973 foi criado, por determinação do Ministério da Saúde, o Programa Nacional de Imunizações (PNI) do Brasil. A função do Programa até então, era de incentivar ações

em prol das imunizações devido a reduzida área para o número de doses aplicadas. Em 1975 foi institucionalizado o PNI, estimulando e expandindo a utilização de agentes imunizantes, buscando a integridade das ações de imunizações realizadas no país. O Programa promoveu uma série de benefícios à população, fazendo com que fossem eliminadas doenças do cenário nacional como a Poliomielite, a Síndrome da Rubéola Congênita e o Tétano Neonatal, entre outras doenças imunopreveníveis. O Calendário Nacional de Vacinação do Brasil contempla não só crianças, mas também adolescentes, adultos, idosos, gestantes e povos indígenas, disponibilizando na rotina de imunização cerca de 20 vacinas para proteção de toda a população brasileira (SAÚDE, 2024).

## 2 Metodologia

Neste trabalho será realizada uma análise estatística para os dados de séries temporais, referente ao número de doses aplicadas em Goiânia, Estado de Goiás e Brasil. Antes de indicar a fonte de dados para este estudo, é preciso primeiramente compreender o que é o indicador de "doses aplicadas por residência ou ocorrência". Para isso, será necessário recorrer a Saúde (2025). Segundo Saúde (2025) existem painéis de monitoramento que são produzidos pelo Departamento de Monitoramento, Avaliação e Disseminação de Informações Estratégicas em Saúde (DEMAS) em parceria com o Departamento de Imunização e Doenças Imunopreveníveis (DPNI). Os dados apresentados por esses painéis são procedentes da Rede Nacional de Dados em Saúde (RNDS). O painel para o indicador de doses aplicadas por residência ou ocorrência apresenta todas as doses presentes na RNDS. Desse modo, apenas um tratamento é realizado, que seria considerar apenas as doses válidas com status final, assim removendo as doses excluídas. Ainda de acordo com Saúde (2025) o painel de doses aplicadas deve ser utilizado para mensurar as ações dentro de um território, mas não deve ser utilizado para calcular as coberturas vacinais, conforme NOTA TÉCNICA Nº 117/2024-DPNI/SVSA/MS. O painel de doses aplicadas realiza o tratamento com remoção das doses excluídas e não deve ser utilizado para calcular as coberturas e coortes vacinais.

Partindo-se agora para indicar a fonte de dados deste estudo, pode-se dizer que os dados para o indicador de número de doses aplicadas por residência foram extraídos do Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SIPNI), da Secretaria de Vigilância em Saúde e Ambiente (SVSA) / Ministério da Saúde (MS), obtidos a partir do site do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS<sup>1</sup>), que abrange a Secretaria de Informação e Saúde Digital / Ministério da Saúde (SEIDIGI/MS) (SEIDIGI / MS). A extração foi feita por meio da ferramenta de tabulação Tabnet. O procedimento pôde ser feito da seguinte forma. Por exemplo, para a coleta de dados da vacina BCG no Brasil, entre os anos de 1994 e 2022, bastou conectar-se a plataforma do DATASUS e utilizando-se da ferramenta Tabnet, selecionou-se "Unidade da Federação" no menu linha, "Ano" no menu coluna e "BCG" no menu Medidas, tudo dentro do quadro Imunizações - Cobertura - Brasil. Em seguida, selecionou-se os anos de 1994 a 2022 no quadro Períodos Disponíveis. Por fim, marcou-se a opção "Nenhum" em Gráfico e clicou-se em "Mostra". É disponibilizada uma tabela onde a primeira coluna é denominada "Unidade da Federação" e as demais colunas referem-se aos anos, variando entre 1994 a 2022. Os dados estão dispostos de forma que, em cada ano (coluna) há um total de doses aplicadas (em milhares) para cada ente da Federação. Para a obtenção dos dados do Brasil em determinado ano, basta somar os valores totais de doses aplicadas (em milhares) de todos os entes da Federação, referente ao ano escolhido, desconsiderando a coluna e a linha denominada "Total". Os dados do

<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)>

Estado de Goiás estão dispostos na linha "Goiás", entre os anos de 1994 e 2022. Para a extração dos dados da capital Goiânia, pode-se utilizar dos mesmos procedimentos, porém ao invés de se selecionar "Unidade da Federação" no menu linha, seleciona-se "Capital". É disponibilizado em uma tabela, os dados de todas as capitais brasileiras, inclusive de Goiânia e do Distrito Federal. Para este estudo, a extração dos dados de Goiânia, Estado de Goiás e Brasil foi feita entre os meses de agosto a outubro de 2024.

Ainda em relação a base de dados da plataforma, é possível incluir cerca de 20 tipos diferentes de vacinas aplicadas nas cinco regiões brasileiras. As imunizações compreendem o combate às doenças como: BCG, Hepatite A e B, Rotavírus humano, Meningite, Poliomielite, Febre Amarela, Sarampo, Caxumba, Rubéola, Difteria, Tétano, Coqueluche e Varicela. Para este estudo, serão consideradas apenas 3 (três) vacinas: BCG, Hepatite B e Poliomielite. A escolha e preferência se deu pelo fato de que as vacinas foram as mais procuradas entre os anos de 1994 e 2022. Além disso, são as únicas que possuem dados mais completos no mesmo período e estão entre as mais importantes do Calendário Nacional e Imunizações.

A seguir será feita uma análise descritiva preliminar neste estudo para compreensão do comportamento das séries para o número de doses aplicadas, em particular na busca de evidências sobre a existência e quantidade de pontos de mudança sob a tendência das séries. Posteriormente, serão aplicados modelos de pontos de mudança, Clássicos e Bayesianos, já implementados em pacotes R, como o `mcp`, o `bcp`, o `changeoint` e o `changeoint.np`. Através desses modelos, será possível detectar períodos em que ocorreram mudanças significativas nas taxas de vacinação. Isso permitirá identificar eventos ou políticas que possam ter influenciado essas mudanças.

## 2.1 Descrição dos dados

Conforme mencionado anteriormente, os dados foram extraídos da plataforma do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS), uma fonte oficial do Ministério da Saúde do Brasil. A plataforma centraliza e organiza os registros de imunizações realizados em todo o país, proporcionando uma base de dados abrangente e aberta ao público em geral. Além disso, o DATASUS faz a coleta dos dados e os disponibiliza para pesquisa sobre saúde pública no Brasil, incluindo informações provenientes de vacinação. A coleta de dados é produzida através dos sistemas de informação das Secretarias Estaduais e Municipais de Saúde, o que garante a abrangência e confiabilidade dos dados em nível nacional.

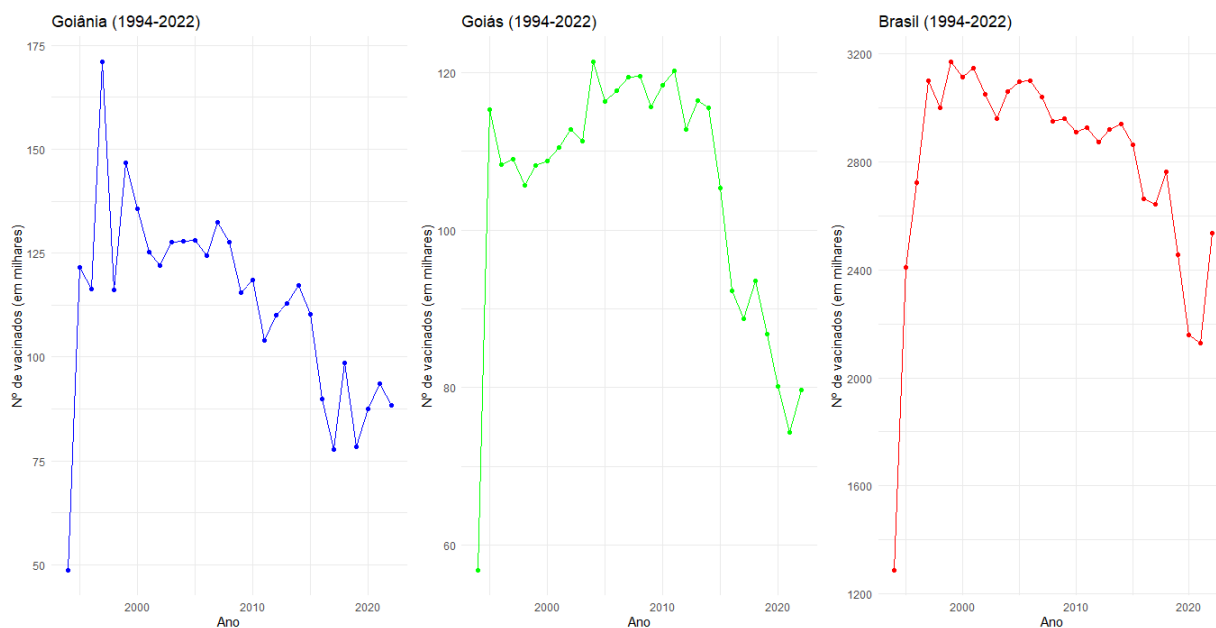
O período de observação dos dados anuais de vacinação abrange 29 anos de dados históricos (1994 a 2022). Esse intervalo permite analisar variações nas taxas de vacinação ao longo do tempo, identificando possíveis mudanças no número de doses aplicadas que possam estar associadas a alterações nas políticas públicas de saúde, campanhas de vacinação, surtos de doenças e outros eventos relevantes para a saúde pública. Os dados poderão ser melhor observados na Análise

de Resultados deste estudo, quando serão expostos os pontos de mudança nos gráficos de série temporal e as justificativas para a detecção destes pontos.

Para a observação dos dados, ainda foram consideradas neste estudo e conforme mencionadas anteriormente, três vacinas que fazem parte do Calendário Nacional de Vacinação do Brasil, contemplando a população em geral para diferentes faixas etárias e grupos de risco, como crianças, adolescentes, adultos, idosos, gestantes e povos indígenas. Entre as vacinas analisadas, destacam-se a BCG (Bacilo Calmette-Guérin), indicada para a prevenção de formas graves de tuberculose em crianças. A Hepatite B, um tipo de hepatite viral que acomete o fígado e é recomendada para todas as faixas etárias de idade, sendo uma das vacinas de maior cobertura no Brasil. E a Poliomielite, que é fundamental para a erradicação da Poliomielite no país, aplicável a crianças.

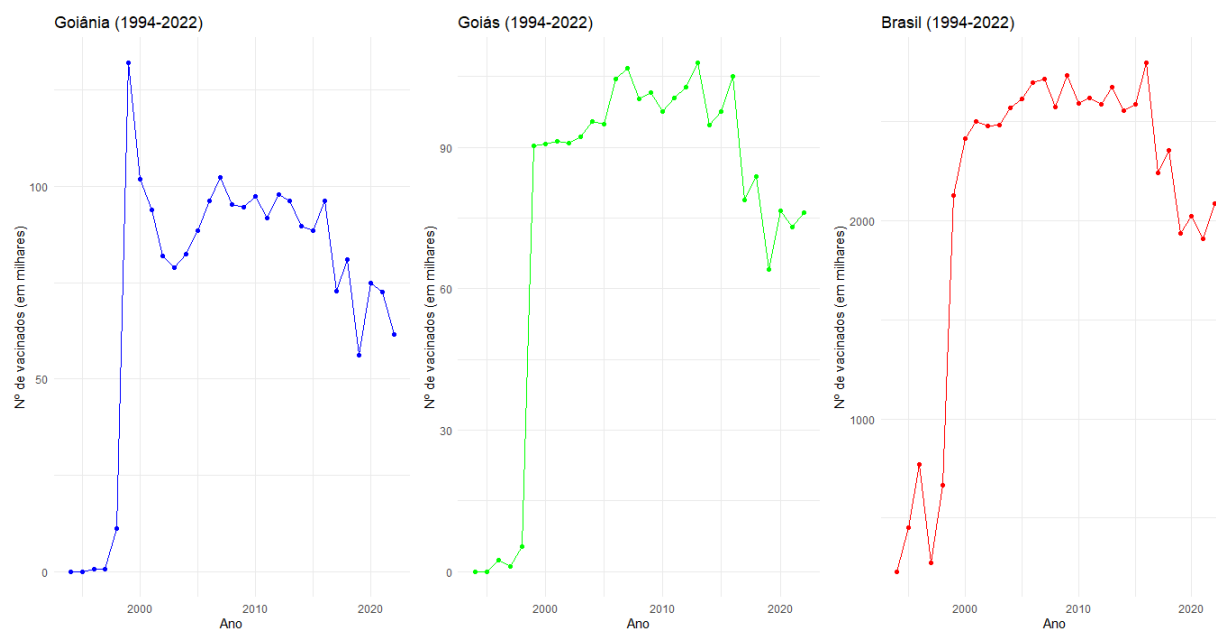
Os dados foram organizados em séries temporais, onde cada observação representa a quantidade de pessoas vacinadas em um determinado ano para cada tipo de vacina e unidade geográfica. A análise foi conduzida nas séries de Goiânia, Estado de Goiás e Brasil. A seguir, serão apresentados as séries temporais e respectivos histogramas para melhor compreensão dos conjuntos de dados. Os gráficos de série temporal serão utilizados com a intenção e percepção prévia de identificar visualmente as possíveis mudanças no padrão do número de doses aplicadas ao longo dos anos. Esses gráficos permitem visualizar tendências (crescimento, queda ou estabilidade), ajudam a identificar pontos de mudança, rupturas ou anomalias nos dados. Além disso, mostram padrões sazonais ou cíclicos, caso existam (por exemplo, campanhas de vacinação em certos períodos). Já os histogramas serão fundamentais para entender a distribuição dos dados em cada localidade, permitindo avaliar a necessidade de transformações e garantindo a validade dos métodos estatísticos utilizados.

Figura 2 – N° de doses aplicadas para vacinados BCG



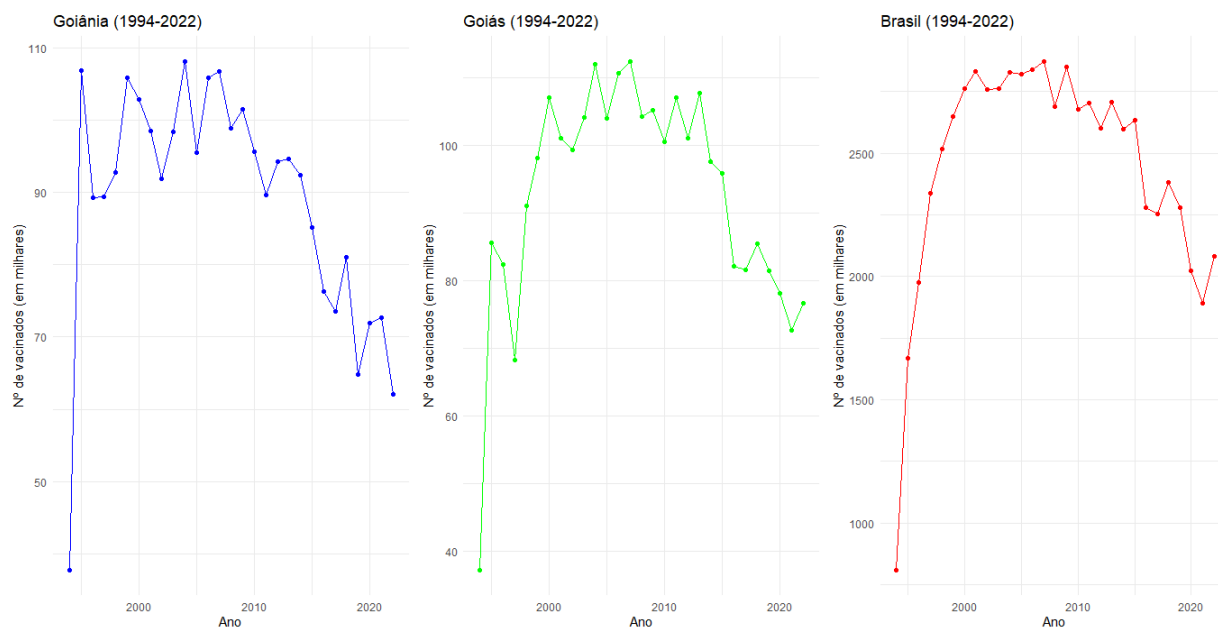
Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Figura 3 – N° de doses aplicadas para vacinados Hepatite B



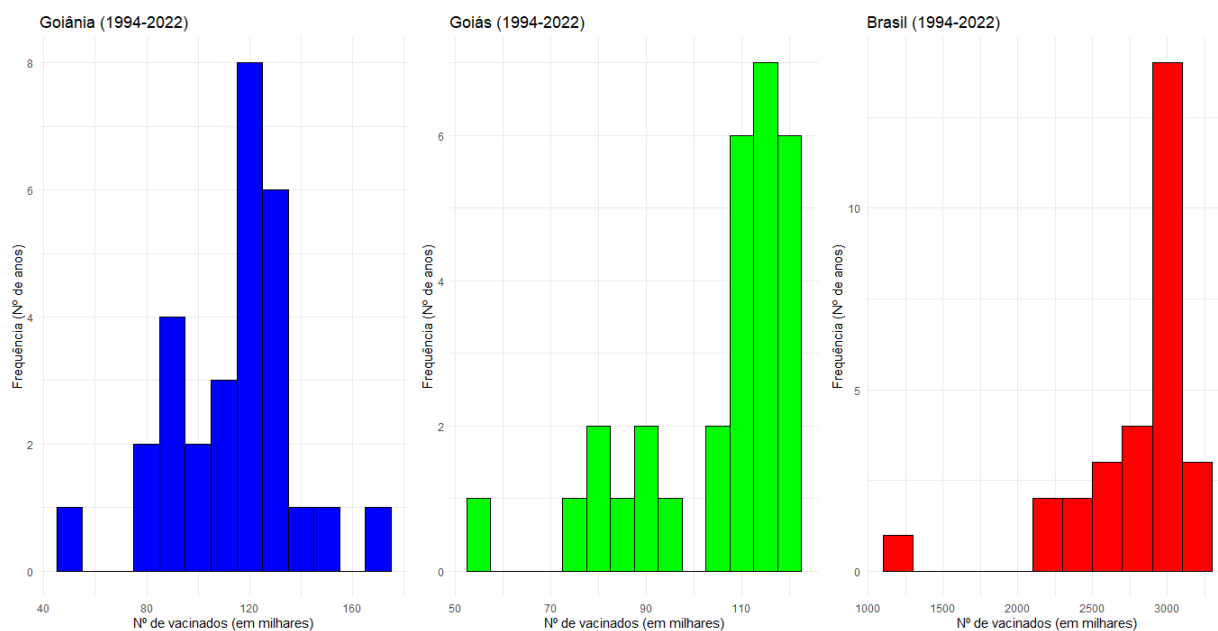
Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Figura 4 – N° de doses aplicadas para vacinados Poliomielite



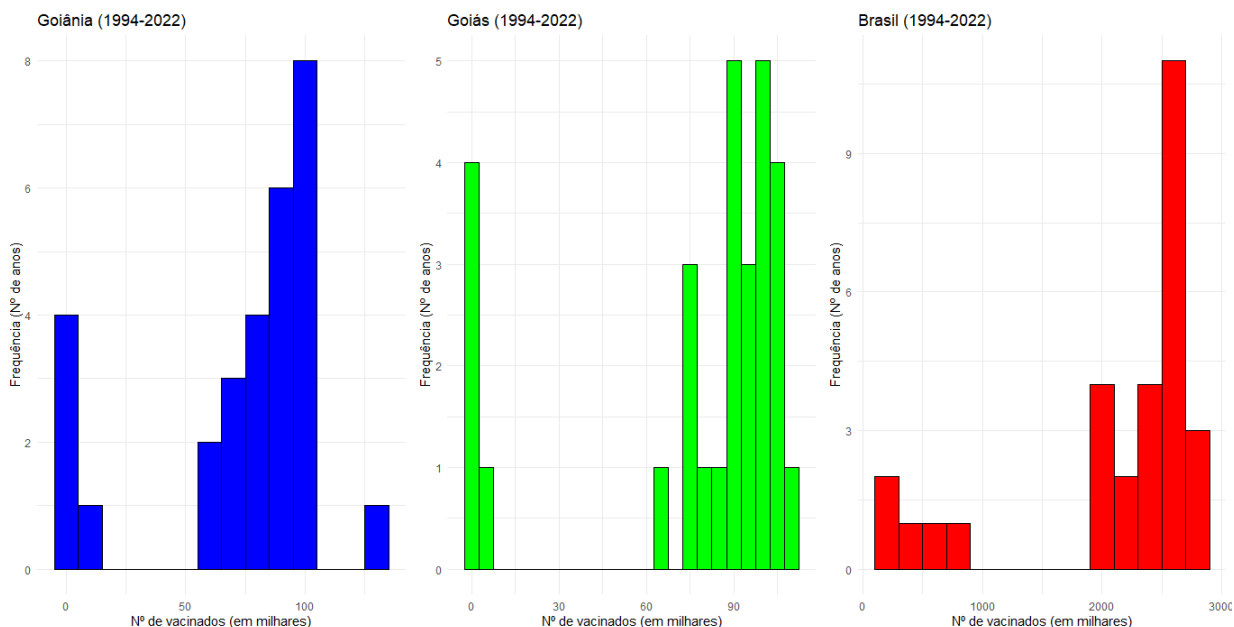
Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Figura 5 – Histograma: N° de doses aplicadas para vacinados BCG x N° de anos



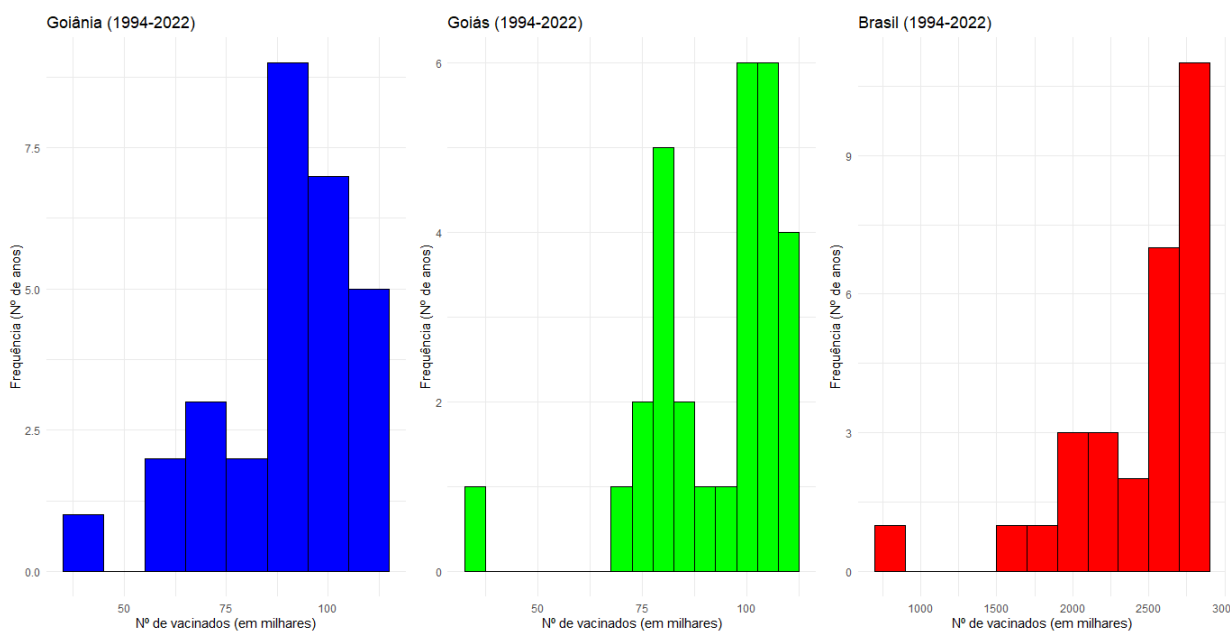
Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Figura 6 – Histograma: N° de doses aplicadas para vacinados Hepatite B x N° de anos



Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Figura 7 – Histograma: N° de doses aplicadas para vacinados Poliomielite x N° de anos



Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Com base nas medidas descritivas a seguir, podemos observar alguns aspectos importantes a serem discutidos.

Tabela 1 – Medidas descritivas para nº de doses aplicadas (valores em milhares para a média, mediana, máx. e mín.)

Vacina	Local	Média	Mediana	Máx.	Mín.	C.V. (%)	Ass.	Cur.
BCG	Goiânia	112,87	116,27	171	48,68	21,08	-0,33	0,73
BCG	Est. Goiás	104,84	110,42	121,32	56,81	15,62	-1,23	0,63
BCG	Brasil	2.790,67	2.927,20	3.168,53	1.288,38	14,41	-1,98	4,35
Hep. B	Goiânia	73,72	88,61	132,03	0,00	48,74	-1,10	0,03
Hep. B	Est. Goiás	76,76	91,28	107,85	0,00	47,41	-1,36	0,22
Hep. B	Brasil	2.112,23	2.484,23	2.795,37	229,72	37,85	-1,39	0,40
Pol.	Goiânia	89,10	92,78	108,05	37,78	18,18	-1,22	1,33
Pol.	Est. Goiás	92,79	98,08	112,35	37,28	17,85	-1,28	1,95
Pol.	Brasil	2.451,10	2.634,19	2.870,75	810,01	18,61	-1,74	3,38

**Fonte:** Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Em geral, as médias e medianas para o número de doses aplicadas tendem a ser próximas na maioria das vacinas e regiões, o que sugere uma distribuição relativamente simétrica para alguns dos conjuntos de dados. Na Tabela 1, para Goiânia e Estado de Goiás por exemplo, as médias e medianas são mais próximas entre si, refletindo em um número de doses aplicadas similar para a capital e para o Estado ao longo dos anos. No entanto, em alguns casos, como para a BCG e para a Poliomielite (Brasil), a médias e medianas são consideravelmente mais altas (2.790,67 e 2.451,10, respectivamente) em comparação às outras localidades, o que é esperado, dado que representam o número de doses em nível nacional, abrangendo muito mais indivíduos.

O valor máximo (Máx.) da Tabela 1, reflete o pico do número de doses aplicadas em algum ano específico, enquanto o mínimo (Mín.), também referente a Tabela 1, revela os períodos de doses aplicadas mais baixos. Para as séries de Hepatite B em Goiânia e para o Estado de Goiás, o mínimo foi de 0,00, o que indica que houve anos em que o número de doses aplicadas foi extremamente baixo, inexistente ou que houve ausência de dados no período (problema no registro). Em contraste, as vacinas BCG e Poliomielite em nível nacional mantiveram níveis mínimos mais elevados, sugerindo uma maior regularidade no número de doses aplicadas ao longo dos anos.

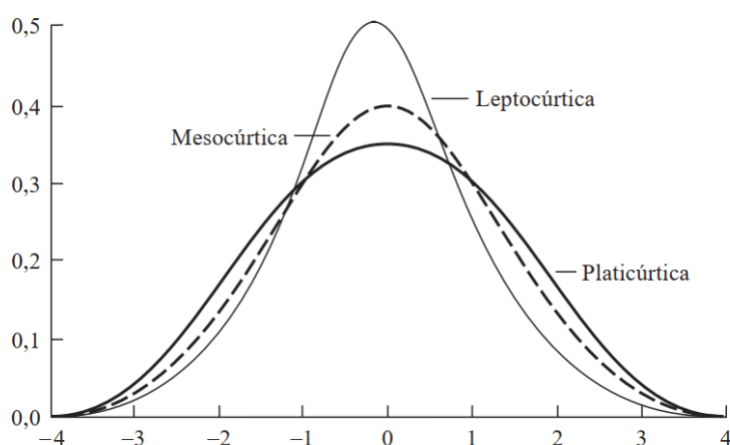
O Coeficiente de Variação (C.V.), indicado na Tabela 1, é interpretado como a variabilidade dos dados em relação à média, usualmente expresso em porcentagem. Um C.V. mais alto indica uma maior variabilidade relativa em relação à média. Um C.V. é considerado baixo (indicando um conjunto de dados razoavelmente homogêneo) quando for menor ou igual a 25%. Entretanto, esse padrão varia de acordo com a aplicação. Por exemplo, em medidas vitais (batimento cardíaco, temperatura corporal, etc) espera-se um C.V. muito menor do que 25% para que os dados sejam considerados homogêneos (SHIMAKURA, 2005). Na Tabela 1, as séries para a Hepatite B em Goiânia (48.74%) e no Estado de Goiás (47.41%), apresentaram coeficientes de variação altos, o que significa que o número de doses aplicadas nesses locais foi bastante irregular ao longo

dos anos, com flutuações significativas. As séries para a BCG e para a Poliomielite, tanto em Goiânia quanto no Estado de Goiás e no Brasil, têm coeficientes de variação mais baixos (ex.: BCG-Brasil com 14.41%), indicando uma variação menor ao longo dos anos e um número de doses aplicadas mais consistente.

Segundo Maciel (2021) a assimetria ( $g_1$ ), indicada na Tabela 1 por Ass., é uma medida do grau de simetria em torno da média dos dados. Essa medida pode ser interpretada tanto visualmente quanto numericamente. Ainda de acordo com Maciel (2021) existem basicamente três classificações em relação à assimetria:  $g_1 = 0$ , a distribuição é simétrica;  $g_1 > 0$ , a distribuição é assimétrica positiva (à direita); e  $g_1 < 0$ , a distribuição é assimétrica negativa (à esquerda). Analisando os valores de assimetria apresentados na Tabela 1, nenhuma das séries tem valor igual a zero, mas algumas estão relativamente próximas, como BCG em Goiânia (-0,33), indicando que são moderadamente simétricas, mas ainda apresentam uma leve inclinação para a esquerda. A assimetria negativa encontrada em todas as séries temporais (mais forte em BCG-Brasil: -1,98 e Poliomielite-Brasil: -1,74) indica que os dados tendem a ser assimétricos para a esquerda, com uma cauda mais longa do lado esquerdo da distribuição. Isso sugere que houve mais anos com número de doses aplicadas mais elevado, enquanto os valores mais baixos foram menos frequentes.

Para Maciel (2021) a curtose (*kurtosis*, em inglês), indicada na Tabela 1 por Cur., representa o grau de achatamento da distribuição, isto é, quão espalhados os dados estão em torno da média. Ela descreve a forma da distribuição dos dados em relação à "altura" e à "largura" da curva. Indica a forma da "cauda" da distribuição.

Figura 8 – Tipos de curtose



Fonte: (MACIEL, 2021)

A referência para a distribuição normal na medida de curtose que está sendo utilizada é  $\text{curtose} = 0$ . Vale ressaltar que a proximidade da distribuição dos dados à curva normal é um

pré-requisito para a utilização de alguns pacotes em estudo neste trabalho. Em Maciel (2021) a curtose é representada por  $g_2$ . Quando  $g_2 = 0$ , a curva é normal padrão, isto é, mesocúrtica, ou seja, tem uma forma semelhante à da curva normal, com caudas moderadas e um pico moderado. Já quando a  $g_2 > 0$ , o grau de achatamento é baixo e a curva é leptocúrtica, apresentando um pico mais alto e caudas mais pesadas do que a curva normal, indicando maior concentração de valores próximos à média e eventos extremos mais frequentes. Por fim, quando a  $g_2 < 0$ , o grau de achatamento é alto e a curva é platicúrtica, apresentando um pico mais baixo e caudas mais leves, indicando uma distribuição mais achatada e menos concentrada em torno da média. Valores de curtose maiores sugerem a presença de valores extremos, enquanto valores mais baixos indicam uma distribuição mais uniforme e menos propensa a outliers (Figura 8).

Com base nas medidas de curtose apresentadas na Tabela 1, pode-se dizer que a série BCG em Goiânia (0,73) e para o Estado de Goiás (0,63) possuem valores de curtose próximos de zero, indicando distribuições mesocúrticas, ou seja, com formas semelhantes à curva normal, sem extremos muito pronunciados. Fator semelhante ocorre com a série Hepatite B, onde Goiânia (0,03) e Estado de Goiás (0,22) também possuem valores muito próximos de zero. Isso implica uma relativa estabilidade no número de doses aplicadas desses locais.

Os resultados apresentados para as medidas de assimetria e curtose na Tabela 1, estão diretamente atrelados à caracterização dos histogramas apresentados nas Figuras 5, 6 e 7. Para o número de doses aplicadas da BCG em Goiânia (Figura 5), o histograma apresentou uma distribuição com concentração relativamente uniforme, mas deslocada à esquerda. No Estado de Goiás e no Brasil, houve uma alta concentração próximo de 110 (em milhares) para o Estado de Goiás e 3.000 (em milhares) para o Brasil, com algumas observações muito baixas (cauda longa à esquerda) em ambos os casos. Em relação ao número de doses aplicadas da Hepatite B (Figura 6), as distribuições se mantiveram muito dispersas, com alta concentração em alguns locais e reduzida em outros, mas ainda apresentando uma relativa cauda à esquerda, no caso do Brasil. A presença de valores mínimos iguais a zero indica que os histogramas apresentaram concentração próxima de zero. Já para o número de doses aplicadas da Poliomielite em Goiânia (Figura 7), o histograma apresentou distribuição assimétrica à esquerda, com pouca dispersão. No Brasil, o histograma apresentou comportamento semelhante ao de Goiânia, porém com dispersão moderada. No Estado de Goiás, a concentração maior em torno da média indica um histograma mais pontudo, mas ainda assimétrico à esquerda. Essas características indicam que os histogramas refletem padrões de número de doses aplicadas mais homogêneos em locais menores (como Goiânia) e maior variabilidade em nível nacional, influenciada pela disparidade de vacinação em diferentes regiões do Brasil.

Em suma, as medidas descritivas para o número de doses aplicadas indicaram os seguintes apontamentos. Uma análise comparativa entre regiões sugere que o número de doses aplicadas no Brasil é mais estável ao longo do tempo, como indicado pelo menor coeficiente de variação em relação às demais regiões. As séries para Hepatite B em Goiânia e para o Estado de Goiás

se destacam pela alta variabilidade e irregularidade nas doses aplicadas ao longo dos anos, possivelmente refletindo uma maior inconstância em programas de vacinação ou desafios locais específicos. As distribuições do número de doses aplicadas no Brasil, especialmente para BCG e Poliomielite, mostraram maior concentração em torno da média, o que pode refletir períodos de grande adesão ou campanhas específicas de vacinação em massa. Essas conclusões fornecem uma visão geral das tendências de doses aplicadas em diferentes escalas regionais e podem apontar para a necessidade de políticas públicas direcionadas para estabilizar e aumentar a adesão em regiões com alta variabilidade, como em Goiânia e no Estado de Goiás.

## 2.2 Descrição geral de pacotes: changepoint, changepoint.np, bcp e mcp

### 2.2.1 Pacote `changepoint`

O pacote `changepoint` do R é baseado em uma abordagem clássica. Ele implementa diversos métodos principais e especializados de pontos de mudança para identificar um ou múltiplos pontos de mudança nos dados (KILLICK, 2024).

O `changepoint` oferece de forma única, uma escolha de algoritmos de busca para a detecção de múltiplos pontos de mudança, além de uma variedade de estatísticas de teste. Em particular, o pacote implementa algoritmos de busca para uma seleção de tipos populares de pontos de mudança e penalidades (KILLICK; ECKLEY, 2014). Esse pacote ainda pode estimar mudanças em médias (`cpt.mean`), variância (`cpt.var`) ou ambas (`cpt.meanvar`). Cada uma dessas funções oferece diferentes métodos de segmentação, como "AMOC" (*At Most One Change*), baseado na detecção de uma única mudança (PAGE, 1954); "PELT" (*Partitioning Estimation using Likelihood*) (KILLICK; FEARNHEAD; ECKLEY, 2012); "BinSeg" (Segmentação Binária) (FRYZLEWICZ, 2014); e "SegNeigh" (Segmentação por Vizinhança) (AUGER; LAWRENCE, 1989), estes três últimos para múltiplas mudanças. Ainda segundo Lindeløv (2024b) o `changepoint` é um pacote semiautomático, pois através dele é possível definir o número de pontos de mudança usando um parâmetro denominado "Q". O padrão de pontos de mudança utilizado é cinco. O pacote não estima incertezas, nem executa verificação de modelo.

Conforme Lindeløv (2024b) a seguir temos um exemplo de aplicação com a plotagem de um gráfico do modelo `changepoint` para dados sequenciais, através de um conjunto de dados denominado "df", simulado pelo próprio autor e contendo uma série com  $n=100$  observações, na qual há uma mudança na média no tempo  $t=30$ .

```
library(changepoint)
```

```
# Simular
```

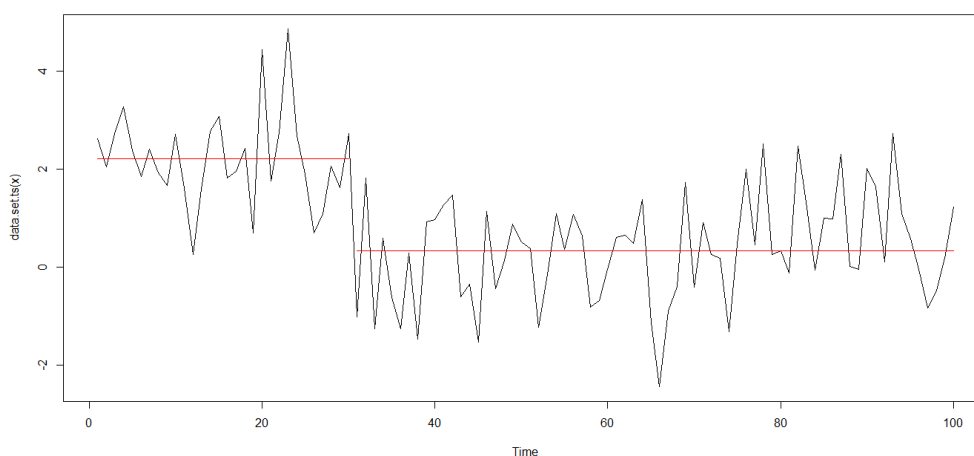
```
set.seed(2025)
df = data.frame(
  x = 1:100,
  y = c(rnorm(30, 2), rnorm(40, 0), rnorm(30, 1))
)

fit_changepoint = cpt.mean(df$y)

# Retornar as estimativas
c(ints = param.est(fit_changepoint)$mean,
  cp = cpts(fit_changepoint))

plot(fit_changepoint)
```

Figura 9 – Exemplo de identificação de ponto de mudança na média pelo pacote changepoint. Em vermelho, a média estimada.



### 2.2.2 Pacote changepoint.np

O pacote `changepoint.np` no R é uma extensão do pacote `changepoint`, focado em métodos não paramétricos para a detecção de pontos de mudança em séries temporais. Ele utiliza algoritmos avançados, como o PELT (*Pruned Exact Linear Time*) - utilizando a distribuição empírica dos dados para detectar mudanças nos padrões, sem pressupor distribuições específicas (HAYNES; FEARNHEAD; ECKLEY, 2017).

Ainda segundo Haynes, Fearnhead e Eckley (2017) este pacote oferece flexibilidade na escolha do número de pontos de mudança usando múltiplas penalizações ao invés de uma

única, permitindo uma análise mais abrangente. Penalizações são usadas para equilibrar a complexidade do modelo e o ajuste aos dados. Uma penalização maior tende a identificar menos pontos de mudança, priorizando modelos mais simples. Penalizações menores permitem identificar mais pontos de mudança, ajustando-se melhor a detalhes nos dados, mas correndo o risco de superajuste. Em suma, a penalização mais alta detecta mudanças globais, como por exemplo a implementação de uma campanha nacional. Enquanto a penalização mais baixa identifica mudanças locais, como variações anuais em uma capital específica.

A seguir será apresentado um exemplo típico de aplicação do modelo `changepoint.np` para um conjunto de dados *HeartRate* deste pacote, contendo frequências cardíacas registradas durante uma corrida. As frequências cardíacas são registradas ao longo do tempo (em segundos), contendo 1.160 pontos de dados. O código não contém configurações *default* e foram geradas por Haynes, Fearnhead e Eckley (2017).

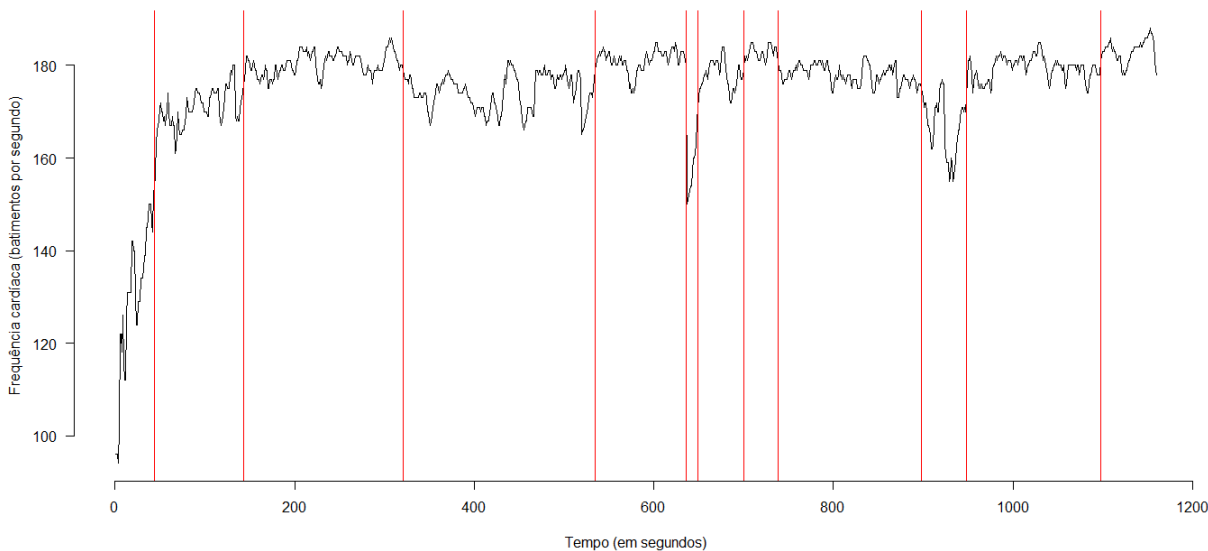
```
# Carregar os dados
library(changepoint.np)
data(HeartRate)

# Ajustar o modelo
cptHeartRate <- cpt.np(HeartRate,
                       penalty = "CROPS",
                       pen.value = c(5, 200),
                       method = "PELT",
                       test.stat = "empirical_distribution",
                       class = TRUE,
                       minseglen = 2,
                       nquantiles = 4 * log(length(HeartRate)))

# Gráfico com rótulos personalizados
plot(cptHeartRate, ncpts = 11, main = "Análise de Pontos de
Mudança", axes = FALSE, xlab = "", ylab = "")

# Adicionar os eixos com rótulos personalizados
axis(1, at = pretty(1:length(HeartRate)),
     labels = pretty(1:length(HeartRate))) # Eixo X
axis(2, las = 2) # Eixo Y

# Adicionar rótulos dos eixos
title(xlab = "Tempo (em segundos)", ylab = "Frequência cardíaca
(batimentos por segundo)")
```

Figura 10 – Exemplo de gráfico modelo `changepoint.np` para o conjunto de dados *HeartRate*

### 2.2.3 Pacote `bcp`

O `bcp` é um pacote Bayesiano. Ele detecta automaticamente pontos de mudança e tipos de segmento (quantidade) usando abordagem de partição aleatória de dados sequenciais. O pacote ainda fornece estimativas da média de cada bloco da partição estimada e probabilidade *a posteriori* de ponto de mudança para cada local. Além disso, tem pouca funcionalidade adicional. O método `summary` transmite as mesmas informações que o gráfico plotado (LINDELØV, 2024b). Neste estudo, tomaremos como ponto de mudança o local com probabilidade *a posteriori* superior a 0,5.

Ainda sobre o `bcp`, é um pacote R que fornece uma implementação do modelo de partição-produto de Barry e Hartigan (1993) para o problema de pontos de mudança com erros normais usando Cadeia de Markov Monte Carlo. Ele também se estende a metodologia para modelos de regressão em um gráfico conectado (WANG; EMERSON, 2015). Isso permite a estimativa de modelos de ponto de mudança com respostas multivariadas (WANG; ERDMAN; EMERSON, 2019).

Segundo Erdman e Emerson (2007) os principais objetos retornados pela função `bcp()` são: `posterior.mean`: vetor das médias *a posteriori*; e `posterior.prob`: vetor da probabilidade *a posteriori* de um ponto de mudança em cada posição.

Ainda de acordo com Erdman e Emerson (2007) o pacote gera dois gráficos através da função `plot()`: Médias *a posteriori* (mostra os dados originais junto com as médias *a posteriori* e Probabilidade *a posteriori* de mudança (proporção de iterações indicando pontos de mudança).

As funções `summary()` e `print()` imprimem uma tabela com as probabilidades de mudança, médias e desvios padrão *a posteriori*.

A seguir será apresentado um exemplo descrito no *help* do pacote `bcp`. Ilustra-se a aplicação em dados simulados sendo presentes dois pontos de mudança na média da série ( $t=50$  e  $t=100$ ).

```
# Carregar o pacote necessário
library(bcp)

# Gerar os dados
set.seed(2025)
x <- c(rnorm(50), rnorm(50, 5, 1), rnorm(50))

# Aplicar o bcp
bcp.1a <- bcp(x)

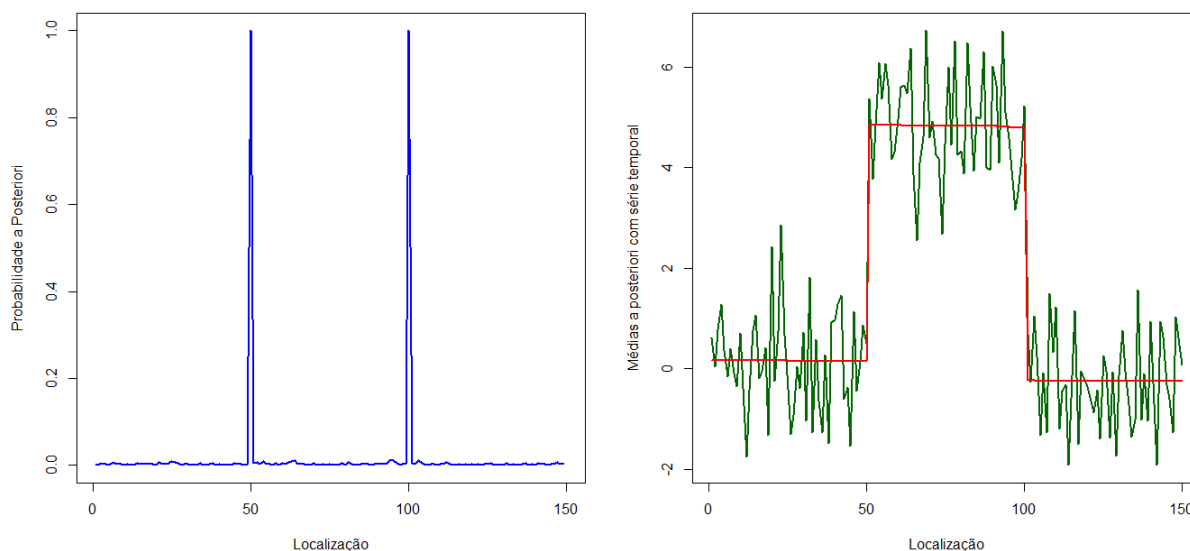
# Resumo dos resultados
summary(bcp.1a)

# Configurar layout para dois gráficos lado a lado
par(mfrow = c(1, 2))

# Gráfico 1: Probabilidade a Posteriori de Ponto de Mudança
plot(bcp.1a$posterior.prob, type = "l", col = "blue", lwd = 2,
      xlab = "Localização", ylab = "Probabilidade a Posteriori")

# Gráfico 2: Médias a Posteriori com Série Temporal
plot(x, type = "l", col = "darkgreen", lwd = 2,
      xlab = "Localização", ylab = "Médias a posteriori
      com série temporal")
lines(bcp.1a$posterior.mean, col = "red", lwd = 2) # Médias
a posteriori
```

Figura 11 – Exemplo de gráfico modelo bcp: O gráfico à esquerda representa as probabilidades *a posteriori* de pontos de mudança (linha azul). Já o gráfico à direita representa as médias *a posteriori* (linha vermelha) com série temporal (linha verde).



## 2.2.4 Pacote `mcp`

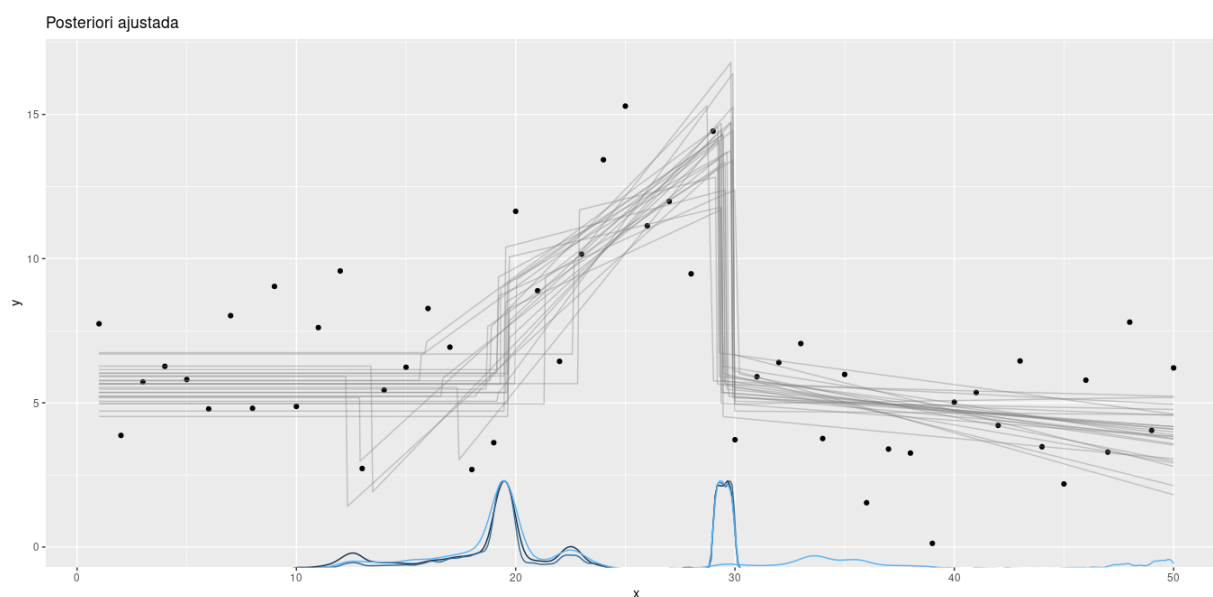
O `mcp` usa regressão para identificar um ou múltiplos pontos de mudança entre segmentos lineares generalizados e hierárquicos usando inferência bayesiana. O pacote visa fornecer flexibilidade máxima para análises com conhecimento *a priori* sobre o número de pontos de mudança e a forma dos segmentos intermediários (LINDELØV, 2020b).

Ainda de acordo com Lindeløv (2024b) o pacote `mcp` possui algumas características peculiares tais como: O `mcp` permite especificar a estrutura do segmento, mas sem precisar ser compartilhada para todos os segmentos; Estima a distribuição *a posteriori* para cada ponto de mudança; O pacote implementa pontos de mudança variáveis, ou seja, permitindo diferenças por grupo em pontos de mudança enquanto compartilha todos os outros parâmetros; Faz regressão por segmento na variância e autocorrelação por meio dos termos `sigma()` e `ar()`; Possui teste de hipótese flexível, incluindo teste de existência de um ponto de mudança.

A seguir será apresentado um exemplo de aplicação do pacote `mcp`. A configuração do código foi desenvolvida por Lindeløv (2020a) e será utilizada apenas como uma exemplificação do pacote em questão. É bom salientar também que no exemplo é identificado no máximo 2 (dois) pontos de mudança, porém durante a aplicação deste pacote nos dados de cobertura vacinal, poderão ser identificados 2 (dois) ou mais pontos de mudança. Ainda sobre este exemplo, Lindeløv (2020a) faz a simulação de um conjunto de dados brutos denominado de "df", conforme veremos no código abaixo:

```
# Carregando o pacote
library(mcp)
options(mc.cores = 3)
empty = mcp(model, sample = FALSE)
# Simulando os dados
set.seed(42)
df = data.frame(x = 1:50) # x_i
df$y = empty$simulate( # associado a y_i
  x = df$x,
  cp_1 = 12, cp_2 = 30,
  int_1 = 5, int_2 = 5, int_3 = 5,
  x_2 = 0.5, x_3 = -0.005,
  sigma_1 = 2
)
# Modelo com três segmentos
model = list(
  y ~ 1,          # Constante inicial
  ~ x,           # Primeiro segmento linear após o ponto de
  mudança
  ~ x           # Segundo segmento linear após o segundo
  ponto de mudança
)
# Priori para os parâmetros do modelo
prior = list(
  cp_1 = "dunif(10, 50)",      # Primeiro ponto de mudança
  cp_2 = "dunif(20, 50)",      # Segundo ponto de mudança
  x_2 = "dnorm(0, 3) T(0, )",   # Inclinação do segundo segmento
  x_3 = "dnorm(0, 3)",         # Inclinação do terceiro segmento
  int_3 = "int_1"              # Conexão entre interceptos
)
# Ajustar o modelo
fit = mcp(model, data = df, prior = prior, sample = "post")
# Gerar o gráfico da posteriori ajustada sem HDI
plot(fit) +
  ggplot2::ggtitle("Posteriori ajustada")
```

Figura 12 – Resultado gráfico do pacote `mcp`. Série de dados (pontos pretos), amostras da distribuição conjunta *a posteriori* (linhas cinzas) e densidades *a posteriori* de pontos de mudança (linhas azuis).



Fonte: (LINDELØV, 2020a)

Tabela 2 – Parâmetros no nível populacional.

Name	Mean	Lower	Upper	Rhat	n.eff
cp_1	19,80	12,0106	33,59	1	102
cp_2	30,62	28,9884	47,49	1	2756

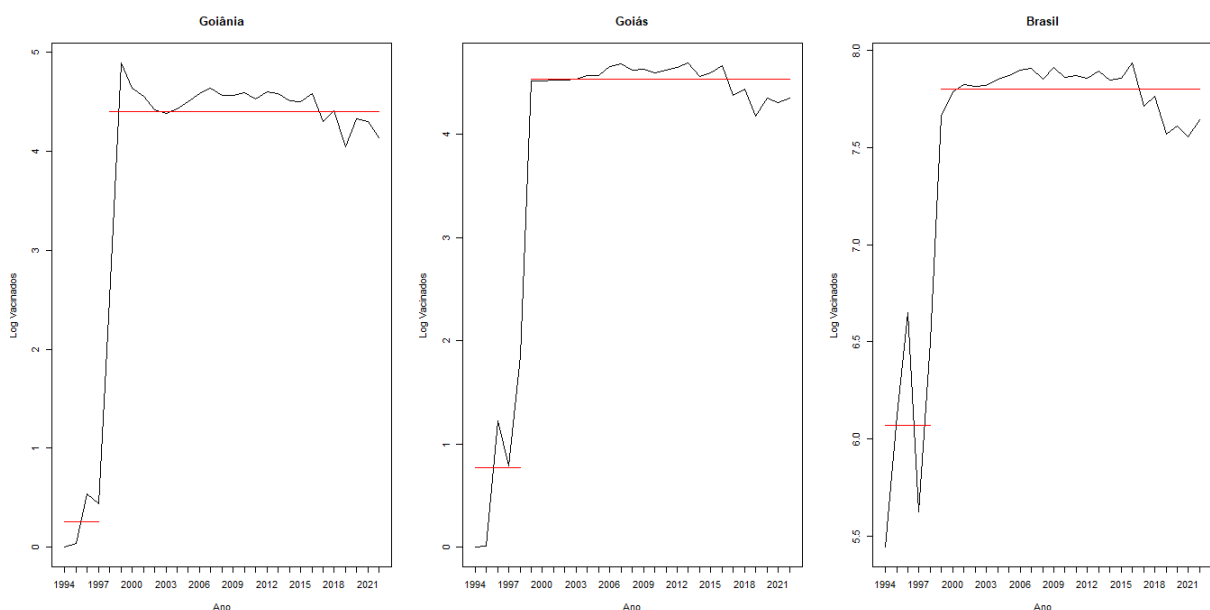
A função "`summary(fit)`" produz estimativas numéricas de cada parâmetro e medidas de convergência. A Tabela 2 acima apresenta as estimativas associadas aos pontos de mudança.

## 3 Comparação entre o número de doses aplicadas: Goiânia, Estado de Goiás e Brasil

### 3.1 Pacote changepoint

Na análise de pontos de mudança das vacinas BCG, Poliomielite e Hepatite B foram usadas séries das localidades Goiânia, Estado de Goiás e Brasil. O primeiro método aplicado foi do pacote `changepoint` no R. Os resultados mostraram que não foram identificados pontos de mudança significativos para as vacinas BCG e Poliomielite, logo resultados e gráficos foram suprimidos do texto. Esse resultado sugeriu que o número de doses aplicadas para essas vacinas permaneceram estáveis ao longo do período analisado.

Figura 13 – Resultados changepoint: nº de doses aplicadas para Goiânia, Estado de Goiás e Brasil - Hepatite B



Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Em contrapartida, a análise da vacina da Hepatite B (Figura 13) revelou similaridade nos pontos de mudança e diferenças nas médias de vacinados. Em Goiânia, no Estado de Goiás e no Brasil foi identificado apenas um único ponto de mudança, o ano de 1997. Sendo que em Goiânia, as médias de vacinados (log) giraram em torno de 0,255 ou 1,8 (em milhares) até 1997 e 4,402

ou 25.220 (em milhares) após o mesmo ano. Enquanto que para o Estado de Goiás, as médias de vacinados (log) giraram em torno de 0,902 ou 7,8 (em milhares) até 1997 e 5,360 ou 229.086,77 (em milhares) após o mesmo ano. Já para o Brasil, as médias giraram em torno de 6,07 ou 1.174.897,64 (em milhares) até 1997 e 7,80 ou 63.095.734,45 (em milhares) após o mesmo ano. Esse ponto de mudança na vacinação da Hepatite B indica possíveis alterações nos padrões de vacinação que podem estar associadas a fatores como a implementação de novas políticas públicas de saúde, campanhas de vacinação específicas, ou melhorias no acesso à vacina.

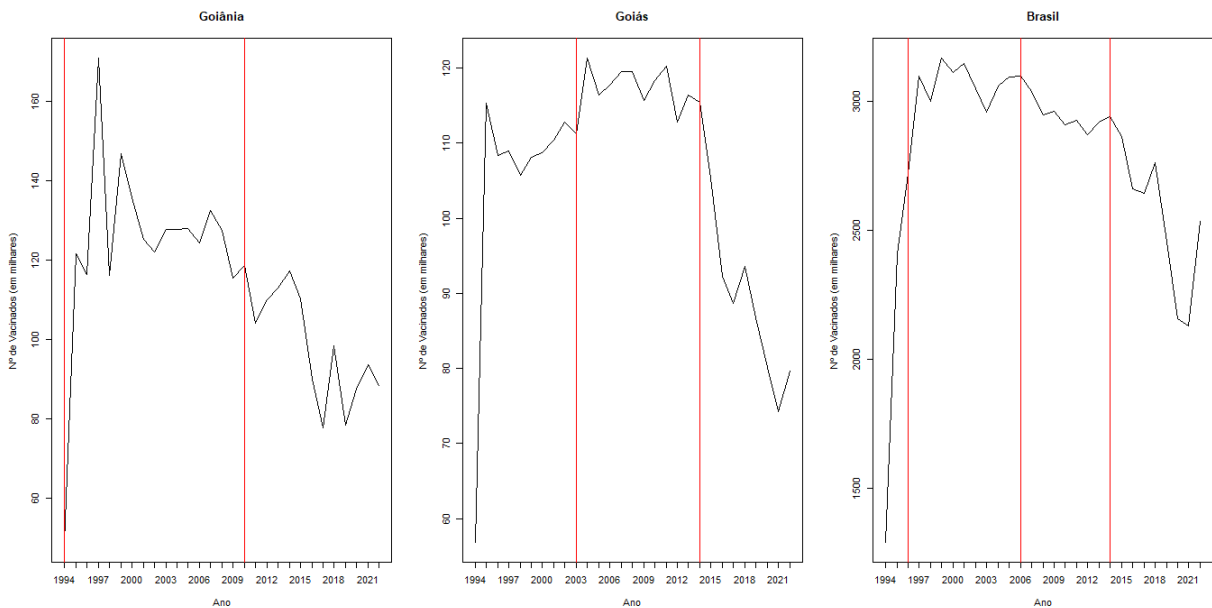
É relevante considerar que o final da década de 1990 foi marcado por um esforço crescente em expandir o número de doses aplicadas no Brasil, com campanhas amplas e aprimoramento dos sistemas de distribuição de vacinas. Tais fatores podem ter contribuído para um aumento significativo no número de doses aplicadas para a Hepatite B, refletido nos pontos de mudança observados. Desde 1998, o Programa Nacional de Imunizações (PNI), do Ministério da Saúde, recomenda a vacinação universal das crianças contra Hepatite B a partir do nascimento. A aplicação da primeira dose nas primeiras 12-24h de vida resulta em elevada eficácia na prevenção da infecção vertical. A partir de 2001, a faixa etária foi ampliada até 19 anos de idade, SES-SP (2007). Daí a justificativa do incentivo à vacinação a partir de 1997 e o crescimento contínuo a partir de 1998.

Esses achados indicam que, embora as vacinas da BCG e da Poliomielite tenham mantido um número de doses aplicadas relativamente estável, a vacina da Hepatite B apresentou um comportamento diferenciado. Isso reforça a importância de políticas públicas direcionadas e a necessidade de monitoramento contínuo do número de doses aplicadas para atender adequadamente às mudanças nas demandas de saúde pública, principalmente para o público infantil.

## 3.2 Pacote `changepoint.np`

Para Killick, Fearnhead e Eckley (2012) o pacote `changepoint.np` é adequado para dados que não seguem uma distribuição específica, permitindo sua aplicação direta em séries temporais de contagem ou outras séries que não atendem às suposições de normalidade e homocedasticidade. Isso significa que ele permite analisar dados sem a necessidade de transformações logarítmicas ou outras adaptações. Essa característica é especialmente útil para dados brutos ou com distribuições assimétricas, como é frequentemente o caso em dados de contagem, tornando o `changepoint.np` flexível para uma ampla variedade de análises.

Figura 14 – Resultados changepoint.np: nº de doses aplicadas Goiânia, Estado de Goiás e Brasil - BCG



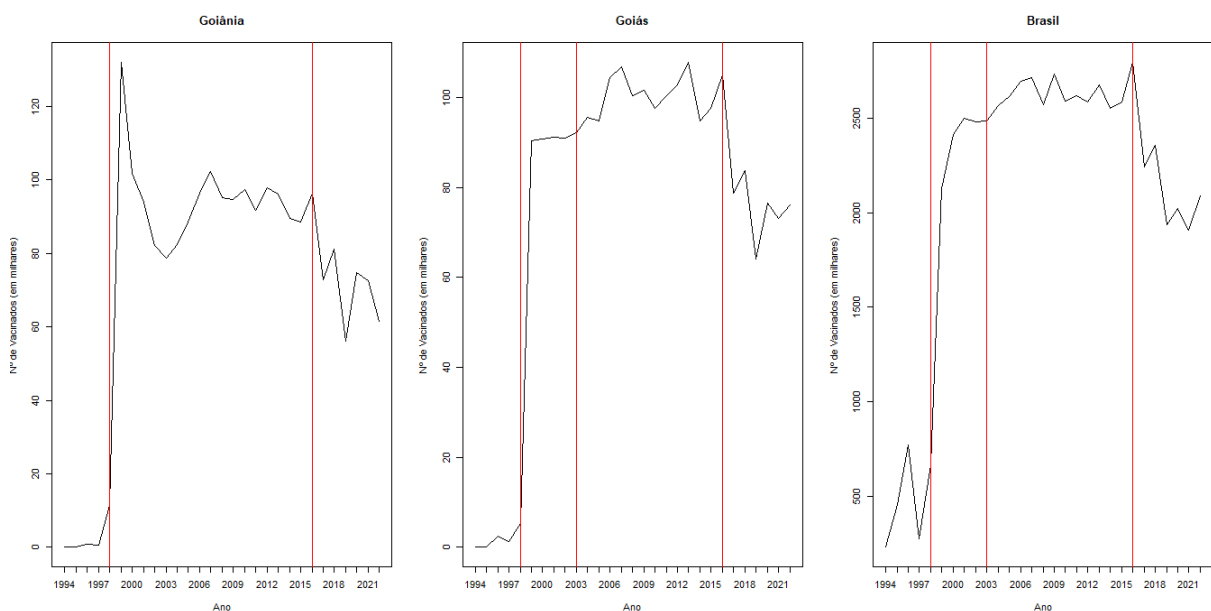
Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Os gráficos da Figura 14 indicam que foi identificado um único ponto de mudança para Goiânia, dois pontos de mudança para o Estado de Goiás e três pontos de mudança para o Brasil. Em Goiânia, as mudanças ocorreram no ano de 2010 (redução relativa no número de vacinados de 2010 até 2011). Já para o Estado de Goiás, as mudanças ocorreram nos anos de 2003 (aumento significativo no número de vacinados até o ano de 2004) e 2014 (redução significativa no número de vacinados até o ano de 2017). Em relação ao Brasil, essas mudanças ocorreram nos anos de 1996 (aumento relativo no número de vacinados até o ano de 1998), 2006 e 2014 (reduções significativas no número de vacinados até o ano de 2008 e 2017, respectivamente). Ainda com relação a Goiânia, as médias de vacinados giraram em torno de 118 (em milhares) até 2010 e 108 (em milhares) após o mesmo ano. Para o Estado de Goiás, as médias de vacinados giraram em torno de 111 (em milhares) até 2003 e 121 (em milhares) após o mesmo ano. Até 2014, essas médias permaneceram em torno de 115 (em milhares) e 89 (em milhares) após o mesmo ano. Já para o Brasil, as médias de vacinados giraram em torno de 2.740 (em milhares) até 1996 e 3.150 (em milhares) após o mesmo ano. Até 2006, essas médias permaneceram em torno de 3.150 (em milhares) e 2.995 (em milhares) após o mesmo ano. As médias de vacinados giraram em torno de 2.995 (em milhares) até o ano de 2014 e caíram para 2.600 (em milhares) após o mesmo ano. É possível observar que as médias de vacinados para Goiânia e para o Estado de Goiás, nos anos de 2010 e 2003 respectivamente, estão bem próximas, o que não ocorre em relação as médias do Brasil, já que a população é consideravelmente maior.

Em 2010, Goiânia obteve uma queda relativa no número de vacinados da BCG, o que

provavelmente pode ter sido explicado pela baixa procura da população pela vacina, a falta da mesma ou de campanhas de incentivo à vacinação. Em 2003, estava sendo testada a vacina MVA85A – vacina com vetor viral recombinante (Vaccinia vírus atenuado), expressando Ag 85 A de *M. tuberculosis*. Considerada segura, apresentou boa resposta em populações de cobaias não infectadas. Apresentou também boa resposta imune (celular) em populações de cobaias previamente vacinadas com BCG. Em 2003 foi iniciado estudo de fase 2 na África do Sul (PEREIRA SUSAN M SOUZA DANTAS, 2007). O teste desta vacina pode ter influenciado a vacinação da BCG no Estado de Goiás e consequentemente no aumento do número de doses aplicadas de 2003 a 2004. Apesar da conquista da vacina BCG, um novo desafio esteve presente: a queda no número de doses aplicadas. Em 2020, o número de doses aplicadas da BCG foi de 73,51%, índice bem inferior comparado aos anos anteriores (SAÚDE, 2021). Isso deve explicar a acentuada queda da vacinação da BCG com ligeiros picos de aumento a partir de 2008 no Brasil e principalmente a partir 2014 no Estado de Goiás. Vale destacar o aumento expressivo do número de doses aplicadas na década de 90, com um ponto de mudança no Brasil em 1996.

Figura 15 – Resultados changepoint.np: nº de doses aplicadas Goiânia, Estado de Goiás e Brasil - Hepatite B



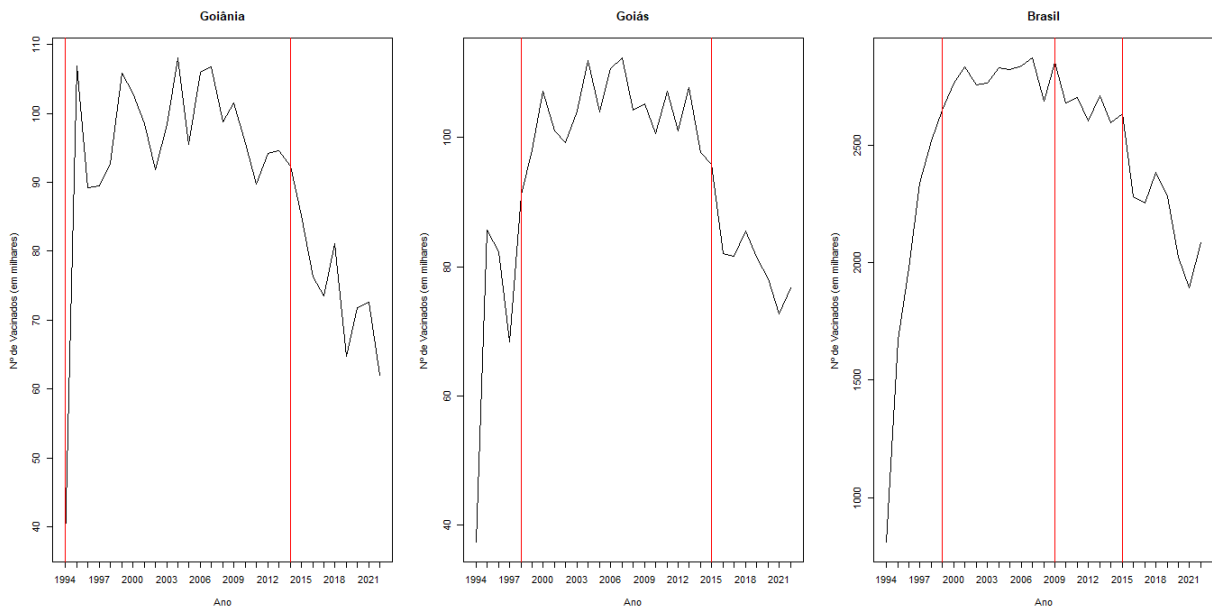
Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Os gráficos da Figura 15 indicam que foram identificados dois pontos de mudança para Goiânia e três pontos de mudança tanto para o Estado de Goiás como para o Brasil. Em Goiânia, as mudanças ocorreram nos anos de 1998 (aumento significativo no número de vacinados até o ano de 1999) e 2016 (redução pouco significativa no número de vacinados até o ano de 2017). Já para o Estado de Goiás e para o Brasil, essas mudanças seguiram o mesmo padrão de Goiânia, diferindo apenas em relação ao ano de 2003 para 2004, onde houve um aumento relativo no

número de vacinados. Ainda com relação a Goiânia, as médias de vacinados giraram em torno de 10 (em milhares) até 1998 e 135 (em milhares) após o mesmo ano. Até 2016, essas médias permaneceram em torno de 98 (em milhares) e 72 (em milhares) após o mesmo ano. Para o Estado de Goiás, as médias de vacinados giraram em torno de 5 (em milhares) até 1998 e 90 (em milhares) após o mesmo ano. Até 2003, essas médias permaneceram em torno de 91 (em milhares) e 96 (em milhares) após o mesmo ano. As médias de vacinados giraram em torno de 104 (em milhares) até o ano de 2016 e caíram para 80 (em milhares) após o mesmo ano. Já para o Brasil, as médias de vacinados giraram em torno de 240 (em milhares) até 1998 e 2000 (em milhares) após o mesmo ano. Até 2003, essas médias permaneceram em torno de 2000 (em milhares) e 2750 (em milhares) após o mesmo ano. As médias de vacinados giraram em torno de 2770 (em milhares) até o ano de 2016 e caíram para 2250 (em milhares) após o mesmo ano. É possível observar que as médias de vacinados para Goiânia e para o Estado de Goiás, nos anos de 1998 e 2016 estão bem próximas, o que não ocorre em relação ao Brasil, já que a população é consideravelmente maior.

Como já mencionado anteriormente, o final da década de 90 foi marcado por campanhas de vacinação infantil para a Hepatite B, daí o aumento significativo de vacinados de 1997 a 1998. Já o aumento relativo de vacinados de 2003 a 2004 pode ter sido promovido em função da Portaria nº 597, de 08 de abril de 2004, que instituiu, em todo território nacional, os calendários de vacinação, dentre eles, o da Hepatite B (SAÚDE, 2004). Em 2016, foi regulamentada a Portaria SECTICS/MS nº 25, de 18 de maio de 2023, que indicava a vacina da Hepatite B por meio do SUS, para toda população, independentemente da faixa etária ou da presença de vulnerabilidades (SAÚDE, 2023). Apesar disso, a baixa procura pela vacina pode ter sido o fator preponderante para a queda do número de vacinados entre 2016 e 2017.

Figura 16 – Resultados changepoint.np: nº de doses aplicadas Goiânia, Estado de Goiás e Brasil - Poliomielite



Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Os gráficos da figura 16 indicam que foi identificado um único ponto de mudança para Goiânia, dois pontos de mudança para o Estado de Goiás e três pontos de mudança para o Brasil. Em Goiânia, as mudanças ocorreram no ano de 2014 (redução relativa no número de vacinados de 2014 até 2017). Já para o Estado de Goiás, as mudanças ocorreram nos anos de 1998 (aumento significativo no número de vacinados até o ano de 2000) e 2015 (redução significativa no número de vacinados até o ano de 2016). Em relação ao Brasil, essas mudanças ocorreram nos anos de 1999 (aumento relativo no número de vacinados até o ano de 2001), 2009 e 2015 (reduções graduais no número de vacinados até o ano de 2021, com ligeiros picos de aumento). Ainda com relação a Goiânia, as médias de vacinados giraram em torno de 91 (em milhares) até 2014 e 74 (em milhares) após o mesmo ano. Para o Estado de Goiás, as médias de vacinados giraram em torno de 90 (em milhares) até 1998 e chegaram a 110 (em milhares) no ano 2000. Até 2015, essas médias permaneceram em torno de 95 (em milhares) e chegaram em 82 (em milhares) em 2016. Já para o Brasil, as médias de vacinados giraram em torno de 3.400 (em milhares) até 1999 e 3.600 (em milhares) até o ano de 2002. Até 2009, essas médias permaneceram em torno de 3.600 (em milhares) e 3.400 (em milhares) até o ano de 2010. As médias de vacinados giraram em torno de 3.200 (em milhares) até o ano de 2015 e caíram para 2.600 (em milhares) após o mesmo ano. É possível observar que as médias de vacinados para Goiânia e Estado de Goiás, estão próximas, porém em anos distintos. Há um ponto de mudança em comum, entre o Estado de Goiás e o Brasil, que é o ano de 2015. No entanto, as médias de vacinados são bem distintas.

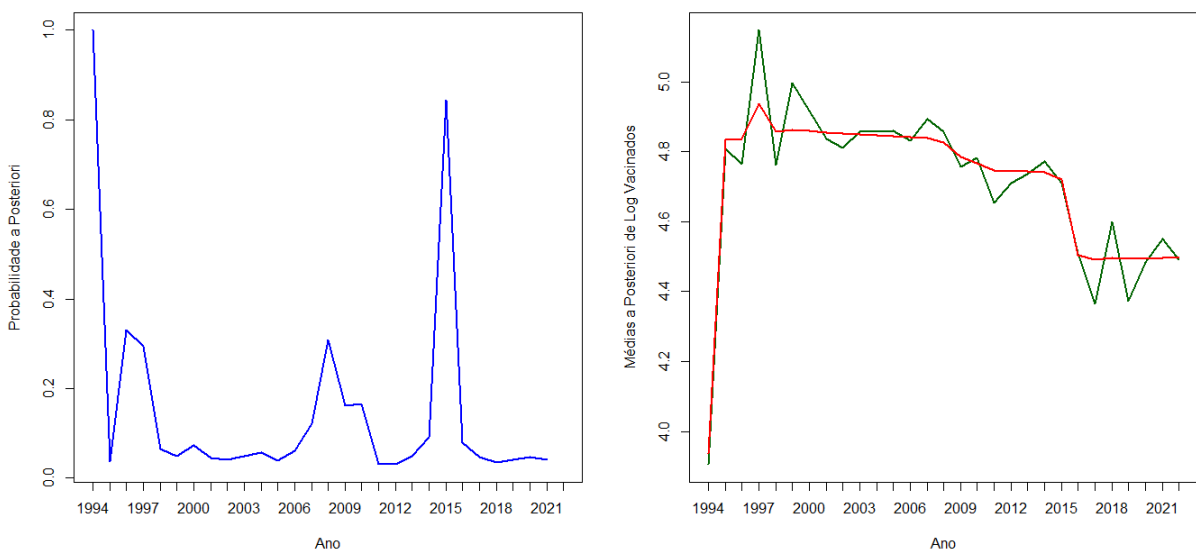
A Poliomielite é uma doença grave que pode causar paralisia irreversível num em 200

casos e, desses, 5% a 10% podem morrer na sequência da doença. Desde 1988, o número diminuiu em mais de 99%. De acordo com a Organização Mundial de Saúde, em 2013 foram reportados apenas 406 casos. Em 2014, a poliomielite permanece endêmica somente em três países: Afeganistão, Nigéria e Paquistão (CUF, 2024). Por estas informações, pode-se notar que as décadas de 80 e 90 foram marcadas por várias campanhas de vacinação em relação a Poliomielite, acompanhado do crescente índice de vacinados. O que comprova os pontos de mudança dos anos de 1998 para o Estado de Goiás e 1999 para o Brasil. Em decorrência da redução do número de casos da doença e consequentemente da procura pela vacina, o número de vacinados também diminuiu substancialmente, principalmente a partir de 2009 no Brasil, em 2014 para Goiânia e em 2015 para o Estado de Goiás e para todo território nacional.

### 3.3 Pacote bcp

Para aplicar o pacote `bcp` a dados de contagem, é necessário fazer algumas considerações sobre os dados e os parâmetros do modelo. Considerando que o `bcp` é um modelo partição produto, construído sobre a condição de normalidade dos dados, então para o seu uso em dados de contagem, a transformação logarítmica é recomendada. Isso ajuda a estabilizar a variância e aproximar a distribuição dos dados a uma distribuição normalizada.

Figura 17 – Resultados `bcp`: nº de doses aplicadas Goiânia - BCG. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).

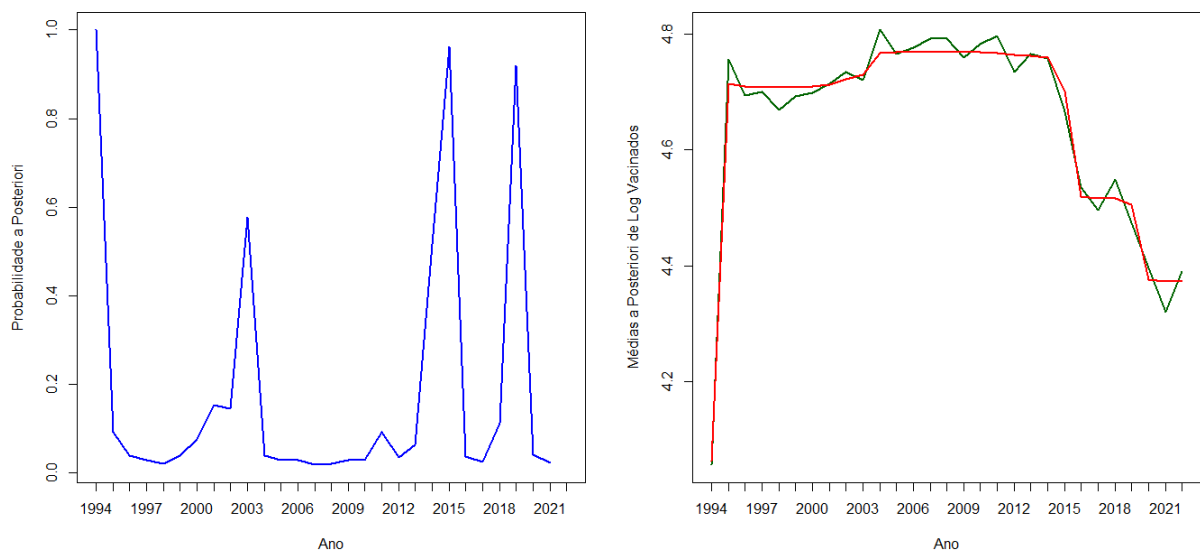


Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 17), possui probabilidade *a posteriori* acima de 0,5 (0,784), sugerindo como ponto de mudança o ano de 2015. Já o gráfico da direita, também da mesma

figura, indica que as médias *a posteriori* de vacinados (log) giram em torno de 4,80 ou (63.095,73 em milhares) até 2015, e redução para 4,50 ou (31.622,78 em milhares) após o mesmo ano. Essa queda pode ser explicada pelo fato do número de doses aplicadas do imunizante cair de 105%, em 2015, para 68,6% em 2021. Apesar de ser obrigatória para recém-nascidos, a vacina BCG - que protege contra as formas graves da tuberculose - registrou baixos índices de cobertura após o ano de 2015 (GANDRA, 2022). Isso explica o alto índice de vacinados em 2015 e o seu decaimento após esse mesmo ano.

Figura 18 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Estado de Goiás - BCG. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).



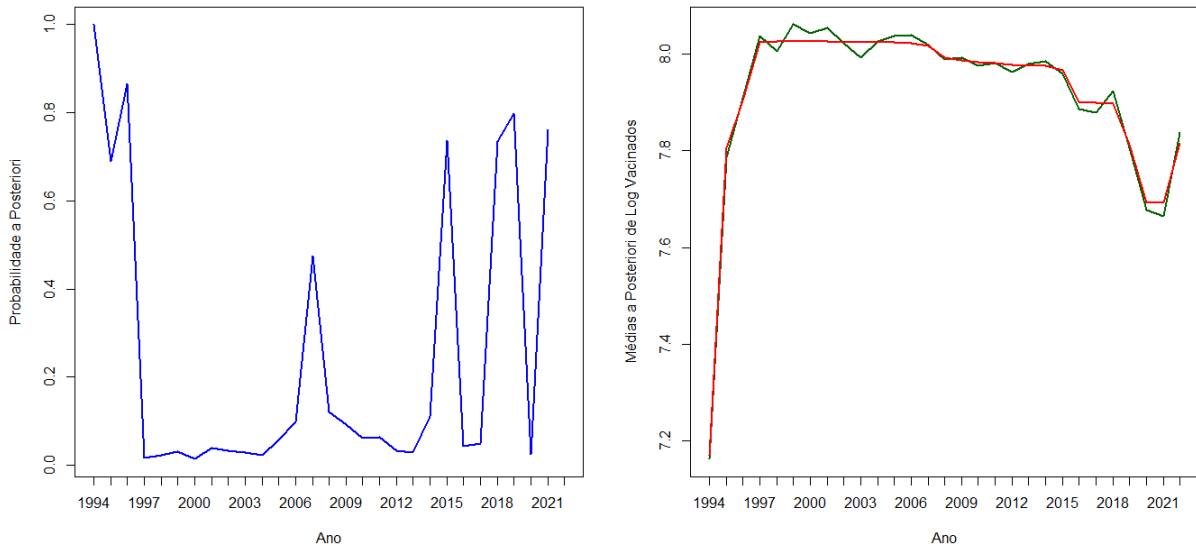
Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 18), possui probabilidades *a posteriori* acima de 0,5 (0,562; 0,938 e 0,856), sugerindo respectivamente como pontos de mudança os anos de 2014, 2015 e 2019. Já o gráfico da direita, também da mesma figura, indica que as médias *a posteriori* de vacinados (log) giram em torno de 4,80 ou (63.095,73 em milhares) até 2015, e redução para 4,70 ou (50.118,72 em milhares) após o mesmo ano. Para 2015, as médias *a posteriori* de vacinados (log) giram em torno de 4,70 ou (50.118,72 em milhares) até 2015, e redução para 4,50 ou (31.622,78 em milhares) após o mesmo ano. Para o ano de 2019, as médias *a posteriori* de vacinados (log) giram em torno de 4,50 ou (31.622,78 em milhares) até 2019, e redução para 4,40 ou (25.118,86 em milhares) após o mesmo ano.

O motivo do ponto de mudança para o ano de 2015 provavelmente se justifica pelos mesmos critérios abordados para Goiânia. O que pode ter ocorrido também para o ano anterior, 2014. Já para o ano de 2019, o Estado de Goiás deve ter conseguido provavelmente o mesmo êxito do Estado do Espírito Santo. Em 2019, a cobertura da BCG no Estado do Espírito Santo

foi de 90,10%, antecedida por 99,98% em 2018 (SESA, 2024). No Estado de Goiás, após o ano de 2019, ocorreu uma redução do número de doses aplicadas até o ano de 2021.

Figura 19 – Resultados bcp: n° de doses aplicadas Brasil - BCG. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).

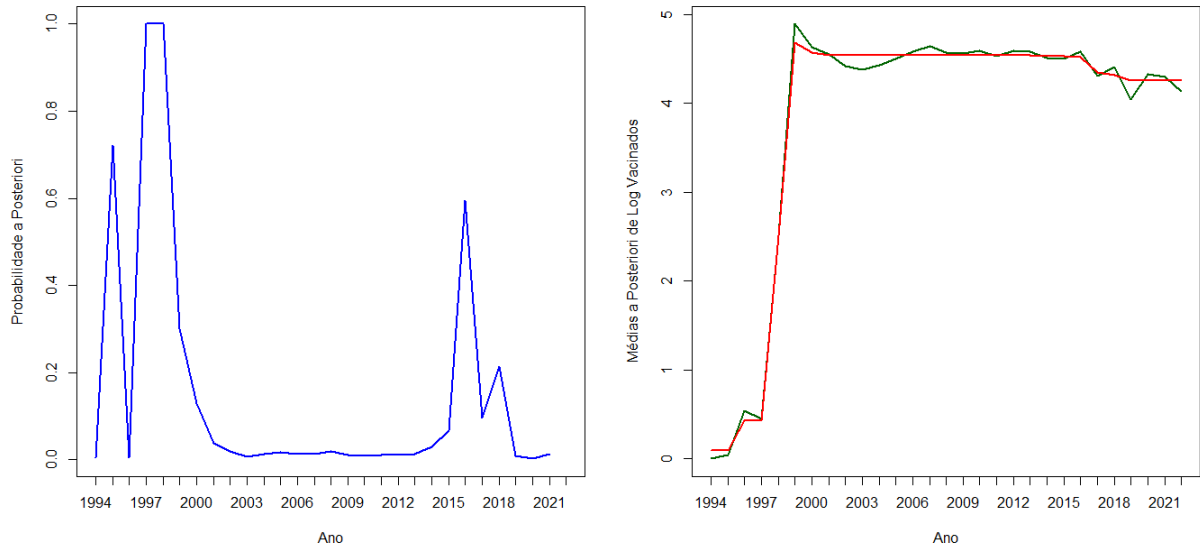


Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 19), possui probabilidades *a posteriori* acima de 0,5 (0,726; 0,910; 0,822; 0,7141; 0,874 e 0,858), sugerindo respectivamente como pontos de mudança os anos de 1995, 1996, 2015, 2018, 2019 e 2021. Já o gráfico da direita, da mesma figura, indica que as médias *a posteriori* de vacinados (log) giram em torno de 7,80 ou (6.309.573,44 em milhares) até 1995; 7,90 ou (7.943.282,35 em milhares) até 1996; 8,0 ou 100.000.000 (em milhares) até 2015; 7,90 ou (7.943.282,35 em milhares) até 2018; 7,80 ou (6.309.573,44 em milhares) até 2019 e 7,70 ou (5.011.872,34 em milhares) até 2021.

Em relação aos pontos de mudança dos anos de 1995 e 1996, o crescente número de vacinados se deve sobretudo ao fato de que as décadas de 80 e 90 foram marcadas por várias campanhas de vacinação em relação a BCG, acompanhado do crescente índice de vacinados. Apesar de ser obrigatória para recém-nascidos, a vacina BCG - que protege contra as formas graves da tuberculose - registrou baixos índices de cobertura após o ano de 2015 até 2021. Segundo o Datasus, do Ministério da Saúde, o número de doses aplicadas do imunizante caiu de 105%, em 2015, para 68,6% em 2021 (GANDRA, 2022). Isso explica o índice praticamente constante de vacinados de 1997 até 2015 no Brasil e o seu decaimento gradual após esse mesmo ano, principalmente em 2018 e 2019, tendo uma alavancada apenas em 2021.

Figura 20 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Goiânia - Hepatite B. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).

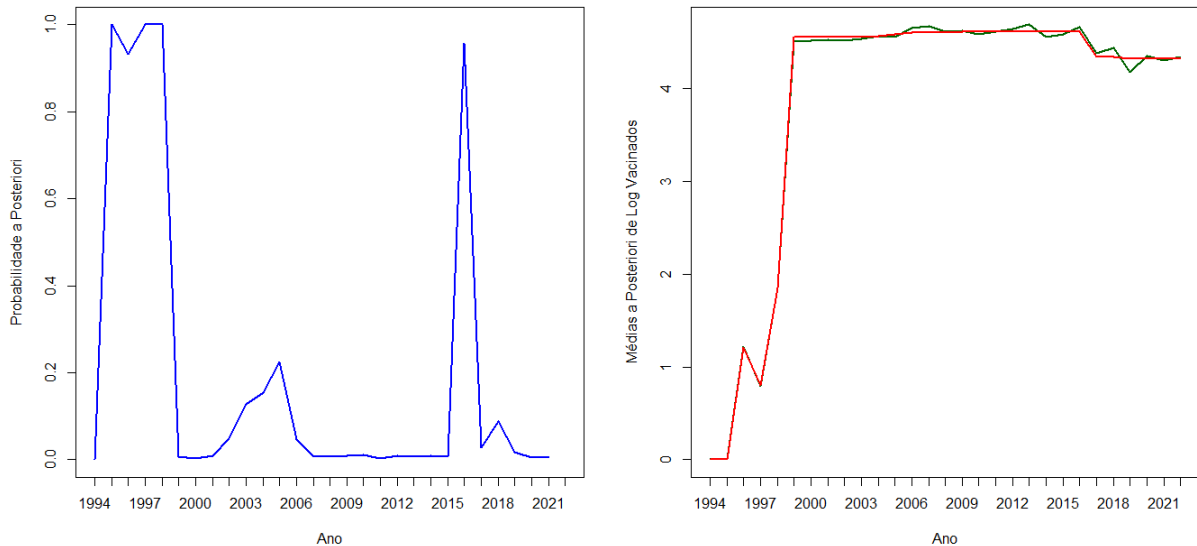


Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 20), possui probabilidades *a posteriori* acima de 0,5 (0,772; 1,0; 1,0 e 0,610), sugerindo respectivamente como pontos de mudança os anos de 1995, 1997, 1998 e 2016. Já o gráfico da direita, da mesma figura, indica que as médias *a posteriori* de vacinados (log) giram em torno de 0,10 ou (1,26 em milhares) até 1995; 0,40 ou (2,51 em milhares) até 1997; 3,0 ou (1000 em milhares) até 1998 e 5,0 ou (100.000 em milhares) até 2016.

A vacina contra hepatite B foi introduzida a partir de 1990 para pacientes politransfundidos e renais crônicos em tratamento em Centros de Diálise. Em 1991 a sua utilização foi ampliada para os profissionais de saúde. A partir de setembro de 1998 passou a fazer parte do calendário básico (Resolução SS-28 de 10-02-1999, corrigida em 03-03-1999)(SES/SP, 2024). A partir dessas informações, é possível deduzir que realmente houve um crescimento do número de doses aplicadas durante toda a década de 90, justificando os pontos de mudança para os anos de 1995, 1997 e 1998 em Goiânia. A partir de janeiro de 2016, os serviços de unidades de saúde adotam as alterações aprovadas pelo Programa Nacional de Imunizações (PNI) para o calendário básico de vacinação. Com isso, a vacinação de rotina introduz novos esquemas vacinais e algumas mudanças, como a extensão universal da vacina contra a Hepatite B para todas as faixas etárias (SESA/CE, 2015). Apesar do incentivo do PNI para crescimento do número de doses aplicadas, o número de pessoas que procuraram pela vacina da Hepatite B diminuiu relativamente nos anos seguintes a 2016 em Goiânia.

Figura 21 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Estado de Goiás - Hepatite B. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).

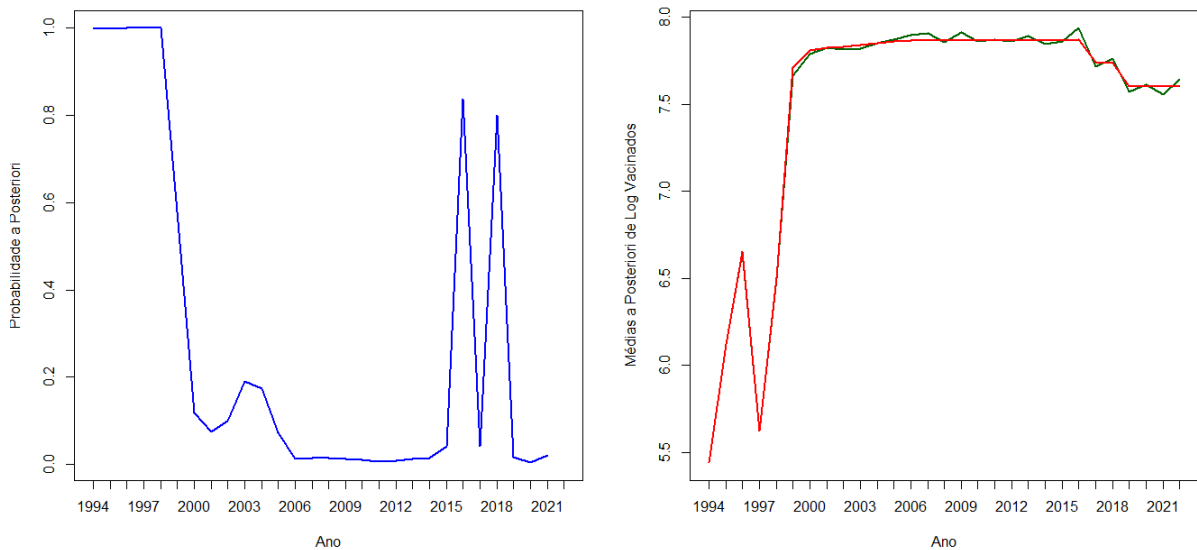


Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 21), possui probabilidades *a posteriori* acima de 0,5 (1,0; 0,926; 1,0; 1,0 e 0,960), sugerindo respectivamente como pontos de mudança os anos de 1995, 1996, 1997, 1998 e 2016. Já o gráfico da direita, da mesma figura, indica que as médias *a posteriori* de vacinados (log) giram em torno de 0,0 ou (1,0 em milhares) até 1995; 1,2 ou (2,51 em milhares) até 1996; 1,2 ou (15,85 em milhares) até 1997; 1,9 ou (79,43 em milhares) até 1998 e 4,5 ou (31.622,78 em milhares) até 2016.

O crescimento do número de doses aplicadas para a Hepatite B no Estado de Goiás foi acompanhado pelo crescimento em Goiânia, justificado pelo êxito da vacinação na década de 90. Daí o aparecimento de vários pontos de mudança como nos anos de 1995, 1996, 1997 e 1998. Para o ponto de mudança no ano de 2016, o gráfico do Estado de Goiás é semelhante ao de Goiânia. Apesar da vacinação permanecer crescente e constante de 1999 até 2016, o que se nota pós-2016 é um decaimento relativo de vacinados, mesmo com incentivos de políticas públicas como do PNI.

Figura 22 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Brasil - Hepatite B. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).



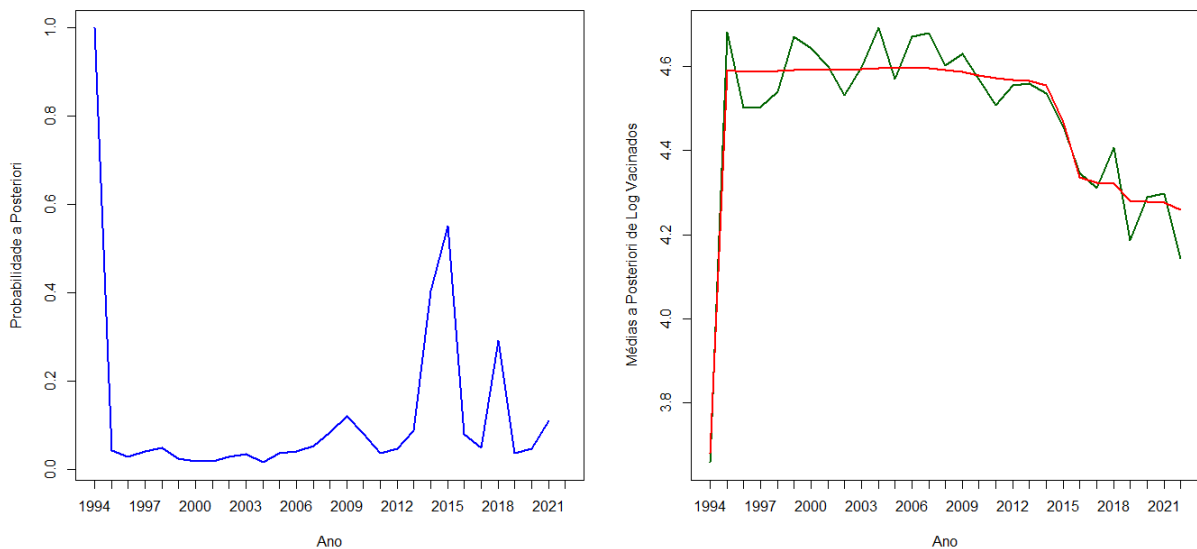
Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 22), possui probabilidades *a posteriori* acima de 0,5 (1,0; 1,0; 1,0; 1,0; 0,584; 0,848 e 0,774), sugerindo respectivamente como pontos de mudança os anos de 1995, 1996, 1997, 1998, 1999, 2016 e 2018. Já o gráfico da direita, da mesma figura, indica que as médias *a posteriori* de vacinados (log) giram em torno de 0,0 ou (1,0 em milhares) até 1995; 1,2 ou (2,51 em milhares) até 1996; 0,9 ou (7,94 em milhares) até 1997; 1,9 ou (79,43 em milhares) até 1998; 4,5 ou (31.622,78 em milhares) até 2016 e 4,2 ou (15.848,93 em milhares) até 2018.

Os pontos de mudança para os anos de 1995, 1997, 1998 e 2016 coincidiram para Goiânia, Estado de Goiás e Brasil. Além disso, as médias *a posteriori* estão muito próximas. Isso pode ser justificado principalmente devido a alguns fatores relacionados à consistência nos dados, similaridade nas tendências subjacentes e uniformidade de políticas públicas de vacinação. Os anos mencionados coincidem com períodos em que políticas de vacinação amplas e coordenadas foram implementadas no Brasil, como o Programa Nacional de Imunizações (PNI). Essas políticas frequentemente têm impacto uniforme em diferentes escalas geográficas (local, estadual e nacional), resultando em padrões similares nos dados do número de doses aplicadas. Além disso, os dados de vacinação de Goiânia, Estado de Goiás e Brasil estão intimamente relacionados, pois os dados de Goiânia contribuem para os dados estaduais de Goiás, que, por sua vez, fazem parte dos dados nacionais. Esse vínculo pode levar a médias *a posteriori* semelhantes, especialmente em períodos com mudanças significativas nas taxas de vacinação. Campanhas de vacinação frequentemente afetam simultaneamente diversas regiões devido à sua implementação

coordenada. Por exemplo, em 1997 e 1998, houve um esforço nacional para ampliar o número de doses aplicadas para a Hepatite B, o que pode ter resultado em mudanças consistentes nos níveis de vacinação. Modelos como os do pacote `bcp` identificam mudanças baseando-se nas variações de médias entre segmentos dos dados. Quando os padrões de mudança são muito marcantes (como um aumento significativo nos níveis de vacinação), o modelo tende a detectar essas mudanças de forma similar para diferentes conjuntos de dados com tendências correlacionadas. Outro fator a ser considerado é que os dados utilizados têm origem na mesma fonte (Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)), que utiliza metodologias padronizadas para coleta e consolidação. Isso reduz a variação devido a diferenças de metodologia, contribuindo para médias similares. Essas razões combinadas explicam por que os valores *a posteriori* calculados pelo modelo para esses anos apresentam proximidade nas três escalas geográficas.

Figura 23 – Resultados `bcp`: nº de doses aplicadas Goiânia - Poliomielite. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).

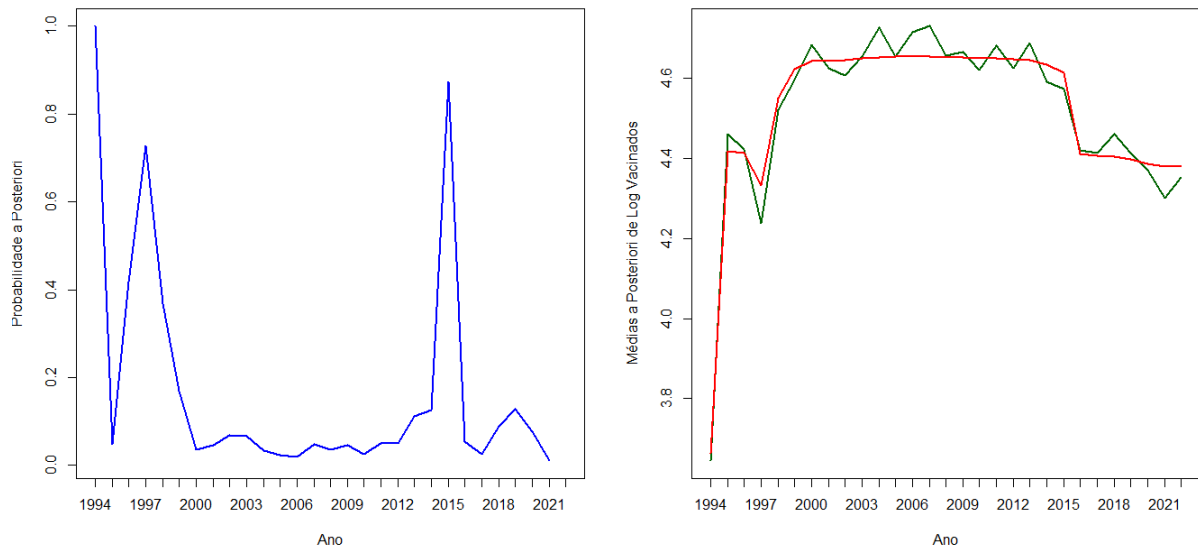


Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 23), possui probabilidade *a posteriori* acima de 0,5 (0,544), sugerindo como ponto de mudança o ano de 2015. Já o gráfico da direita, da mesma figura, indica que a média *a posteriori* de vacinados (log) gira em torno de 4,40 ou (25.118,86 em milhares) até 2015, e redução para 4,30 ou (19.952,62 em milhares) após o mesmo ano.

A queda do número de vacinados para a Poliomielite pós-2015 pode ter sido feita pela baixa procura do imunizante pela população de Goiânia e Brasil, já que houveram inclusive alerta do risco da volta da doença pela Fiocruz, conforme informado por Dandara (2022).

Figura 24 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Estado de Goiás - Poliomielite. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).

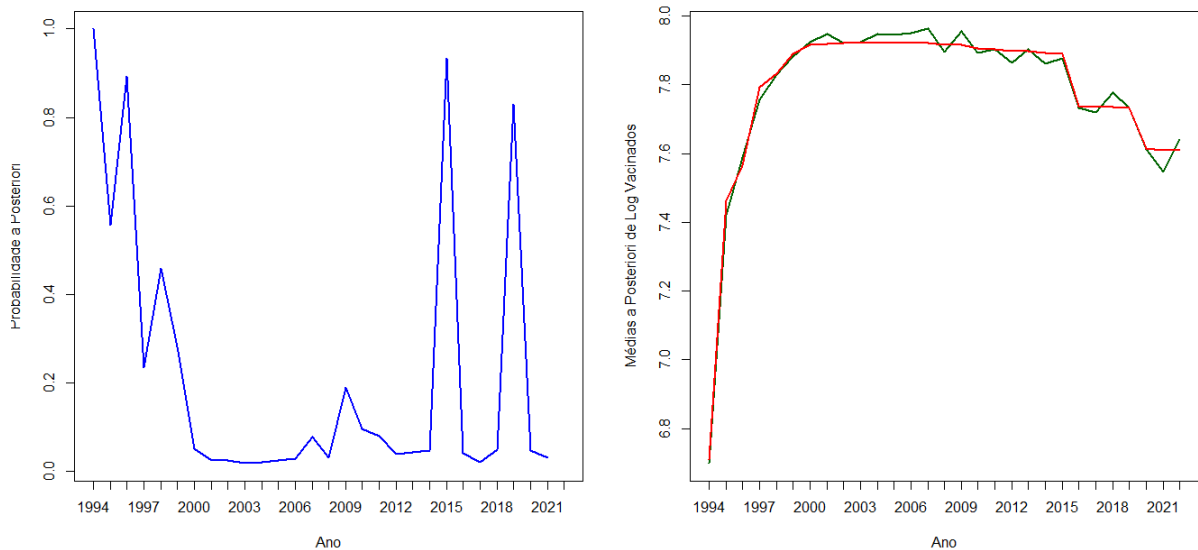


Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 24), possui probabilidades *a posteriori* acima de 0,5, ou seja, 0,646, sugerindo como ponto de mudança o ano de 1997 e 0,892, sugerindo como ponto de mudança o ano de 2015. Já o gráfico da direita, da mesma figura, indica que a média *a posteriori* de vacinados (log) gira em torno de 4,30 ou (19.952,62 em milhares) até 1997, e redução para 0,005 ou (1,0116 em milhares) após o mesmo ano. Já para 2015, a média *a posteriori* de vacinados (log) gira em torno de 4,50 ou (31.622,78 em milhares), e redução para 4,40 ou (25.118,86 em milhares) após o mesmo ano.

Conforme Paulo (1997) em 1996 e 1997, o Ministério da Saúde fez campanhas de vacinação contra a Poliomielite em duas fases. Todas as crianças menores de 5 anos, mesmo as que foram vacinadas na primeira fase da campanha, deveriam procurar um dos 130 mil postos de imunização do país para receber nova dose da vacina contra pólio. Isso sugere que a queda do número de doses aplicadas pós-1997 não foi por falta de incentivo por campanhas de vacinação, nem falta do imunizante, mas sim pela baixa procura da população pela vacina. E isso com certeza afetou também o Estado de Goiás. Como informado anteriormente, a queda do número de vacinados para a Poliomielite pós-2015 pode ter sido feita pela baixa procura do imunizante pela população de Goiânia, Estado de Goiás e Brasil, já que houveram inclusive alerta do risco da volta da doença pela Fiocruz, conforme informado por Dandara (2022).

Figura 25 – Resultados bcp: nº de doses aplicadas Brasil - Poliomielite. À esquerda probabilidades *a posteriori* de ponto de mudança. À direita, médias *a posteriori* (linha vermelha) sobreposta à série temporal (linha verde).



Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

O gráfico da esquerda (Figura 25), possui probabilidades *a posteriori* acima de 0,5, ou seja, 0,902, sugerindo como ponto de mudança o ano de 1996; 0,920, sugerindo como ponto de mudança o ano de 2015 e 0,786, sugerindo como ponto de mudança o ano de 2019. Já o gráfico da direita, da mesma figura, indica que a média *a posteriori* de vacinados (log) gira em torno de 7,60 ou (3.981.071,71 em milhares) até 1996, e aumento para 7,80 ou (6.309.573,44 em milhares) após o mesmo ano. Para 2015, a média *a posteriori* de vacinados (log) gira em torno de 7,90 ou (7.943.282,35 em milhares), e redução para 7,80 ou (6.309.573,44 em milhares) após o mesmo ano. Já para 2019, a média *a posteriori* de vacinados (log) gira em torno de 7,80 ou (6.309.573,44 em milhares), e redução para 7,60 ou (3.981.071,71 em milhares) após o mesmo ano.

Conforme o que foi dito para o Estado de Goiás, o ano de 1996 foi marcado por campanhas de vacinação em todo o território nacional, porém a redução do número de vacinados pós-1996 é deduzida pela baixa procura da população pelo imunizante. O mesmo pode-se dizer para pós-2015 e pós-2019.

### 3.3.1 Análise de convergência para o pacote bcp

A convergência das cadeias MCMC (Monte Carlo Markov Chain) foi avaliada por meio do fator de escala de redução potencial (*Rhat*) e da estatística de tamanho efetivo da amostra (*Neff*). Apenas as cadeias associadas aos pontos de mudança estimados foram consideradas na análise. Na métrica *Rhat* valores próximos de 1 indicam boa convergência, enquanto valores

significativamente maiores que 1 sugerem possíveis problemas. Os valores de *Neff* representam os tamanhos efetivos das amostras utilizadas na estimação. Valores mais altos indicam maior eficiência na amostragem. Além das duas estatísticas, foi utilizado o gráfico de trajetória das cadeias (*traceplot*) como diagnóstico visual, permitindo verificar a estacionariedade e ausência de tendências sistemáticas nas amostras geradas. Os gráficos *traceplot* estão presentes no Apêndice A. Os valores das estatísticas de convergência são apresentados nas Tabelas 3, 4 e 5 para as vacinas BCG, Hepatite B e Poliomielite respectivamente.

Tabela 3 – Valores de *Rhat* e *Neff* (Tamanho Efetivo) para os pontos de mudança estimados nas séries temporais da vacina BCG.

<b>Localidade</b>	<b>Ano</b>	<b>Rhat</b>	<b>Neff</b>
Goiânia	2015	1,0186	129,3367
Estado de Goiás	2014	1,0117	339,8414
Estado de Goiás	2015	1,0066	344,6476
Estado de Goiás	2019	1,0243	94,7119
Brasil	1995	1,0236	196,7405
Brasil	1996	1,0135	243,4445
Brasil	2015	1,0230	123,0892
Brasil	2018	1,0117	170,6473
Brasil	2019	1,0002	187,7158
Brasil	2021	1,0089	81,0604

Tabela 4 – Valores de *Rhat* e *Neff* (Tamanho Efetivo) para os pontos de mudança estimados nas séries temporais da vacina Hepatite B.

<b>Localidade</b>	<b>Ano</b>	<b>Rhat</b>	<b>Neff</b>
Goiânia	1995	1,0137	346,3365
Goiânia	1997	1,0095	400,8841
Goiânia	1998	1,0147	311,5250
Goiânia	2016	1,0013	205,9976
Estado de Goiás	1995	1,0002	315,4085
Estado de Goiás	1996	1,0045	441,8842
Estado de Goiás	1997	0,9992	438,0507
Estado de Goiás	1998	0,9992	222,2022
Estado de Goiás	2016	0,9994	340,5348
Brasil	1995	0,9995	550
Brasil	1996	0,9995	550
Brasil	1997	0,9994	258,3345
Brasil	1998	0,9994	258,3345
Brasil	1999	1,0009	378,2896
Brasil	2016	1,0154	452,5818
Brasil	2018	1,0341	274,6344

Tabela 5 – Valores de *Rhat* e *Neff* (Tamanho Efetivo) para os pontos de mudança estimados nas séries temporais da vacina Poliomielite.

<b>Localidade</b>	<b>Ano</b>	<b>Rhat</b>	<b>Neff</b>
Goiânia	2015	1.0021	82.8128
Estado de Goiás	1997	0,9993	138,3955
Estado de Goiás	2015	1,0072	162,1854
Brasil	1996	1,0083	253,9379
Brasil	2015	1,0046	241,4364
Brasil	2019	0,9983	234,5269

Os valores de *Rhat* e *Neff* apresentados nas três tabelas fornecem informações importantes sobre a convergência e a eficiência das amostras geradas pelos modelos aplicados às séries temporais das vacinas BCG, Hepatite B e Poliomielite. O *Rhat* é uma métrica que avalia a convergência dos modelos. Valores próximos de 1 indicam boa convergência, enquanto valores significativamente maiores que 1 sugerem possíveis problemas.

Na Tabela 3 (BCG), os valores de *Rhat* variam de 1,0002 a 1,0243, indicando que, em geral, os modelos convergiram adequadamente, com algumas oscilações leves acima de 1,02. Na Tabela 4 (Hepatite B), os valores de *Rhat* variam de 0,9992 a 1,0341. Apesar de a maioria estar próxima de 1, valores acima de 1,03 (como o de 2018 no Brasil) podem indicar ligeiras dificuldades de convergência em pontos específicos. Na Tabela 5 (Poliomielite), os valores de *Rhat* variam entre 0,9983 e 1,0083. Esses resultados mostram uma excelente convergência para os modelos associados a essa vacina.

Os valores de *Neff* representam os tamanhos efetivos das amostras utilizadas na estimação. Valores mais altos indicam maior eficiência na amostragem. Na Tabela 3 (BCG), os valores variam amplamente, desde 81,0604 até 344,6476. Os tamanhos efetivos mais baixos, como o de 81,0604, sugerem menor eficiência, mas ainda são suficientes para a validação do modelo. Na Tabela 4 (Hepatite B), os valores de *Neff* são consistentemente elevados, chegando a 550 em várias estimativas. Isso indica excelente eficiência amostral, mesmo nos pontos onde o *Rhat* é ligeiramente mais alto. Na Tabela 5 (Poliomielite), os valores de *Neff* variam de 82,8128 a 253,9379, indicando uma eficiência de moderada a boa na amostragem. Nenhum valor sugere ineficiência crítica.

De forma geral, os valores de *Rhat* e *Neff* indicam que os modelos convergiram adequadamente e geraram estimativas confiáveis para a maioria dos pontos de mudança. Apesar de pequenas variações, os resultados mostram que os modelos foram eficientes na estimação dos parâmetros, e os valores de *Rhat* e *Neff* estão dentro de faixas aceitáveis para análises Bayesianas. Apenas pequenos ajustes ou verificações adicionais podem ser necessários nos casos onde *Rhat* se aproxima ou excede ligeiramente 1,03, como na Tabela 4 para o Brasil em 2018.

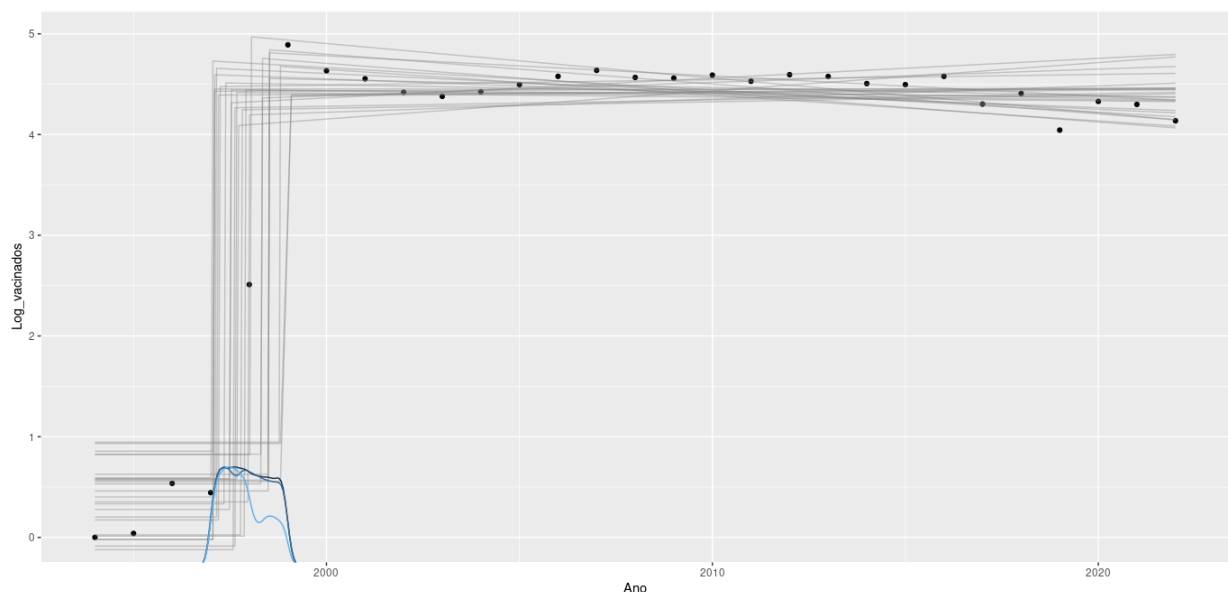
## 3.4 Pacote mcp

No pacote `mcp` do R, é possível modelar dados de contagem aplicando distribuições adequadas, como a *Poisson* ou a Binomial Negativa, que são recomendadas para dados de natureza discreta e para lidar com variâncias características de contagens. Isso permite construir modelos de pontos de mudança para contagens, como em dados de eventos ou incidências, onde a variabilidade é melhor capturada por essas distribuições em vez da normal. Essa abordagem Bayesiana possibilita uma análise de pontos de mudança, oferecendo inferências que consideram a incerteza dos parâmetros e das próprias mudanças detectadas nos dados (LINDELØV, 2024a).

Para os gráficos deste pacote será utilizada a função gaussiana com transformação logarítmica, que pode ser usada em dados de contagem para estabilizar a variância e tornar os dados mais próximos de uma distribuição normal, facilitando a modelagem e análise, especialmente em modelos de regressão. A transformação logarítmica é útil em dados onde a variabilidade aumenta com a média, uma característica comum em contagens. Ao aplicar essa transformação, a distribuição dos dados pode ser aproximada por uma normal, tornando apropriado o uso de uma função gaussiana no modelo ajustado (LINDELØV, 2024a).

Não foram identificados pontos de mudança significativos para o número de doses aplicadas da BCG e da Poliomielite. Também não foram observadas probabilidades *a posteriori* relevantes para essas vacinas. Essas probabilidades seriam necessárias para considerar algum local como ponto de mudança. Esse resultado sugere que o número de doses aplicadas para essas vacinas permaneceram estáveis ao longo do período analisado. A seguir serão analisados os gráficos do pacote `mcp` para a Hepatite B.

Figura 26 – Resultados fornecidos pelo pacote `mcp` à série de nº de doses aplicadas vacinados Hepatite B, Goiânia



Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Tabela 6 – Parâmetros populacionais estimados pelo modelo ajustado - Hepatite B, Goiânia.

Parâmetro	Est. Pontual	Lim. Inferior	Lim. Superior	Rhat	n_eff
<i>Ano_2</i>	-0,005	-0,035	0,023	1	411
<i>cp_1</i> (Ponto de Mudança)	1997,967	1997,014	2000	1	550
<i>int_1</i> (Intercepto Antes)	0,461	-0,096	1,10	1	718
<i>int_2</i> (Intercepto Depois)	4,496	4,069	4,90	1	377
<i>sigma_1</i> (Variabilidade)	0,445	0,326	0,580	1	3282

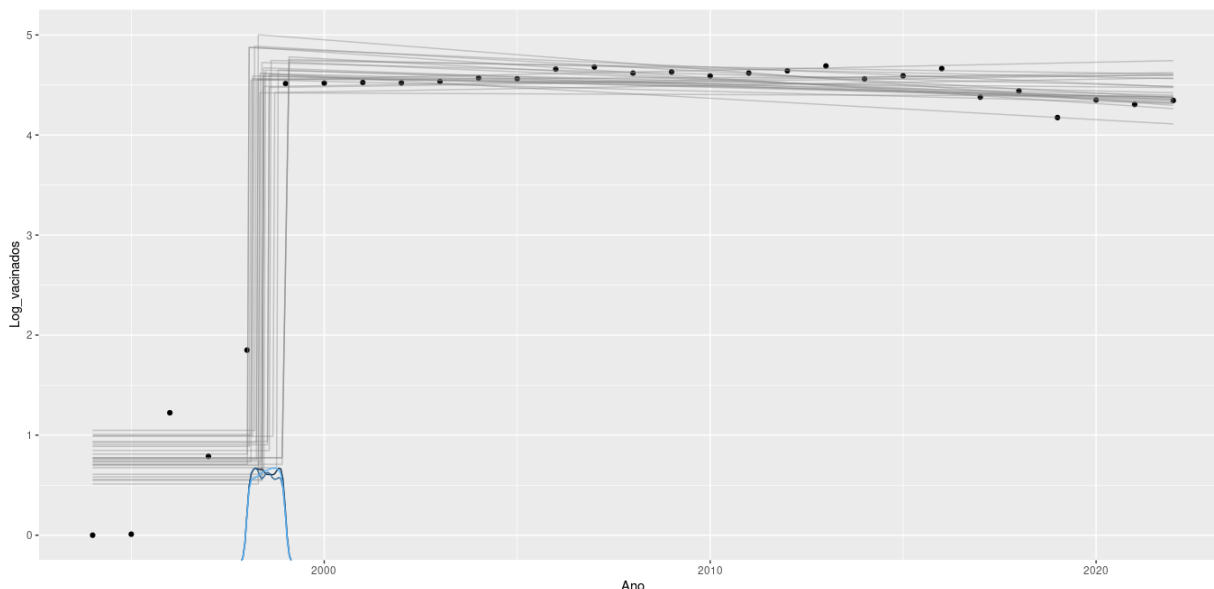
Os resultados encontrados para o gráfico da Figura 26 e da Tabela 6, indicam que o ponto de mudança estimado ocorre por volta do ano 1998 (estimativa pontual= 1997,967). O modelo ajustado no MCP utiliza uma abordagem probabilística que não limita os pontos de mudança a valores inteiros (como anos inteiros). Em vez disso, calcula a localização mais provável do ponto de mudança em um espaço contínuo. O valor 1997,967 significa que o ponto de mudança ocorre muito próximo de 1998. Esse pequeno valor decimal (0,967) é uma característica do ajuste contínuo, mas pode ser interpretado praticamente como o ano de 1998. O intervalo de credibilidade para o ponto de mudança (1997,014 a 2000) ajuda a entender a incerteza associada a essa estimativa. Vale ressaltar ainda que o valor 1997,014 reflete a estimativa pontual da localização do ponto de mudança, calculada a partir da distribuição *a posteriori* estimada pelo modelo MCP. Em modelos bayesianos como este, cada parâmetro possui uma distribuição *a posteriori* (estimada com base nos dados e nas suposições do modelo). A média *a posteriori* é o valor médio dessa distribuição e é usada como a melhor estimativa pontual para o parâmetro.

Os resultados também da Tabela 6 fornecem informações importantes, como a inclinação antes do ponto de mudança (*Ano\_2*), que é ligeiramente negativa (-0,005), sugerindo uma leve diminuição na variável resposta ao longo do tempo antes do ponto de mudança. Contudo, o intervalo de credibilidade é amplo (-0,035 a 0,023), incluindo zero, o que indica que não há evidências estatísticas robustas para uma tendência clara nesse período. Após o ponto de mudança, o intercepto (*int\_2*) é consideravelmente maior (4,496) em relação ao intercepto antes do ponto de mudança (*int\_1* = 0,461). Isso sugere um aumento significativo após a mudança. O intervalo de credibilidade para *int\_2* (4,069 a 4,90) é mais estreito, indicando maior certeza em relação a essa estimativa. A variabilidade dos dados (*sigma\_1*) é moderada, com uma média de 0,445 e um intervalo de credibilidade entre 0,326 e 0,580. Isso sugere que os dados ao redor da média são relativamente consistentes, o que aumenta a confiança nas tendências observadas. Todos os valores de *Rhat* estão exatamente iguais a 1, indicando uma excelente convergência do modelo. Os valores de *n\_eff* são altos, especialmente para *sigma\_1* (3282), confirmando que a amostragem foi eficiente e que as estimativas são confiáveis.

Ainda sobre os resultados encontrados da Tabela 6, podemos concluir que o ponto de mudança identificado em 1998 reflete uma alteração significativa nos níveis de doses aplicadas; O número de doses aplicadas aumentou substancialmente após esse ponto de mudança; A

inclinação após o ponto de mudança é incerta, mas o aumento nos níveis médios sugere que intervenções ou mudanças implementadas após 1998 tiveram um impacto positivo.

Figura 27 – Resultados fornecidos pelo pacote `mcp` à série de nº de doses aplicadas vacinados Hepatite B, Estado de Goiás



Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

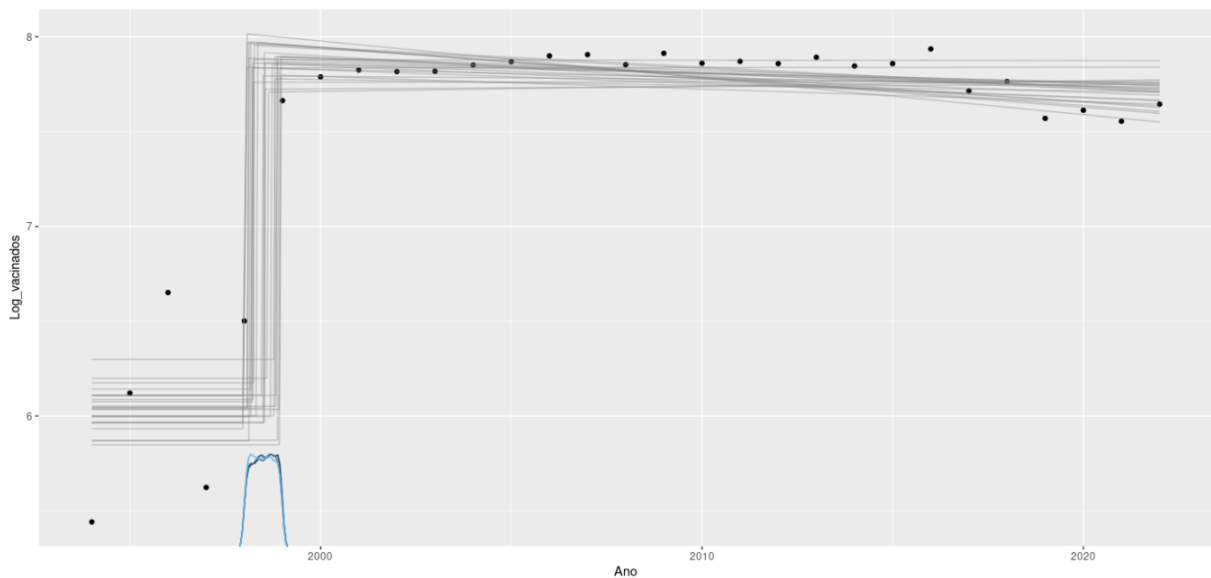
Tabela 7 – Parâmetros populacionais estimados pelo modelo ajustado - Hepatite B, Estado de Goiás.

Parâmetro	Est. Pontual	Lim. Inferior	Lim. Superior	Rhat	n_eff
<i>Ano_2</i> (Inclinação Antes)	-0,0079	-0,027	0,011	1	864
<i>cp_1</i> (Ponto de Mudança)	2000	1998,018	2000	1	6058
<i>int_1</i> (Intercepto Antes)	0,77	0,457	1,10	1	5645
<i>int_2</i> (Intercepto Depois)	4,60	4,352	4,90	1	886
<i>sigma_1</i> (Variabilidade)	0,350	0,257	0,45	1	3576

Os resultados encontrados para o gráfico da Figura 27 e da Tabela 7, indicam que o ponto de mudança estimado ocorre por volta do ano 2000, com maior concentração em 1998,018 a 2000. Isso sugere uma alteração significativa no comportamento da variável resposta nesse intervalo de tempo. A estimativa pontual da inclinação antes do ponto de mudança é ligeiramente negativa (-0,0079), sugerindo uma tendência de diminuição na variável resposta ao longo do tempo. Contudo, o intervalo de credibilidade (-0,027 a 0,011) inclui zero, indicando que não há evidências estatísticas robustas para confirmar uma tendência clara nesse período. O intercepto antes do ponto de mudança é 0,77, com intervalo de credibilidade entre 0,457 e 1,10, mostrando incertezas moderadas nessa estimativa. Este valor reflete a média da variável resposta antes da mudança. O intercepto após o ponto de mudança é significativamente maior (4,60), com um

intervalo mais estreito (4,352 a 4,90), o que indica maior confiança nessa estimativa. A diferença entre  $int\_1$  e  $int\_2$  sugere uma mudança substancial no comportamento da variável resposta, indicando aumento após o ponto de mudança. A variabilidade média dos dados é moderada (0,35), com um intervalo de credibilidade relativamente estreito (0,257 a 0,45). Esses valores mostram que os dados têm dispersão relativamente consistente em torno da média, permitindo maior confiança nas tendências observadas. Todos os valores de  $Rhat$  são iguais a 1, indicando uma excelente convergência do modelo. Os valores de  $n\_eff$  são altos, especialmente para  $cp\_1$  e  $sigma\_1$ , indicando eficiência na amostragem e maior confiabilidade nas estimativas.

Figura 28 – Resultados fornecidos pelo pacote `mcp` à série de nº de doses aplicadas vacinados Hepatite B, Brasil



Fonte: Sistema de Informação do Programa Nacional de Imunizações (SI-PNI/CGPNI/DEIDT/SVS/MS)

Tabela 8 – Parâmetros populacionais estimados pelo modelo ajustado - Hepatite B, Brasil.

Parâmetro	Est. Pontual	Lim. Inferior	Lim. Superior	Rhat	n_eff
$Ano\_2$ (Inclinação Antes)	-0,0062	-0,02	0,0066	1	832
$cp\_1$ (Ponto de Mudança)	2000	1998,020	2000	1	6040
$int\_1$ (Intercepto Antes)	6,10	5,85	6,30	1	4995
$int\_2$ (Intercepto Depois)	7,90	7,68	8,10	1	845
$sigma\_1$ (Variabilidade)	0,240	0,18	0,31	1	3322

Os resultados encontrados para o gráfico da Figura 28 e da Tabela 8, indicam que o ponto de mudança foi estimado em torno do ano 2000, com um intervalo de credibilidade bastante estreito (1998,020 a 2000), indicando alta certeza sobre a localização da mudança. O elevado valor de  $n\_eff$  (6040) reforça a precisão dessa estimativa. O valor estimado de  $-0,0062$  indica uma leve tendência de diminuição antes do ponto de mudança. Contudo, o intervalo de credibilidade

amplo ( $-0,020$  a  $0,0066$ ) inclui zero, o que demonstra que a evidência para essa tendência não é estatisticamente robusta. O intercepto antes do ponto de mudança é  $6,10$ , enquanto após a mudança é significativamente maior ( $7,90$ ), com intervalos de credibilidade ( $5,85$  a  $6,30$  para  $int\_1$  e  $7,68$  a  $8,10$  para  $int\_2$ ). Essa diferença indica um aumento claro na variável resposta após o ponto de mudança. O valor estimado médio de  $\sigma\_1$  é  $0,24$ , com um intervalo de credibilidade ( $0,18$  a  $0,31$ ). Essa variabilidade é relativamente baixa, o que sugere consistência nos dados em torno da média. Todos os valores de  $Rhat$  são iguais a  $1$ , indicando que as cadeias MCMC convergiram adequadamente. Os valores elevados de  $n\_eff$  para todos os parâmetros, especialmente para  $cp\_1$  ( $6040$ ) e  $\sigma\_1$  ( $3322$ ), confirmam a eficiência da amostragem e a confiabilidade das estimativas.

Dos resultados encontrados nos três gráficos e tabelas para o número de doses aplicadas da Hepatite B, chega-se a conclusão de que os números foram praticamente os mesmos. Foi obtido apenas um único ponto de mudança para Goiânia, no caso o ano de 1998, e um único ponto de mudança para Estado de Goiás e Brasil, ambos em 2000. Esses pontos se justificam conforme já mencionado anteriormente, considerando que a década de 90 foi marcada por um esforço crescente em expandir o número de doses aplicadas para a Hepatite B no Brasil até o ano 2000, com campanhas amplas e aprimoramento dos sistemas de distribuição de vacinas.

### 3.5 Comparação entre os pacotes estatísticos aplicados

Ao compararmos os pacotes `changeoint`, `changeoint.np`, `bcp` e `mcp`, utilizados neste estudo para análise de séries temporais referente ao número de doses aplicadas, foi possível verificar suas características fundamentais, principalmente em se tratando da quantidade de mudanças identificadas, semelhanças e diferenças nas regiões exploradas e o que revelou cada pacote nos resultados.

Observou-se no `changeoint` por exemplo, que ao ser analisado, esse pacote trouxe pouca eficiência na detecção dos pontos de mudança, haja visto que o mesmo detectou apenas um único ponto de mudança para Goiânia, Estado de Goiás e Brasil, e para apenas um tipo de vacina, a Hepatite B. Ao contrário do que foi encontrado para o `changeoint`, o pacote `changeoint.np`, que utiliza métodos não paramétricos, apresentou melhor eficiência em relação a detecção de pontos de mudança. Isso possivelmente ocorreu porque, ao contrário do seu correspondente paramétrico, o `changeoint.np` mostrou-se mais sensível a mudanças na estrutura dos dados. Daí, a gama enorme de pontos de mudança encontrados. Em relação ao `bcp`, foi possível notar que este pacote apresentou a maior quantidade de pontos de mudança entre todos os pacotes utilizados. Vale destacar o número de doses aplicadas e implantadas em todo o Brasil, em meados e final dos anos 90, tanto para a BCG, Hepatite B e Poliomielite. O `bcp` também indicou semelhanças de pontos de mudança para o ano de 2015, em Goiânia, Estado de Goiás e Brasil. Já o pacote `mcp`, similarmente ao pacote `changeoint`, apresentou

pontos de mudança apenas para a vacina da Hepatite B, indicando também que o final da década de 90 (1998) e início dos anos 2000 foi marcado pela evolução do número de doses aplicadas em Goiânia, Estado de Goiás e em todo território nacional.

Em se tratando dos resultados apresentados, nota-se que o pacote `changeoint` foi menos eficiente para a localização de pontos de mudança. Não conseguiu identificar pontos de mudança para todas as vacinas e um único ponto de mudança foi encontrado para Goiânia, Estado de Goiás e Brasil. Isso quer dizer que ele é um pacote mais adequado quando se trata de séries com alterações mais bem definidas. Apesar de não ser muito vantajoso para este estudo, dependendo de como é utilizado, pode ser útil para séries temporais mais simples, com pouca variabilidade e com mudanças mais precisas. Já o pacote `changeoint.np` mostrou-se mais eficiente que o `changeoint`, pois apresentou pontos de mudança em todas as localidades e para todas as vacinas (BCG, Hepatite B e Poliomielite). Percebeu-se também que, assim como o `changeoint`, o `changeoint.np` também apresentou pontos de mudança localizados na década e 90 (1996 e 1998). Daí a proximidade de resultados dos dois pacotes, principalmente entre Goiânia, Estado de Goiás e Brasil. O `changeoint.np` ainda apresentou vários pontos de mudança variando nos anos 2000, principalmente no período de 2003 e 2014, o que sugere que houve incentivo de políticas públicas de saúde para o número de doses aplicadas durante esses anos.

Para o pacote `bcp`, o excesso de localização de pontos de mudança se deu sobretudo com a utilização de valores de probabilidade *a posteriori*, o que significa dizer que esse pacote reflete variações menores nos dados. Já o `mcp` demonstrou-se mais detalhado, apesar de ter identificado um número mínimo de pontos de mudança para Goiânia, Estado de Goiás e Brasil, tendo como base inferências Bayesianas. O pacote ainda permitiu que fossem explorados não apenas os pontos de mudança, mas também as tendências e variabilidades antes e depois desses pontos.

Em suma, o pacote `changeoint` apresentou-se como menos eficiente, abordando menos pontos de mudanças e pouco detalhamento. O `changeoint.np` por sua vez, identificou mais mudanças que o pacote `changeoint`, isso principalmente à sua natureza não paramétrica. O `bcp` detectou o maior número de pontos de mudanças, enquanto o `mcp` ofereceu menores pontos de mudanças, porém apresentou-se como uma solução para resultados em análises mais detalhadas e fundamentadas em modelagem Bayesiana. Através das características de cada pacote, conclui-se que a escolha do pacote mais adequado se dá com base no objetivo específico que se quer analisar e nas características dos dados apresentados.

# Conclusão

O principal objetivo deste trabalho, foi sem dúvida, esclarecer da melhor forma possível, a identificação de pontos de mudança em séries temporais para o número de doses aplicadas em Goiânia, no Estado de Goiás e no Brasil. Buscou-se verificar como as séries temporais se comportavam quando ocorriam períodos de crescimento, redução ou estabilização do número de vacinados. Procurou-se também verificar como a população das localidades pesquisadas se comportavam ao longo dos anos de 1994 a 2022, em relação ao número de doses aplicadas para doenças como a BCG, Hepatite B e Poliomielite. Aliás, o estudo relacionado ao número de doses aplicadas dessas doenças é de grande importância para o calendário nacional de vacinação. Foram feitas comparações dos resultados encontrados com fatos históricos e políticas públicas de saúde no período mencionado. Para que o estudo se tornasse mais complexo e detalhado, foi utilizado pacotes do *software* R, tanto Clássicos quanto Bayesianos, afim de que fosse verificado a eficiência desses pacotes para detecção de pontos de mudança em uma série temporal.

Os resultados obtidos pelos pacotes, revelaram pontos de mudança muito importantes, tanto em termos de localização quanto ao número de doses aplicadas. As séries temporais também se mostraram com comportamentos bastante distintos, ora com crescimento, ora com redução ou estabilização dos dados de doses aplicadas. Ficou evidenciado que quando comparadas as localizações (Goiânia, Estado de Goiás e o Brasil), semelhanças ocorreram nos padrões de mudança para determinadas vacinas, embora com pequenas variações nos anos identificados. Os pontos de mudança encontrados foram justificados vinculando-se a fatores históricos, com base por exemplo, no aumento de programas nacionais de vacinação e utilização de estratégias de imunização, sejam elas municipais, estaduais ou mesmo nacional. Ficou evidenciado que quando se faz a identificação de padrões e mudanças no número de doses aplicadas, é possível realizar um planejamento estratégico mais eficaz para campanhas de vacinação e intervenções em períodos de redução de dados, influenciando diretamente sobre o percentual de vacinados.

Foi comprovado neste estudo, que os 4 modelos de pacotes empregados, demonstraram ser eficazes na identificação de ao menos um ou múltiplos pontos de mudança. No entanto, três deles (*changepoint*, *bcp* e *mcp*) necessitaram de transformações com o uso de logaritmos para adequação dos dados, um Clássico e dois Bayesianos. Isso leva a crer que os modelos Bayesianos são mais limitados quanto ao uso de dados de contagem. Vale ressaltar que não foram utilizados dados simulados para explorar melhor o desempenho dos 4 modelos. Não foram feitas comparações entre gráficos de controle estatísticos tradicionais e modelos de pontos de mudança, nem gráficos para análise de sensibilidade. Para análise dos dados, também não foram criados gráficos de séries temporais sobrepostos com médias móveis, para destacar tendências e variações ao longo do tempo. A limitação quanto ao uso de pacotes estatísticos também é outro fator que poderia ser explorado, fazendo-se do uso de outros pacotes interessantes para a

testagem dos dados. Todas essas sugestões poderão ser utilizadas, caso necessário, em estudos futuros.

Este estudo também poderia ser mais complexo, caso algumas vacinas de grande importância para o Calendário Nacional de Imunizações pudessem também ser inclusas. Em função da ausência de dados suficientes no decorrer do período de 1994 a 2022, isso não foi possível. Para estudos futuros, seria ideal fazer uma análise comparativa da eficiência do uso dos modelos em dados simulados e incluir outras vacinas, ou até mesmo outras regiões estratégicas. Isso com certeza, ofereceria uma melhor compreensão dos fatores que afetam os índices de vacinação no Brasil.

Conforme mencionado anteriormente, este estudo procurou explorar a análise do número de doses aplicadas fazendo-se do uso de 4 modelos estatísticos, cujo foco principal foi a identificação e interpretação de pontos de mudança em séries temporais. A identificação de pontos de mudança pode servir como um alerta para possíveis situações que exigem atenção imediata. O estudo também procurou abordar os resultados principais que foram encontrados, reforçando a ideia de que a análise estatística é fundamental nos dias de hoje, contribuindo não só no controle de dados de doses aplicadas, mas também no planejamento e nas melhorias de futuras políticas de saúde pública. Através deste estudo, procurou-se utilizar a estatística não só como uma ferramenta para resolver problemas reais, mas também como uma saída em prol de uma gestão governamental mais eficiente em relação a saúde coletiva, trazendo em contrapartida, benefícios para a população.

# Referências

- AMINIKHANGHAHI, S.; COOK, D. J. A survey of methods for time series change point detection. **Knowledge and information systems**, Springer, v. 51, n. 2, p. 339–367, 2017. Citado 4 vezes nas páginas 1, 2, 3 e 4.
- AUE, A.; HORVÁTH, L. Structural breaks in time series. **Journal of Time Series Analysis**, Wiley Online Library, v. 34, n. 1, p. 1–16, 2013. Citado na página 1.
- AUGER, I. E.; LAWRENCE, C. E. Algorithms for the optimal identification of segment neighborhoods. **Bulletin of mathematical biology**, Elsevier, v. 51, n. 1, p. 39–54, 1989. Citado na página 16.
- BARRY, D.; HARTIGAN, J. A. A bayesian analysis for change point problems. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis, v. 88, n. 421, p. 309–319, 1993. Citado na página 19.
- BAUWENS, L.; ROMBOUTS, J. V. On marginal likelihood computation in change-point models. **Computational Statistics & Data Analysis**, Elsevier, v. 56, n. 11, p. 3415–3429, 2012. Citado na página 3.
- BOSC, M. *et al.* Automatic change detection in multimodal serial mri: application to multiple sclerosis lesion evolution. **NeuroImage**, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 643–656, 2003. Citado na página 3.
- CHAPMAN, J.-L.; ECKLEY, I.; KILLICK, R. A nonparametric approach to detecting changes in variance in locally stationary time series. **Environmetrics**, Wiley Online Library, v. 31, n. 1, p. e2576, 2020. Citado na página 1.
- CHEN, H.; ZHANG, N. Graph-based change-point detection. **The Annals of Statistics** 2015, v. 43, n. 1, p. 139–176, 2015. Citado na página 1.
- CHOWDHURY, M. F. R.; SELOUANI, S.-A.; O’SHAUGHNESSY, D. Bayesian on-line spectral change point detection: a soft computing approach for on-line asr. **International Journal of Speech Technology**, Springer, v. 15, p. 5–23, 2012. Citado na página 4.
- CUF. **Poliomielite**. 2024. Disponível em: <<https://www.cuf.pt/saude-a-z/poliomielite>>. Acesso em: 14/11/2024. Citado na página 30.
- DANDARA, L. **Pesquisadores da Fiocruz alertam para risco de retorno da poliomielite no Brasil**. 2022. Disponível em: <<https://portal.fiocruz.br/noticia/pesquisadores-da-fiocruz-alertam-para-risco-de-retorno-da-poliomielite-no-brasil>>. Acesso em: 12/11/2024. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.
- DAVIS, R. A.; LEE, T. C. M.; RODRIGUEZ-YAM, G. A. Structural break estimation for nonstationary time series models. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis, v. 101, n. 473, p. 223–239, 2006. Citado na página 1.
- DUCRÉ-ROBITAILLE, J.-F.; VINCENT, L. A.; BOULET, G. Comparison of techniques for detection of discontinuities in temperature series. **International Journal of Climatology: A**

**Journal of the Royal Meteorological Society**, Wiley Online Library, v. 23, n. 9, p. 1087–1101, 2003. Citado na página 3.

ERDMAN, C.; EMERSON, J. W. bcp: An r package for performing a bayesian analysis of change point problems. **Journal of Statistical Software**, v. 23, p. 1–13, 2007. Citado na página 19.

FRYZLEWICZ, P. Wild binary segmentation for multiple change-point detection. 2014. Citado na página 16.

GALLAGHER, C.; LUND, R.; ROBBINS, M. Changepoint detection in daily precipitation data. **Environmetrics**, Wiley Online Library, v. 23, n. 5, p. 407–419, 2012. Citado na página 1.

GANDRA, A. **Vacina contra tuberculose, BCG registra baixa cobertura no Brasil**. 2022. Disponível em: <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/saude/noticia/2022-07/vacina-contra-tuberculose-bcg-registra-baixa-cobertura-no-brasil>>. Acesso em: 12/11/2024. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32.

GRAHAM, B. S. Rapid covid-19 vaccine development. **Science**, American Association for the Advancement of Science, v. 368, n. 6494, p. 945–946, 2020. Citado na página 5.

HAMBORSKY, J.; KROGER, A. *et al.* **Epidemiology and prevention of vaccine-preventable diseases, E-Book: The Pink Book**. Washington: Public Health Foundation, 2015. Citado na página 5.

HAWKINS, D. M. Fitting multiple change-point models to data. **Computational Statistics & Data Analysis**, Elsevier, v. 37, n. 3, p. 323–341, 2001. Citado na página 3.

HAYNES, K.; FEARNHEAD, P.; ECKLEY, I. A. A computationally efficient nonparametric approach for changepoint detection. **Statistics and computing**, Springer, v. 27, p. 1293–1305, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.

ITOH, N.; KURTHS, J. Change-point detection of climate time series by nonparametric method. In: **Proceedings of the world congress on engineering and computer science**. San Francisco, USA: WCECS, 2010. v. 1, p. 445–448. Citado na página 3.

KILLICK, R. **Methods for Changepoint Detection**. 2024. Disponível em: <<https://github.com/rkillick/changepoint/>>. Acesso em: 23/11/2024. Citado na página 16.

KILLICK, R.; ECKLEY, I. A. changepoint: An r package for changepoint analysis. **Journal of statistical software**, v. 58, p. 1–19, 2014. Citado na página 16.

KILLICK, R.; FEARNHEAD, P.; ECKLEY, I. A. Optimal detection of changepoints with a linear computational cost. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis, v. 107, n. 500, p. 1590–1598, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 25.

LINDELØV, J. mcp: An r package for regression with multiple change points. URL <https://osf.io/fzqxv>, 2020. Citado 3 vezes nas páginas 4, 21 e 23.

LINDELØV, J. mcp: An r package for regression with multiple change points. **OSF Preprints**, 2020. Citado na página 21.

LINDELØV, J. **Binomial change point analysis; Poisson change point analysis; Binomial change point analysis**. 2024. Disponível em: <<https://lindeloev.github.io/mcp/articles/binomial.html>>. Acesso em: 15/11/2024. Citado na página 41.

LINDELØV, J. **An overview of change point packages in R**. 2024. Disponível em: <<https://lindeloev.github.io/mcp/articles/packages.html>>. Acesso em: 23/11/2024. Citado 3 vezes nas páginas 16, 19 e 21.

LYNCH, S. M.; BROWN, J. S. A new approach to estimating life tables with covariates and constructing interval estimates of life table quantities. **Sociological Methodology**, Wiley Online Library, v. 35, n. 1, p. 177–225, 2005. Citado na página 4.

MACIEL, P. F. **Assimetria e curtose dos dados**. 2021. Disponível em: <<https://blog.proffernandamaciel.com.br/assimetria-e-curtose-dos-dados/>>. Acesso em: 01/12/2024. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.

MALLADI, R.; KALAMANGALAM, G.; AAZHANG, B. Online bayesian change point detection algorithms for segmentation of epileptic activity. In: **Conference Record - Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers**. Pacific Grove, CA, USA: Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2013. p. 1833–1837. ISBN 978-1-4799-2390-8. Citado na página 3.

MARTZ, H. F. Reliability theory. Elsevier, 2003. Citado na página 4.

MONTAÑEZ, G. D.; AMIZADEH, S.; LAPTEV, N. P. Inertial hidden markov models: Modeling change in multivariate time series. In: **AAAI Conference on Artificial Intelligence**. [s.n.], 2015. Disponível em: <<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:13741113>>. Citado na página 1.

MUGGEO, V. M. Modeling temperature effects on mortality: multiple segmented relationships with common break points. **Biostatistics**, Oxford University Press, v. 9, n. 4, p. 613–620, 2008. Citado na página 1.

NORDLI, Ø. *et al.* Long-term temperature trends and variability on spitsbergen: the extended svalbard airport temperature series, 1898–2012. **Polar research**, Taylor & Francis, v. 33, n. 1, p. 21349, 2014. Citado na página 1.

PAGE, E. A test for a change in a parameter occurring at an unknown point. **Biometrika**, JSTOR, v. 42, n. 3/4, p. 523–527, 1955. Citado na página 3.

PAGE, E. S. Continuous inspection schemes. **Biometrika**, JSTOR, v. 41, n. 1/2, p. 100–115, 1954. Citado na página 16.

PAULO, F. d. S. **Campanha de vacinação acontece hoje**. 1997. Disponível em: <<https://www1.folha.uol.com.br/fsp/1997/10/25/cotidiano/17.html>>. Acesso em: 15/11/2024. Citado na página 37.

PEREIRA SUSAN M SOUZA DANTAS, O. M. X. R. B. M. L. Vacina bcg contra tuberculose: efeito protetor e políticas de vacinação. **Revista de Saúde Pública**, 2007. ISSN 0034-8910. Disponível em: <<https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=67240164009>>. Citado na página 27.

PERREAULT, L. *et al.* Bayesian change-point analysis in hydrometeorological time series. part 1. the normal model revisited. **Journal of Hydrology**, Elsevier, v. 235, n. 3-4, p. 221–241, 2000. Citado na página 4.

PICARD, R. G. Patterns of state intervention in western press economics. **Journalism Quarterly**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 62, n. 1, p. 3–30, 1985. Citado na página 1.

R Core Team. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2023. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>. Citado na página 4.

RADKE, R. J. *et al.* Image change detection algorithms: a systematic survey. **IEEE transactions on image processing**, IEEE, v. 14, n. 3, p. 294–307, 2005. Citado na página 4.

REEVES, J. *et al.* A review and comparison of changepoint detection techniques for climate data. **Journal of applied meteorology and climatology**, v. 46, n. 6, p. 900–915, 2007. Citado na página 3.

RYBACH, D. *et al.* Audio segmentation for speech recognition using segment features. In: IEEE. **2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing**. Taipei: IEEE, 2009. p. 4197–4200. Citado na página 4.

SAÚDE, M. d. **Portaria nº 597, de 08 de abril de 2004**. 2004. Disponível em: <[https://bvsmis.saude.gov.br/bvs/saudelegis/gm/2004/prt0597\\_08\\_04\\_2004.html](https://bvsmis.saude.gov.br/bvs/saudelegis/gm/2004/prt0597_08_04_2004.html)>. Acesso em: 12/11/2024. Citado na página 28.

SAÚDE, M. d. **Vacina BCG completa 44 anos de imunização da população brasileira contra a tuberculose**. 2021. Disponível em: <<https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/noticias/2021/julho/vacina-bcg-completa-44-anos-de-imunizacao-da-populacao-brasileira-contr-a-tuberculose-3>>. Acesso em: 14/11/2024. Citado na página 27.

SAÚDE, M. d. **Portaria SECTICS/MS nº 25, de 18 de maio de 2023**. 2023. Disponível em: <[https://bvsmis.saude.gov.br/bvs/saudelegis/sctie/2023/prt0025\\_22\\_05\\_2023.html](https://bvsmis.saude.gov.br/bvs/saudelegis/sctie/2023/prt0025_22_05_2023.html)>. Acesso em: 12/11/2024. Citado na página 28.

SAÚDE, M. d. **Ministério da Saúde - Vacinação do Calendário Nacional**. 2025. Disponível em: <[https://infoms.saude.gov.br/extensions/SEIDIGI\\_DEMAS\\_VACINACAO\\_CALENDARIO\\_NACIONAL\\_RESIDENCIA/SEIDIGI\\_DEMAS\\_VACINACAO\\_CALENDARIO\\_NACIONAL\\_RESIDENCIA.html](https://infoms.saude.gov.br/extensions/SEIDIGI_DEMAS_VACINACAO_CALENDARIO_NACIONAL_RESIDENCIA/SEIDIGI_DEMAS_VACINACAO_CALENDARIO_NACIONAL_RESIDENCIA.html)>. Acesso em: 01/12/2024. Citado na página 7.

SAÚDE, M. da. **Programa Nacional de Imunizações - Vacinação**. 2024. Disponível em: <<https://www.gov.br/saude/pt-br/aceso-a-informacao/acoes-e-programas/pni>>. Acesso em: 21/05/2024. Citado na página 6.

SES-SP. **Vacina contra Hepatite B**. 2007. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rsp/a/TgR5F8dg5Lqm7mb9rSGJ8jp/?lang=pt#:~:text=Desde%201998%2C%20o%20Programa%20Nacional,na%20preven%C3%A7%C3%A3o%20da%20infec%C3%A7%C3%A3o%20vertical.>>> Acesso em: 10/11/2024. Citado na página 25.

SESA. **Estado tem segundo ano consecutivo de alcance da meta vacinal da BCG**. 2024. Disponível em: <<https://saude.es.gov.br/Not%C3%ADcia/estado-tem-segundo-ano-consecutivo-de-alcance-da-meta-vacinal-da-bcg#:~:text=Em%202019%2C%20a%20cobertura%20da,deste%20imunizante%2C%20isso%20em%202022.>>> Acesso em: 13/11/2024. Citado na página 32.

SESA/CE. **Calendário básico de vacinação muda em 2016**. 2015. Disponível em: <<https://www.saude.ce.gov.br/2015/12/16/calendario-basico-de-vacinacao-muda-em-2016/>>. Acesso em: 14/11/2024. Citado na página 33.

SES/SP. **Calendário de Vacinação no Estado de São Paulo**. 2024. Disponível em: <[https://www.saude.sp.gov.br/resources/cve-centro-de-vigilancia-epidemiologica/areas-de-vigilancia/imunizacao/doc/imuni\\_shcalen.htm#:~:text=A%20vacina%20contra%20hepatite%20B,para%20os%20profissionais%20de%20sa%C3%BAde](https://www.saude.sp.gov.br/resources/cve-centro-de-vigilancia-epidemiologica/areas-de-vigilancia/imunizacao/doc/imuni_shcalen.htm#:~:text=A%20vacina%20contra%20hepatite%20B,para%20os%20profissionais%20de%20sa%C3%BAde)>. Acesso em: 14/11/2024. Citado na página 33.

SHI, X. *et al.* A comparison of single and multiple changepoint techniques for time series data. **Computational Statistics & Data Analysis**, Elsevier, v. 170, p. 107433, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 3.

SHIMAKURA, S. **Coeficiente de variação**. 2005. Disponível em: <<http://leg.ufpr.br/~silvia/CE701/node24.html>>. Acesso em: 27/11/2024. Citado na página 13.

STASINOPOULOS, D.; RIGBY, R. Detecting break points in generalised linear models. **Computational Statistics & Data Analysis**, Elsevier, v. 13, n. 4, p. 461–471, 1992. Citado na página 1.

STAUDACHER, M. *et al.* A new method for change-point detection developed for on-line analysis of the heart beat variability during sleep. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Elsevier, v. 349, n. 3-4, p. 582–596, 2005. Citado na página 3.

WANG, X.; EMERSON, J. W. Bayesian change point analysis of linear models on graphs. **arXiv preprint arXiv:1509.00817**, 2015. Citado na página 19.

WANG, X.; ERDMAN, C.; EMERSON, J. W. **bcp: Performs a Bayesian analysis of change point problems**. 2019. Disponível em: <<https://rdrr.io/cran/bcp/man/bcp.html>>. Acesso em: 24/11/2024. Citado na página 19.

YANG, P.; DUMONT, G.; ANSERMINO, J. M. Adaptive change detection in heart rate trend monitoring in anesthetized children. **IEEE transactions on biomedical engineering**, IEEE, v. 53, n. 11, p. 2211–2219, 2006. Citado na página 3.

YOU, S.-H. *et al.* Change point analysis for detecting vaccine safety signals. **Vaccines**, MDPI, v. 9, n. 3, p. 206, 2021. Citado na página 5.

## 4 Apêndice A

### 4.1 Gráficos para análise de convergência do pacote `bcp`

Figura 29 – Convergência nos pontos de mudança para os gráficos BCG

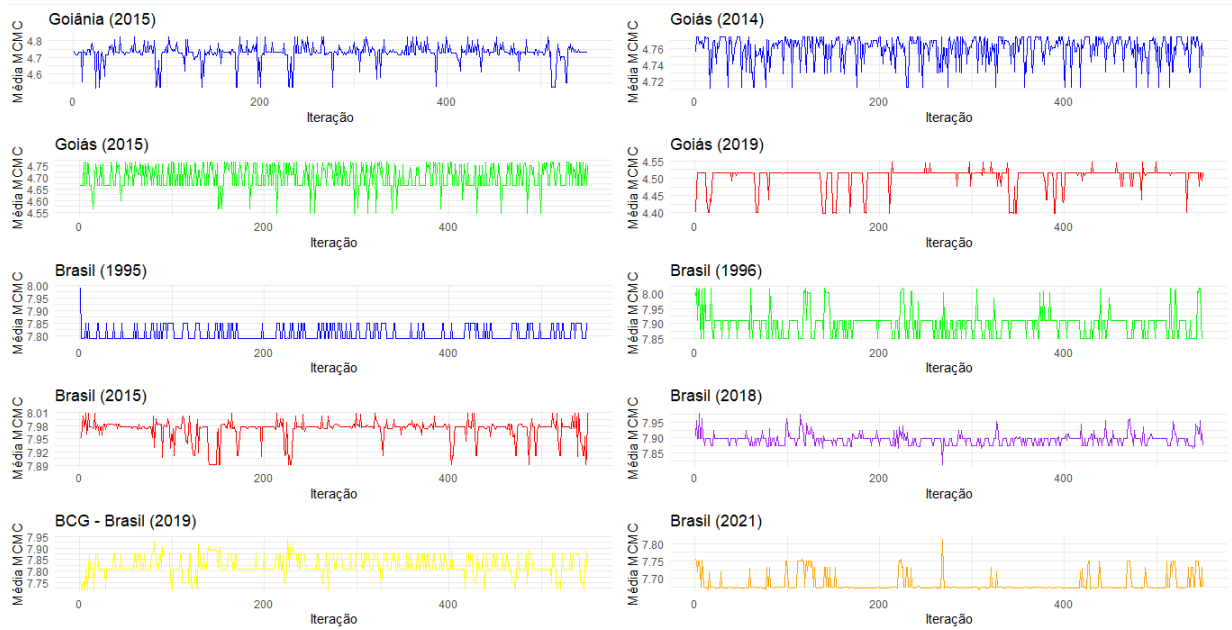


Figura 30 – Convergência nos pontos de mudança para os gráficos Hepatite B

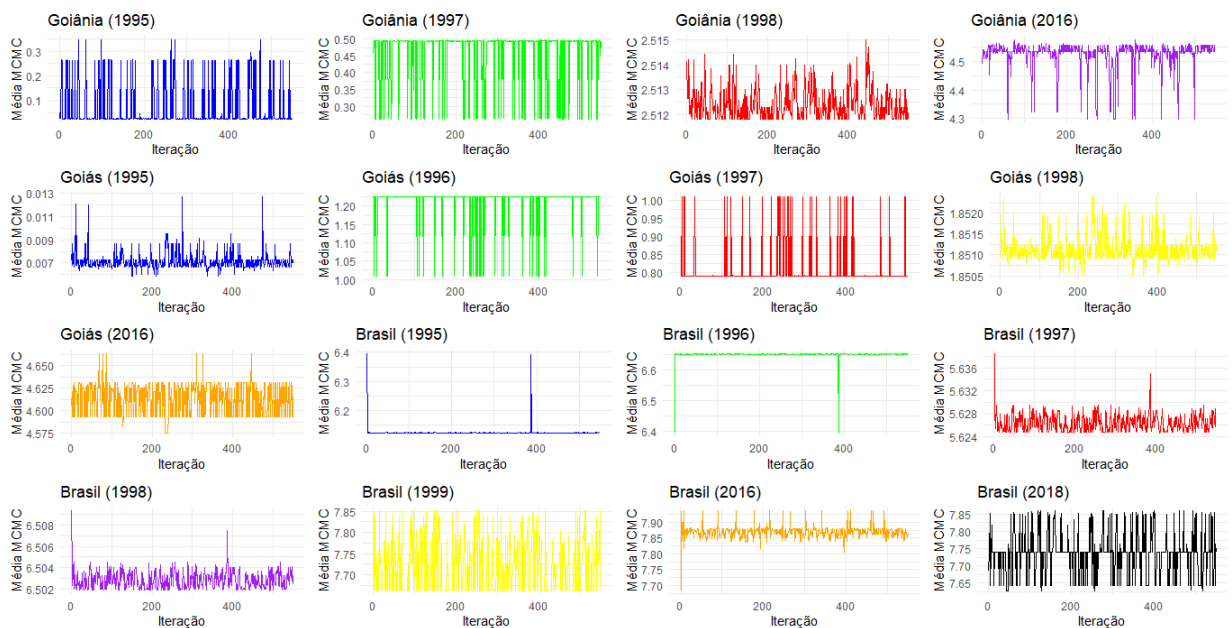


Figura 31 – Convergência nos pontos de mudança para os gráficos Poliomielite

