



Universidade Federal da Paraíba
Centro de Ciências Exatas e da Natureza
Graduação em Estatística

Comparação de desempenho e adequação de três processos para séries temporais INAR

Paulo Manoel da Silva Junior



João Pessoa - PB
2025

Paulo Manoel da Silva Junior

Comparação de desempenho e adequação de três processos para séries temporais INAR

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Estatística do Centro de Ciências Exatas e da Natureza da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), como requisito para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

Orientador: Prof^a. Dr^a. Tatiene Correia de Souza

	<p style="text-align: center;">UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA COORDENAÇÃO DO CURSO DE ESTATÍSTICA</p>	
---	--	---

ATA DE DEFESA DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

“Comparação de desempenho e adequação de três processos para séries temporais INAR”

Paulo Manoel da Silva Junior

Aos vinte e nove dias do mês de Setembro de 2025 às 14h00m, de modo presencial, no Laboratório Joab Lima do Departamento de Estatística, realizou-se a sessão pública de defesa do Trabalho de Conclusão de Curso do(a) discente Paulo Manoel da Silva Junior, matrícula 20190041314, com a Banca Examinadora composta pelos professores: Dra. Tatiene Correia de Souza, Presidenta/Orientadora (Departamento de Estatística - UFPB), Dr. Rodrigo Bernardo da Silva, Examinador (Departamento de Estatística - UFPB), Dr. Marcelo Rodrigo Portela Ferreira, Examinador (Departamento de Estatística - UFPB) e Dra. Tarciana Liberal Pereira, Examinadora Suplente (Departamento de Estatística - UFPB). Iniciando-se os trabalhos, a presidenta da Banca Examinadora cumprimentou os presentes, comunicou aos mesmos a finalidade da reunião e passou a palavra ao candidato para que se fizesse, oralmente, a exposição do Trabalho de Conclusão de Curso intitulado *“Comparação de desempenho e adequação de três processos para séries temporais INAR”*. Concluída a apresentação, a Banca Examinadora iniciou a arguição do(a) candidato(a). Encerrados os trabalhos de arguição os examinadores reuniram-se para avaliação e deram o parecer final sobre a apresentação e defesa oral do(a) candidato(a), tendo sido atribuída à sua apresentação a nota NOVE INTEIROS E CINCO DECIMOS (9,5), na disciplina de TCC II, resultante da média aritmética das notas atribuídas pelos membros da Banca Examinadora. A aprovação do(a) discente está condicionada a entrega da versão final do Trabalho de Conclusão de Curso com a inserção da ficha catalográfica e, as alterações sugeridas pelos examinadores, à Coordenação do Curso de Bacharelado em Estatística no prazo de 7 dias corridos após a defesa.

Dra. Tatiene Correia de Souza
(Professor Orientador)

Dr. Rodrigo Bernardo da Silva
(Professor Examinador)

Dr. Marcelo Rodrigo Portela Ferreira
(Professor Examinador)

Paulo Manoel da Silva Junior
(Discente)

João Pessoa, 29 de Setembro de 2025.

Agradecimentos

Discursando em meio ao areópago, Paulo expressa a seguinte verdade: “Pois nele vivemos, nos movemos e existimos” — Apóstolo Paulo. Essa verdade tem, dia após dia, a cada passo dado, me sustentado, pois, existindo Nele, a máxima dita por João Calvino, de que ao encontrarmos algo verdadeiro isso procede de Deus, aplica-se a todas as áreas da vida humana. Na estatística, em seu mundo encantador e complexo, podemos perceber que os dados carregam em si a verdade; cabe, portanto, analisá-los e extrair dela o que está presente. Por isso, dou graças ao meu Deus por permitir, em minha vocação, poder glorificá-lo.

Meus agradecimentos à minha mainha, carinhosamente chamada dona Josileide, que, sem pensar duas vezes, organizou nossa rotina para que eu pudesse estudar e, mesmo em meio às dificuldades, tem me apoiado em toda essa trajetória. Agradeço também ao meu pai, que hoje desfruta da visão beatífica do Senhor, e que me ensinou não apenas com palavras, mas também com o seu exemplo. Um homem honesto, que, assim como minha mãe, me transmitiu a importância do trabalho.

Minha gratidão, de maneira profunda e abrangente, à professora Tatiene e ao professor Rodrigo, que aceitaram orientar-me em um tema rico, mas ainda pouco explorado na graduação. À professora Ana Hermínia, por todo o suporte nos projetos de monitoria, tão importantes em minha caminhada acadêmica. À professora Gilmara, que, mesmo sem saber, foi crucial em um momento do meu primeiro período, com uma atitude de apoio e motivação que jamais esquecerei. Sou igualmente grato a todos os coordenadores que passaram pela coordenação do curso e me auxiliaram nessa jornada acadêmica. Por fim, mas não menos importante, a todos os professores que ministraram disciplinas ao longo do bacharelado em Estatística. Vocês foram fundamentais na construção do conhecimento — ainda modesto, mas precioso — que possuo hoje. E também aos meus professores que torcem pelo maior do Nordeste, PST.

Eraldo, Elton, Arthur, Gleyce, Giovanni e tantos outros que poderia citar marcaram minha trajetória. Os dias de discussões, resolvendo listas e preparando trabalhos renderam frutos. Vocês são mais do que colegas de graduação: são amigos para toda a vida. Os momentos de resolução e estudo para Probabilidade IV e Processos Estocásticos, sem dúvida, valeram a pena.

Resumo

Este trabalho aborda o uso de séries temporais INAR (Integer-value Autoregressive), considerando diferentes distribuições de inovações, com o objetivo de verificar qual se adequa melhor a uma série de dados mensais sobre a população desempregada na Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Os dados foram obtidos no Sistema Gerenciador de Séries Temporais do Banco Central do Brasil. A aplicação do processo INAR a esta série se justifica pela natureza discreta da variável em estudo. Foram realizadas a análise exploratória, o ajuste do modelo e a análise de diagnóstico, de modo que os resultados inferenciais fossem válidos. Além disso, procedeu-se à previsão de doze passos à frente, uma medida que pode auxiliar o planejamento estratégico da gestão no combate ao desemprego, contribuindo para a dinamização da economia regional e trazendo benefícios à população local e de áreas próximas. O estudo contempla a utilização das distribuições de inovação Poisson, Binomial Negativa e Geométrica. Para reforçar a relevância dos resultados, foi conduzido um estudo de simulação a fim de avaliar as propriedades de dois métodos de estimação dos parâmetros da série: Mínimos Quadrados Condicionais (MQC) e Máxima Verossimilhança Condicional (MVC). Espera-se que os resultados obtidos contribuam para ampliar o uso das séries temporais INAR, bem como para destacar a importância da análise de indicadores socioeconômicos, em busca de maior estabilidade e desenvolvimento.

Palavras-chave: Séries temporais; Processo INAR; Distribuições de inovação; Métodos de estimação; Desemprego.

Abstract

This study addresses the use of INAR (Integer-value Autoregressive) time series, considering different innovation distributions, with the aim of identifying which best fits a monthly dataset on the unemployed population in the Metropolitan Region of Rio de Janeiro. The data were obtained from the Time Series Management System of the Central Bank of Brazil. The application of the INAR process to this series is justified by the discrete nature of the variable under analysis. An exploratory analysis, model fitting, and diagnostic evaluation were conducted to ensure valid inferential results. In addition, a twelve-step-ahead forecast was performed, a measure that can support strategic planning in unemployment reduction policies, fostering regional economic growth and generating benefits for the local population and surrounding areas. The study encompasses the use of Poisson, Negative Binomial, and Geometric innovation distributions. To strengthen the reliability of the results, a simulation study was carried out to evaluate the properties of two parameter estimation methods: Conditional Least Squares (CLS) and Conditional Maximum Likelihood (CML). It is expected that the findings will contribute to a broader application of INAR time series, as well as emphasize the importance of analyzing socioeconomic indicators in the pursuit of greater stability and development.

Keywords: Time series; INAR process; Innovation distributions; Estimation methods; Unemployment.

Lista de tabelas

Tabela 1	– Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0,3$ e $\mu = 1,5$	24
Tabela 2	– Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0,5$ e $\mu = 2$	25
Tabela 3	– Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0,7$ e $\mu = 2,5$	25
Tabela 4	– Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0,1$ e $\mu = 5$	26
Tabela 5	– Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0,9$ e $\mu = 4$	27
Tabela 6	– Estatísticas descritivas da série temporal da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.	30
Tabela 7	– Estimativas dos parâmetros da série temporal de desocupados na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.	31
Tabela 8	– Valores estimados x valores verdadeiros para a série de população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares.	34
Tabela 9	– Medidas de qualidade do ajuste para as estimação da série de população desempregada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de acordo com o horizonte de previsão.	35
Tabela 10	– Valores previstos para a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2016 à fevereiro de 2017, em milhares.	39

Lista de ilustrações

Figura 1 – Análise do EQM na simulação de monte carlo para $\hat{\lambda}$ quando $\lambda = 4$ e $\mu = 0,9$	28
Figura 2 – Série temporal da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares. . .	30
Figura 3 – Análise de resíduos da série da série modelada referente população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de abril de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.	33
Figura 4 – Gráfico de autocorrelação dos resíduos da série da série modelada referente população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de abril de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.	33
Figura 5 – Análise de resíduos do modelo estimado para a estimativa dos valores referente a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de setembro de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares. .	36
Figura 6 – Análise de resíduos do modelo estimado para a estimativa dos valores referente a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de fevereiro de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares. .	37
Figura 7 – Valor verdadeiro x valor estimado para a série de população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de setembro de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares.	38
Figura 8 – Valor verdadeiro x valores estimado para a série de população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de fevereiro de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares.	38
Figura 9 – Valores previstos para a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2016 à fevereiro de 2017, em milhares.	40
Figura 10 – Detalhado valores previstos para a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2016 à fevereiro de 2017, em milhares.	40

Sumário

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Objetivos	11
1.1.1	Objetivo Geral	11
1.1.2	Objetivos Específicos	11
2	REFERENCIAL TEÓRICO	12
2.1	Processo INAR	12
2.1.1	Operador <i>thinning</i> binomial	12
2.1.1.1	Propriedades do Operador <i>thinning</i> binomial	13
2.1.2	Processo INAR(1)	13
2.1.2.1	Propriedades do Processo INAR(1)	14
2.2	Distribuições Associadas	14
2.2.1	Processo Poisson INAR(1)	14
2.2.2	Processo Geométrica INAR(1)	15
2.2.3	Processo Binomial Negativa INAR(1)	16
2.3	Métodos de Estimação	17
2.3.1	Estimadores de Mínimos Quadrados Condicionais	17
2.3.2	Estimadores de Máxima Verossimilhança Condicional	17
2.4	Previsão do Processo INAR(1)	18
2.4.1	Média da Distribuição Condicional Um Passo a Frente	19
2.5	Medidas de Qualidade do Ajuste	19
2.5.1	Crítério de Informação	20
3	METODOLOGIA	21
3.1	Estudo de Simulação de Monte Carlo	21
4	RESULTADOS	23
4.1	Simulação de Monte Carlo Para Comparar o Desempenho dos Estimadores	23
4.1.1	Desempenho dos Estimadores via Simulação	24
4.2	Aplicação Com Dados Reais	29
4.2.1	Análise Exploratória	29
4.2.2	Estimação de Parâmetros	31
4.2.3	Ajuste do Modelo	32
4.2.4	Previsão	38
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	42
	REFERÊNCIAS	43

1 Introdução

As séries temporais com dados inteiros não negativos, conhecidas como séries de contagem, ou pontos de contagem, são comuns em diversas áreas, como finanças, epidemiologia, seguros e telecomunicações. Exemplos típicos incluem o número de chamadas telefônicas por hora, a quantidade de novos clientes inadimplentes por dia, a quantidade de seguros vendidos a cada semana, acidentes por dia ou casos de doenças por semana. Por sua natureza discreta, essas séries desafiam a aplicação direta de modelos clássicos como os AR, MA, ARMA ou ARIMA, os quais pressupõem variáveis contínuas e normalmente distribuídas (CAMERON; TRIVEDI, 1998).

Como alternativa aos modelos tradicionais, surgiram os chamados modelos autorregressivos para dados inteiros não negativos, os processos INAR, que respeitam a estrutura discreta da variável ao incorporar um operador de redução. A formulação original do processo INAR(1) foi introduzida inicialmente por Al-Osh e Alzaid (1987) e McKenzie (1985), sendo baseado no operador *thinning binomial* proposto por Steutel e Harn (1979), o qual permite definir processos autorregressivos respeitando a natureza discreta da variável.

O operador *thinning binomial* pode ser entendido como um mecanismo de redução probabilística aplicado a uma variável de contagem. Dado um valor inteiro Y_t , o operador seleciona, de forma independente, cada uma das unidades de Y_t com probabilidade α , de modo que o resultado segue uma distribuição binomial com parâmetros t e α . Assim, o operador garante que o processo resultante preserve a natureza discreta da variável, ao mesmo tempo em que introduz a ideia de retenção de eventos do passado. Essa característica é fundamental para que modelos como o INAR(1) consigam capturar a dependência temporal entre observações, sem perder a coerência com a estrutura discreta dos dados.

Modelos INAR são particularmente atrativos por possibilitarem a incorporação de dependência temporal entre observações, algo que é essencial em séries de contagem. No modelo INAR(1), essa dependência é representada por meio do operador *thinning binomial*, denotado por $\alpha \circ Y_{t-1}$, onde $\alpha \in [0, 1]$ representa a taxa de retenção da série. O termo de inovação, denotado por ϵ_t , por outro lado, representa a contribuição probabilística que é adicionada ao processo a cada instante do tempo. Geralmente, ele é modelado por uma distribuição discreta, sendo a distribuição Poisson a mais utilizada. Essa escolha facilita as análises e resultados, mas a escolha dessa distribuição traz uma limitação que deve ser levada em consideração, pois, ela pressupõe que a média e variância são iguais. Essa pressuposição em muitos casos não é verdadeira, pois, é observado em muitos casos que a variabilidade é maior ou menor do que a média McKenzie (2003).

Nas últimas décadas, os processos INAR têm se mostrado úteis em diversas apli-

cações práticas. Pedeli e Karlis (2011) propuseram uma versão bivariada do modelo INAR(1) para descrever o número diário de transações financeiras em bolsas de valores, considerando a correlação entre pares de séries de contagem. Em outro contexto, Fokianos e Tjøstheim (2009) utilizaram modelos baseados em INAR para modelar a frequência de chamados de emergência em serviços hospitalares, com foco na dependência temporal e na sobredispersão dos dados. Já Zhang, Wang e Zhu (2019) aplicaram modelos INAR para analisar séries mensais de casos de tuberculose na China, evidenciando a adequação do modelo em contextos epidemiológicos. Tais aplicações reforçam a relevância da modelagem de séries de contagem em que há sobredispersão (quando a variância é maior do que a média), e motivam a utilização de distribuições alternativas à Poisson, tais como a binomial negativa e a geométrica.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo analisar o desempenho de dois estimadores dos parâmetros do processo Poisson, binomial negativa e geométrica INAR(1), utilizando os estimadores de mínimos quadrados condicionais e máxima verossimilhança condicional. Como um segundo objetivo desejamos propor e comparar os mesmos dados as três distribuições consideradas, usando os métodos de estimação. E um terceiro objetivo é aplicar a dados reais de uma série de contagem. Os estudos de desempenho foram feitos por meio de simulações de Monte Carlo, que serão realizadas usando a linguagem R (R, Core Team, 2025).

Para alcançar esse objetivo geral, estabelecem-se os seguintes objetivos específicos:

1.1.2 Objetivos Específicos

1. Conduzir estudos de simulação, variando cenários de parâmetros, a fim de comparar os estimadores dos modelos analisados;
2. Avaliar o desempenho dos modelos utilizando medidas de qualidade de ajuste;
3. Aplicar os modelos a dados reais de uma série extraída do sistema gerenciador de séries temporais sob a jurisprudência do Banco Central do Brasil;
4. Comparar os resultados dos modelos estatísticos com os métodos de estimação propostos.

2 Referencial Teórico

2.1 Processo INAR

A relevância dos modelos INAR pode ser destacada a partir de algumas de suas principais características:

- Respeito à natureza discreta dos dados: O modelo em questão assegura que tanto os valores ajustados, quanto as previsões permaneçam dentro do conjunto dos inteiros não negativos, refletindo adequadamente a essência dos dados de contagem.
- Dependência temporal adequada: Diferentemente dos modelos lineares clássicos, os processos INAR descrevem a correlação entre observações sucessivas por meio do operador de *thinning*, baseado na convolução binomial. Esse mecanismo representa de maneira mais realista a influência de eventos passados sobre as contagens futuras.
- Flexibilidade na escolha da distribuição: Os termos de inovação do modelo podem seguir diferentes distribuições, como Poisson, binomial negativa ou geométrica, o que amplia a sua capacidade de lidar com padrões de dispersão e variabilidade frequentemente observados em séries de contagem.
- Interpretação intuitiva dos parâmetros: O coeficiente autorregressivo pode ser entendido como a fração média de eventos do período anterior que permanece no presente, enquanto o termo de inovação capta a ocorrência de novos eventos independentes.
- Base teórica consolidada: Os processos INAR contam com uma formulação estatística bem estruturada, contemplando condições de estacionariedade, funções de autocorrelação e resultados assintóticos para estimadores.

2.1.1 Operador *thinning* binomial

Uma série temporal pode ser definida como: Seja Y_t em que $t \in Z$. Dizemos que $\{Y_t, t \in Z\}$ é um processo autoregressivo, AR(1) se satisfaz a equação recursiva:

$$Y_t = \alpha Y_{t-1} + \epsilon_t,$$

onde $\alpha \in R$ e a sequência $\{\epsilon_t, t \in R\}$ chamada de ruído branco, é uma coleção de variáveis aleatórias não correlacionadas, onde a média e variância dependem da distribuição.

Como em muitos casos $\alpha \in R$, para uma série temporal de valores inteiros não negativos não é admitido esta representação, mesmo que seja considerado uma distribuição de valores inteiros não negativos para ϵ_t , Y_t não será, necessariamente um valor inteiro.

Na literatura uma das formas de obter modelos que garantem que Y_t seja um valor inteiro não negativo é utilizar um operador conveniente para garantir que as variáveis aleatórias assumam valores inteiros não negativos. Utilizaremos o operador *thinning* binomial, proposto por Steutel e Harn (1979).

Definição 1: Seja Y uma variável aleatória não negativa que assume valores inteiros e seja $\alpha \in [0, 1]$. O operador *thinning* binomial é definido como:

$$\alpha \circ Y = \sum_{i=1}^Y N_i,$$

em que as variáveis aleatórias N_i 's são independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.), com distribuição Bernoulli de parâmetro α . As variáveis N_i 's são chamadas de séries de contagem de $\alpha \circ Y$.

2.1.1.1 Propriedades do Operador *thinning* binomial

Sejam X e Y variáveis aleatórias não negativas assumindo valores inteiros. Sejam α e β constantes que pertencem aos reais no intervalo $[0, 1]$ e suponha que a série de contagem de $\alpha \circ Y$ é independente da série de contagem de $\beta \circ X$ são independentes de X e de Y . Então:

1. $0 \circ Y = 0$;
2. $1 \circ Y = Y$;
3. $\alpha \circ (\beta \circ Y) \stackrel{d}{=} (\alpha\beta) \circ Y$;
4. $\alpha \circ (Y + X) \stackrel{d}{=} (\alpha \circ Y) + (\beta \circ X)$;
5. $E(\alpha \circ Y) = \alpha E(Y)$;
6. $\text{Var}(\alpha \circ Y) = \alpha^2 \text{Var}(Y) + \alpha(1 - \alpha)E(Y)$,

em que $X \stackrel{d}{=} Y$ significa que X e Y têm a mesma distribuição.

As demonstrações destas propriedades, bem como de outras do operador *thinning* binomial já foram demonstradas e podem ser encontradas em Gomes (2009), Barcelos (2008) e Silva (2005).

2.1.2 Processo INAR(1)

A partir do que foi definido sobre o operador *thinning* binomial, é possível definir o processo INAR(1), que inicialmente foi proposto por Al-Osh e Alzaid (1987) e de maneira independente por McKenzie (1985).

Definição 2: Um processo estocástico discreto de valores inteiros não negativos $\{Y_t, t \in \mathbb{Z}\}$ é dito ser um processo INAR (1), se satisfaz a seguinte equação de recursão

$$Y_t = \alpha \circ Y_{t-1} + \epsilon_t, \quad (2.1)$$

em que $\alpha \in (0, 1)$, $\{\epsilon_t, t \in \mathbb{Z}\}$ é uma sequência de variáveis aleatórias i.i.d. de valores inteiros não negativos tal que $E(\epsilon_t) = \mu_\epsilon$, $\text{Var}(\epsilon_t) = \sigma_\epsilon^2$ e ϵ_t é independente de Y_s para $s < t$.

O processo INAR (1) pode ser interpretado da seguinte forma: Y_t representa a população de habitantes remanescentes em uma região no caso de migração no tempo t . $\alpha \circ Y_{t-1}$ representa os habitantes daquela região que permaneceram naquela região no tempo $t - 1$, ϵ_t representa os novos habitantes que chegaram para morar naquela região no tempo t e $Y_{t-1} - \alpha \circ Y_{t-1}$ a quantidade de habitantes que saíram daquela região.

De acordo com Du e Li (1991) e Latour (1998) se $\alpha < 1$ então o processo INAR(1) é estacionário. Consideraremos aqui apenas quando $\alpha < 1$, caracterizando assim um processo estacionário.

Seguem algumas propriedades do processo INAR(1) em que a adequação acontece de acordo com a distribuição de ϵ_t

2.1.2.1 Propriedades do Processo INAR(1)

Seja $\{Y_t, t \in \mathbb{Z}\}$ um processo INAR(1), com $\mu_\epsilon = E(\epsilon_t)$ e $\sigma_\epsilon^2 = \text{Var}(\epsilon_t)$. Então, $\{Y_t, t \in \mathbb{Z}\}$ satisfaz as seguintes propriedades:

1. $E(Y_t) = \frac{\mu_\epsilon}{1-\alpha}$
2. $\text{Var}(Y_t) = \frac{\sigma_\epsilon^2 + \alpha\mu_\epsilon}{1-\alpha^2}$
3. $E(Y_t|Y_{t-1}) = \alpha Y_{t-1} + \mu_\epsilon$
4. $\text{Var}(Y_t|Y_{t-1}) = \alpha(1-\alpha)Y_{t-1} + \sigma_\epsilon^2$
5. $\text{Cov}(Y_t, Y_{t+j}) = \alpha^j \text{Var}(Y_t)$, para $j \in \mathbb{N}$
6. $\rho_Y(h) = \text{Corr}(Y_t, Y_{t+h}) = \alpha^h$, para $h \in \mathbb{N}$

2.2 Distribuições Associadas

2.2.1 Processo Poisson INAR(1)

Considere $\{Y_t, t \in \mathbb{Z}\}$ um processo INAR(1), ou seja, um processo em que Y_t satisfaz a equação 2.1. Quando $\{\epsilon_t, t \in \mathbb{Z}\}$ é um conjunto de variáveis aleatórias independentes

com distribuição Poisson de parâmetro λ , então $\{Y_t, t \in Z\}$ é chamado de processo Poisson INAR(1). E nesse caso, a média e variância são iguais. Ou seja, $\mu_\epsilon = \sigma_\epsilon^2 = \lambda$.

Seja $\{Y_t, t \in Z\}$ um processo Poisson INAR(1) então, considerando as propriedades do operador *thinning* binomial que foram apresentadas na seção 2.1.2.1 e também que temos um processo estacionário, ou seja, a média e variância permanecem constantes ao longo do tempo. É possível encontrar as seguintes propriedades.

1. $E(Y_t) = \frac{\lambda}{1-\alpha}$;
2. $\text{Var}(Y_t) = \frac{\lambda}{1-\alpha}$;
3. $E(Y_t|Y_{t-1}) = \alpha Y_{t-1} + \lambda$;
4. $\text{Var}(Y_t|Y_{t-1}) = \alpha(1-\alpha)Y_{t-1} + \lambda$;
5. $\text{Cov}(Y_t, Y_{t+j}) = \alpha^j \text{Var}(Y_t)$, para $j \in N$;
6. $\rho_Y(h) = \text{Corr}(Y_t, Y_{t+h}) = \alpha^h$, para $h \in N$.

2.2.2 Processo Geométrica INAR(1)

Conforme sugerido por McKenzie (1986), em processos INAR(1) podem ser utilizadas as distribuições Geométrica e Binomial Negativa. Considere $Y_t, t \in Z$ um processo INAR(1), ou seja, um processo em que Y_t satisfaz a equação (2.1). Quando $\epsilon_t, t \in Z$ é um conjunto de variáveis aleatórias independentes com distribuição geométrica parametrizada pela média, então $Y_t, t \in Z$ é chamado de processo geométrico INAR(1). Nesse caso, para uma distribuição geométrica definida em $0, 1, 2, 3, \dots$, tem-se

$$P(X = k) = (1-p)^k p, \quad k = 0, 1, 2, 3, \dots,$$

e, com a parametrização pela média μ , obtemos as seguintes relações:

- $p = \frac{1}{1+\mu}$
- $P(X = k) = \frac{\mu^k}{(\mu+1)^{k+1}}$
- $E(X) = \mu$
- $\text{Var}(X) = \frac{\mu}{(\mu+1)^2}$

Assim, para o processo geométrico INAR(1) com distribuição de inovações parametrizada pela média, seguem as propriedades principais:

1. $E(Y_t) = \frac{\mu}{1-\alpha}$;
2. $\text{Var}(Y_t) = \frac{\alpha\mu + \frac{\mu}{(\mu+1)^2}}{(1-\alpha)^2}$;

3. $E(Y_t|Y_{t-1}) = \alpha Y_{t-1} + \mu;$
4. $\text{Var}(Y_t|Y_{t-1}) = Y_{t-1}\alpha(1 - \alpha) + \frac{\mu}{(\mu+1)^2};$
5. $\text{Cov}(Y_t, Y_{t+j}) = \alpha^j \left(\frac{\alpha\mu + \frac{\mu}{(\mu+1)^2}}{1-\alpha^2} \right), \quad j \in N;$
6. $\rho_Y(h) = \text{Corr}(Y_t, Y_{t+h}) = \alpha^h, \quad h \in N.$

2.2.3 Processo Binomial Negativa INAR(1)

Considere $\{Y_t, t \in Z\}$ um processo INAR(1), ou sejam um processo em que Y_t satisfaz a equação (2.1). Quando $\epsilon_t, t \in Z$ é um conjunto de variáveis aleatórias independentes com distribuição binomial negativa parametrizada pela média, então $\{Y_t, t \in Z\}$ é chamado de processo binomial negativa INAR(1). Temos os seguintes resultados, considerando uma distribuição parametrizada pela média:

1. $p = \frac{\mu}{\sigma^2};$
2. $P(x = k) = \binom{k + \frac{\mu^2}{\sigma^2} - 1}{k} \left(1 - \frac{\mu}{\sigma^2}\right)^k \left(\frac{\mu}{\sigma^2}\right)^{\frac{\mu^2}{\sigma^2} - \mu};$
3. $r = \frac{\mu^2}{\sigma^2 - \mu};$
4. $E(X) = \mu;$
5. $\text{Var}(X) = \sigma^2.$

A distribuição foi parametrizada pela média, e as propriedades do processo seguem abaixo:

1. $E(Y_t) = \frac{\mu}{1-\alpha};$
2. $\text{Var}(Y_t) = \frac{\alpha\mu + \sigma^2}{1-\alpha^2};$
3. $E(Y_t|Y_{t-1}) = \alpha Y_{t-1} + \mu;$
4. $\text{Var}(Y_t|Y_{t-1}) = y_{t-1}\alpha(1 - \alpha) + \sigma^2;$
5. $\text{Cov}(Y_t, Y_{t+j}) = \alpha^j \left(\frac{\alpha\mu + \sigma^2}{1-\alpha^2} \right), \quad \text{para } j \in N;$
6. $\rho_Y(h) = \text{Corr}(Y_t, Y_{t+h}) = \alpha^h, \quad \text{para } h \in N.$

2.3 Métodos de Estimação

2.3.1 Estimadores de Mínimos Quadrados Condicionais

Seja $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n$ uma amostra do processo INAR(1) dado na equação (2.1). Estamos interessados em estimar o vetor de parâmetros $\theta = (\alpha, \lambda)$. Sabemos que:

$$E(Y_t|Y_{t-1}) = \alpha Y_{t-1} + \lambda = g(\theta, Y_{t-1}).$$

Considere a função,

$$Q_n(\theta) = \sum_{t=2}^n [Y_t - g(\theta, Y_{t-1})]^2.$$

Os estimadores de mínimos quadrados condicionais (MQC) de α e λ são os valores de α e λ que minimizam $Q_n(\theta)$. Depois de derivar $Q_n(\theta)$ em relação a α e λ e sendo igualhada as duas derivadas a zero, obtemos que os estimadores de MQC de α e λ são dados por:

$$\hat{\alpha}_{\text{MQC}} = \frac{\sum_{t=2}^n Y_t Y_{t-1} - \frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n Y_t \sum_{t=2}^n Y_{t-1}}{\sum_{t=2}^n Y_{t-1}^2 - \frac{1}{n-1} (\sum_{t=2}^n Y_{t-1})^2}. \quad (2.2)$$

$$\hat{\lambda}_{\text{MQC}} = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{t=2}^n Y_t - \hat{\alpha}_{\text{MQC}} \sum_{t=2}^n Y_{t-1} \right). \quad (2.3)$$

2.3.2 Estimadores de Máxima Verossimilhança Condicional

Para o estimador de máxima verossimilhança condicional (MVC), a distribuição das inovações deve ser levada em consideração, de modo que as funções de verossimilhança variam conforme a distribuição associada ao processo.

1. Processo Poisson

Nesse caso, temos $Y_t = \alpha \circ Y_{t-1} + \epsilon_t$, em que $\epsilon_t \sim \text{Poisson}(\lambda_t)$. O operador *thinning binomial* é definido como $\alpha \circ Y = \sum_{K=0}^Y B_K$, com $B_K \sim \text{Bernoulli}(\alpha)$, de modo que $\alpha \circ Y \sim \text{Binomial}(y, \alpha)$. A função de log-verossimilhança é dada por:

$$l(\alpha, \lambda) = \sum_{t=2}^T \ln P(Y_t|Y_{t-1}),$$

sendo a probabilidade de transição,

$$P(Y_t = y_t | Y_{t-1} = y_{t-1}) = \sum_{j=0}^{\min(y_{t-1}, y_t)} \binom{y_{t-1}}{j} \alpha^j (1-\alpha)^{y_{t-1}-j} \frac{e^{-\lambda_t} \lambda_t^{y_t-j}}{(y_t-j)!}.$$

Logo, a função final de log-verossimilhança é,

$$l(\alpha, \lambda) = \sum_{t=2}^T \ln \left(\sum_{j=0}^{\min(y_t, y_{t-1})} \binom{y_{t-1}}{j} \alpha^j (1-\alpha)^{y_{t-1}-j} \frac{e^{-\lambda_t} \lambda_t^{y_t-j}}{(y_t-j)!} \right).$$

2. Processo Geométrica

Para esse caso, $Y_t = \alpha \circ Y_{t-1} + \epsilon_t$, em que $\epsilon_t \sim \text{Geométrica}(\mu)$. Novamente, $\alpha \circ Y_{t-1} \sim \text{Binomial}(y_{t-1}, \alpha)$ e ϵ_t é independente. A função de log-verossimilhança é:

$$l(\alpha, \mu) = \sum_{t=2}^T \ln P(Y_t | Y_{t-1}),$$

em que,

$$P(Y_t = y_t | Y_{t-1} = y_{t-1}) = \sum_{j=0}^{\min(y_{t-1}, y_t)} \binom{y_{t-1}}{j} \alpha^j (1-\alpha)^{y_{t-1}-j} \frac{\mu^{y_t-j}}{(\mu+1)^{y_t-j+1}}.$$

3. Processo Binomial Negativa

Finalmente, quando $\epsilon_t \sim \text{Binomial Negativa}(\mu, \sigma^2)$, temos $Y_t = \alpha \circ Y_{t-1} + \epsilon_t$, com $\alpha \circ Y_{t-1} \sim \text{Binomial}(y_{t-1}, \alpha)$. A função de log-verossimilhança é:

$$l(\alpha, \mu, \sigma^2) = \sum_{t=2}^T \ln P(Y_t | Y_{t-1}),$$

sendo,

$$P(Y_t = y_t | Y_{t-1} = y_{t-1}) = \sum_{j=0}^{\min(y_{t-1}, y_t)} \binom{y_{t-1}}{j} \alpha^j (1-\alpha)^{y_{t-1}-j} \binom{y_t - j + \frac{\mu^2}{\sigma^2 - \mu} - 1}{y_t - j} \left(1 - \frac{\mu}{\sigma^2}\right)^{y_t-j} \left(\frac{\mu}{\sigma^2}\right)^{\frac{\mu^2}{(\sigma^2 - \mu)}}.$$

2.4 Previsão do Processo INAR(1)

Considere a série Y_1, \dots, Y_t uma amostra do processo INAR (1). Tomando como verdadeiro a premissa de que conhecemos a série até o tempo t , estamos interessados em fazer a previsão de Y_{t+1} . O valor de k que minimiza o erro quadrático médio condicional (EQMC), dado por:

$$E \left[(Y_{t+1} - k)^2 | Y_t \right],$$

é a esperança de Y_{t+1} dado Y_t , ou seja, $k = E[Y_{t+1} | Y_t]$, e usaremos para fazer a previsão de Y_{t+1} .

2.4.1 Média da Distribuição Condicional Um Passo a Frente

Como foi observado na seção 2.4, a esperança condicional de Y_{t+1} dado Y_t minimiza o EQMC. Assim, podemos usar esta esperança como previsão de Y_{t+k} dado que conhecemos a série até Y_t . Em sua tese de doutorado, Freeland (1998), demonstrou que:

$$E(Y_{t+k}|Y_t) = \alpha^k Y_t + \mu_\epsilon \frac{1 - \alpha^k}{1 - \alpha},$$

substituindo k por 1, temos que:

$$E(Y_{t+1}|Y_t) = \alpha Y_t + \mu_\epsilon. \quad (2.4)$$

Usaremos esta expressão para realizar a previsão de Y_{t+1} dado que conhecemos Y_t . Deve-se notar que esta expressão não é necessariamente um número inteiro. Logo, devemos transformar esta esperança para ser um inteiro não negativo, nesse caso o valor mais próximo do número inteiro.

2.5 Medidas de Qualidade do Ajuste

Na parte do estudo em que será estimado os parâmetros da série, e consenquentemente verificar o desempenho dos métodos de estimação usaremos o viés e o Erro Quadrático Médio (EQM). Considere um conjunto de K simulações de Monte Carlo de amostras de tamanho n do processo INAR(1) e seja $\hat{\theta}^{(i)}$ a estimativa de θ na i -ésima repetição, então o EQM simulado e o viés simulado de $\hat{\theta}$ são dados respectivamente por:

$$\text{EQM}(\hat{\theta}) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (\hat{\theta}^{(i)} - \theta)^2,$$

$$\text{vies}(\hat{\theta}) = \theta - \hat{\theta}^*,$$

em que $\hat{\theta}^*$ é a estimativa média de θ , ou seja, $\hat{\theta}^* = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \hat{\theta}^{(i)}$.

Na segunda parte do estudo, onde faremos a estimativa dos valores utilizando os parâmetros encontrados, usaremos o erro médio absoluto (MAE), a raiz do erro quadrático médio (RMSE) e o erro médio percentual (MPE), para avaliar o desempenho dos preditores. Estas medidas podem ser encontradas já sendo utilizadas em trabalhos, como em Mahmoudi, Rostami e Roozegar (2018) para a previsão 1 passo à frente. O MAE, o RMSE e MPE, que são respectivamente:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|. \quad (2.5)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}. \quad (2.6)$$

$$\text{MPE} = \left(\frac{\sum_{t=1}^n y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right) \times \frac{100}{n}. \quad (2.7)$$

em que, \hat{y}_t é o valor estimado para y no tempo t .

2.5.1 Critério de Informação

Além dessas métricas de avaliação dos estimadores e das predições, é igualmente importante dispor de critérios que auxiliem na seleção do modelo mais adequado entre diferentes alternativas. Nesse contexto, destacam-se o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano (BIC), amplamente utilizados na literatura estatística para balancear a qualidade do ajuste e a complexidade do modelo.

O AIC, proposto por Akaike (1974), busca selecionar o modelo que minimize a perda de informação em relação ao modelo verdadeiro, sendo definido como:

$$\text{AIC} = -2\ell(\hat{\theta}) + 2p, \quad (2.8)$$

em que $\ell(\hat{\theta})$ é o logaritmo da verossimilhança no ponto estimado e p o número de parâmetros do modelo. Já o BIC, introduzido por Schwarz (1978), incorpora uma penalização mais severa para a complexidade do modelo, especialmente quando o tamanho da amostra n é grande:

$$\text{BIC} = -2\ell(\hat{\theta}) + p \log(n). \quad (2.9)$$

Enquanto o AIC tende a favorecer modelos com melhor ajuste, mesmo que mais complexos, o BIC privilegia modelos mais parcimoniosos, penalizando fortemente a inclusão de parâmetros adicionais. Assim, a escolha entre AIC e BIC pode influenciar significativamente a seleção do modelo final, sendo recomendável avaliar ambos os critérios em conjunto para uma decisão mais robusta Burnham e Anderson (2002).

3 Metodologia

A metodologia adotada neste trabalho consistiu inicialmente na definição do processo INAR(1) e na estimação de seus parâmetros por meio de dois métodos distintos: mínimos quadrados condicionais (MQC) e máxima verossimilhança condicional (MVC). Para avaliar a eficiência dos estimadores, foram realizadas simulações de Monte Carlo considerando diferentes distribuições para a inovação, tais como Poisson, Binomial Negativa e Geométrica, conforme sugerido por McKenzie (1986).

Além da etapa de simulação, foi conduzida uma aplicação empírica utilizando uma série temporal real referente à população desocupada na Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Os dados foram tratados e analisados no software R, sendo que, para a construção das visualizações gráficas, utilizou-se o pacote `ggplot2`, que permite maior flexibilidade e clareza na apresentação dos resultados.

Com essa abordagem, foi possível comparar o desempenho dos estimadores tanto em cenários controlados, por meio das simulações, quanto em uma aplicação prática, ilustrando a utilidade do modelo na análise de dados reais. Para a estimação via máxima verossimilhança condicional, utilizou-se o pacote `optimx` Nash (2014), que fornece funções de otimização robustas e flexíveis para minimizar ou maximizar funções arbitrárias, incluindo funções de log-verossimilhança complexas. Dessa forma, todas as etapas da análise, desde a geração das séries até a estimação dos parâmetros e avaliação das previsões, foram realizadas de maneira automatizada e reproduzível, garantindo a consistência e confiabilidade dos resultados obtidos. Todos os códigos podem ser encontrados em minha página no github.com/paulomanoel578/TCC.

3.1 Estudo de Simulação de Monte Carlo

A simulação de Monte Carlo refere-se ao uso sistemático de experimentos aleatórios para a estimação de quantidades de interesse associadas a distribuições de probabilidade. A ideia central é aproximar valores esperados de funções de variáveis aleatórias por meio da geração de amostras independentes dessas distribuições, permitindo avaliar empiricamente o comportamento de processos estocásticos ou estimadores Kroese et al. (2014). Essa técnica se fundamenta no princípio de que, ao aumentar o número de repetições, a média amostral converge para o valor esperado teórico, de acordo com a Lei dos grandes números.

A simulação de Monte Carlo é uma técnica estatística amplamente utilizada para investigar o comportamento de estimadores ou processos estocásticos por meio da repetição de experimentos aleatórios. O método consiste na geração de amostras aleatórias sucessivas, baseadas em distribuições probabilísticas previamente definidas, permitindo a análise

empírica da variabilidade dos resultados. Segundo Kroese et al. (2014), essa abordagem é particularmente útil quando soluções analíticas são impraticáveis ou inexistentes, sendo aplicada em diversas áreas como estatística, física, engenharia e finanças. No campo da inferência estatística, a simulação de Monte Carlo se destaca por fornecer um arcabouço robusto para a avaliação de propriedades assintóticas e de pequeno porte amostral dos estimadores, como viés, consistência, eficiência e erro quadrático médio, sendo especialmente valiosa em modelos complexos ou não lineares Rubinstein e Kroese (2016).

Neste trabalho, utilizou-se a simulação de Monte Carlo com o objetivo de estudar o comportamento dos estimadores do modelo INAR(1) sob as três distribuições de inovação. Para cada combinação de tamanho de amostra, distribuição de inovação e par de parâmetros foram geradas 5.000 réplicas de séries temporais sintéticas, permitindo avaliar empiricamente a qualidade das estimativas e a acurácia das previsões obtidas pelos métodos de estimação considerados.

4 Resultados

4.1 Simulação de Monte Carlo Para Comparar o Desempenho dos Estimadores

A simulação tem como objetivo comparar o desempenho dos dois estimadores, (MQC) e (MVC) para os parâmetros α e μ do processo INAR(1), utilizando as três distribuições que vamos comparar. Para isso, foram geradas 5000 amostras do processo INAR(1), em que cada uma delas foi gerada de acordo a Equação 2.1. Para cada amostra gerada calculamos as estimativas de $\hat{\alpha}_{\text{MQC}}$, $\hat{\alpha}_{\text{MVC}}$, $\hat{\mu}_{\text{MQC}}$ e $\hat{\mu}_{\text{MVC}}$ com tamanhos amostrais n de 50, 100, 300 e 500. Para cada parâmetro, $\hat{\alpha}$ e $\hat{\mu}$ de α e λ , respectivamente, calculamos a estimativa média, o viés e o erro quadrático médio, no caso da distribuição *binomial negativa*, utilizamos o parâmetro de variabilidade σ^2 . Ou seja, para cada cenário, geraram-se séries temporais com tamanho fixo n e repetição $R = 5000$ de simulações.

A escolha dos valores de parâmetros para a simulação de monte carlo baseia-se na literatura consolidada sobre processos INAR(1). Para o coeficiente autorregressivo, foram adotados os valores $\alpha \in \{0.3, 0.5, 0.7\}$, que representam dependência temporal fraca, moderada e forte, conforme utilizado na literatura por Jung e Tremayne (2003), Freeland e McCabe (2004). Esta configuração é amplamente utilizada em estudos de simulação por proporcionar cobertura adequada do espaço paramétrico relevante, evitando valores extremos que podem causar instabilidade numérica Bu, McCabe e Hadri (2008).

Para os parâmetros das distribuições de inovação, foram selecionados $\mu \in \{1.5, 2.5\}$ para a média, valores que se situam no intervalo recomendado por Weiß (2008) como representativo da maioria das aplicações empíricas em dados de contagem. A parametrização pela média facilita a comparação direta entre as distribuições com a distribuição de Poisson $\lambda = \mu$.

Ainda foram utilizados duas outras combinações de parâmetros, para observar a influência fraca ou forte de α , ou seja, o quanto a informação anterior afeta de maneira direta o valor da próxima observação, logo, foi acrescentado cenário em que $\alpha = 0, 1$ e $\mu = 5$ e o cenário em que $\alpha = 0, 9$ e $\mu = 4$.

Os tamanhos de amostra quando $n = 500$ proporciona boa aproximação assintótica. O número de 5.000 replicações de Monte Carlo segue a recomendação de MacKinnon (2007) para estudos comparativos, garantindo erro padrão suficientemente baixo para conclusões estatísticas robustas com custo computacional razoável.

4.1.1 Desempenho dos Estimadores via Simulação

Nos cenários simulados, observa-se que, de forma geral conforme o esperado, os estimadores apresentam melhor desempenho à medida que o tamanho amostral aumenta. Para todos os modelos considerados (Poisson, Binomial Negativa e Geométrica), o viés tende a se aproximar de zero conforme o tamanho da amostra aumenta, indicando consistência dos estimadores. Essa mesma tendência pode ser comprovada pela redução do EQM, que se torna cada vez menor, evidenciando maior precisão nas estimativas à medida que o tamanho de amostra aumenta.

Tabela 1 – Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0, 3$ e $\mu = 1, 5$.

Amostra	Estimativa dos Parâmetros											
	Poisson				Binomial Negativa				Geométrica			
	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$
$n = 50$	0,261	1,578	0,279	1,540	0,261	1,576	0,278	1,549	0,262	1,583	0,299	1,503
$n = 100$	0,278	1,546	0,287	1,527	0,283	1,534	0,298	1,524	0,280	1,536	0,300	1,494
$n = 300$	0,293	1,515	0,296	1,509	0,293	1,514	0,293	1,513	0,293	1,517	0,300	1,502
$n = 500$	0,297	1,506	0,299	1,501	0,296	1,508	0,296	1,506	0,297	1,508	0,301	1,500
Viés												
$n = 50$	-0,039	0,078	-0,021	0,040	-0,039	0,076	-0,022	0,049	-0,038	0,083	-0,001	0,003
$n = 100$	-0,022	0,046	-0,013	0,028	-0,017	0,040	-0,011	0,024	-0,020	0,036	0,000	-0,006
$n = 300$	-0,007	0,015	-0,004	0,008	-0,007	0,014	-0,007	0,013	-0,007	0,016	-0,001	0,002
$n = 500$	-0,003	0,006	-0,001	0,001	-0,004	0,007	-0,004	0,006	-0,003	0,008	0,001	-0,000
erro quadrático médio												
$n = 50$	0,020	0,118	0,019	0,112	0,020	0,134	0,017	0,117	0,020	0,168	0,008	0,102
$n = 100$	0,011	0,060	0,009	0,053	0,010	0,063	0,008	0,055	0,010	0,082	0,004	0,051
$n = 300$	0,003	0,019	0,003	0,017	0,003	0,020	0,003	0,018	0,004	0,028	0,001	0,017
$n = 500$	0,002	0,012	0,002	0,010	0,002	0,013	0,002	0,011	0,002	0,016	0,001	0,010

No primeiro cenário, os quais os resultados estão na Tabela 1, em que $\alpha = 0, 3$ e $\mu = 1, 5$ as estimativas obtidas por MQC e por MVC se mostraram próximas do valor verdadeiro, especialmente para $n \geq 300$, mostrando de maneira direta que os estimadores $\hat{\alpha}_{MQC}$, $\hat{\mu}_{MQC}$, $\hat{\alpha}_{MVC}$ e $\hat{\mu}_{MVC}$ são consistentes¹. O viés foi ligeiramente maior para amostras pequenas, em que ($n = 50$), mas reduziu de forma consistente com o aumento da amostra. Entre os modelos, a distribuição geométrica apresentou os menores valores de EQM, sugerindo maior eficiência nesse caso específico.

¹ Um estimador é consistente quando, à medida que o tamanho da amostra aumenta, ele converge em probabilidade para o valor verdadeiro do parâmetro que está sendo estimado. Em outras palavras, $\hat{\theta}_n \xrightarrow{P} \theta$ quando $n \rightarrow \infty$.

Tabela 2 – Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0,5$ e $\mu = 2$.

Amostra	Estimativa dos parâmetros											
	Poisson				Binomial Negativa				Geométrica			
	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$
$n = 50$	0,449	2,191	0,483	2,056	0,447	2,206	0,476	2,098	0,449	2,188	0,498	1,995
$n = 100$	0,475	2,095	0,492	2,027	0,475	2,091	0,487	2,047	0,474	2,105	0,501	2,001
$n = 300$	0,490	2,035	0,497	2,007	0,491	2,035	0,493	2,027	0,489	2,042	0,499	2,003
$n = 500$	0,495	2,021	0,499	2,006	0,495	2,020	0,497	2,014	0,494	2,020	0,500	1,999
viés												
$n = 50$	-0,051	0,191	-0,017	0,056	-0,053	0,206	-0,024	0,098	-0,051	0,188	-0,002	-0,005
$n = 100$	-0,025	0,095	-0,008	0,027	-0,026	0,091	-0,014	0,047	-0,026	0,105	0,001	0,001
$n = 300$	-0,010	0,035	-0,003	0,007	-0,009	0,035	-0,007	0,027	-0,011	0,042	-0,001	0,003
$n = 500$	-0,005	0,021	-0,002	0,006	-0,005	0,020	-0,003	0,014	-0,006	0,020	-0,000	-0,001
erro quadrático médio												
$n = 50$	0,019	0,325	0,012	0,204	0,020	0,377	0,012	0,253	0,019	0,430	0,005	0,171
$n = 100$	0,009	0,149	0,006	0,094	0,009	0,162	0,006	0,118	0,009	0,198	0,002	0,084
$n = 300$	0,003	0,048	0,002	0,030	0,003	0,055	0,002	0,043	0,003	0,064	0,001	0,029
$n = 500$	0,002	0,030	0,001	0,018	0,002	0,031	0,001	0,024	0,002	0,037	0,000	0,017

No segundo cenário, no qual temos os parâmetros $\alpha = 0,5$ e $\mu = 2$, e os resultados expressos na Tabela 2, o padrão observado se manteve: maior dispersão para amostras pequenas e convergência para os valores verdadeiros a medida que o tamanho da amostra aumentava. O viés para o parâmetro α foi negativo na maioria dos casos, mas de uma pequena magnitude, enquanto o parâmetro μ apresentou tendência de superestimação para amostras menores. Destaca-se que, para esse cenário, os estimadores de MV novamente se mostraram ligeiramente superiores em termos de EQM, sobretudo na distribuição geométrica mais uma vez.

Tabela 3 – Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0,7$ e $\mu = 2,5$.

Amostra	Estimativa dos parâmetros											
	Poisson				Binomial Negativa				Geométrica			
	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$
$n = 50$	0,641	2,962	0,690	2,569	0,638	2,977	0,680	2,655	0,642	2,954	0,699	2,493
$n = 100$	0,670	2,739	0,695	2,532	0,667	2,764	0,687	2,606	0,668	2,755	0,699	2,498
$n = 300$	0,690	2,579	0,698	2,512	0,690	2,581	0,695	2,544	0,690	2,578	0,700	2,502
$n = 500$	0,693	2,553	0,699	2,508	0,693	2,556	0,695	2,540	0,694	2,555	0,700	2,504
viés												
$n = 50$	-0,059	0,462	-0,001	0,069	-0,062	0,477	-0,020	0,155	-0,058	0,454	-0,001	-0,008
$n = 100$	-0,030	0,239	-0,005	0,032	-0,033	0,264	-0,013	0,106	-0,032	0,255	-0,001	-0,002
$n = 300$	-0,010	0,079	-0,002	0,012	-0,010	0,081	-0,005	0,044	-0,010	0,078	-0,000	0,002
$n = 500$	-0,007	0,053	-0,001	0,008	-0,007	0,056	-0,005	0,040	-0,006	0,055	-0,000	0,004
erro quadrático médio												
$n = 50$	0,016	1,234	0,002	0,251	0,016	1,059	0,007	0,484	0,020	0,359	0,013	0,244
$n = 100$	0,006	0,432	0,002	0,143	0,007	0,482	0,003	0,237	0,007	0,535	0,001	0,126
$n = 300$	0,002	0,0132	0,001	0,049	0,002	0,139	0,001	0,088	0,002	0,157	0,000	0,042
$n = 500$	0,001	0,077	0,000	0,028	0,001	0,082	0,001	0,079	0,001	0,089	0,000	0,024

O terceiro cenário, com $\alpha = 0,7$ e $\mu = 2,5$, os resultados podem ser encontrados na Tabela 3, os resultados mais uma vez reforçam a hipótese de melhora da estimativa a medida que o tamanho da amostra aumenta. O parâmetro α foi subestimado nas amostras em que $n \leq 100$, mas essa diferença desaparece progressivamente a medida em que o tamanho da amostra aumente, o que já fica evidente em $n = 300$ e $n = 500$. Já para

μ , houve uma tendência inicial de superestimação, com valores se aproximando do valor verdadeiro à medida em que o tamanho da amostra crescia. Mais uma vez, as estimativas via MVC apresentou valores de EQM menor do que as estimativas usando MQC.

Tabela 4 – Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0, 1$ e $\mu = 5$.

Amostra	Estimativa dos parâmetros											
	Poisson				Binomial Negativa				Geométrica			
	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$
$n = 50$	0,100	4,995	0,108	4,955	0,102	4,990	0,105	4,982	0,097	5,008	0,109	4,941
$n = 100$	0,096	5,015	0,100	4,994	0,097	5,017	0,098	5,011	0,097	5,017	0,104	4,975
$n = 300$	0,096	5,021	0,097	5,016	0,097	5,014	0,098	5,012	0,096	5,028	0,102	4,994
$n = 500$	0,098	5,011	0,099	5,007	0,098	5,011	0,098	5,012	0,097	5,020	0,101	4,998
viés												
$n = 50$	0,000	-0,010	0,008	-0,046	0,002	-0,010	0,005	-0,018	-0,003	0,008	0,009	-0,059
$n = 100$	-0,004	0,015	0,000	-0,006	-0,003	0,017	-0,002	0,011	-0,004	0,017	0,004	-0,025
$n = 300$	-0,004	0,021	-0,003	0,016	-0,003	0,014	-0,002	0,012	-0,005	0,028	0,002	-0,006
$n = 500$	-0,002	0,011	-0,002	0,007	-0,002	0,011	-0,002	0,012	-0,003	0,020	0,001	-0,002
erro quadrático médio												
$n = 50$	0,011	0,447	0,013	0,507	0,011	0,481	0,011	0,494	0,011	0,961	0,004	0,693
$n = 100$	0,007	0,266	0,008	0,283	0,007	0,289	0,007	0,287	0,007	0,532	0,002	0,368
$n = 300$	0,003	0,112	0,003	0,113	0,003	0,119	0,003	0,115	0,003	0,199	0,001	0,119
$n = 500$	0,002	0,070	0,002	0,070	0,002	0,076	0,002	0,072	0,002	0,123	0,000	0,071

No quarto cenário, em que $\alpha = 0, 1$ e $\mu = 5$, os resultados encontram-se na Tabela 4, verifica-se uma particular estabilidade mesmo em tamanhos amostrais reduzidos. As estimativas de α ficaram bastante próximas do valor verdadeiro, e o viés foi praticamente nulo já a partir de $n = 100$. Para o parâmetro μ , o viés foi ligeiramente positivo, mas de magnitude pequena. O EQM também se mostrou bastante reduzido nesse cenário, sugerindo maior facilidade de estimação quando os parâmetros assumem esses valores.

Por fim, no cenário mais extremo, com $\alpha = 0, 9$ e $\mu = 4$, os resultados estão descritos na Tabela 5, e conforme observado indicam maior dificuldade em obter boas estimativas em amostras pequenas. O viés em μ foi substancial para $n = 50$, mas reduziu gradualmente em amostras maiores. O EQM também foi elevado nesse caso, sobretudo na distribuição geométrica com $n = 50$, refletindo maior instabilidade. Contudo, o resultado de convergência se manteve e no caso em que $n = 500$ as estimativas já se aproximam consideravelmente dos valores verdadeiros e observamos que para α via MVC, o EQM é praticamente zero, independente do tamanho da amostra.

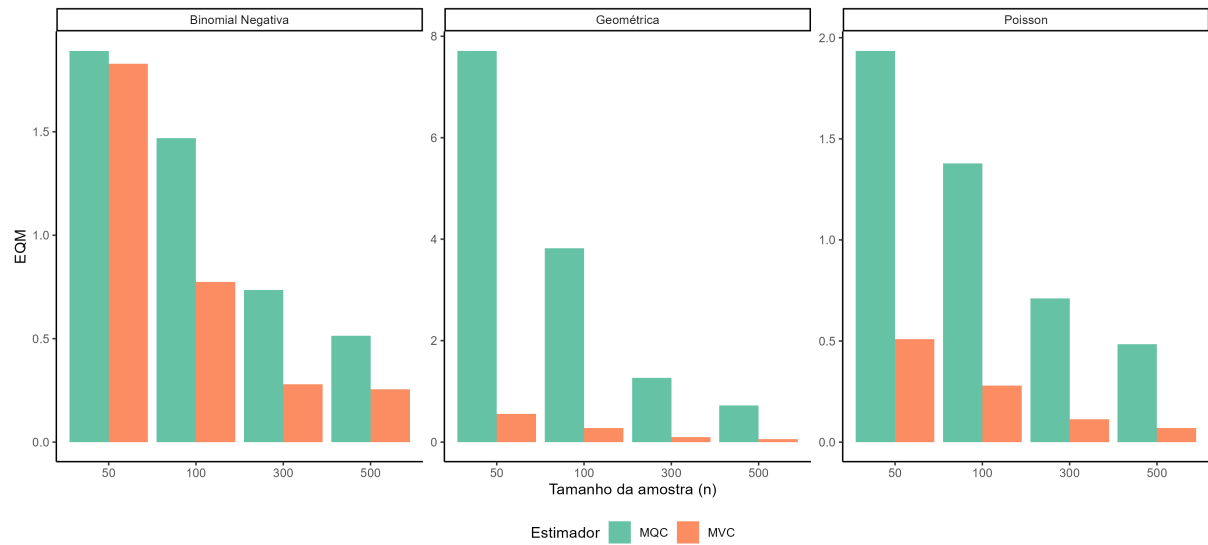
Tabela 5 – Estimativas dos parâmetros, viés e erro quadrático médio quando $\alpha = 0,9$ e $\mu = 4$.

Amostra	Estimativa dos parâmetros											
	Poisson				Binomial Negativa				Geométrica			
	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$	$\hat{\alpha}_{MQC}$	$\hat{\mu}_{MQC}$	$\hat{\alpha}_{MVC}$	$\hat{\mu}_{MVC}$
$n = 50$	0,881	4,625	0,897	4,077	0,881	4,621	0,907	4,394	0,855	5,484	0,900	3,980
$n = 100$	0,886	4,514	0,899	4,052	0,885	4,539	0,903	4,164	0,873	4,979	0,900	3,991
$n = 300$	0,893	4,279	0,899	4,018	0,892	4,302	0,902	4,022	0,889	4,418	0,900	4,005
$n = 500$	0,894	4,214	0,900	4,011	0,894	4,223	0,900	4,073	0,893	4,279	0,900	4,003
viés												
$n = 50$	-0,019	0,625	-0,003	0,077	-0,019	0,621	0,007	0,394	-0,045	1,484	0,000	-0,020
$n = 100$	-0,014	0,514	-0,002	0,052	-0,015	0,539	0,003	0,164	-0,027	0,979	0,000	-0,009
$n = 300$	-0,007	0,279	-0,001	0,018	-0,008	0,302	0,002	0,022	-0,011	0,418	-0,000	0,005
$n = 500$	-0,006	0,214	-0,000	0,011	-0,006	0,223	0,000	0,073	-0,007	0,279	0,000	0,003
erro quadrático médio												
$n = 50$	0,002	1,935	0,001	0,510	0,002	1,891	0,001	1,829	0,007	7,709	0,000	0,554
$n = 100$	0,001	1,379	0,000	0,279	0,001	1,469	0,001	0,774	0,003	3,821	0,000	0,277
$n = 300$	0,001	0,711	0,000	0,113	0,001	0,735	0,000	0,279	0,001	1,266	0,000	0,097
$n = 500$	0,000	0,485	0,000	0,069	0,000	0,514	0,000	0,256	0,000	0,719	0,0000	0,057

De modo geral, os resultados das simulações apontam que tanto MQC, quanto a MVC são consistentes, mas a MVC tende a apresentar menor EQM, principalmente observando a distribuição geométrica. Além disso o aumento do tamanho amostral reduz de forma significativa tanto o viés quanto a variabilidade das estimativas, confirmando as propriedades assintóticas dos estimadores.

Outro resultado que ganha proeminência refere-se ao desempenho do estimador via MVC em comparação ao mesmo via MQC. Analisando o EQM no quinto cenário, cujos resultados estão apresentados na Tabela 5, verifica-se que, para $n = 50$, considerando a distribuição de inovação geométrica, o EQM de $\hat{\mu}_{MQC}$ foi de 7,709, enquanto para $\hat{\mu}_{MVC}$ obteve-se 0,554, representando uma redução de aproximadamente 92,81%. No terceiro cenário, conforme mostrado na Tabela 3, para $n = 50$ e distribuição de inovação Poisson, o EQM de $\hat{\mu}_{MQC}$ foi de 1,224, contra 0,251 para $\hat{\mu}_{MVC}$, correspondendo a uma redução de aproximadamente 79,48%. Esses resultados reforçam a superioridade do método de estimação via MVC, particularmente quando se aproxima de um, situação em que há uma dependência temporal mais acentuada na série.

Figura 1 – Análise do EQM na simulação de monte carlo para $\hat{\lambda}$ quando $\lambda = 4$ e $\mu = 0,9$.



Em análise dos resultados apresentados na Figura 1, observa-se que o método de MVC demonstra consistentemente menores valores de EQM em comparação ao método de MQC, em que todas as distribuições de inovação (Poisson, binomial negativa e geométrica) e tamanhos amostrais, com destaque para a superioridade do MVC em amostras menores ($n = 50$), onde se registram reduções de até 92,81% no EQM para o parâmetro μ na distribuição geométrica, reforçando a maior precisão e robustez do estimador MVC especialmente em contextos de forte dependência temporal, em que α está próximo de 1.

4.2 Aplicação Com Dados Reais

A análise da população desocupada constitui um ponto central nos estudos sobre o mercado de trabalho, especialmente em grandes centros urbanos. Na Região Metropolitana do Rio de Janeiro, essa temática ganha relevância pela expressiva concentração populacional, pela diversidade de atividades econômicas e pelas constantes transformações socioeconômicas que impactam diretamente a empregabilidade. A dinâmica da desocupação na região reflete não apenas flutuações conjunturais da economia, mas também fatores ligados à informalidade. Assim, o estudo de séries temporais sobre a população desocupada permite identificar padrões, tendências e variações sazonais, contribuindo para uma compreensão mais aprofundada da realidade do mercado de trabalho e para a formulação de estratégias de enfrentamento desse desafio social.

A série temporal utilizada neste trabalho foi obtida no Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS) do Banco Central do Brasil, que disponibiliza dados econômicos e sociais de diferentes regiões do país. O horizonte de tempo considerado corresponde ao período de março de 2002 a fevereiro de 2016, permitindo uma análise abrangente de mais de uma década sobre o comportamento da população desocupada na Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Esse intervalo possibilita observar tanto os efeitos de ciclos econômicos de crescimento quanto os reflexos de crises e instabilidades, oferecendo uma visão consistente da evolução da desocupação nesse espaço geográfico. A escala de unidade da série temporal utilizada é de mil.

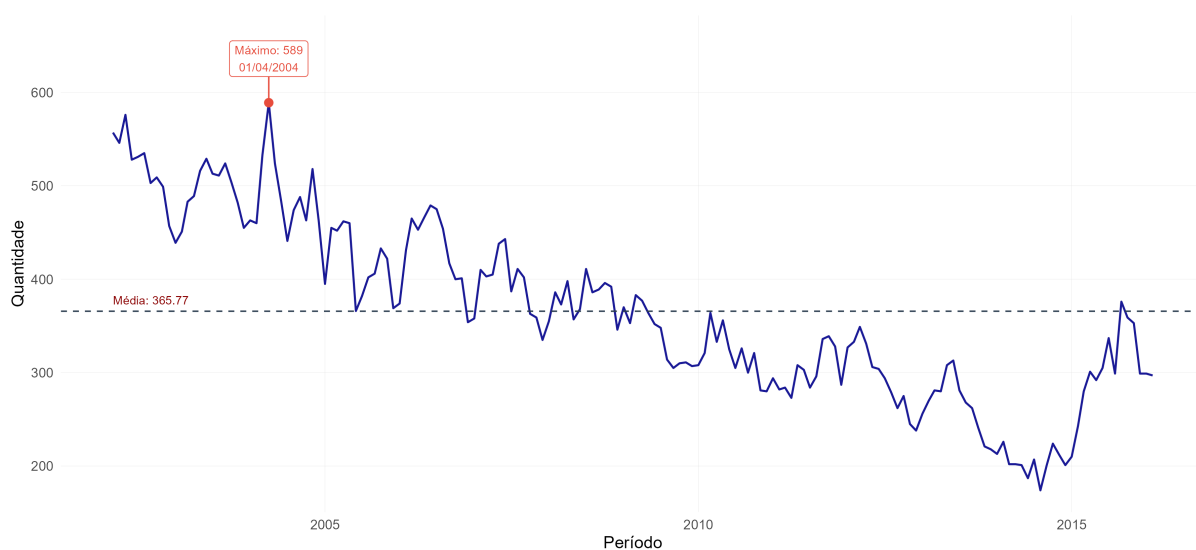
4.2.1 Análise Exploratória

A Série temporal mensal referente a população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro tem o horizonte de tempo iniciando em março de 2002 e finalizando em fevereiro de 2016, totalizando um quantitativo de 168 observações. De acordo com os resultados expressos na Tabela 6, em que os valores indicam uma tendência central em torno da média de 366 unidades de milhares da população desocupada, ou seja, a média da população desempregada na região metropolitana do Rio de Janeiro era de 366.000 habitantes. A leve diferença entre a média e a mediana, sugere uma assimetria positiva, como é observado ainda na Tabela 6, com valor de 0,18. A série apresenta dispersão significativa, onde o desvio padrão foi de 95,26 unidades. A curtose de 2,25 indica uma distribuição platicúrtica, ou seja, em que se tem caudas menos pesadas e menor concentração de valores extremos em comparação à distribuição normal. O que sugere que, embora a série seja relativamente estável, existem períodos em que os valores se afastam da média, possivelmente motivadas por uma crise no setores empregatícios.

Tabela 6 – Estatísticas descritivas da série temporal da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.

Estatística	Valor
Observações	168
Média	365,77
Mediana	357,50
Desvio Padrão	95,26
Coefficiente de Variação	26,04%
Mínimo	174
Máximo	589
Assimetria	0,18
Curtose	2,25

Figura 2 – Série temporal da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.



De acordo com a Figura 2, podemos analisar que o valor em que no recorte de tempo é observado a maior quantidade de pessoas desocupadas na região metropolitana no Rio de Janeiro é no mês de Abril de 2004, o quantitativo de 589 unidades. Já a menor quantidade no número de desocupados na região metropolitana do Rio de Janeiro se deu em agosto de 2014, onde o valor foi de 174 unidades.

Pode-se observar que, até pouco antes de 2010, os valores da série temporal permaneceram acima da média, indicando níveis relativamente elevados de desocupação. No entanto, ao longo dos anos subsequentes, nota-se uma tendência de queda na população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, refletindo a melhoria gradual das condições do mercado de trabalho e a maior absorção da força de trabalho pelos setores econômicos locais.

4.2.2 Estimação de Parâmetros

A estimação dos parâmetros foi realizada por meio de dois métodos estatísticos: mínimos quadrados condicionais (MQC) e máxima verossimilhança condicional (MVC). O parâmetro α representa o coeficiente de dependência temporal, mensurando a influência da observação no tempo $t - 1$ sobre a observação no tempo t . No contexto específico desta análise da população desocupada da Região Metropolitana do Rio de Janeiro, o parâmetro α reflete o grau de persistência do desemprego, indicando em que medida o contingente de população desocupada em um determinado mês é influenciado pela quantidade de pessoas desocupadas no mês imediatamente anterior. O parâmetro μ representa a taxa de chegada de novos eventos na série temporal, correspondendo, no presente estudo, ao fluxo de entrada de novas unidades populacionais no contingente de desocupados. As estimativas dos parâmetros α e μ serão denotadas por $\hat{\alpha}$ e $\hat{\mu}$, respectivamente.

No método de MQC, o parâmetro de dependência temporal (α) foi estimado em 0,9471, enquanto o parâmetro de intensidade do processo (μ) apresentou valor estimado de 17,8003. Os valores divergentes estimados por Máxima Verossimilhança Condicional, refletem a diferente maneira de cada modelo capturar a dependência temporal, estimando valores diferentes para α e a variabilidade da série, valores bem diferentes para μ .

Tabela 7 – Estimativas dos parâmetros da série temporal de desocupados na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.

MQC		MVC					
		Poisson		Bin. Negativa		Geométrica	
$\hat{\alpha}$	$\hat{\mu}$	$\hat{\alpha}$	$\hat{\mu}$	$\hat{\alpha}$	$\hat{\mu}$	$\hat{\alpha}$	$\hat{\mu}$
0,9471	17,8003	0,7705	82,477	0,8724	85,436	0,8819	41,6999

De acordo com a Tabela 7, pode se observar, que a estimativa para o parâmetro α apresenta valores elevados em todos os métodos, variando de 0,7705 a 0,9471, indicando alta persistência, ou influência, do desemprego. Isso significa que 77% à 95% do contingente de desocupados em um mês influencia diretamente no quantitativo do mês seguinte. Já o parâmetro μ varia significativamente entre os métodos e distribuições consideradas, de 17,8 à 85,4. A estimação via MQC produz a menor estimativa de 17,8 enquanto a Binomial Negativa via MVC resulta na maior de 85,4. Essa variação reflete as diferenças de pressuposição distributiva dos métodos.

A escolha do modelo mais adequado foi realizado a partir dos critérios de informação AIC e BIC, amplamente utilizados na literatura por penalizarem a complexidade do modelo e permitirem um equilíbrio entre qualidade do ajuste e parcimônia. Esses critérios são fundamentais para evitar tanto o sobreajuste (overfitting) quanto a subestimação da estrutura dos dados, sendo, portanto, ferramentas importantes no processo de seleção de modelos. No presente estudo, os resultados apontaram que, entre as distribuições consideradas para as inovações do processo INAR(1), o modelo com distribuição Geométrica

apresentou os menores valores de AIC(1658,94) e BIC(1665,19), destacando-se como a melhor opção para representar a série temporal analisada. As demais distribuições, Poisson com valor de AIC(2295,03) e BIC(2301,28) e a Binomial Negativa com valor de AIC(1729,66) e BIC(1739,04).

4.2.3 Ajuste do Modelo

Após a seleção do modelo, foi realizada a análise de diagnóstico por meio dos resíduos de pearson. A Figura 3 apresenta a evolução de acordo com o tempo dos resíduos, no qual observa que estes oscilam em torno de zero, aparentemente sem tendência, o que é um indício de ausência de viés sistemático. Além disso, a variabilidade dos resíduos se mantém aproximadamente constante ao longo do tempo, indicando que não há sinais de possível heterocedasticidade.

A Figura 4 exibe a função de autocorrelação dos resíduos. Nota-se que a maioria das autocorrelações se encontra dentro das bandas de confiança, não havendo padrão de dependência temporal persistente. Esse resultado é reforçado pelo teste de Ljung-Box, o qual teve um resultado de $\chi^2 = 15,87$ com 10 graus de liberdade e um p-valor de 0,1034. Como o p-valor é superior ao nível de significância de 5%, não rejeitamos a hipótese nula de que os resíduos são não correlacionados, ou seja, a uma confiança de 95% não existe evidências estatísticas para rejeitar a hipótese de que os resíduos não são independentes. Dessa forma, conclui-se que os resíduos do modelo selecionado apresentam comportamento que respeitam as pressuposições para a validade das inferências. Logo, o modelo pode ser considerado adequado para fins de previsão.

Figura 3 – Análise de resíduos da série da série modelada referente população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de abril de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.

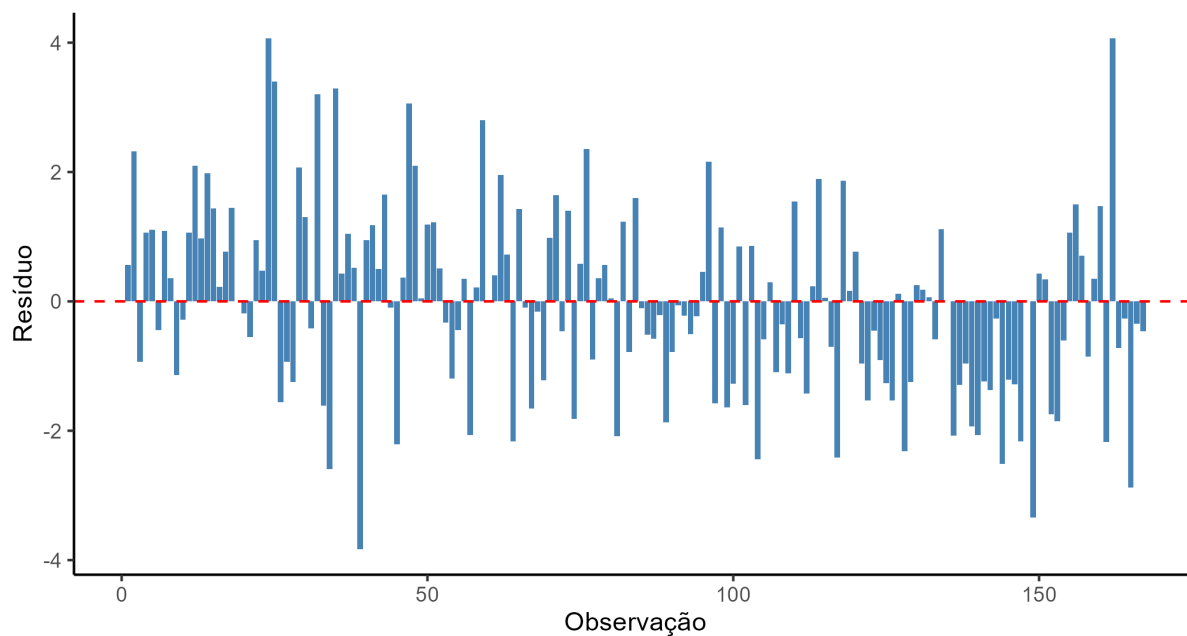
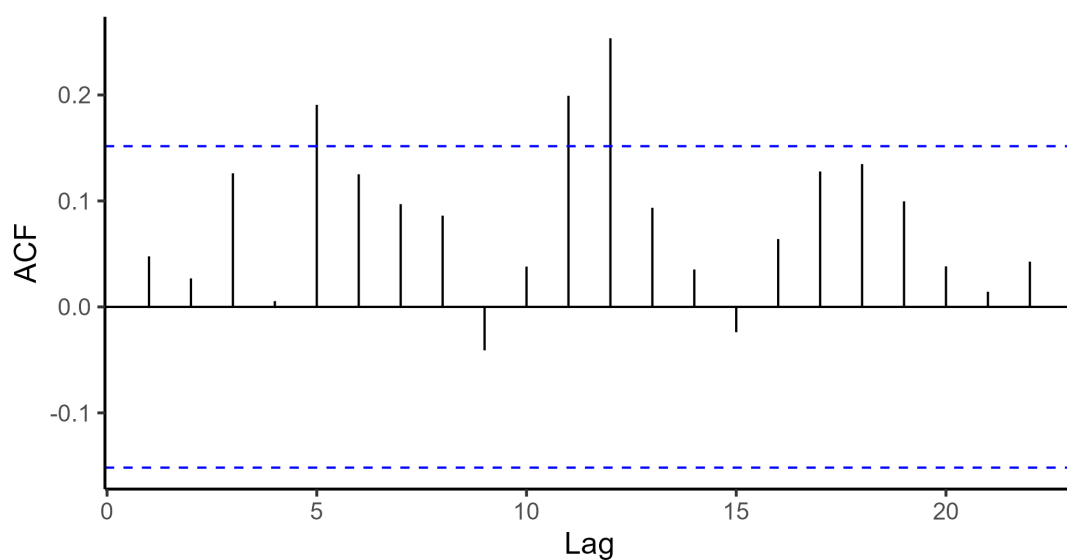


Figura 4 – Gráfico de autocorrelação dos resíduos da série da série modelada referente população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de abril de 2002 à fevereiro de 2016, em milhares.



A etapa de estimação dos valores foi utilizada a técnica de validação walk-forward. Esse procedimento consiste em ocultar valores da série, reestimar os parâmetros a cada passo e comparar os resultados estimados com os valores reais observados, permitindo

avaliar o desempenho do modelo em diferentes horizontes de previsão. Dessa forma é possível verificar não apenas a capacidade de ajuste do modelo, mas também sua capacidade de generalização em cenários futuros.

De maneira geral, os resultados mostraram um desempenho satisfatório em horizontes curtos, especialmente na previsão de um passo à frente, onde o valor estimado esteve muito próximo do valor verdadeiro. Contudo, à medida que o horizonte de previsão se alonga (3, 6 e 12 passos), os erros acumulados tornam-se mais evidentes, com os resíduos apresentando maior magnitude e indicando dificuldade do modelo em capturar oscilações mais bruscas da série. Ainda assim, o exercício mostrou-se relevante para validar empiricamente o modelo escolhido, evidenciando suas potencialidades e limitações no contexto das previsões.

Tabela 8 – Valores estimados x valores verdadeiros para a série de população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares.

Período	fev/16	jan/16	dez/15	nov/15	out/15	set/15	ago/15	jul/15	jun/15	mai/15	abr/15	mar/15
Valor Real	297	299	299	353	359	376	299	337	305	292	301	280
h = 1	305											
h = 3	353	353	353									
h = 6	327	324	320	316	311	305						
h = 12	328	325	321	317	312	307	301	294	286	277	267	256

Os resultados descritos na Tabela 8, mostram que o modelo apresentou bom desempenho em horizontes curtos, com destaque para os valores estimados considerando o horizonte de um passo à frente ($h = 1$), em que o valor estimado foi de 305, bastante próximo do valor verdadeiro que foi de 297. Para horizontes maiores, entretanto, observou-se um afastamento considerável: no caso de três passos à frente ($h = 3$), as estimativas permaneceram constantes em 353, enquanto os valores variaram entre 297 à 299. Já em horizontes mais longos, como ($h = 12$), a discrepância se acentua - por exemplo, em setembro/2015 o modelo previu 307, enquanto o valor verdadeiro foi de 376, todavia no mês anterior de agosto, o valor verdadeiro foi de 299 e o modelo previu 301. Esses resultados reforçam que o modelo com inovação geométrica é mais eficiente para curto prazo, porém, apresenta limitações em capturar oscilações expressivas da série em períodos mais longos.

O erro médio absoluto (MAE), definido na Equação 2.5 é representado como a média das diferenças absolutas entre os valores observados y_t e os valores estimados \hat{y}_t . De forma análoga, a raiz do erro quadrático médio (RMSE) apresentado na Equação 2.6, corresponde à raiz quadrada da média dos erros ao quadrado, sendo uma medida sensível a grandes discrepâncias entre os valores observados e os valores estimados. E por fim, o erro médio percentual (MPE), definido na Equação 2.7, é expresso como a média percentual dos erros, permitindo avaliar o viés médio dos valores estimados em termos relativos, com a finalidade de verificar se houve alguma subdispersão ou sobredispersão.

Tabela 9 – Medidas de qualidade do ajuste para as estimação da série de população desempregada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de acordo com o horizonte de previsão.

h	MAE	RMSE	MPE
1	8,00	8,00	2,69%
3	54,67	54,67	18,33%
6	38,67	42,19	11,37%
12	30,67	34,83	9,40%

A Tabela 9 apresenta as métricas de análise da qualidade do ajuste, o MAE, RMSE e o MPE obtidas para diferentes horizontes de previsão, permitindo avaliar quantitativamente a acurácia do modelo selecionado. Nota-se que, para o horizonte de um passo à frente ($h = 1$), o modelo apresentou desempenho bastante satisfatório, com erros médios absolutos e a raiz do erro quadrático médio em 8, o que confirma a boa capacidade preditiva no curto prazo.

No caso de ($h = 1$), e em ($h = 3$) conforme o resultado na Tabela 9, tanto o MAE, quanto o RMSE assumem o mesmo valor, em ($h = 1$) isso acontece pelo fato de que só há uma única observação estimada a ser considerada, logo, não há diferença entre elevar ao quadrado ou tomar o valor absoluto. Já no caso em que ($h = 3$) isso acontece pelo motivo de acontecer pouca dispersão entre os erros. Nos dois casos foi verificado um MPE positivo no horizonte igual a 1, sendo de 2,69% e no horizonte 3 de 18,33%, indica que, em média, o modelo apresenta uma superestimação leve nos valores estimados.

No horizonte, em que ($h = 12$), tanto o MAE, quando o RMSE diminuem, sendo respectivamente, 30,67 e 34,83 e o MPE de 9,40% sugere que o modelo mantém uma superestimação moderada. A redução das métricas nesse horizonte mostram que o modelo consegue capturar a estrutura de longo prazo da série.

À medida que o horizonte aumenta, observa-se um crescimento dos erros, reflexo da maior incerteza inerente a previsões de médio e longo prazo. O caso de ($h = 3$) merece destaque, pois, apresentou os maiores valores de erro médio absoluto e erro quadrático médio, indicando a dificuldade do modelo em capturar variações bruscas nesse intervalo. Por outro lado, para horizontes mais extensos, como ($h = 6$) e ($h = 12$), os erros se mantiveram com valores relativamente menores do que em ($h = 3$), sugerindo que, embora a previsão ainda esteja distante dos valores reais, o modelo conseguiu estabilizar seu desempenho. Esses resultados reforçam a adequação do modelo com distribuição de inovação geométrica para previsões de curto prazo, ao passo que evidencia limitações em horizontes mais longos, especialmente quando a série apresenta mudanças abruptas.

Utilizou-se o teste de dispersão, implementado na função `dispersiontest` do pacote `AER`. Esse teste tem como hipótese nula a equidispersão, ou seja, a variância e a média serem iguais. E como resultado, obteve-se uma estatística de teste $z = 11,12$, e um p -valor com resultado $< 2,2 \times 10^{-16}$, logo, ao nível de significância de 5% existe evidências

estatísticas para rejeitar a hipótese nula de uma equidispersão dos dados. Como resultado referente a função, o valor de dispersão foi de 24,6615 o que indica uma sobredispersão, ou seja, quando a variância é bem maior do que a média, o que reforça o resultado do AIC e BIC considerando a distribuição de inovação Poisson apresentar os piores valores, em comparação com as demais distribuições de inovação abordadas.

Figura 5 – Análise de resíduos do modelo estimado para a estimativa dos valores referente a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de setembro de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares.

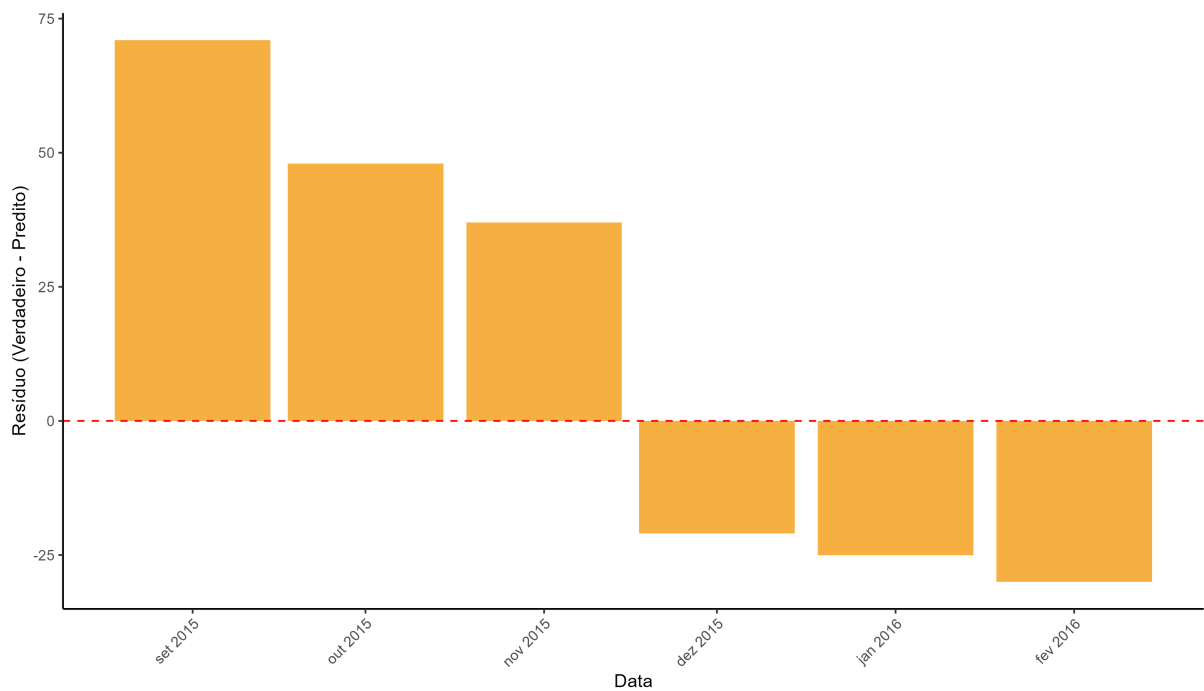
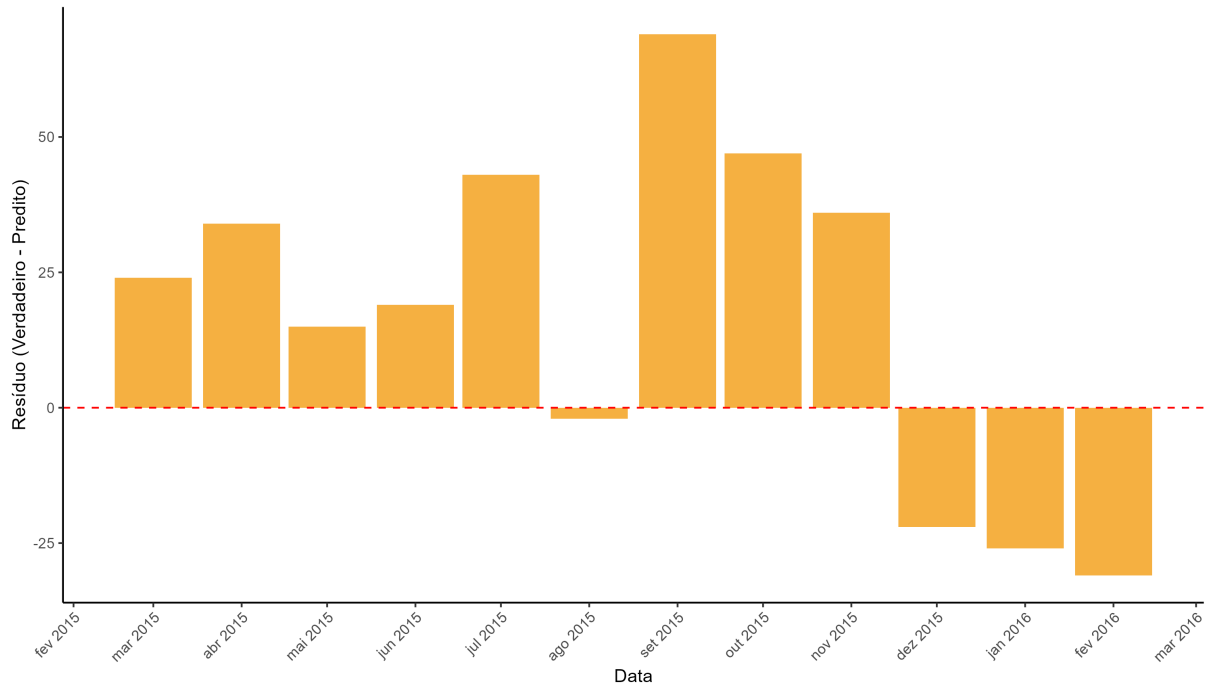


Figura 6 – Análise de resíduos do modelo estimado para a estimativa dos valores referente a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de fevereiro de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares.



As Figuras 5 e 6 apresentam a análise dos resíduos para os horizontes de seis e doze meses à frente, respectivamente. Observa-se que, no horizonte de seis passos, os resíduos iniciais são positivos e elevados (indicando que o modelo está superestimando nestas observações), chegando a aproximadamente 70 unidades em setembro de 2015, mas ao longo do período passam a assumir valores negativos, indicando uma subestimação das observações verdadeiras nos meses mais recentes. Já no horizonte de doze passos, a discrepância se mantém elevada em diversos períodos, com destaque para setembro de 2015, quando os resíduos chegam próximo de 70 unidades, refletindo a dificuldade do modelo em acompanhar oscilações bruscas da série.

As Figuras 7 e 8 exibem a comparação entre os valores verdadeiros e as previsões realizadas pelo modelo nos horizontes de seis e doze meses. No horizonte de seis meses, nota-se que as previsões seguem uma tendência suavizada e crescente, enquanto os dados reais apresentam flutuações mais intensas, sobretudo entre setembro e outubro de 2015, quando o modelo subestima picos importantes da série. No horizonte de doze meses, o comportamento é ainda mais evidente: o modelo mantém uma trajetória quase linear de crescimento, enquanto os valores observados revelam variações acentuadas e não capturadas, evidenciando a limitação do modelo para previsões de longo prazo.

Figura 7 – Valor verdadeiro x valor estimado para a série de população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de setembro de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares.

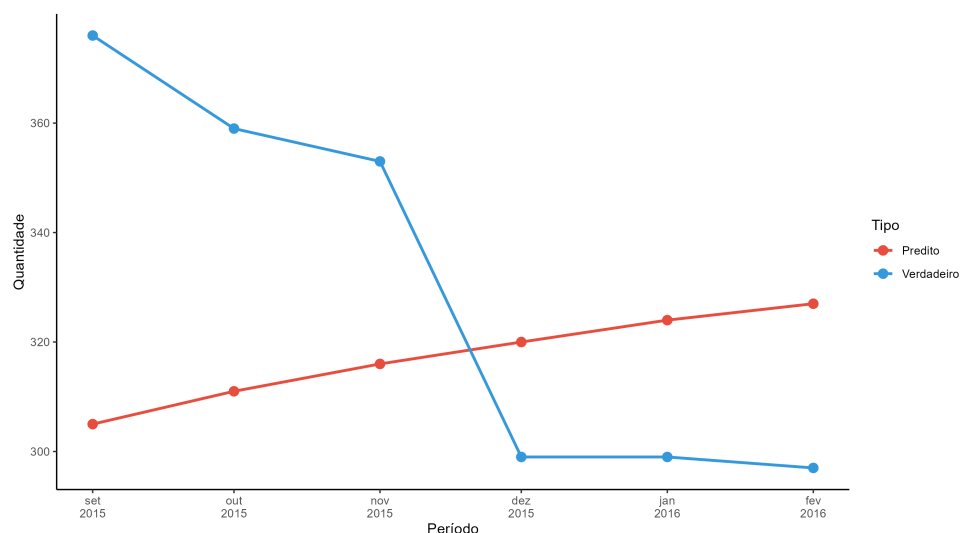
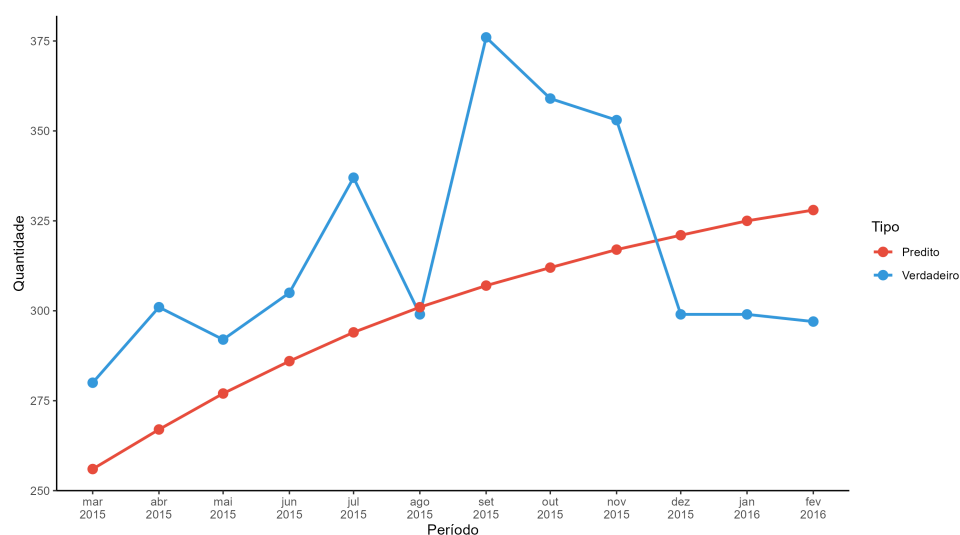


Figura 8 – Valor verdadeiro x valores estimado para a série de população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de fevereiro de 2015 à fevereiro de 2016, em milhares.



4.2.4 Previsão

A aplicação prática do modelo INAR(1), com distribuição geométrica - selecionada mediante os critérios de AIC e BIC como a mais adequada à estrutura dos dados - na série temporal analisada permitiu gerar previsões para um horizonte de 12 meses, com início no mês de março de 2016 a fevereiro de 2017. A previsão, que constitui um dos principais objetivos da análise de séries temporais, fornece insights valiosos para o planejamento

estratégico e a tomada de decisões, permitindo antever tendências e comportamentos futuros com base no comportamento histórico da série e na dependência temporal, modelado pelo parâmetro α do processo INAR(1). A previsão foi realizada conforme a Equação 2.4, sabendo que o número considerado é o inteiro mais próximo. Ou seja, a estimação será o inteiro mais próximo, através da média da distribuição condicional.

Tabela 10 – Valores previstos para a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2016 à fevereiro de 2017, em milhares.

Período	Previsão
mar/2016	304
abr/2016	310
mai/2016	315
jun/2016	319
jul/2016	323
ago/2016	327
set/2016	330
out/2016	333
nov/2016	335
dez/2016	337
jan/2017	339
fev/2017	341

Com base nos resultados da previsão de 12 meses à frente do modelo INAR(1), observa-se um padrão de crescimento consistente, porém com taxa de incremento decrescente ao longo do horizonte de predição. A previsão inicia em março de 2016 com 304 unidades e finaliza em fevereiro de 2017 com 341 unidades, representando assim um aumento de 37 unidades (aproximadamente 12%) ao longo do período de doze meses.

Analisando a trajetória da predição, na Figura 9 e na Figura 10, verifica-se que os incrementos mensais seguem uma tendência de suavização progressiva: onde nos primeiros meses é observado variações mais acentuadas (por exemplo do mês de março a abril de 2016 a diferença de 6 unidades, entre os meses de abril e maio de 2016 a diferença foi de 5 unidades), que caiu gradualmente, sendo nos últimos meses observado um incremento de apenas 2. Este comportamento é característico de processos INAR(1), onde o componente autorregressivo garante que as previsões convirjam suavemente para um nível de equilíbrio de longo prazo.

Figura 9 – Valores previstos para a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2016 à fevereiro de 2017, em milhares.

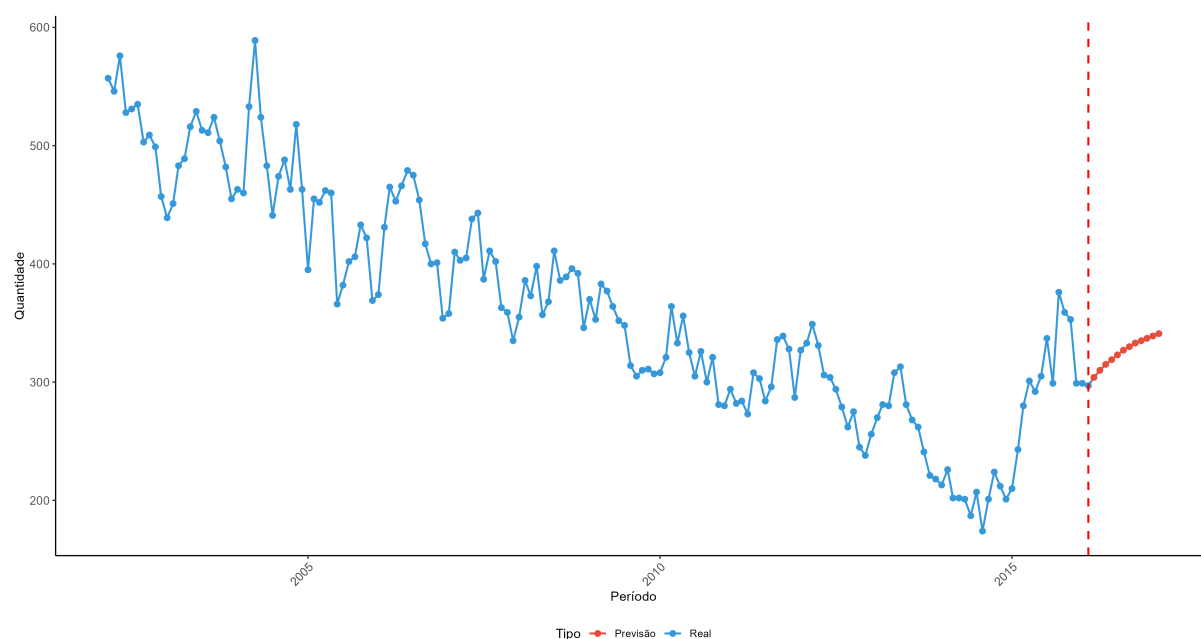
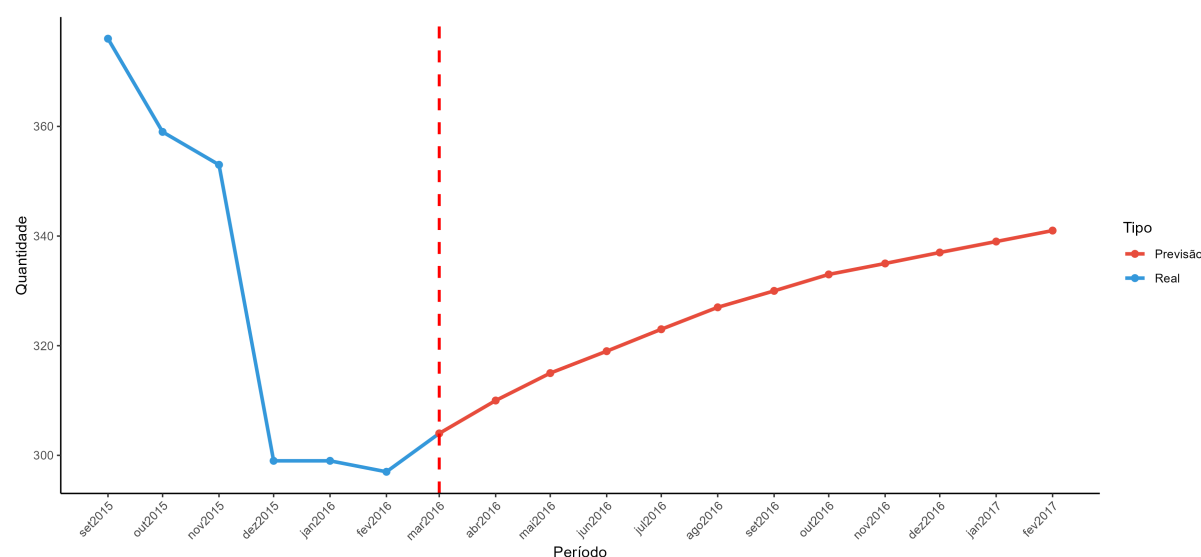


Figura 10 – Detalhado valores previstos para a série da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, de março de 2016 à fevereiro de 2017, em milhares.



A previsão de 341 unidades para fevereiro de 2017 representa o ponto de estabilização da série indicando que, segundo o modelo, a série atingiria um patamar próximo a este valor na ausência de choques externos significativos. O intervalo com confiança de 95%

para estas previsões situa-se aproximadamente entre 303 e 350 unidades, indicando que, embora a trajetória central aponte para um crescimento gradual, mas lento, existe uma margem de incerteza significativa associada às previsões de longo prazo. Esta amplitude considerada reflita a variabilidade intrínseca do processo autorregressivo de contagem e da acumulação de incerteza característica de previsões em um multiperíodo, o que reforça a importância de ter um monitoramento contínuo e atualizações sequenciais do modelo conforme novas observações são disponibilizadas.

Os valores previstos pelo modelo para a população desocupada na região metropolitana no Rio de Janeiro, para o período de março de 2016 à fevereiro de 2017, acende um sinal de alerta por causa da tendência de crescimento, mesmo que lenta, mas gradual no número de desocupados. Esse comportamento sugere um cenário de piora progressiva no mercado de trabalho ao longo do horizonte previsto, com implicações significativas para políticas públicas de emprego e renda. A previsão é de que a desocupação ultrapassaria a marca de 340 mil pessoas, no início de 2017, o que evidencia a necessidade de intervenções estratégicas direcionadas à geração de empregos e ao estímulo econômico na região, uma vez que tais níveis podem acentuar pressões sociais e reduzir o poder de consumo das famílias. Acrescenta-se, a persistência do crescimento mês e mês a qual reforça a importância do monitoramento contínuo e da adoção de medidas que antecipem e mitiguem os efeitos negativos deste quadro.

5 Considerações finais

O presente trabalho teve como finalidade avaliar a adequação das distribuições de inovação ao processo INAR(1), utilizando simulação de monte carlo e uma aplicação com dados reais, para estimar os parâmetros e fazer a previsão de novos valores para a série. Pode-se dizer que, com os resultados obtidos dos modelos avaliados, as técnicas mostraram-se eficazes para realizar as estimativas dos parâmetros α e μ do processo, apresentando resultados satisfatórios para a série temporal considerada. Apesar dos desafios iniciais, relacionados as suposições sobre os resíduos, para que tenhamos a possibilidade de realizar a previsão de novos valores, a suposição de independência dos resíduos foi validada, possibilitando assim a utilização da previsão. Além disso, os resultados das propriedades assintóticas dos estimadores foram validadas, o que traz uma maior confiabilidade aos estimadores tanto via MQC, como via MVC.

Os resultados obtidos neste estudo evidenciam a robustez e consistência dos estimadores de máxima verossimilhança condicional (MVC) para parâmetros INAR(1), conforme demonstrado nas simulações de monte carlo. Mesmo em amostras de tamanho reduzido, os estimadores apresentaram propriedades assintóticas satisfatórias, com viés reduzido e erro quadrático médio convergindo para zero à medida que o tamanho amostral aumentava, reforçando a confiabilidade do método para inferência em contextos de dependência temporal, principalmente, em que a dependência temporal é forte, ou seja, em que α se aproxima de um.

A flexibilidade do modelo INAR(1) em incorporar diferentes distribuições de inovação - como a Poisson, binomial negativa e geométrica - mostrou-se uma vantagem significativa, permitindo melhor adequação aos dados empíricos conforme suas particularidades. A seleção da distribuição mais apropriada, conduzida pelos critérios de informação como AIC e BIC, contribuiu para uma modelagem mais precisa e contextualmente relevante, adaptando-se à dispersão e a estrutura probabilística inerente à série analisada.

Por fim, destaca-se a importância de ampliar a aplicação de processos INAR em estudos futuros, dada sua capacidade de preservar a natureza discreta e não negativa das séries de contagem, como a série mensal da população desocupada na região metropolitana do Rio de Janeiro, no período de março de 2002 à fevereiro de 2016, conforme analisada neste estudo. O acompanhamento contínuo desse indicador, aliado à modelagem adequada, oferece subsídios valiosos para o planejamento e execução de políticas públicas e para a compreensão da dinâmica do mercado de trabalho, especialmente em regiões metropolitanas com complexidades socioeconômicas como a do Rio de Janeiro.

Referências

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.
- AL-OSH, M. A.; ALZAID, A. A. First-order integer-valued autoregressive (inar(1)) process. *Journal of Time Series Analysis*, v. 8, n. 3, p. 261–275, 1987.
- BARCELOS, B. I. *Teste da raiz unitária Dickey-Fuller no modelo INAR(1)*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Espírito Santo, 2008.
- BU, R.; MCCABE, B.; HADRI, K. Maximum likelihood estimation of higher-order integer-valued autoregressive processes. *Journal of Time Series Analysis*, Wiley Online Library, v. 29, n. 6, p. 973–994, 2008.
- BURNHAM, K. P.; ANDERSON, D. R. *Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretic Approach*. 2. ed. New York: Springer, 2002.
- CAMERON, A. C.; TRIVEDI, P. K. *Regression Analysis of Count Data*. [S.l.]: Cambridge University Press, 1998.
- DU, J. G.; LI, Y. The integer-valued autoregressive (inar(p)) model. *Journal of Time Series Analysis*, v. 12, n. 2, p. 129–142, 1991.
- FOKIANOS, K.; TJØSTHEIM, D. Poisson autoregression. *Journal of the American Statistical Association*, v. 104, n. 488, p. 1430–1439, 2009.
- FREELAND, R. K. *Statistical analysis of discrete time series with application to the analysis of workers compensation claims data*. Tese (Doutorado) — University of British Columbia, 1998.
- FREELAND, R. K.; MCCABE, B. P. M. Analysis of low count time series data by Poisson autoregression. *Journal of Time Series Analysis*, Wiley Online Library, v. 25, n. 5, p. 701–722, 2004.
- GOMES, K. S. *Modelagem INAR(p) para previsão de índices de qualidade do ar*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Espírito Santo, 2009.
- JUNG, R. C.; TREMAYNE, A. R. Testing for serial dependence in time series models of counts. *Journal of Time Series Analysis*, Wiley Online Library, v. 24, n. 1, p. 65–84, 2003.
- KROESE, D. P. et al. Why the monte carlo method is so important today. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, Wiley, v. 6, n. 6, p. 386–392, 2014.
- LATOURE, A. Existence and stochastic structure of a non-negative integer-valued autoregressive process. *Journal of Time Series Analysis*, v. 19, n. 4, p. 439–455, 1998.
- MACKINNON, J. G. Bootstrap hypothesis testing. In: *Handbook of Statistics*. [S.l.]: Elsevier, 2007. v. 26, p. 183–213.

- MAHMOUDI, E.; ROSTAMI, M.; ROOZEGAR, R. A new integer-valued $\text{ar}(1)$ process based on power series thinning operator. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, v. 47, n. 10, p. 2895–2906, 2018.
- MCKENZIE, E. Some simple models for discrete variate time series. *Water Resources Bulletin*, v. 21, n. 4, p. 645–650, 1985.
- MCKENZIE, E. Autoregressive moving-average processes with negative binomial and geometric marginal distributions. *Advances in Applied Probability*, v. 18, n. 3, p. 679–705, 1986.
- MCKENZIE, E. Discrete variate time series. In: FINKENSTÄDT, B.; ROOTZÉN, H. (Ed.). *Seminar on Stochastic Analysis, Random Fields and Applications III*. [S.l.]: Springer, 2003. p. 305–312.
- NASH, J. C. *optimx: Extended Replacement and Comparison of Optimization Methods*. [S.l.], 2014. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=optimx>>.
- PEDELI, X.; KARLIS, D. A bivariate $\text{inar}(1)$ model for count time series. *Statistical Modelling*, v. 11, n. 1, p. 35–53, 2011.
- R, Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria, 2025. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>.
- RUBINSTEIN, R. Y.; KROESE, D. P. *Simulation and the Monte Carlo Method*. 3. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2016.
- SCHWARZ, G. E. Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, v. 6, n. 2, p. 461–464, 1978.
- SILVA, I. M. M. d. *Contributions to the analysis of discrete-valued time series*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2005.
- STEUTEL, F. W.; HARN, K. van. Discrete analogues of self-decomposability and stability. *The Annals of Probability*, v. 7, n. 5, p. 893–899, 1979.
- WEISS, C. H. Thinning operations for modeling time series of counts—a survey. *AStA Advances in Statistical Analysis*, Springer, v. 92, n. 3, p. 319–341, 2008.
- ZHANG, J.; WANG, M.; ZHU, F. Modeling monthly tuberculosis incidence with inar models. *Statistics in Medicine*, v. 38, n. 11, p. 1953–1966, 2019.