

**Universidade de São Paulo
Instituto de Matemática e Estatística**

Centro de Estatística Aplicada

Relatório de Análise Estatística

RAE-CEA-24P11

RELATÓRIO DE ANÁLISE ESTATÍSTICA SOBRE O PROJETO:

“Análise e previsão dos preços das terras agrícolas nas regiões do estado de São Paulo”

**Chang Chiann
Daniel Monteiro Gallo**

São Paulo, junho de 2024

CENTRO DE ESTATÍSTICA APLICADA - CEA – USP

TÍTULO: Relatório de Análise Estatística sobre o Projeto: “Análise e previsão dos preços das terras agrícolas nas regiões do estado de São Paulo”.

PESQUISADOR: Felipe Pires de Camargo

ORIENTADORA: Prof. Chang Chiann

INSTITUIÇÃO: Instituto de Economia Agrícola

FINALIDADE DO PROJETO: Publicação

RESPONSÁVEIS PELA ANÁLISE: Chang Chiann

Daniel Monteiro Gallo

REFERÊNCIA DESTE TRABALHO: CHIANN, C.; GALLO, D.M. **Relatório de análise estatística sobre o projeto: “Análise e previsão dos preços das terras agrícolas nas regiões do estado de São Paulo”**. São Paulo, IME-USP, 2024.

(RAE–CEA-24P11)

FICHA TÉCNICA

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS:

FERREIRA, C. R. R. P.; CAMARGO, A. M. M. P. (1987). Análise do mercado de terras no estado de São Paulo 1969 a 1986. **Agricultura em São Paulo**, **34**, 29-75.

MORETTIN, P.A. (2017). **Econometria Financeira - Um Curso em Séries Temporais Financeiras**. 3.ed. Editora Blucher.

SHUMWAY, R.H.; STOFFER, D.S. (2017) **Time Series Analysis and Its Applications**. 4.ed. Springer.

PROGRAMAS COMPUTACIONAIS UTILIZADOS:

Microsoft Word for Windows (versão 2016)

Microsoft Excel for Windows (versão 2016)

R for Windows (versão 4.3.1)

RStudio for Windows (versão 6.1.524)

TÉCNICAS ESTATÍSTICAS UTILIZADAS

Séries Temporais (11:010)

ÁREAS DE APLICAÇÃO

Econometria (14:070)

Resumo

O Instituto de Economia Agrícola (IEA) se dedica à pesquisa, análise e divulgação de informações para atender às necessidades da agricultura e da sociedade, auxiliando na tomada de decisões e na formulação de políticas públicas. Uma das informações mais importantes coletadas pelo IEA, e que norteia essas políticas, é o valor médio da terra nua, ou simplesmente o preço do hectare de um determinado lote de terra. O projeto é motivado pela necessidade de desenvolver um método de análise preditiva e regional dos preços de terras agrícolas para apoiar os valores apurados anualmente.

Com esse propósito, foram ajustados modelos estatísticos adaptados aos comportamentos únicos das séries de preços anuais em cada Escritório de Desenvolvimento Rural (EDR) do estado de São Paulo. A metodologia utilizada envolve modelos autorregressivos integrados de médias móveis (ARIMA) e de heterocedasticidade condicional (ARCH e GARCH).

Ao fim da análise, foram ajustados quarenta modelos que satisfazem as suposições estatísticas que os validam. Os preços futuros podem ser estimados por meio das equações preditivas vinculadas a esses modelos. Em vista disso, estimamos os valores médios esperados em cada região para os próximos cinco anos a partir de 2022 e concluímos que a imprecisão dessas estimativas aumenta rapidamente à medida que calculamos previsões mais distantes. Por outro lado, podemos atualizar essas previsões alimentando o modelo com novos dados a fim de manter a precisão das estimativas.

Sumário

1. Introdução	7
2. Objetivos	8
3. Descrição do estudo	8
4. Descrição das variáveis	11
5. Análise descritiva	11
6. Análise inferencial	14
6.1. Modelagem do preço médio	14
6.2. Modelagem da volatilidade (variância condicional)	15
6.3. Previsão	17
7. Conclusão	18
APÊNDICE A	19
APÊNDICE B	39

1. Introdução

O mercado de terras agrícolas é um componente importantíssimo para o desempenho do setor agrícola e para a economia como um todo. O fator terra fornece a base para que seja produzida a matéria prima utilizada nas indústrias, além de abastecer a população com alimentos. Portanto, é de interesse do agricultor que a terra seja de qualidade, caracterizada por uma composição química que contribua com a fertilidade do solo, pela disponibilidade de água, por uma localização com clima favorável, entre outros aspectos.

Do ponto de vista econômico, uma boa localização do terreno pode facilitar a acessibilidade aos mercados consumidores e aos centros de distribuição. Desta forma, a margem de lucro do produtor não é afetada com gastos desnecessários em logística.

No contexto específico do estado de São Paulo, a heterogeneidade nos preços observados das terras agrícolas justifica uma análise individualizada por região. Além disso, a partir da década de 1970, o interior paulista sofreu um processo de interiorização do desenvolvimento. Este fenômeno ocorreu graças aos investimentos estatais em infraestrutura e ao crescimento da agroindústria, tornando as terras pertencentes a estas regiões muito valorizadas por investidores.

Outro fator que contribuiu para o crescimento econômico do interior é sua proximidade com a capital, um potente mercado consumidor. Esta por sua vez, possui algumas restrições, como a supervalorização imobiliária e do transporte e sua urbanização acelerada que contribui para a escassez de terras próprias para o plantio.

Diversos fatores influenciam os preços das terras agrícolas, tornando sua análise e previsão muito difícil. Entre esses fatores, destacam-se as cotações dos produtos agropecuários, a proximidade dos mercados consumidores, o processo de urbanização, o crescimento demográfico e políticas econômicas (Ferreira e Camargo, 1987). Tendo isso em vista, faz-se necessária a utilização de uma técnica mais robusta, capaz de identificar padrões complexos.

2. Objetivos

O objetivo do estudo é analisar temporalmente a evolução dos preços de terras agrícolas nas regiões do estado de São Paulo no período de 1995 a 2022. Observando essa evolução, deseja-se criar um modelo de previsão dos preços a serem praticados regionalmente no mercado de terras agrícolas, a fim de orientar as tomadas de decisão por parte de investidores.

3. Descrição do estudo

O estudo foi conduzido em colaboração entre a Secretaria da Agricultura e Abastecimento do Estado de São Paulo (SAA-SP), o Instituto de Economia Agrícola (IEA) e a Coordenadoria de Assistência Técnica Integral (CATI).

Os dados utilizados se baseiam nos levantamentos de preços de terras agrícolas realizados pela SAA-SP desde 1964 em todos os municípios paulistas. Os dados são purificados e analisados pelo IEA e pela CATI e estão disponíveis no site do IEA separados em classes de aptidão agrícola.

Aptidão agrícola é a classificação que busca refletir as potencialidades e restrições para o uso da terra e as possibilidades de redução dessas limitações em razão de manejo e melhoramento técnico, de forma a garantir a melhor produtividade e conservação dos recursos agroecológicos.

As classes de aptidão agrícola foram divididas da seguinte forma:

1) lavoura – aptidão boa: terra que suporta manejo intensivo do solo, apta à cultura temporária ou permanente, mecanizada ou mecanizável, com boa declividade e solos de boa ou média profundidade, bem drenados, irrigada ou irrigável ou, ainda, com condições específicas que permitam a prática da atividade agrícola com produtividade alta ou média;

2) lavoura – aptidão regular: terra apta à cultura temporária ou permanente que possui limitações de uso, que não comporta manejo intensivo do solo, que não seja

apta à mecanização, ou seja, com condições e restrições relacionadas a fatores que diminuam a produtividade, tais como erosão, drenagem, clima, solos rasos e relevo;

3) lavoura – aptidão restrita: terras que apresentam limitações fortes para a produção sustentada de um determinado tipo de utilização, observando as condições do manejo considerado. Essas limitações reduzem a produtividade ou os benefícios, ou aumentam os insumos necessários, de tal maneira que os custos só seriam justificados marginalmente;

4) pastagem plantada: terra para pastagem plantada ou melhorada, assim considerada a terra imprópria à exploração de lavouras temporárias ou permanentes por possuírem limitações fortes à produção vegetal sustentável, mas que podem ser utilizadas sob forma de pastagem mediante manejo e melhoramento;

5) silvicultura ou pastagem natural: terra para pastagem natural, silvicultura ou reflorestamento, assim considerada a terra cuja possibilidade de manejo e melhoramento resume-se a práticas com baixo nível tecnológico e reduzida aplicação de capital e que, por essa razão, não possibilitam o uso indicado nos incisos anteriores;

6) preservação da fauna ou flora: terra inaproveitável ou com restrição ambiental, terras com restrições físicas, sociais, ambientais ou jurídicas que impossibilitam o uso sustentável e, por isso, são indicadas para a preservação da flora e da fauna ou para outros usos não agrários

Para a análise estatística, serão consideradas somente as terras com aptidão boa. Devido à alta correlação que esta variável possui com os preços da terra, a evolução destes valores (retorno) se dá de forma muito similar em todas as classes.

Durante o período considerado, foram realizadas diversas mudanças na metodologia e periodicidade da coleta de dados. De 1964 até 1968, os preços eram obtidos a partir de uma amostra com cerca de 2000 propriedades, e os formulários eram preenchidos por meio de entrevistas diretas com os proprietários ou responsáveis pelas propriedades. Nesse período, apenas duas categorias de terra eram analisadas, terra de cultura e terra de pastagem e eram apresentadas conjuntamente para o Estado de São Paulo.

A partir de 1969, os preços passaram a ser coletados com base nas informações fornecidas pela CATI, calculadas e tabuladas segundo as Regiões Administrativas (RAs) adotadas, em 1967, pela Secretaria de Agricultura e Abastecimento do Estado de São Paulo (SAAESP). A partir deste ano, os preços passaram a ser obtidos nas cinco categorias de terra utilizadas até hoje: lavoura – aptidão boa, lavoura – aptidão regular, pastagem plantada, silvicultura e de preservação da fauna ou flora.

Atualmente, o IEA publica os preços de terra, nas cinco categorias duas vezes ao ano, sendo o primeiro levantamento executado em junho e o segundo levantamento em novembro. Os preços são publicados nas revistas da instituição: Informações Econômicas (duas vezes ao ano) e Informações Estatísticas da Agricultura (uma vez ao ano).

A partir do levantamento de novembro de 2005, tem sido utilizado no IEA um novo programa eletrônico de depuração e correção dos preços de terra, coletados nos 645 municípios do Estado de São Paulo. Observou-se então, sensível melhora no resultado final das informações, pois esse programa proporciona uma comparação mais detalhada entre as diversas regiões e categorias dos preços de terra, mais facilidade na percepção das inconsistências dos dados e, portanto, uma correção mais acurada.

Para lidar com as alterações na periodicidade de coleta de dados ao longo do tempo, foram calculadas as médias dos preços levantados por ano. Essa abordagem permitiu uma análise mais consistente e uniforme, visto que, teremos apenas uma observação por ano.

Apesar dos dados serem levantados por município, a análise foi realizada com base nos EDRs (Escritórios de Desenvolvimento Rural), que são órgãos governamentais constituídos de aglomerados de municípios com características em comum no agronegócio. O objetivo desses EDRs é incentivar o crescimento econômico e da agricultura em suas regiões. Para calcular os preços de terra de cada EDR, foram calculadas as médias dos preços levantados de cada município que pertence a ela. Essa abordagem permite simplificar consideravelmente a análise, sem renunciar de conclusões significativas.

4. Descrição das variáveis

Variáveis que caracterizam a amostra:

- Valor médio da terra nua (R\$/ha)
- Retorno médio (%): Representa o rendimento financeiro médio das terras de um determinado EDR no período de 1995 a 2022.
- EDR: Andradina, Araçatuba, Araraquara, Assis, Avaré, Barretos, Bauru, Botucatu, Bragança Paulista, Campinas, Catanduva, Dracena, Fernandópolis, Franca, General Salgado, Guaratinguetá, Itapetininga, Itapeva, Jaboticabal, Jales, Jaú, Limeira, Lins, Marília, Mogi das Cruzes, Mogi Mirim, Orlandia, Ourinhos, Pindamonhangaba, Piracicaba, Presidente Prudente, Presidente Venceslau, Registro, Ribeirão Preto, São João da Boa Vista, São José do Rio Preto, São Paulo, Sorocaba, Tupã e Votuporanga
- Ano: 1995 a 2022

5. Análise descritiva

Apresentaremos agora a análise descritiva dos dados, de forma a caracterizá-los e resumi-los para que conclusões iniciais sejam possíveis (Shumway e Stoffer, 2017).

Calculando as médias dos levantamentos de preços realizados nos municípios pertencentes a cada EDR e em cada ano, obtemos os valores contidos nas Tabelas A.1 e A.2. Na Figura B.1 estão plotadas todas as 40 séries temporais definidas desta forma. Com este gráfico podemos ter uma ideia inicial da evolução dos preços das terras agrícolas.

Primeiramente, é possível perceber que há em comum entre as regiões, uma clara tendência de crescimento ao longo dos anos. Também é notável que, apesar de possuírem comportamento similar, se tornam significativamente mais heterogêneas entre si. Isto é, temos evidências de que a diferença do valor médio da terra nua entre um EDR e outro cresce com o passar do tempo.

Não identificamos padrões de sazonalidade nas séries temporais, isso pode se dar ao fato de se tratar de séries anuais. Este comportamento é comum em séries

temporais de dados mensais ou trimestrais. Como resultado, não é necessário ajustar os modelos para capturar padrões sazonais, simplificando ainda mais a análise desses dados.

Observamos também que essas séries temporais não exibem volatilidade significativa. Isso indica uma estabilidade nos preços das terras agrícolas ao longo do tempo, com variações moderadas. Este fator torna as séries menos sujeitas a imprevistos, o que é conveniente para a modelagem preditiva.

Destacamos na Figura B.2 as regiões de Botucatu e Itapeva, que são os EDRs que possuem o maior valor médio da terra nua no período analisado, calculando a média entre os levantamentos. Ademais, destaca-se também a região de Presidente Prudente que, realizando o mesmo cálculo, é o EDR com menor valor médio da terra nua.

Como estamos interessados em avaliar a evolução dos preços ao longo do tempo, é importante estudar o retorno médio (Morettin, 2017). Ao calcular esta medida, podemos identificar padrões de crescimento ou queda ao longo de períodos específicos. Dessa forma, é possível formular hipóteses valiosas sobre o comportamento dos preços das terras agrícolas e tomar decisões em relação a investimentos, planejamento estratégico e políticas relacionadas ao setor agrícola.

Realizando o cálculo do retorno médio para cada série, obtemos os valores da Tabela A.3. Destacamos ainda na Figura B.3, o EDR de Franca, por possuir o maior retorno médio no período considerado, e o EDR de Itapetininga, por possuir o menor retorno médio. Observa-se nessa figura que nos anos iniciais, as terras de Itapetininga são em média mais baratas do que as terras de Itapetininga. Esta relação eventualmente se inverte, pois o EDR de Itapetininga teve uma melhor valorização neste período.

Na Figura B.4 analisamos o *box plot* do valor médio da terra nua ao longo de cada ano. Observamos que o intervalo interquartil aumenta progressivamente com o passar do tempo. Esse aumento indica uma maior dispersão nos preços, sugerindo

uma tendência de crescimento da heterogeneidade do valor médio da terra nua entre as diferentes regiões (EDR).

Além disso, é possível identificar a presença de alguns valores atípicos nos levantamentos mais recentes. Em outras palavras, foram identificadas regiões com preços que se desviaram significativamente do restante. Esses valores atípicos podem estar relacionados a eventos excepcionais ou condições específicas em determinadas regiões que impactam os preços das terras.

Para cada uma das 40 séries definidas, foram realizadas nas Figuras B.5 a B.44 análises individuais visando compreender melhor suas características. Inicialmente, o logaritmo do valor médio da terra nua foi calculado, pois essa transformação reduz drasticamente a variabilidade dos dados, facilitando inferências futuras. Em seguida, foi calculada a série das diferenças de primeira ordem nos dados transformados, o que permite remover tendências temporais da série, tornando os dados estacionários e facilitando a identificação de padrões de comportamento ao longo do tempo.

Posteriormente, foram analisados os gráficos de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF) destas diferenças. A ACF mede a relação entre observações de uma mesma série temporal separadas por um determinado intervalo de tempo (lag). Já a PACF mede a relação entre observações após remover o efeito das observações em intervalos intermediários. Essas análises são importantes para identificar padrões de dependência nos dados, o que pode influenciar a escolha de modelos estatísticos adequados para previsões.

Percebemos que houve decaimento exponencial na significância da ACF em todas as séries temporais. Isso sugere que diferentes observações no tempo, têm uma influência cada vez menor umas sobre as outras à medida que o intervalo de tempo aumenta. Esse padrão de decaimento exponencial é comum em séries temporais estacionárias e sugere que um modelo autorregressivo pode ser apropriado para modelar esses dados.

Além disso, foi identificado um truncamento na significância da PACF no primeiro lag para 35 das séries temporais. Isso indica que há uma relação de dependência entre

as observações de anos adjacentes, mas esta não é significativa entre levantamentos separados por dois anos ou mais. No entanto, para o restante das séries temporais (relativas aos EDRs de Avaré, Catanduva, Fernandópolis, Itapetininga e São José do Rio Preto), a PACF não foi significativa em nenhum lag, sendo necessário explorar modelos preditivos diferentes da maioria.

Na Tabela A.4 foram calculadas medidas-resumo amostrais para as diferenças do logaritmo do valor médio da terra nua para cada região, com o objetivo de verificar se essas medidas se aproximam daquelas encontradas em uma distribuição normal. Em particular, para que isso ocorra, a simetria e curtose amostrais devem ser próximas a 0 e 3 respectivamente. Avaliando os valores calculados na tabela, encontramos indícios de que estes dados não possuem distribuição normal.

6. Análise inferencial

6.1. Modelagem do preço médio

Levando em consideração as características das séries temporais definidas, a metodologia estatística utilizada na previsão do valor médio da terra nua foi a de modelos autorregressivos integrados de médias móveis, ou simplesmente, ARIMA (Shumway e Stoffer, 2017).

Resumidamente, um modelo ARIMA iguala o valor esperado de uma série temporal em um determinado momento a uma soma ponderada das p estimativas e q ruídos passados. Neste caso, aplicamos este modelo nas séries dos logaritmos dos preços (em vista das observações realizadas na análise descritiva) e avaliamos a ACF e a PACF destas para decidir os valores de p e q considerados. O modelo ARIMA trata da tendência da série de interesse, incluindo um parâmetro d , relacionado à quantidade de diferenciações necessárias para removê-la. Verificamos na análise descritiva que uma diferenciação é suficiente para todas as séries, logo a ordem de integração que utilizaremos nos modelos é $d = 1$.

A princípio, a análise descritiva sugere o uso de uma observação passada para a estimação do preço em determinado momento para a maioria das séries, ou seja, a ordem autorregressiva será $p = 1$. Para as demais, onde não foi identificada correlação significativa com o passado, teremos $p = 0$.

Uma suposição vinculada a este tipo de modelo, e que está relacionada à sua adequação aos dados, é a ausência de correlação entre os resíduos do ajuste. Apesar da definição das ordens estar fundamentada na análise descritiva das séries, alguns modelos apresentaram ACF significativa nos resíduos. Dessa forma, realizamos algumas alterações nas ordens destes modelos para se adequarem melhor.

Na Tabela A.5 apresentamos os modelos ARIMA ajustados com os valores estimados dos coeficientes, onde *ar* representa o coeficiente autorregressivo seguido de sua ordem, *ma* representa o coeficiente de médias móveis seguido de sua ordem e *mu* representa o intercepto da equação de predição. Nessa tabela foram excluídos os coeficientes não significativos ao nível de 5%, ou seja, os que possuem valor-p maior do que 0.05.

As análises de resíduos, realizadas nas Figuras B.45 a B.84, revelam um bom ajuste de todos os modelos. Destacamos o teste de Ljung-Box, que possui como hipótese nula a não correlação dos resíduos. Como os valores-p são todos maiores do que 0.05 para diferentes lags em cada um dos modelos, não a rejeitamos a nível de 5%. Concluímos que a suposição de resíduos não correlacionados do modelo ARIMA é satisfeita em todos os ajustes.

6.2. Modelagem da volatilidade (variância condicional)

Após a modelagem do preço médio, verificaremos a existência de heterocedasticidade condicional em todas as séries. Isto é, se a volatilidade (variância do logaritmo do retorno) da série depende do instante no tempo. Esta é uma análise importante pois os modelos ARIMA ajustados supõem que esta variância é constante em toda a extensão da série e suas estimativas são prejudicadas caso isso não ocorra na prática.

Outro motivo importante dessa abordagem é a possibilidade de previsão dos retornos nas séries em que a heterocedasticidade condicional for significativa, uma medida de muito interesse em aplicações financeiras.

Consideramos a existência de heterocedasticidade condicional na série se a autocorrelação dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado é significativa em algum lag. As Figuras B.85 a B.97 mostram as ACFs nas quais foram detectadas esta significância.

Além disso, utilizamos o teste dos multiplicadores de Lagrange (teste LM), que tem como hipótese nula a não existência de heterocedasticidade condicional na série. Os EDRs nos quais rejeitamos esta hipótese e modelamos a volatilidade, podem ser encontrados com seus respectivos valores-p na Tabela A.6.

A metodologia utilizada para a previsão da volatilidade é a de modelos autorregressivos de heterocedasticidade condicional (ARCH) e de modelos autorregressivos de heterocedasticidade condicional generalizados (GARCH). Estes modelos funcionam de forma análoga àqueles que utilizamos para a modelagem do preço médio, com a diferença de que estes modelam a variância condicional da série (Morettin, 2017). Assim sendo, estimamos parâmetros similares: *alpha* representa o coeficiente autorregressivo seguido de sua ordem, *beta* representa o coeficiente de médias móveis seguido de sua ordem e *omega* representa o intercepto da equação de predição da volatilidade.

Devido à dificuldade de selecionar a ordem dos modelos de forma analítica, calculamos o erro quadrático médio (EQM) e os critérios de informação de Akaike e Bayesiano (AIC e BIC). Estas medidas quantificam a qualidade do ajuste e são utilizadas a fim de comparação e seleção dos modelos.

Em vista do objetivo do estudo, priorizamos o EQM como fator determinante na escolha do modelo, pois este mensura a discrepância entre as estimativas e os valores verdadeiros, servindo para medir a precisão das previsões. Reservando as duas últimas observações de cada série dos log-retornos para o cálculo do EQM e ajustando o

modelo usando as observações restantes, selecionamos os modelos da Tabela A.7 e apresentamos os coeficientes na Tabela A.8.

Os modelos ARCH e GARCH são ajustados em conjunto com o ARIMA. Para avaliar a qualidade do ajuste para a modelagem das médias nestes modelos, analisamos a ACF dos resíduos nas Figuras B.98 a B.110. Além disso, avaliamos a qualidade do ajuste para a modelagem da volatilidade analisando a ACF dos quadrados dos resíduos nas Figuras B.111 a B.123. Todos estes gráficos indicam modelos bem ajustados,

6.3. Previsão

Após verificar as suposições para o bom ajuste dos modelos, calculamos as estimativas intervalares com um nível de confiança de 95% para o valor médio da terra nua nos anos de 2023 a 2027. Essas estimativas foram obtidas por meio da Tabela A.5, para os EDRs em que a heterocedasticidade condicional na série não foi significativa e, pela Tabela A.8, para os demais EDRs. Essas estimativas estão documentadas na Tabela A.9, onde *Inf* e *Sup* representam os limites inferior e superior, respectivamente, dos intervalos de confiança.

Destacamos também, na Figura B.124, o gráfico de todas as séries temporais consideradas no estudo, em que os valores após a linha pontilhada (ano de 2022) são as estimativas pontuais obtidas na Tabela A.9.

Além disso, ao analisar isoladamente as regiões destacadas anteriormente nas Figuras B.2 e B.3, obtivemos as estimativas mostradas nas Figuras B.125 e B.126. Observa-se que, nessas previsões, as regiões com o maior valor médio da terra nua no período de 1995 a 2022 (Botucatu e Itapeva) continuam, em média, mais caras do que a região com o menor valor médio da terra nua nesse mesmo período. Contudo, a diferença de preço entre elas se reduz.

Essas previsões também mostram que o valor médio da terra nua na região com maior retorno médio no período de 1995 a 2022 (Franca) permanece maior em relação

à região com menor retorno médio no mesmo período (Itapetininga) para os cinco anos previstos.

7. Conclusão

Os resultados obtidos a partir dos modelos ARIMA e ARCH/GARCH são satisfatórios e demonstram um bom ajuste às séries temporais analisadas. Isso pode ser dado ao fato das séries temporais possuírem comportamentos bem definidos, o que facilita a previsibilidade.

Contudo, a imprecisão das estimativas, representada pela amplitude dos intervalos de confiança, aumenta de forma exponencial. Esse aumento decorre do cálculo realizado nos valores previstos dos modelos para trazê-los de volta à escala original. Apesar disso, é importante ressaltar que a precisão das previsões pode ser mantida em um nível satisfatório ao realimentar os modelos com atualização de novos dados conforme necessário. Essa abordagem permite a atualização constante das estimativas, assegurando que os modelos continuem com um bom desempenho ao longo do tempo.

APÊNDICE A

Tabelas

Tabela A.1 Levantamentos do Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR, de 1995 a 2008, por ano

EDR/ANO	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008
Andradina	4108	2844	2520	2536	2838	3228	3874	4990	7082	8558	9595	10093	11473	13085
Araçatuba	4286	3258	2904	2759	2890	2937	3590	4588	6435	7652	8853	9069	10269	12055
Araraquara	4537	3522	3279	3079	3238	3516	4309	5564	7675	8817	10085	10396	11589	13383
Assis	3590	2713	2384	2265	2459	2863	3716	4543	6781	8098	9326	9640	10961	12321
Avaré	4750	3551	3912	3648	3906	4121	4732	5765	8014	9317	10256	10503	11520	12656
Barretos	4593	3485	3227	3104	3243	3446	4343	5431	8122	9611	11252	11651	13282	14611
Bauru	4821	3646	3706	3457	3577	3650	4235	5173	7223	8276	9283	9481	10625	12007
Botucatu	5279	4534	4230	4172	4312	4709	5395	6812	8985	10140	10516	10753	11616	13496
Bragança Paulista	4558	3311	3150	3109	3427	3865	4832	5992	8379	10047	10878	11507	12774	14374
Campinas	5428	4170	4319	3953	4194	4575	5402	6812	9459	10702	12184	12615	14110	15643
Catanduva	5272	3928	4122	3927	4158	4475	5341	6538	8967	10067	10890	11042	11859	13012
Dracena	3842	2729	2664	2677	2979	3359	4196	5503	7685	8740	9451	9750	10666	12301
Fernandópolis	4123	3054	3303	3142	3487	3686	4345	5360	7605	8637	10186	10164	11326	12244
Franca	3595	2605	2458	2397	2671	3137	4119	5389	7506	8756	9648	9892	11175	12837
General Salgado	5192	3872	3848	3736	3962	4256	5195	6594	9174	10385	11528	11815	12846	14176
Guaratinguetá	3991	3187	2876	2753	2826	3154	4041	5077	6748	7880	8578	9014	9623	11179
Itapetininga	5173	4002	4356	4109	4363	4616	5319	6127	8957	10051	11335	11467	12636	13694
Itapeva	5270	4307	4102	4023	4223	4608	5474	6922	9119	10306	11279	11835	12991	14963
Jaboticabal	5050	3961	3896	3741	3965	4467	5246	6187	8567	9819	11169	11522	12674	14198
Jales	4867	3925	3680	3366	3481	3944	4650	5597	7483	8235	9258	9555	10298	11846

Tabela A.1 Levantamentos do Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR, de 1995 a 2008, por ano (continuação)

EDR/ANO	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008
Jaú	3953	2955	2939	2823	3031	3116	3968	4995	7292	8440	9003	9101	10074	11343
Limeira	3636	2580	2499	2421	2640	2996	3918	4948	7075	8144	8967	9193	10156	11465
Lins	5946	4628	4629	4534	4887	5386	6278	7578	9993	10970	12555	12874	13997	15564
Marília	4416	3236	2831	2817	3079	3675	4536	5656	7624	8735	9822	10173	11115	12728
Mogi das Cruzes	3612	2336	1991	2097	2397	2883	4176	5327	7502	8973	10006	10311	11270	12611
Mogi Mirim	3782	2651	2712	2593	2893	3168	4095	5509	7993	9180	10001	10193	11160	11994
Orlândia	3311	2271	2049	2051	2296	2715	3728	4860	6886	8102	8271	8690	9399	10818
Ourinhos	3958	3001	2797	2743	2942	3415	3988	5000	6747	8093	8972	9397	10300	11456
Pindamonhan gaba	5091	3951	3849	3559	3685	3691	4290	5227	7198	8312	9746	9988	11021	12389
Piracicaba	4221	3218	3040	2888	3095	3384	4365	5587	7671	9121	9988	10276	11569	13630
Presidente Prudente	3516	2432	2264	2129	2275	2491	2958	3900	5580	6451	6885	7086	7775	8845
Presidente Venceslau	4093	2713	2686	2697	3002	3234	3788	4733	7112	8890	9809	10408	12005	13798
Registro	3912	2869	2684	2554	2770	3153	3914	4877	6453	7440	8346	8697	9277	10775
Ribeirão Preto	5154	3954	3681	3534	3707	3853	4799	6046	8200	9775	10857	11486	12533	14838
São João da Boa Vista	4726	3436	3619	3452	3710	4059	4829	5720	8030	9380	10311	10704	11674	13206
São José do Rio Preto	5073	3955	4232	3956	4214	4425	4948	5824	7922	8527	9708	10125	11097	12417
São Paulo	5436	4140	4011	3868	4032	4228	5115	6351	8732	10328	11573	11936	13226	15135
Sorocaba	3746	2780	2550	2508	2737	3090	3743	4705	6732	7967	8677	9125	10033	11464

Tabela A.1 Levantamentos do Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR, de 1995 a 2008, por ano (continuação)

EDR/ANO	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008
Tupã	3977	2993	2698	2748	3060	3699	4810	5872	7725	9214	10251	10462	11297	12935
Votuporanga	5791	4606	4565	4524	4799	5147	6125	7574	9893	11062	12050	12063	13058	14734

Tabela A.2 Levantamentos do Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR, de 2009 a 2022, por ano

EDR/ANO	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Andradina	13906	15272	16598	18523	21701	24993	25607	25386	26496	26840	28598	28241	30554	32167
Araçatuba	12578	13841	15557	17313	20863	25101	26319	25621	24231	23266	21923	24286	26900	30307
Araraquara	13826	15284	16921	18830	22310	26920	28780	26922	27200	27967	27708	28563	31173	32900
Assis	12749	13657	15270	17559	21078	24127	23960	22107	20880	20629	21380	22325	25137	27076
Avaré	13308	13958	15563	16933	19509	22756	24822	24067	24804	26679	27661	29036	31325	34210
Barretos	14849	16216	17813	20141	23765	27290	27622	26328	26439	27503	26602	28858	31462	33998
Bauru	12923	13746	15455	16869	19526	25324	27111	26311	25064	23727	23344	25522	29991	32380
Botucatu	14822	16461	17979	19825	23151	28929	33177	33301	35475	37120	36899	39166	41647	44727
Bragança Paulista	15491	16413	17644	20086	23599	27520	28369	26767	27109	27394	27469	31111	34497	37021
Campinas	16585	17946	19708	21315	23612	27780	29737	27345	26072	25077	25857	29848	32500	36735
Catanduva	13794	14260	15666	17300	20436	24318	25387	23144	23170	24318	25843	27550	31689	34785
Dracena	13056	14424	15358	17223	19779	22507	25188	24653	23093	21239	23031	24976	28408	32502
Fernandópolis	12616	13144	14867	16631	19257	21481	21269	20726	21157	22146	21877	24182	28006	30237
Franca	13058	14125	15766	17881	21656	25770	27350	26120	26258	25982	25942	27694	32802	36069

Tabela A.2 Levantamentos do Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR, de 2009 a 2022, por ano (continuação)

EDR/ANO	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
General Salgado	14838	15741	17461	19366	22536	27026	27791	25790	26012	27070	26842	28590	32145	33674
Guaratinguetá	12159	13110	14644	16410	19535	23630	25120	24316	25753	25797	28386	29315	31905	35362
Itapetininga	14683	15113	17011	18589	22071	27078	28864	26976	26221	25772	25910	27536	28697	30397
Itapeva	15818	17651	19287	20995	24450	29256	32513	33177	34632	34624	37015	39927	42566	44119
Jaboticabal	15240	16671	18265	20243	23205	27696	29095	26908	27733	28862	29095	31624	35028	36914
Jales	12888	14286	15836	17507	20288	23535	25479	24213	26115	28897	28277	30460	32213	33515
Jau	11962	12423	13829	15942	19190	22100	22587	22167	21722	21832	23073	24603	26976	28395
Limeira	11858	12179	13616	16001	19900	23283	22313	19680	19922	21158	21272	22596	25166	28430
Lins	16756	18848	20208	22050	25344	29360	33378	32987	31166	30615	33932	35218	39307	42974
Marília	13139	14700	16748	19159	22700	27105	26587	26086	24861	25167	24453	28011	29739	31209
Mogi das Cruzes	12874	13532	15195	18121	22375	24734	22823	21009	21788	23418	23907	26122	27899	28973
Mogi Mirim	12446	13132	14401	15701	18727	21235	22837	22127	23115	24583	25384	26361	30363	34989
Orlândia	11276	12070	13321	15711	19259	22368	22196	20345	20227	19704	19642	22316	26874	28413
Ourinhos	12143	13367	14618	15974	18737	21482	23070	23351	24434	25070	22477	25431	28441	31497
Pindamonhangaba	13347	14509	16438	18047	21311	26362	28267	27715	26018	23244	24062	25299	28705	29921
Piracicaba	14008	15295	16821	19117	22809	26487	27451	25792	25263	24453	24451	25526	29346	31078
Presidente Prudente	9568	10200	11556	13067	15180	18553	19787	19003	17143	16583	16911	17965	20292	22885
Presidente Venceslau	14015	15523	17156	19082	21857	25211	27111	27224	25541	24977	25595	27084	30662	34314

Tabela A.2 Levantamentos do Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR, de 2009 a 2022, por ano (continuação)

EDR/ANO	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Registro	10893	12101	13397	14964	18085	21366	23600	22129	21863	21643	21394	23284	26681	28658
Ribeirão Preto	15746	17090	18460	20916	24471	29239	31015	28976	30282	30329	30833	32930	39610	42487
São João da Boa Vista	14326	15288	16623	18546	20528	24186	24960	23459	24885	26721	26504	26617	30943	33990
São José do Rio Preto	13421	14444	16017	17840	20334	25336	26704	26546	27092	27684	27566	29014	32544	35490
São Paulo	15933	17461	19143	21047	24484	29268	30945	29821	29611	30062	29979	31027	34844	36074
Sorocaba	12254	13459	14743	16698	19320	23622	25539	25732	24375	24560	24706	27418	32545	35633
Tupã	13422	14518	16166	18359	22007	25210	24055	23691	26001	27569	28179	29976	33746	39697
Votuporanga	15522	16854	18400	19765	23162	27087	28937	29713	33134	36765	33957	33959	38928	42461

Tabela A.3 Retornos médios calculados para o Valor médio da terra nua por EDR no período de 1995 a 2022

EDR	Retorno	EDR	Retorno
Franca	8,916%	Votuporanga	7,658%
Tupã	8,895%	Registro	7,654%
Sorocaba	8,701%	Jaboticabal	7,646%
Mogi Mirim	8,589%	Araraquara	7,614%
Guaratinguetá	8,415%	Lins	7,601%
Orlândia	8,287%	Avaré	7,586%
Botucatu	8,236%	São João da Boa Vista	7,581%
Dracena	8,229%	Jaú	7,576%
Presidente Venceslau	8,194%	Araçatuba	7,513%
Itapeva	8,188%	Marília	7,512%

Tabela A.3 Retornos médios calculados para o Valor médio da terra nua por EDR no período de 1995 a 2022 (continuação)

EDR	Retorno	EDR	Retorno
Ribeirão Preto	8,126%	São José do Rio Preto	7,471%
Bragança Paulista	8,067%	Jales	7,408%
Mogi das Cruzes	8,017%	Campinas	7,339%
Ourinhos	7,985%	Bauru	7,309%
Andradina	7,920%	São Paulo	7,261%
Limeira	7,914%	Catanduva	7,238%
Assis	7,770%	Presidente Prudente	7,184%
Barretos	7,696%	General Salgado	7,170%
Piracicaba	7,675%	Pindamonhangaba	6,780%
Fernandópolis	7,658%	Itapetininga	6,779%

Tabela A.4 Medidas-resumo dos log-retornos do Valor médio da terra nua por EDR

EDR	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo	Simetria	Curtose
Andradina	-0,368	0,034	0,083	0,076	0,13	0,35	-1,211	3,754
Araçatuba	-0,274	-0,005	0,102	0,072	0,153	0,338	-0,481	0,476
Araraquara	-0,253	0,029	0,082	0,073	0,137	0,322	-0,438	1,016
Assis	-0,28	0,013	0,082	0,075	0,14	0,4	-0,258	0,942
Avaré	-0,291	0,048	0,084	0,073	0,103	0,329	-1,077	4,383
Barretos	-0,276	0,014	0,081	0,074	0,135	0,402	-0,128	1,771
Bauru	-0,279	0,018	0,077	0,071	0,129	0,334	-0,505	1,488
Botucatu	-0,152	0,035	0,077	0,079	0,128	0,277	-0,116	0,465
Bragança Paulista	-0,32	0,022	0,08	0,078	0,127	0,335	-1,001	3,059
Campinas	-0,264	0,035	0,085	0,071	0,123	0,328	-0,66	1,717
Catanduva	-0,294	0,046	0,071	0,07	0,107	0,316	-0,994	3,21
Dracena	-0,342	0,045	0,1	0,079	0,129	0,334	-1,106	3,099
Fernandópolis	-0,3	0,025	0,078	0,074	0,125	0,35	-0,818	3,257

Tabela A.4 Medidas-resumo dos log-retornos do Valor médio da terra nua por EDR
(continuação)

EDR	Mínimo	1° Quartil	Mediana	Média	3° Quartil	Máximo	Simetria	Curtose
Franca	-0,322	0,011	0,097	0,085	0,157	0,331	-0,823	1,933
General Salgado	-0,293	0,026	0,063	0,069	0,111	0,33	-0,676	2,61
Guaratinguetá	-0,225	0,041	0,085	0,081	0,132	0,284	-0,602	0,904
Itapetininga	-0,257	0,02	0,064	0,066	0,117	0,38	-0,092	2,591
Itapeva	-0,202	0,046	0,085	0,079	0,116	0,276	-0,584	1,808
Jaboticabal	-0,243	0,035	0,09	0,074	0,124	0,326	-0,678	2,512
Jales	-0,215	0,037	0,084	0,071	0,121	0,29	-0,733	1,297
Jaú	-0,291	0,016	0,064	0,073	0,13	0,378	-0,287	2,388
Limeira	-0,343	0,019	0,096	0,076	0,134	0,358	-0,774	1,968
Lins	-0,251	0,031	0,089	0,073	0,123	0,277	-1,137	2,902
Marília	-0,311	0,004	0,089	0,072	0,136	0,299	-0,967	1,543
Mogi das Cruzes	-0,436	0,033	0,089	0,077	0,155	0,371	-1,018	2,615
Mogi Mirim	-0,355	0,037	0,086	0,082	0,132	0,372	-0,853	3,724
Orlândia	-0,377	-0,001	0,078	0,08	0,164	0,348	-0,806	1,813
Ourinhos	-0,277	0,046	0,092	0,077	0,13	0,3	-1,069	2,338
Pindamonhangaba	-0,253	0,013	0,075	0,066	0,135	0,32	-0,479	0,718
Piracicaba	-0,271	0,014	0,088	0,074	0,144	0,317	-0,467	0,872
Presidente Prudente	-0,368	0,024	0,079	0,069	0,127	0,358	-0,9	2,49
Presidente Venceslau	-0,411	0,02	0,1	0,079	0,137	0,407	-1,208	4,881
Registro	-0,31	0	0,099	0,074	0,139	0,28	-1,092	2,078
Ribeirão Preto	-0,265	0,041	0,07	0,078	0,163	0,305	-0,685	1,3
São João da Boa Vista	-0,319	0,045	0,084	0,073	0,116	0,339	-1,16	4,274
São José do Rio Preto	-0,249	0,045	0,074	0,072	0,112	0,308	-0,794	3,289
São Paulo	-0,272	0,023	0,056	0,07	0,125	0,318	-0,618	2,04
Sorocaba	-0,298	0,029	0,091	0,083	0,14	0,358	-0,806	2,348
Tupã	-0,284	0,029	0,107	0,085	0,149	0,274	-1,089	2,005
Votuporanga	-0,229	0,039	0,082	0,074	0,116	0,267	-0,907	2,094

Tabela A.5 Coeficientes estimados para os modelos ARIMA ajustados em cada EDR

EDR	Coeficiente	Estimativa	Erro padrão	Estatística de teste	P-valor
Andradina	ar1	0,876	0,104	8,454	< 0,001
Araçatuba	ar1	0,823	0,115	7,178	< 0,000
Araraquara	ar1	0,815	0,114	7,139	< 0,001
Assis	ar1	0,818	0,113	7,215	< 0,001
Avaré	mu	0,073	0,020	3,745	< 0,001
Barretos	ar1	0,782	0,126	6,223	< 0,010
Bauru	ar1	0,706	0,146	4,827	< 0,001
Botucatu	ar1	0,841	0,098	8,598	< 0,001
Bragança Paulista	ar1	0,838	0,115	7,290	< 0,001
Campinas	ar1	0,718	0,146	4,938	< 0,001
Catanduva	ar1	0,697	0,155	4,504	< 0,001
Dracena	ar1	0,821	0,125	6,570	< 0,001
Fernandópolis	mu	0,074	0,021	3,495	0,002
Franca	ar1	0,838	0,112	7,481	< 0,001
General Salgado	ar1	0,760	0,137	5,555	< 0,001
Guaratinguetá	ar1	0,856	0,099	8,634	< 0,001
Itapetininga	mu	0,066	0,021	3,168	0,004
Itapeva	ar1	0,861	0,095	9,056	< 0,001
Jaboticabal	ar1	0,762	0,131	5,837	< 0,001
Jales	ar1	0,770	0,125	6,156	< 0,001
Jaú	ar2	0,787	0,176	4,463	< 0,001
	ma1	1,449	0,314	4,621	< 0,001
Limeira	ar1	0,774	0,136	5,686	< 0,001
Lins	ar1	0,766	0,134	5,712	< 0,001
Marília	ar1	0,830	0,115	7,189	< 0,001
Mogi das Cruzes	ar1	0,837	0,120	6,964	< 0,001
Mogi Mirim	ar2	0,835	0,167	5,001	< 0,001
	ma1	0,707	0,171	4,124	< 0,001
Orlândia	ar1	0,824	0,120	6,895	< 0,001
Ourinhos	ar1	0,825	0,117	7,054	< 0,001

Tabela A.5 Coeficientes estimados para os modelos ARIMA ajustados em cada EDR (continuação)

EDR	Coeficiente	Estimativa	Erro padrão	Estatística de teste	P-valor
Pindamonhangaba	ar2	0,770	0,181	4,249	< 0,001
	ma1	0,671	0,168	3,989	< 0,001
Piracicaba	ar1	0,815	0,116	7,055	< 0,001
Presidente Prudente	ar1	0,839	0,121	6,960	< 0,001
Presidente Venceslau	ar1	0,792	0,140	5,654	< 0,001
Registro	ar1	0,821	0,120	6,821	< 0,001
Ribeirão Preto	ar1	0,805	0,119	6,763	< 0,001
São João da Boa Vista	ar1	0,665	0,164	4,061	< 0,001
São José do Rio Preto	mu	0,072	0,018	3,951	< 0,001
São Paulo	ar1	0,806	0,121	6,641	< 0,001
Sorocaba	ar1	0,852	0,106	8,025	< 0,001
Tupã	ar1	0,865	0,104	8,295	< 0,001
Votuporanga	ar1	0,746	0,135	5,515	< 0,001

Tabela A.6 Valores-p significativos do teste LM em determinado lag para os modelos ARIMA ajustados nos EDRs

EDR	p-valor	Lag
Andradina	0,0057	1
Avaré	0,0088	7
Bauru	0,0661	1
Campinas	0,0577	1
Catanduva	0,058	1
Fernandópolis	0,0106	7
General Salgado	0,0282	1
Jaú	0,0016	4
Mogi das Cruzes	0,0174	1

Tabela A.6 Valores-p significativos do teste LM em determinado lag para os modelos ARIMA ajustados nos EDRs (continuação)

EDR	p-valor	Lag
Presidente Prudente	0,0448	1
Presidente Venceslau	0,0034	6
São José do Rio Preto	0,0128	7
Sorocaba	0,0366	1

Tabela A.7 Critérios de seleção dos modelos ARCH e GARCH para cada EDR

EDR	Modelo	EQM	AIC	BIC
Andradina	ARIMA(1,1,0) GARCH(0,1)	0,0491	-1,8864	-1,7424
Avaré	ARIMA(0,1,0) ARCH(8)	0,0110	-0,9743	-0,8783
Bauru	ARIMA(1,1,0) GARCH(0,1)	0,0616	-1,5896	-1,4456
Campinas	ARIMA(1,1,0) GARCH(0,1)	0,0299	-1,7433	-1,5993
Catanduva	ARIMA(1,1,0) GARCH(0,1)	0,0592	-1,7921	-1,6481
Fernandópolis	ARIMA(0,1,0) ARCH(8)	0,0567	2,3708	2,4188
General Salgado	ARIMA(1,1,0) GARCH(0,1)	0,0410	-1,8030	-1,6590
Jaú	ARIMA(3,1,0) ARCH(2)	0,0246	0,9537	1,1937
Mogi das Cruzes	ARIMA(1,1,0) GARCH(0,1)	0,0262	-1,4668	-1,3708
Presidente Prudente	ARIMA(1,1,0) ARCH(1)	0,0770	-1,7476	-1,5556
Presidente Venceslau	ARIMA(1,1,0) GARCH(0,2)	0,0639	-1,7189	-1,5749
São José do Rio Preto	ARIMA(0,1,0) GARCH(0,1)	0,0329	-1,9175	-1,8215
Sorocaba	ARIMA(1,1,0) ARCH(8)	0,0574	-1,4371	-1,2932

Tabela A.8 Coeficientes estimados para os modelos ARCH e GARCH ajustados em cada EDR

EDR	Coeficiente	Estimativa	Erro padrão	Estatística de teste	P-valor
Andradina	mu	0,0617	0,0271	2,2728	0,023
	ar1	0,5248	0,1599	3,2827	< 0,001
	beta1	0,9279	0,0167	55,5165	< 0,001
Avaré	mu	0,0152	0,0109	1,3942	0,1632
	alpha2	0,6017	0,3110	1,9348	0,053
	alpha8	0,3973	0,2168	1,8321	0,067
Bauru	mu	0,0641	0,0332	1,9346	0,053
	ar1	0,4612	0,1732	2,6627	0,008
	beta1	0,9635	0,0176	54,7499	< 0,001
Campinas	mu	0,067	0,0294	2,2749	0,023
	ar1	0,4711	0,1698	2,7749	0,005
	beta1	0,9547	0,0174	54,9845	< 0,001
Catanduva	mu	0,0711	0,024	2,9616	0,003
	ar1	0,3955	0,1722	2,2974	0,027
	beta1	0,9454	0,0175	54,1353	< 0,001
Fernandópolis	mu	0,0669	0,0036	18,5673	< 0,001
	alpha8	0,7130	0,2313	3,0822	0,002
General Salgado	mu	0,06	0,0277	2,1683	0,0301
	ar1	0,4592	0,1696	2,7079	0,0068
	beta1	0,9492	0,0172	55,1765	< 0,001
Jaú	mu	0,0831	0,00001	7328,339	< 0,001
	ar1	0,5349	0,00009	6202,0807	< 0,001
	ar2	0,2047	0,0006	332,9864	< 0,001
	ar3	-0,3615	0,0011	-330,2822	< 0,001
	alpha2	0,8361	0,1688	4,952	< 0,001
Mogi das Cruzes	ar1	0,6892	0,1282	5,3747	< 0,001
	beta1	0,9384	0,0173	54,0924	< 0,001
Presidente Prudente	mu	0,1178	0,0288	4,0935	< 0,001
	ar1	0,5838	0,0934	6,2481	< 0,001
	omega	0,0013	0,0007	1,8698	0,061
	alpha1	0,6132	0,3046	2,0132	0,044

Tabela A.8 Coeficientes estimados para os modelos ARCH e GARCH ajustados em cada EDR (continuação)

EDR	Coeficiente	Estimativa	Erro padrão	Estatística de teste	P-valor
Presidente Venceslau	mu	0,0737	0,0291	2,5348	0,011
	ar1	0,5809	0,1478	3,9298	< 0,001
	beta2	0,8241	0,0328	25,1422	< 0,001
São José do Rio Preto	mu	0,0751	0,0146	5,1487	< 0,001
	beta1	0,9533	0,0174	54,6617	< 0,001
Sorocaba	ar1	0,7792	0,0740	10,5269	< 0,001
	alpha2	0,3982	0,2014	1,9767	0,048
	alpha8	0,6007	0,2250	2,6699	0,007

Tabela A.9 Previsões intervalares com 95% de confiança para o Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR no período de 2023 a 2027

EDR/ANO		2023	2024	2025	2026	2027
Andradina	Inf	31588	31183	30906	30731	30643
	Estimativa	34030	36093	38332	40738	43312
	Sup	36661	41775	47541	54004	61217
Araçatuba	Inf	28161	24447	20333	16421	12987
	Estimativa	33432	36243	38733	40911	42794
	Sup	39689	53731	73787	101921	141009
Araraquara	Inf	29298	24706	20170	16123	12706
	Estimativa	34378	35632	36689	37573	38310
	Sup	40339	51391	66736	87558	115506

Tabela A.9 Previsões intervalares com 95% de confiança para o Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR no período de 2023 a 2027 (continuação)

EDR/ANO		2023	2024	2025	2026	2027
Assis	Inf	24090	20125	16186	12695	9786
	Estimativa	28773	30240	31496	32562	33461
	Sup	34367	45440	61288	83520	114409
Avaré	Inf	34342	34566	34881	35286	35780
	Estimativa	36846	39686	42744	46038	49586
	Sup	39533	45563	52379	60067	68721
Barretos	Inf	30114	25064	20129	15807	12232
	Estimativa	36123	37876	39306	40461	41387
	Sup	43331	57237	76751	103563	140032
Bauru	Inf	30685	29054	27533	26131	24846
	Estimativa	34724	37123	39630	42279	45091
	Sup	39295	47431	57043	68406	81832
Botucatu	Inf	41878	37368	32341	27404	22868
	Estimativa	47493	49950	52115	54007	55652
	Sup	53860	66768	83978	106437	135433
Bragança Paulista	Inf	33238	28090	22864	18140	14134
	Estimativa	39279	41277	43030	44557	45878
	Sup	46418	60654	80984	109443	148914

Tabela A.9 Previsões intervalares com 95% de confiança para o Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR no período de 2023 a 2027 (continuação)

EDR/ANO		2023	2024	2025	2026	2027
Campinas	Inf	36325	35510	34569	33626	32735
	Estimativa	40321	43648	46942	50331	53886
	Sup	44756	53650	63745	75335	88705
Catanduva	Inf	34353	33833	33334	32895	32527
	Estimativa	37676	40592	43642	46882	50346
	Sup	41321	48701	57136	66816	77926
Dracena	Inf	30175	26015	21404	17055	13281
	Estimativa	36299	39746	42819	45518	47861
	Sup	43667	60726	85660	121487	172472
Fernandópolis	Inf	29382	28631	27974	27404	26915
	Estimativa	32561	35064	37760	40662	43788
	Sup	36085	42943	50968	60334	71239
Franca	Inf	32673	27670	22460	17706	13670
	Estimativa	39057	41752	44154	46274	48129
	Sup	46690	63003	86805	120933	169450
General Salgado	Inf	32300	31164	30185	29327	28567
	Estimativa	35535	37626	39902	42344	44952
	Sup	39095	45429	52745	61140	70733

Tabela A.9 Previsões intervalares com 95% de confiança para o Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR no período de 2023 a 2027 (continuação)

EDR/ANO		2023	2024	2025	2026	2027
Guaratinguetá	Inf	33505	29968	25808	21631	17768
	Estimativa	38618	41643	44420	46945	49220
	Sup	44511	57865	76454	101881	136347
Itapetininga	Inf	26287	22733	19660	17002	14703
	Estimativa	32457	34657	37007	39515	42194
	Sup	40075	52836	69660	91840	121084
Itapeva	Inf	40207	35072	29758	24771	20337
	Estimativa	45501	46725	47805	48754	49586
	Sup	51491	62249	76796	95958	120901
Jaboticabal	Inf	32626	27385	22349	17935	14243
	Estimativa	38420	39609	40540	41264	41824
	Sup	45244	57289	73535	94935	122820
Jales	Inf	29601	24930	20460	16535	13235
	Estimativa	34552	35373	36018	36523	36917
	Sup	40332	50191	63407	80675	102976
Jaú	Inf	30408	30169	32668	33135	36045
	Estimativa	30598	32779	35698	38841	42473
	Sup	30789	35616	39009	45530	50047

Tabela A.9 Previsões intervalares com 95% de confiança para o Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR no período de 2023 a 2027 (continuação)

EDR/ANO		2023	2024	2025	2026	2027
Limeira	Inf	25457	21137	16793	12971	9834
	Estimativa	31245	33613	35569	37160	38441
	Sup	38348	53453	75339	106457	150267
Lins	Inf	39180	33718	28073	22894	18418
	Estimativa	46010	48479	50458	52028	53263
	Sup	54031	69702	90692	118237	154029
Marília	Inf	27426	22756	18238	14288	11019
	Estimativa	32483	33580	34518	35317	35993
	Sup	38473	49553	65330	87293	117564
Mogi das Cruzes	Inf	26787	24646	22622	20748	19036
	Estimativa	29737	30276	30653	30915	31097
	Sup	33013	37191	41534	46064	50801
Mogi Mirim	Inf	33525	29990	25628	20971	16733
	Estimativa	40447	45533	51393	56738	62776
	Sup	48798	69131	103061	153509	235513
Orlândia	Inf	24346	19502	15007	11248	8282
	Estimativa	29748	30896	31875	32706	33407
	Sup	36349	48945	67704	95095	134752

Tabela A.9 Previsões intervalares com 95% de confiança para o Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR no período de 2023 a 2027 (continuação)

EDR/ANO		2023	2024	2025	2026	2027
Ourinhos	Inf	29184	25407	21272	17340	13869
	Estimativa	34263	36727	38892	40774	42394
	Sup	40228	53091	71109	95876	129587
Pindamonhan gaba	Inf	27255	23118	19321	15452	12342
	Estimativa	32087	33129	34960	35829	37344
	Sup	37777	47473	63256	83076	112992
Piracicaba	Inf	27557	23079	18684	14796	11544
	Estimativa	32565	33829	34896	35789	36535
	Sup	38484	49587	65174	86568	115631
Presidente Prudente	Inf	23993	24657	25076	25351	25541
	Estimativa	25783	29031	32676	36772	41377
	Sup	27706	34180	42580	53339	67032
Presidente Venceslau	Inf	35278	36155	36850	37655	38406
	Estimativa	37781	41206	44696	48326	52155
	Sup	40462	46964	54211	62021	70825
Registro	Inf	25650	21614	17559	13922	10856
	Estimativa	30390	31889	33174	34268	35192
	Sup	36005	47048	62677	84344	114087

Tabela A.9 Previsões intervalares com 95% de confiança para o Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR no período de 2023 a 2027 (continuação)

EDR/ANO		2023	2024	2025	2026	2027
Ribeirão Preto	Inf	38015	32079	26148	20840	16359
	Estimativa	44953	47040	48789	50243	51444
	Sup	53157	68978	91035	121133	161779
São João da Boa Vista	Inf	29527	24115	19115	14911	11527
	Estimativa	36180	37713	38767	39484	39968
	Sup	44331	58976	78622	104551	138586
São José do Rio Preto	Inf	34706	34017	33418	32901	32461
	Estimativa	38257	41240	44455	47921	51657
	Sup	42171	49995	59138	69799	82206
São Paulo	Inf	31626	26356	21335	16959	13321
	Estimativa	37095	37939	38633	39201	39664
	Sup	43510	54614	69956	90613	118101
Sorocaba	Inf	35120	34546	33979	33451	32980
	Estimativa	38715	41882	45197	48708	52451
	Sup	42679	50775	60119	70923	83418
Tupã	Inf	38981	35687	31151	26254	21540
	Estimativa	45681	51578	57285	62727	67846
	Sup	53533	74544	105344	149868	213703

Tabela A.9 Previsões intervalares com 95% de confiança para o Valor médio da terra nua (R\$/ha) por EDR no período de 2023 a 2027 (continuação)

EDR/ANO		2023	2024	2025	2026	2027
Votuporanga	Inf	38526	33031	27441	22364	18004
	Estimativa	45306	47553	49302	50649	51679
	Sup	53279	68459	88578	114711	148339

APÊNDICE B

Figuras

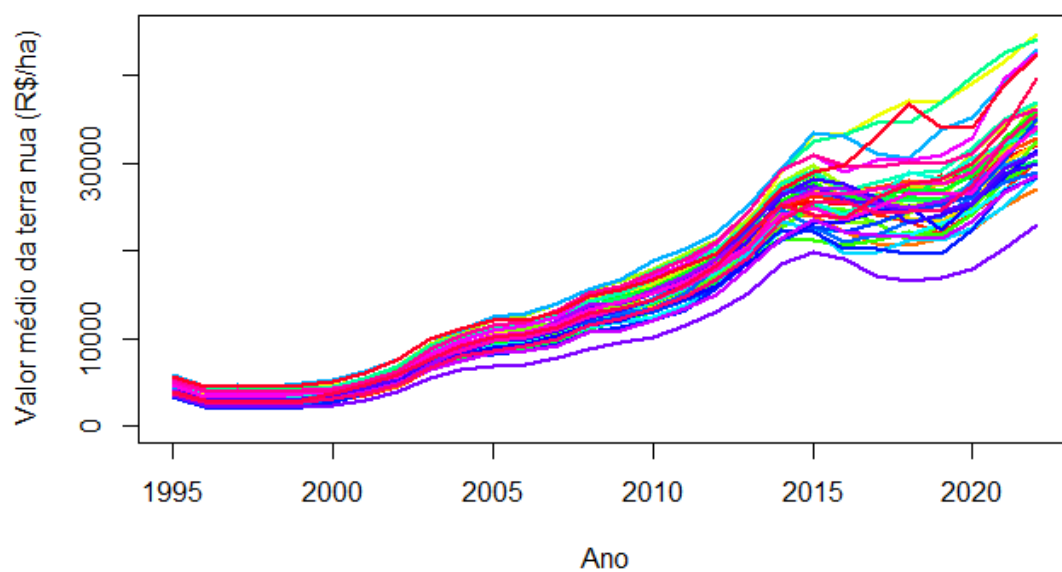


Figura B.1 Séries temporais anuais do Valor médio da terra nua para cada EDR

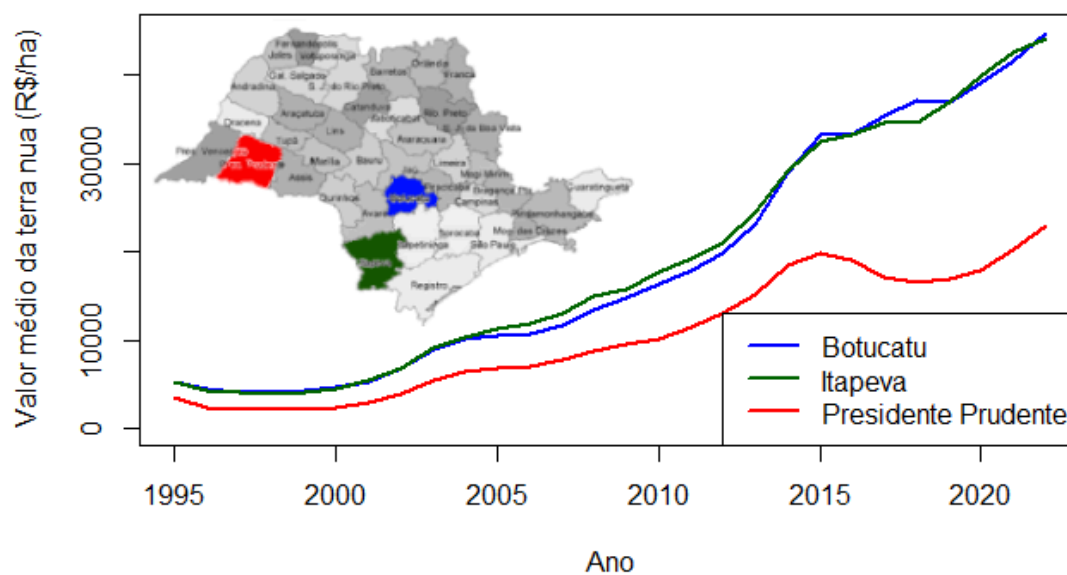


Figura B.2 EDRs com maior e menor Valor médio da terra nua durante o período considerado

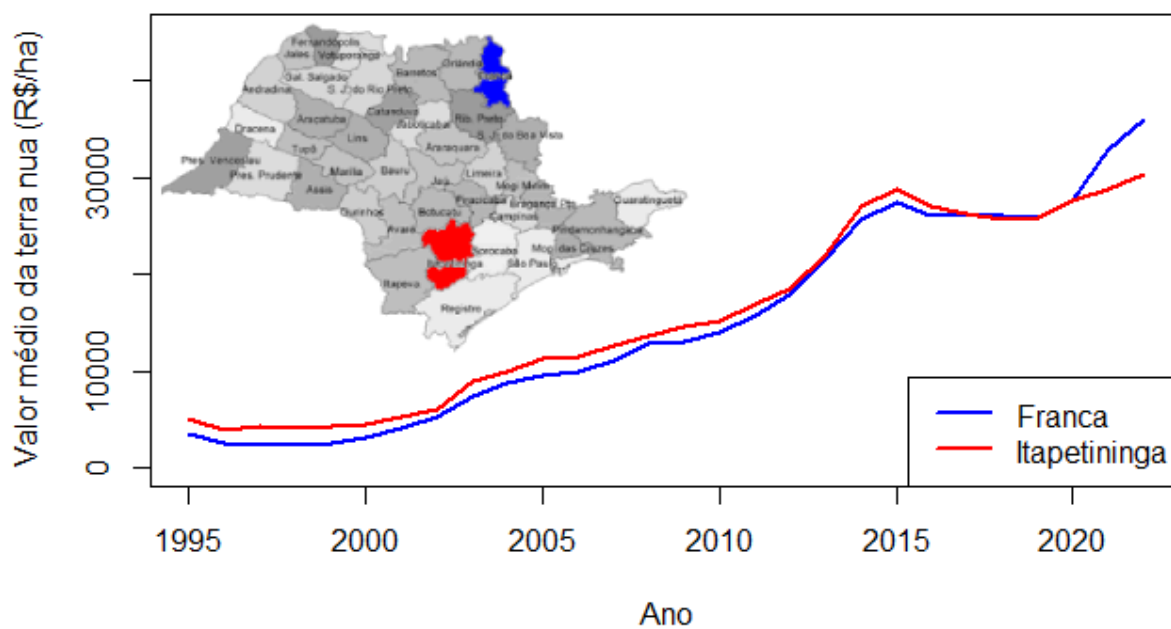


Figura B.3 EDRs com maior e menor retorno médio durante o período considerado

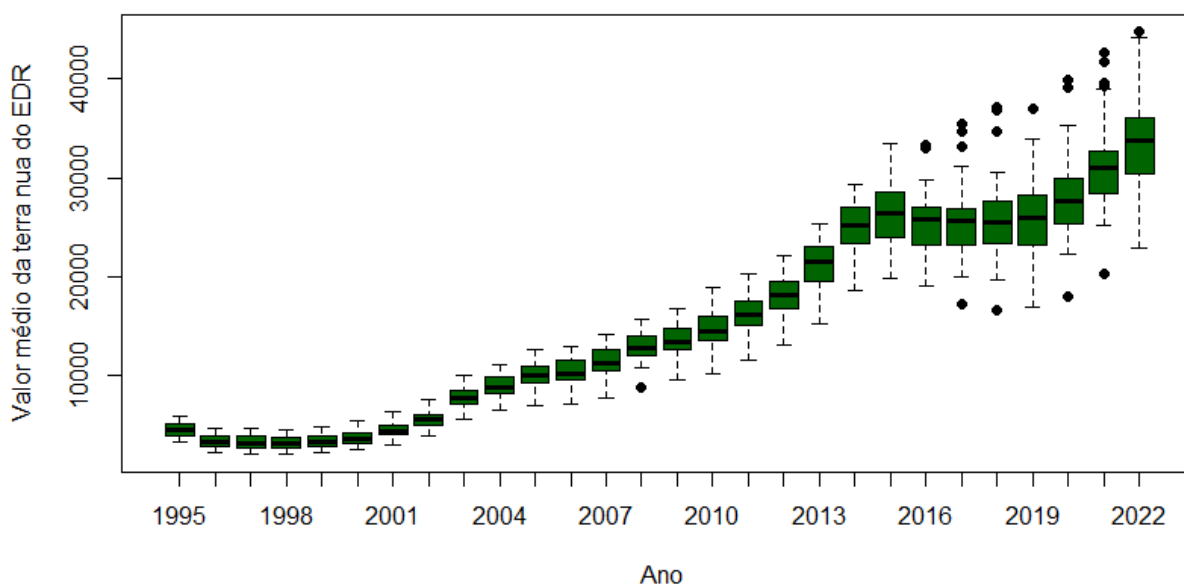


Figura B.4 Box plot do Valor médio da terra nua dos EDRs por ano

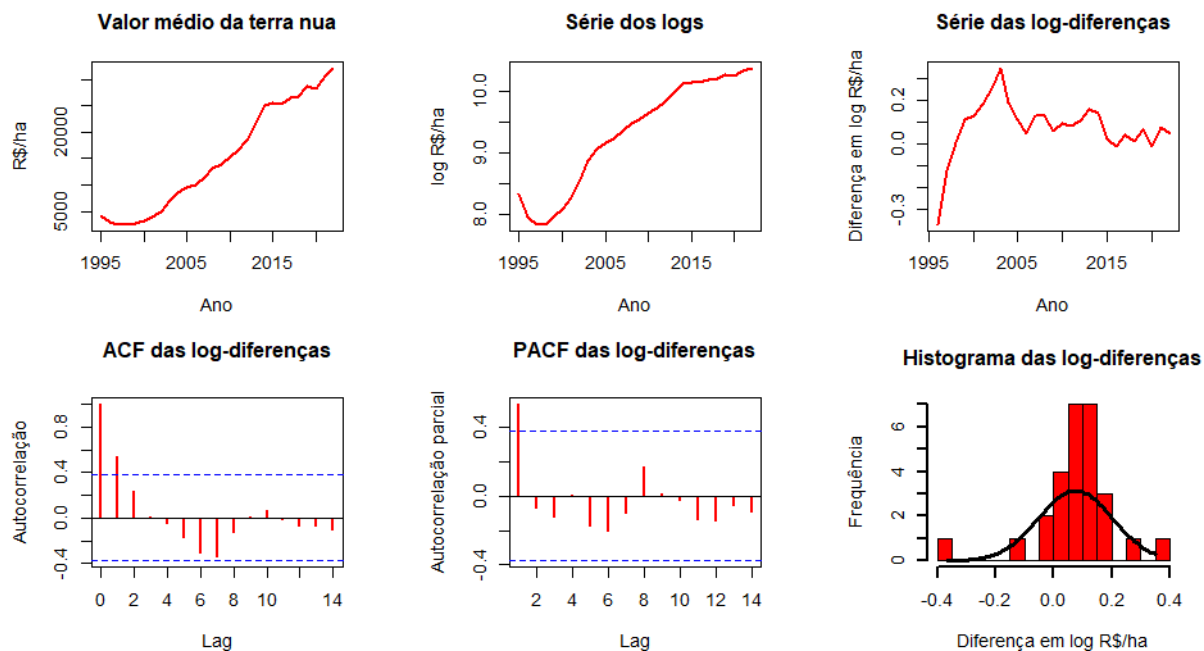


Figura B.5 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Andradina*

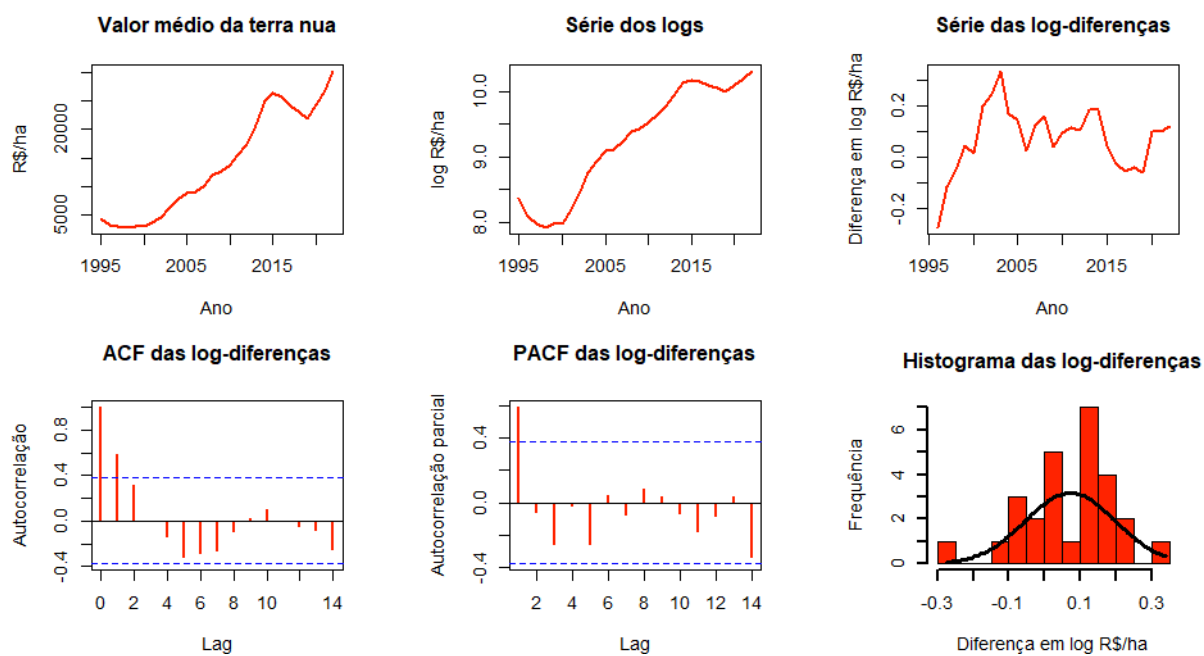


Figura B.6 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Araçatuba*

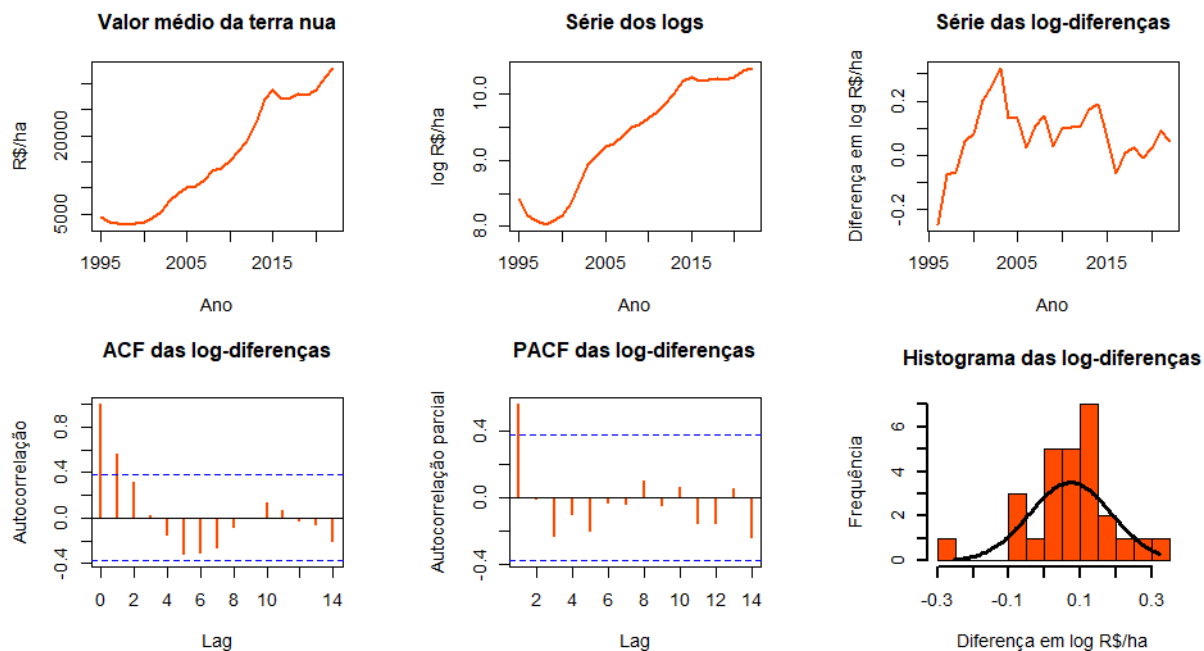


Figura B.7 Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Araraquara

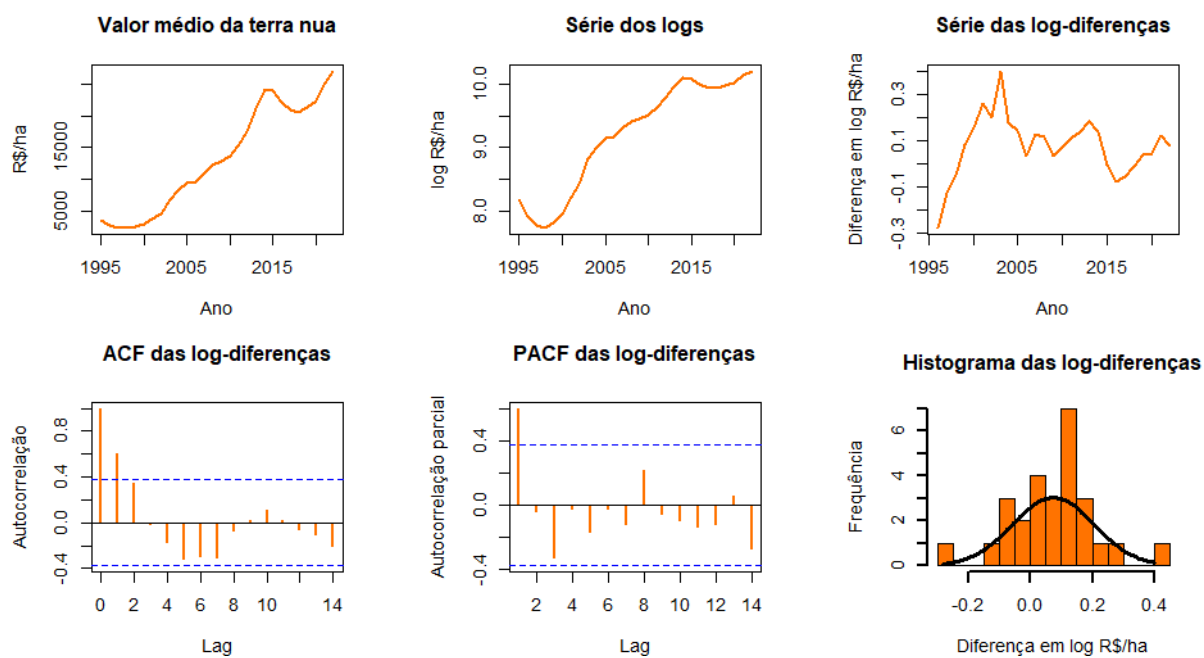


Figura B.8 Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Assis

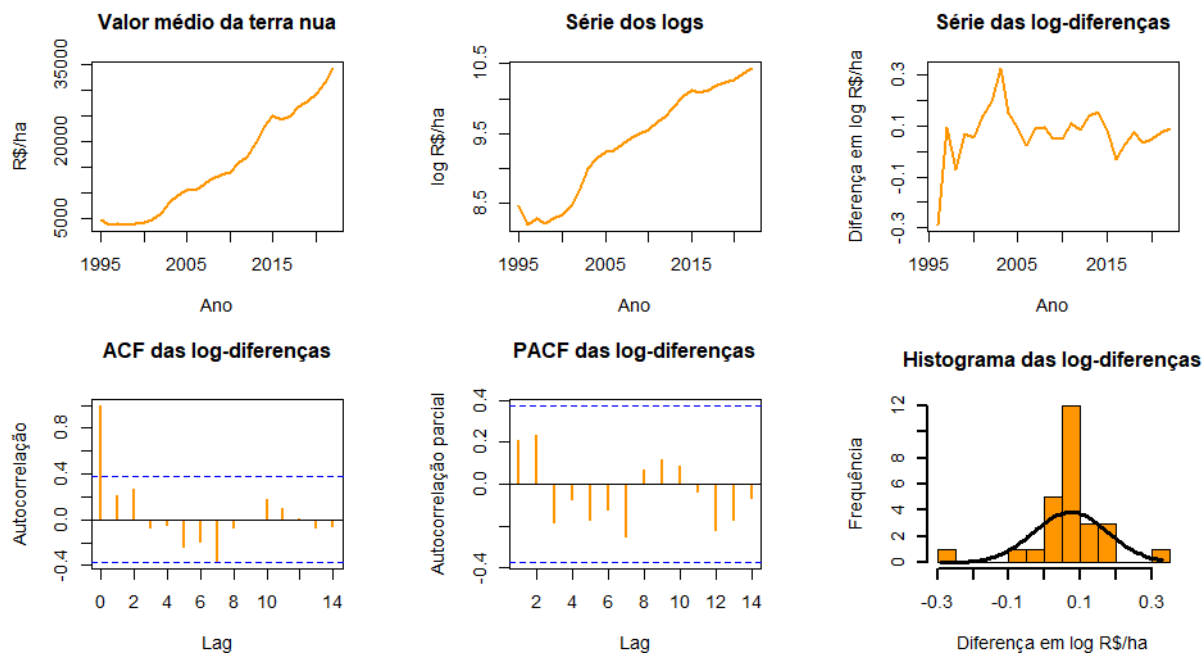


Figura B.9 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Avaré*

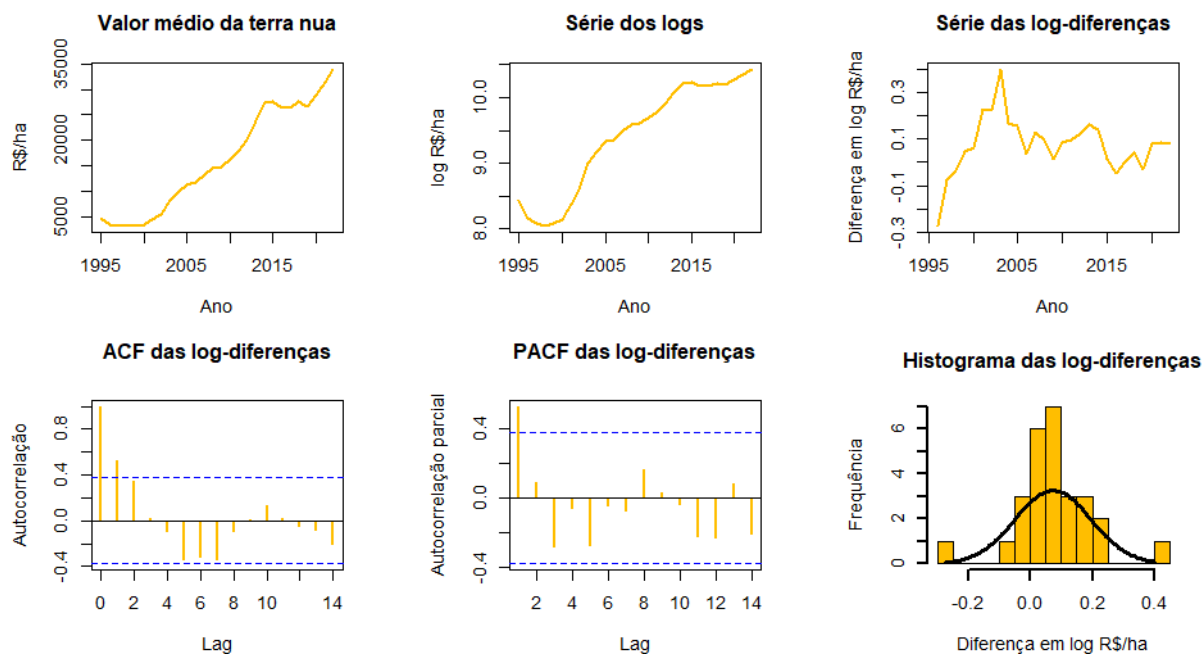


Figura B.10 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Barretos*

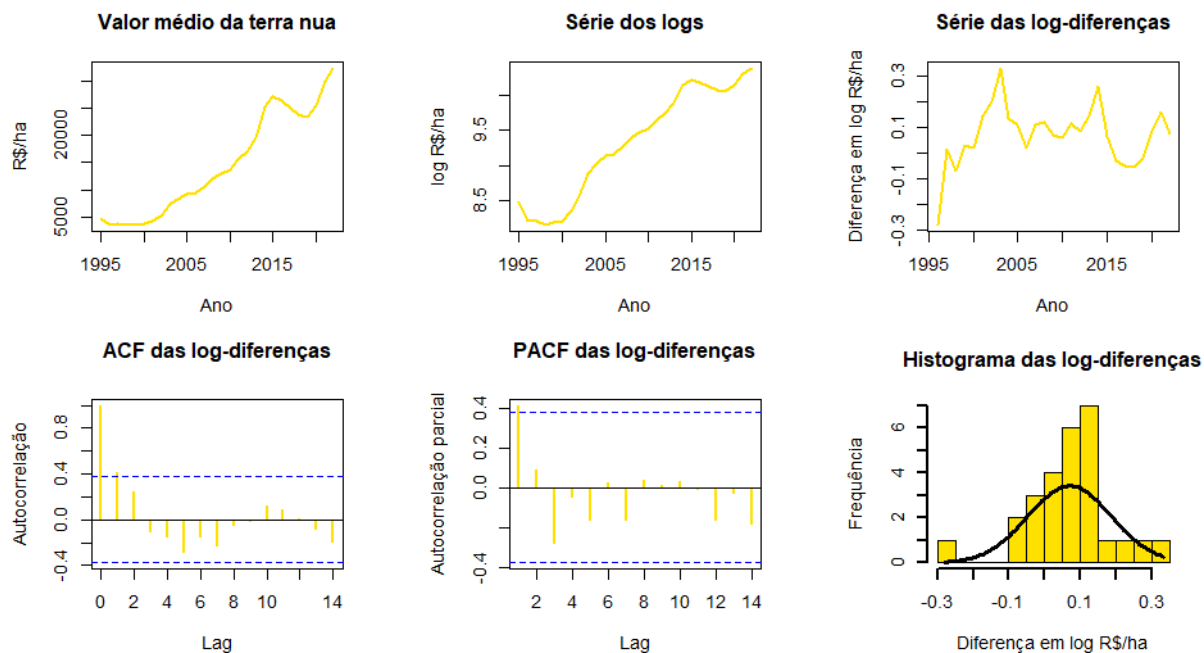


Figura B.11 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Bauru*

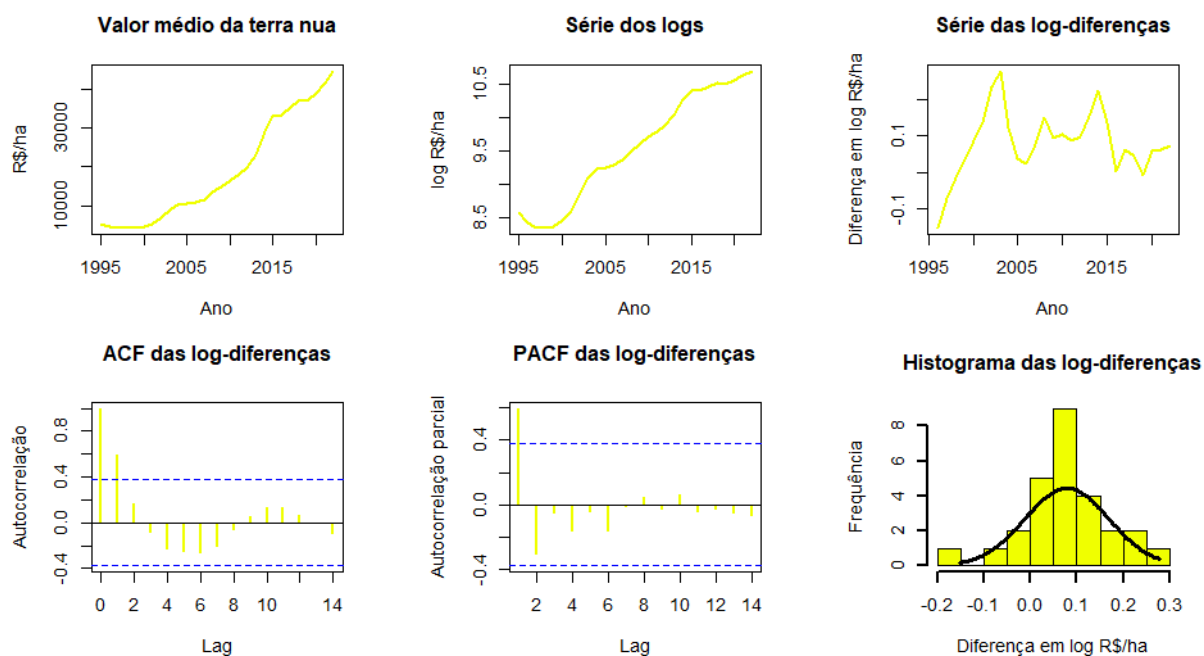


Figura B.12 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Botucatu*

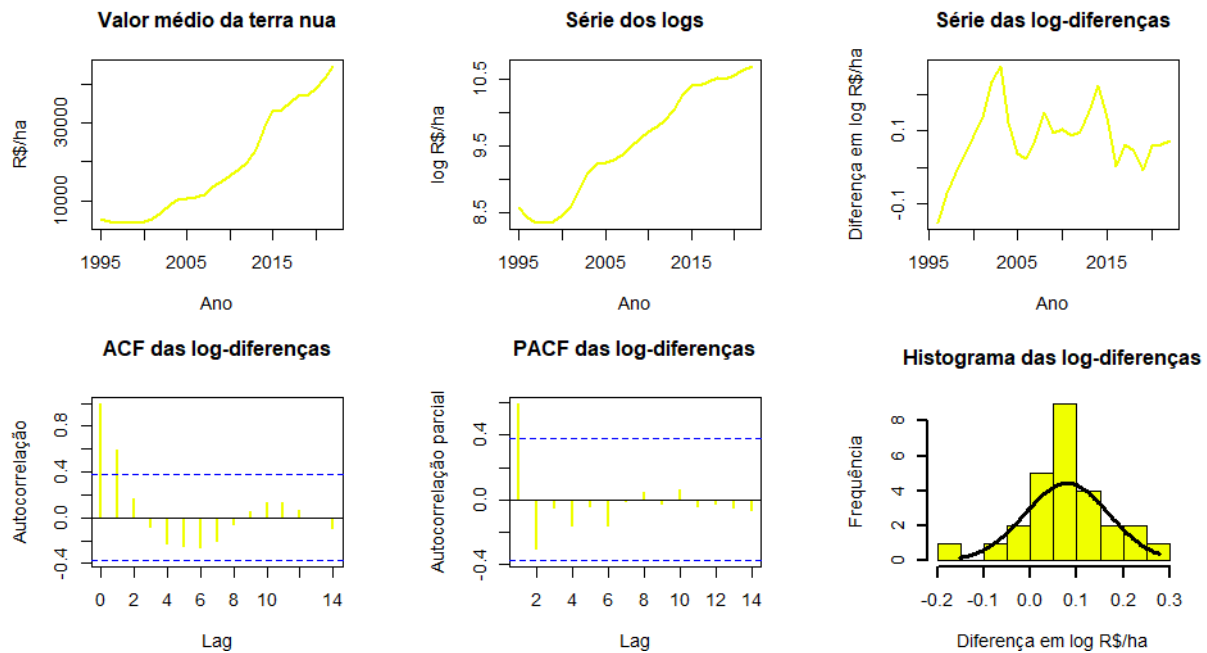


Figura B.13 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Bragança Paulista*

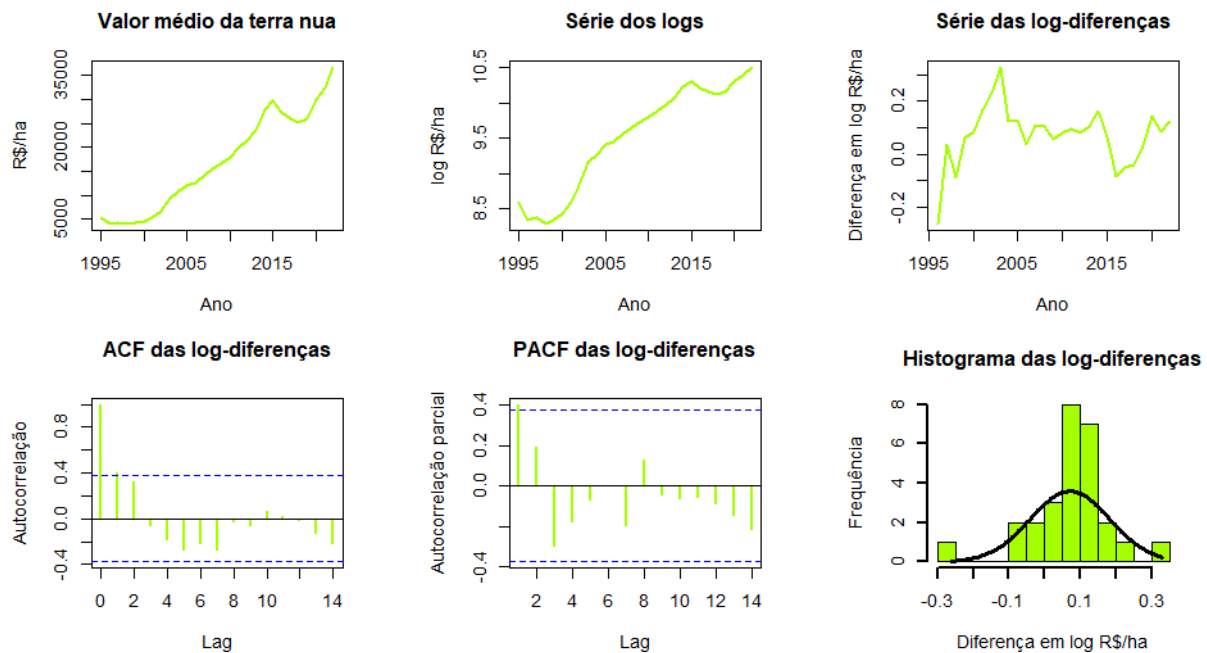


Figura B.14 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Campinas*

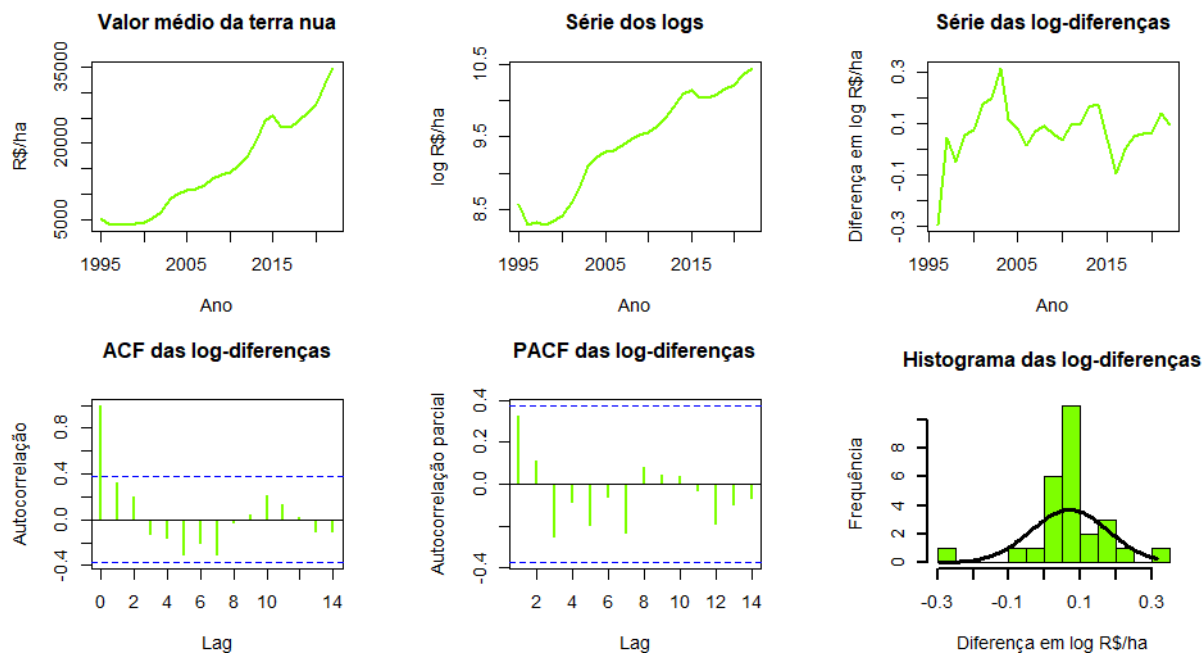


Figura B.15 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Catanduva*

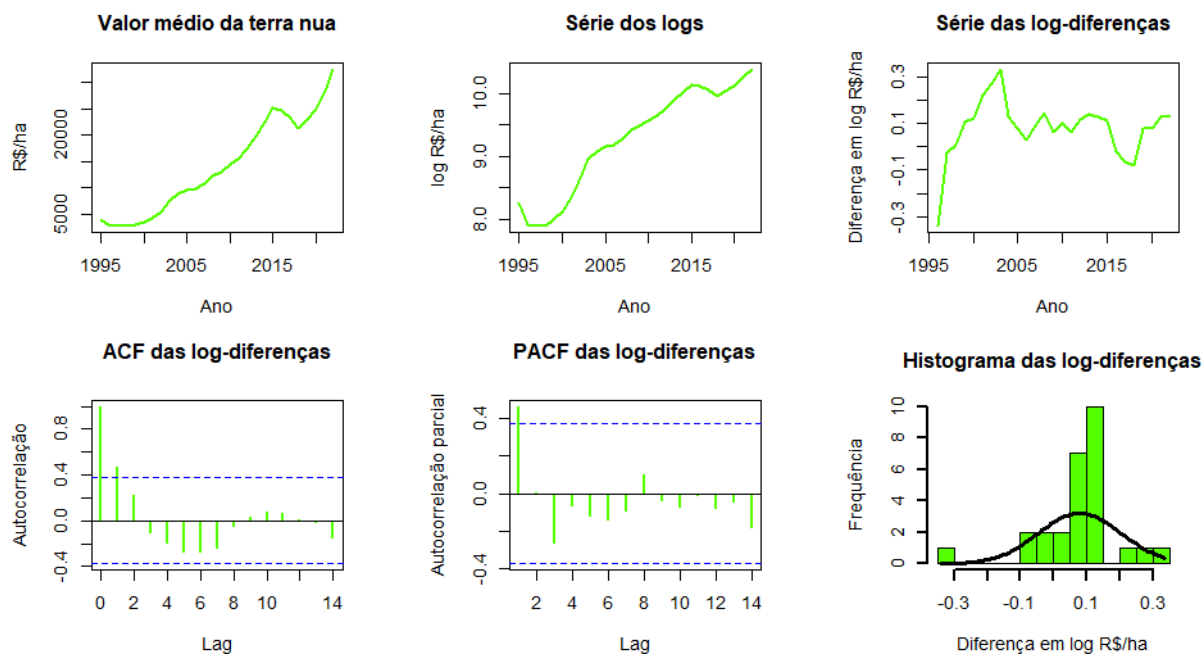


Figura B.16 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Dracena*

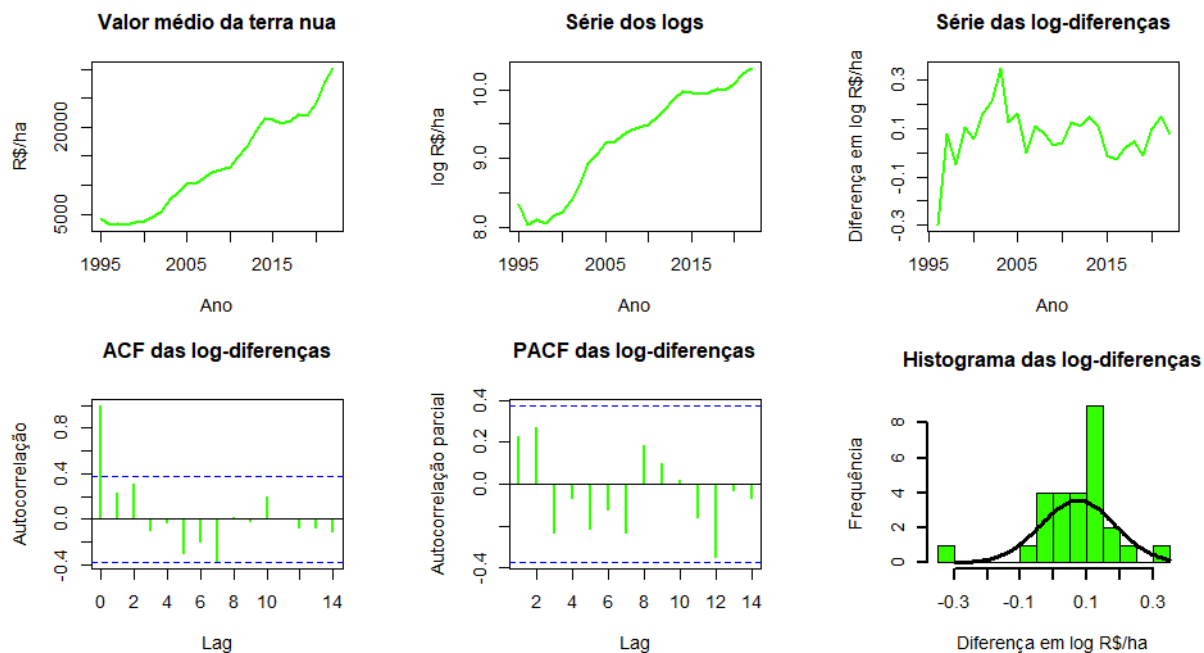


Figura B.17 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Fernandópolis*

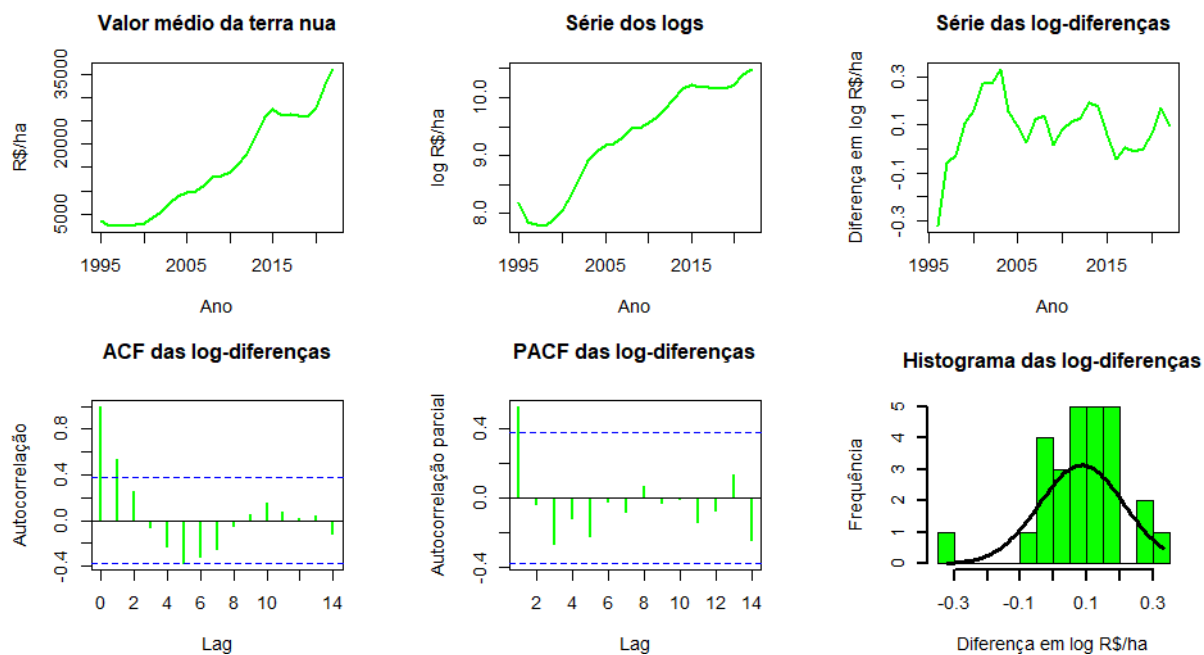


Figura B.18 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Franca*

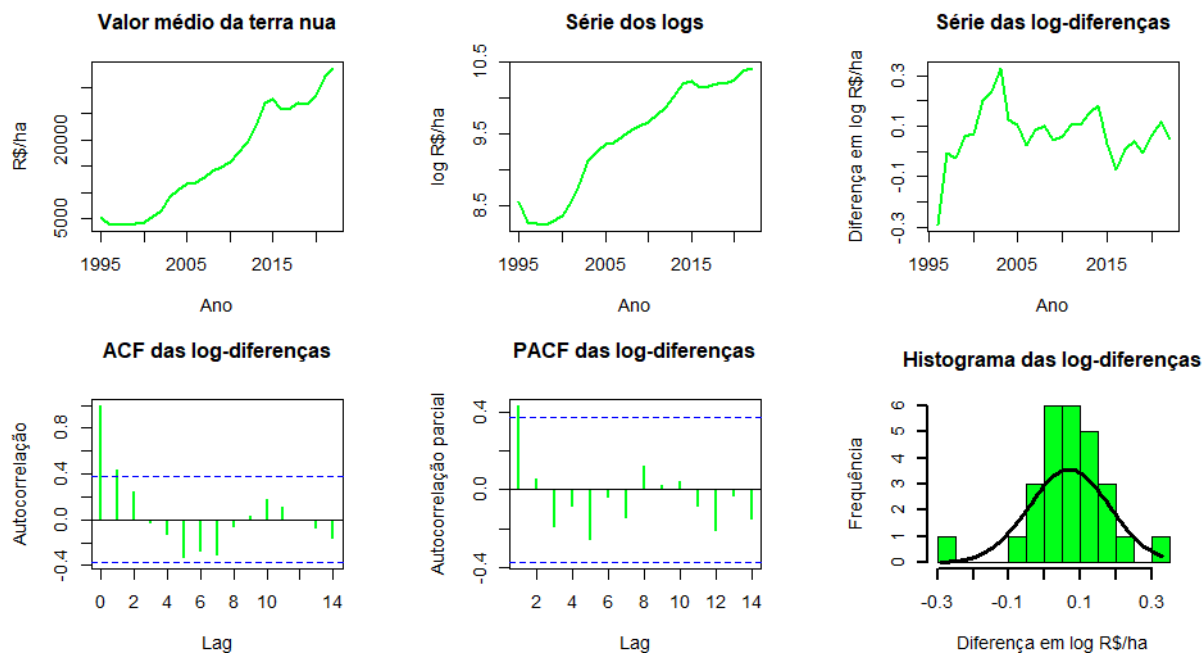


Figura B.19 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em General Salgado*

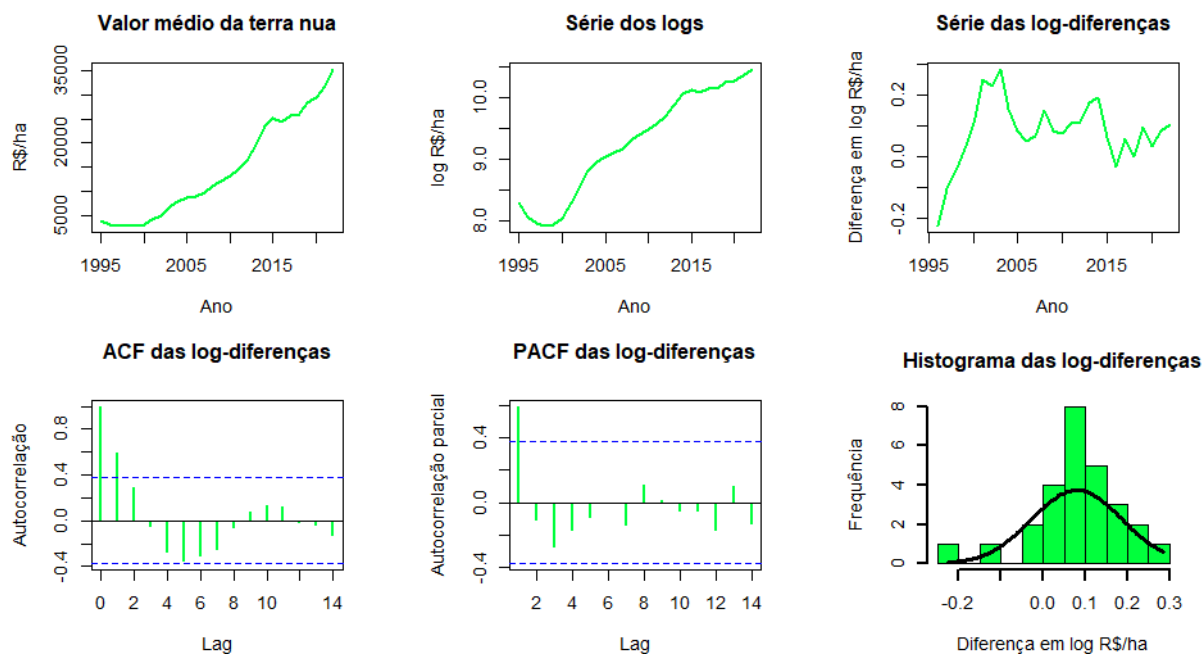


Figura B.20 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Guaratinguetá*

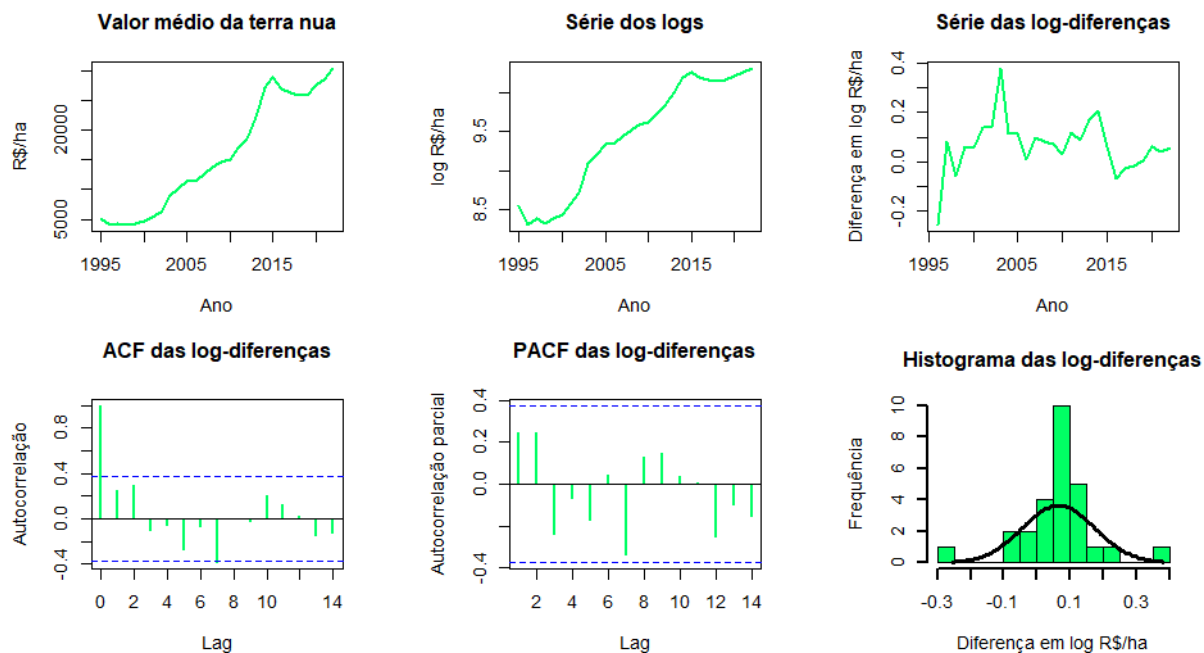


Figura B.21 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Itapetininga*

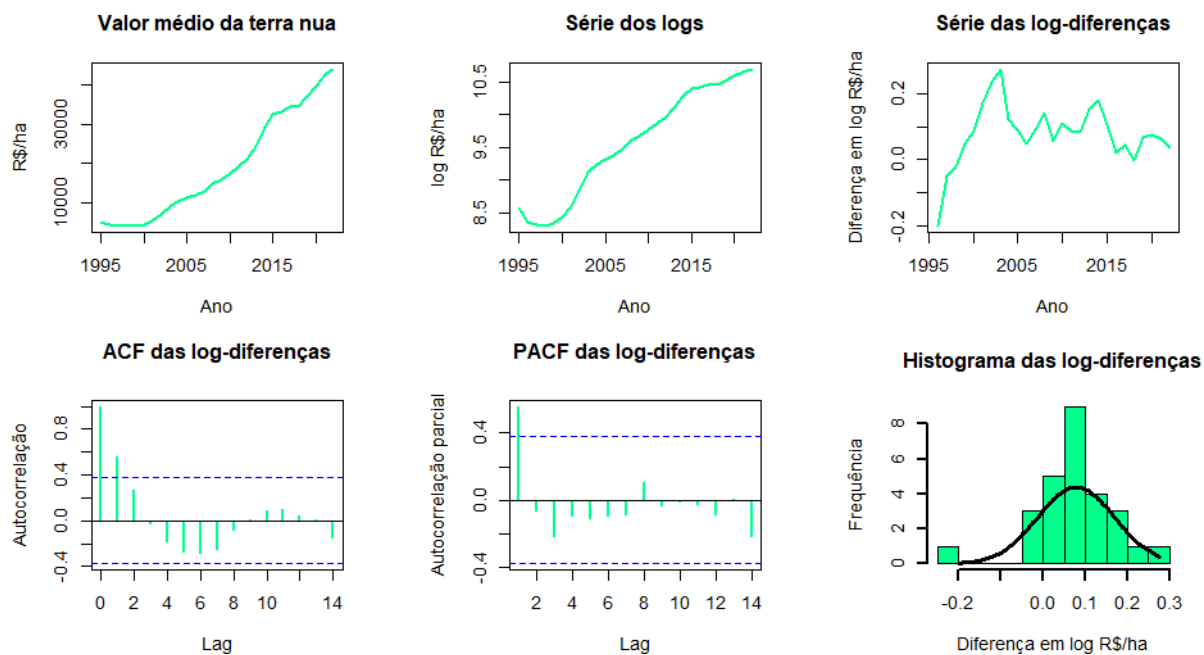


Figura B.22 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Itapeva*

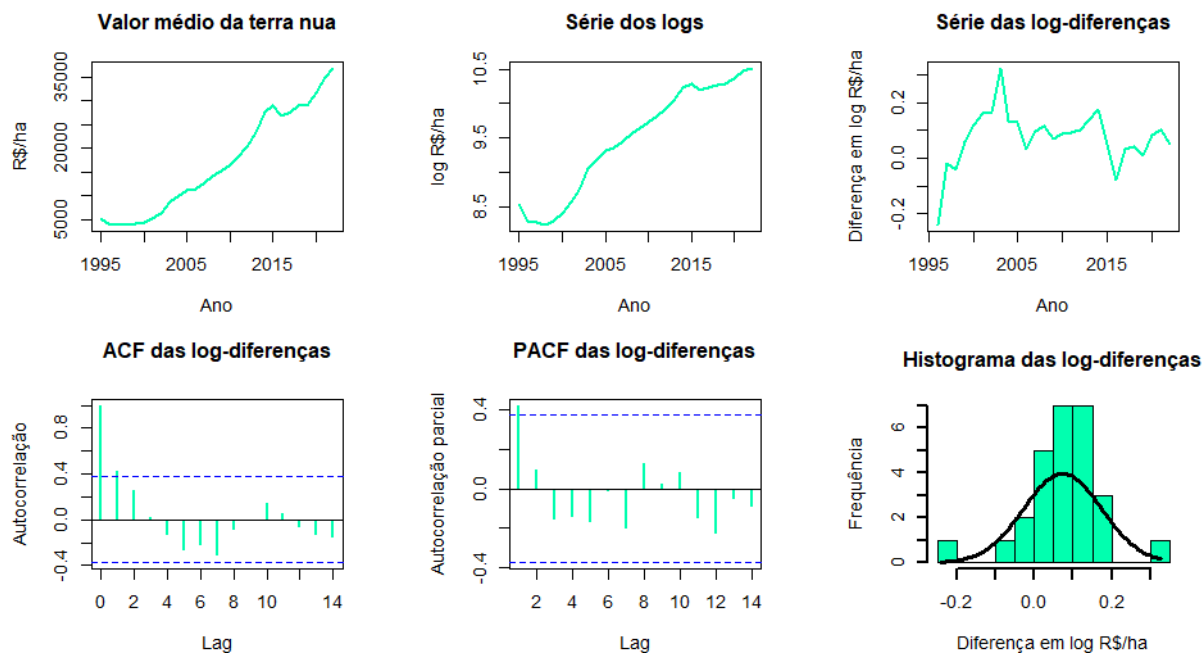


Figura B.23 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Jaboticabal*

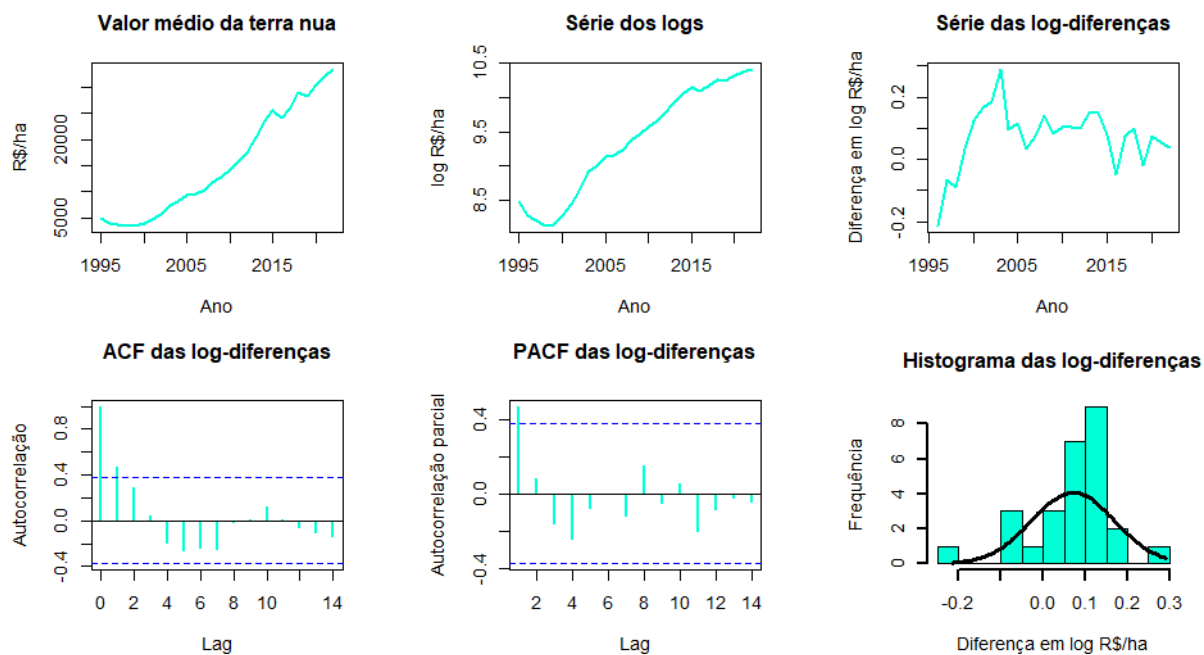


Figura B.24 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Jales*

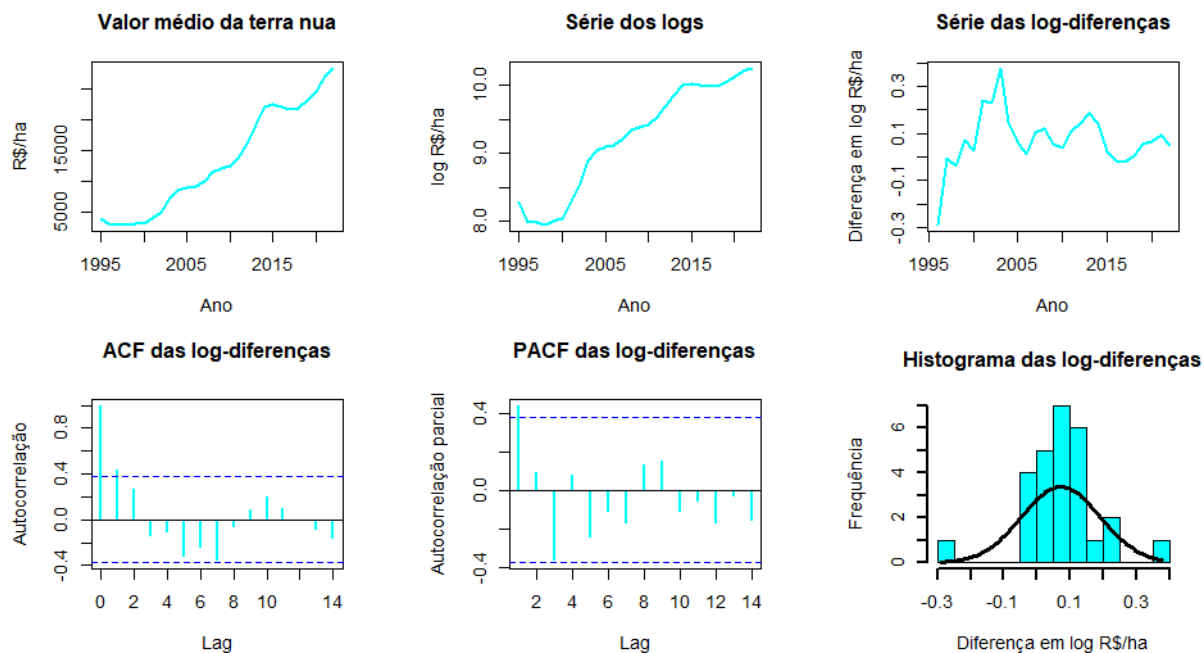


Figura B.25 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Jaú*

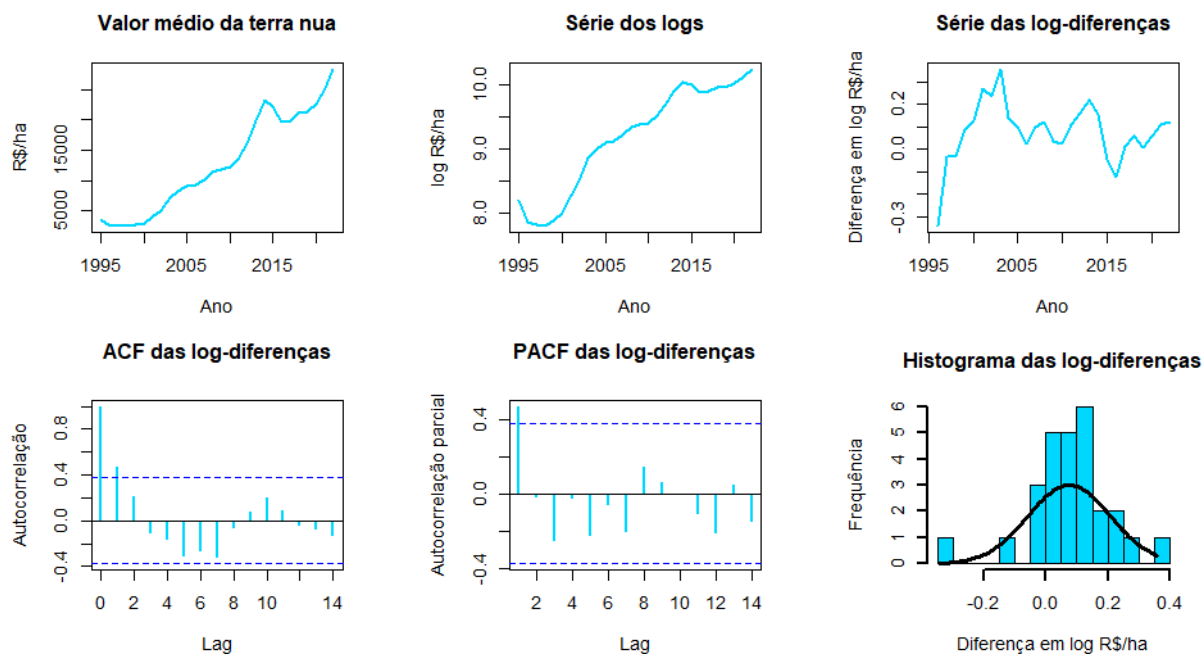


Figura B.26 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Limeira*

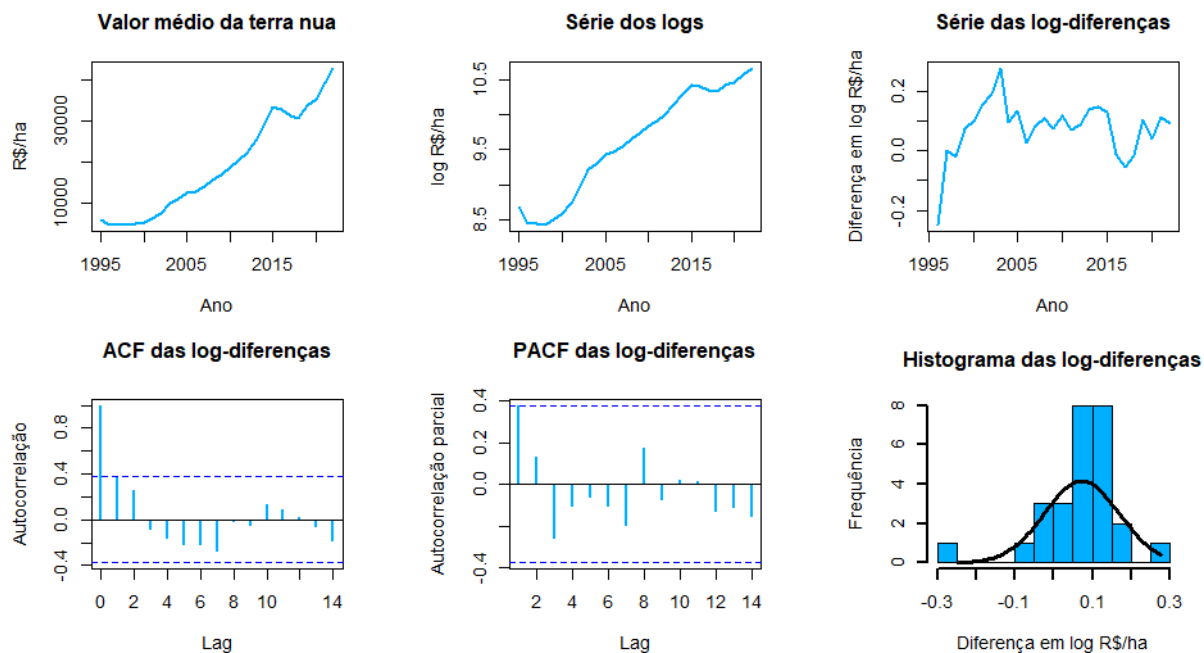


Figura B.27 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Lins*

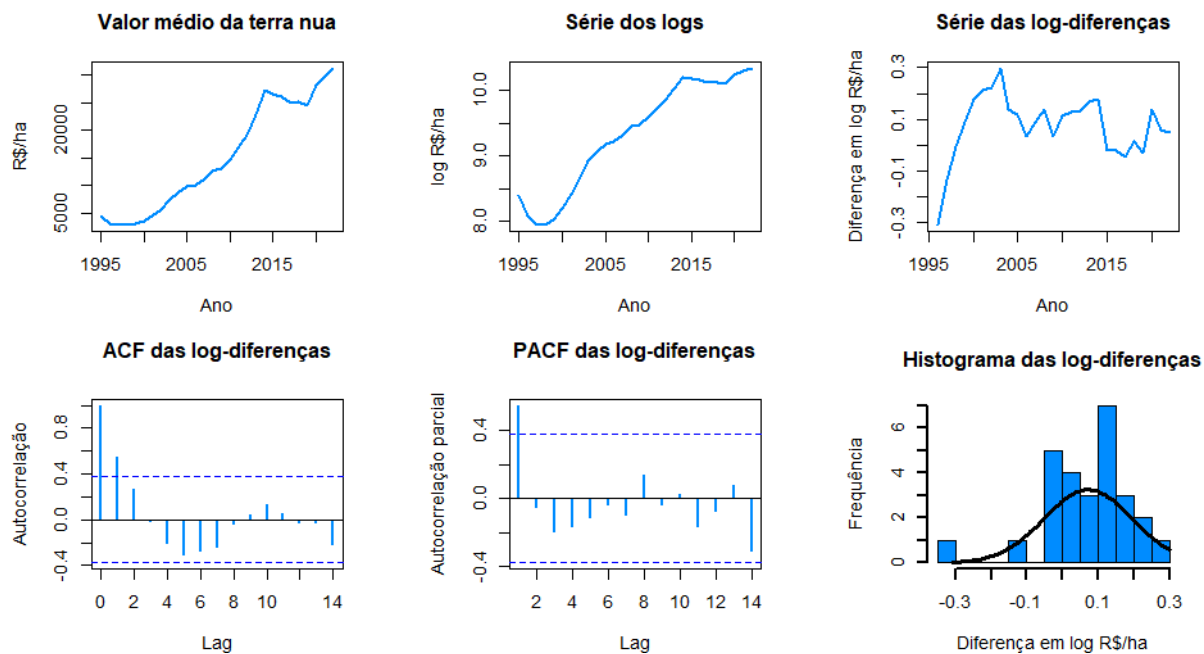


Figura B.28 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Marília*

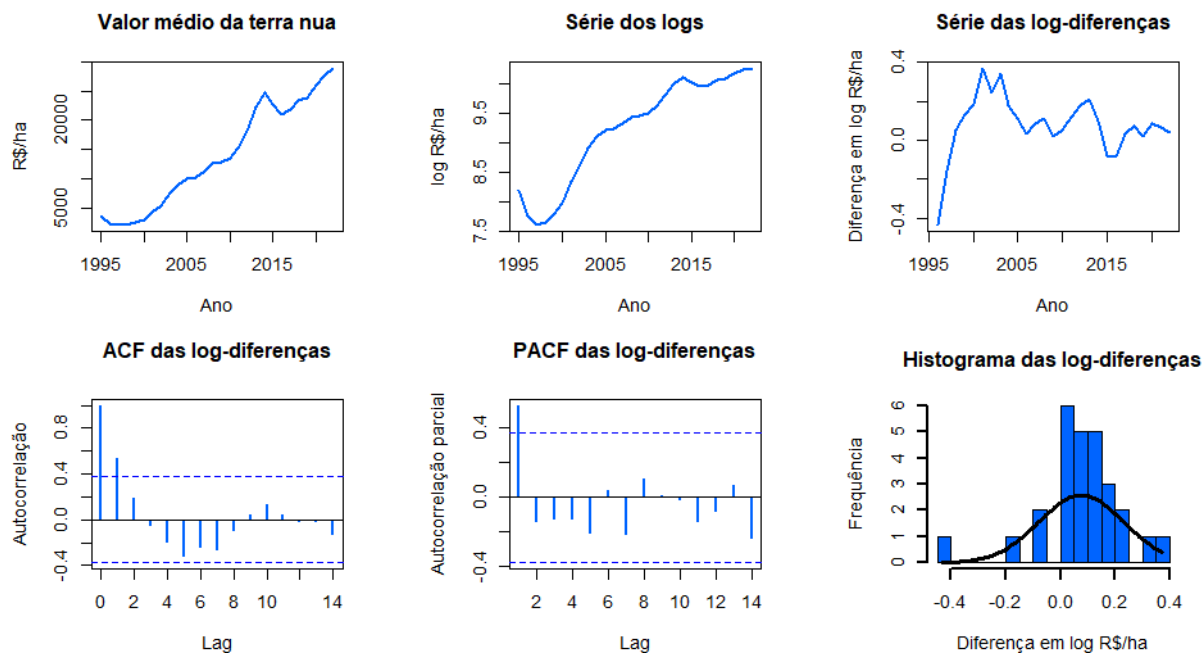


Figura B.29 Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Mogi das Cruzes

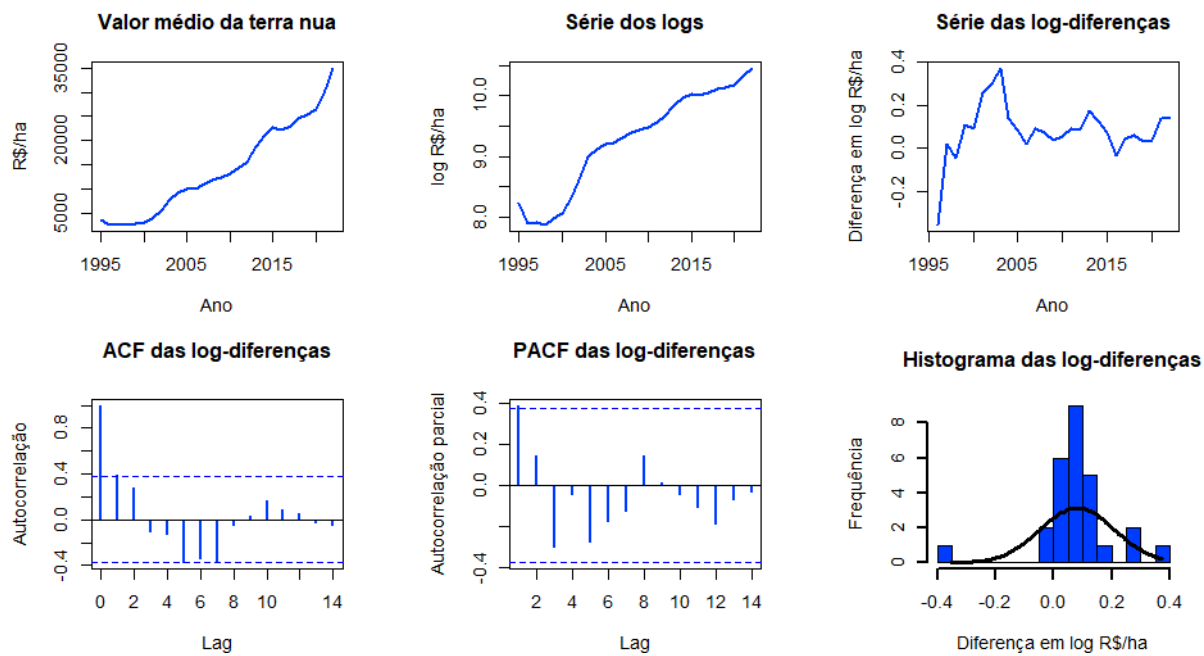


Figura B.30 Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Mogi Mirim

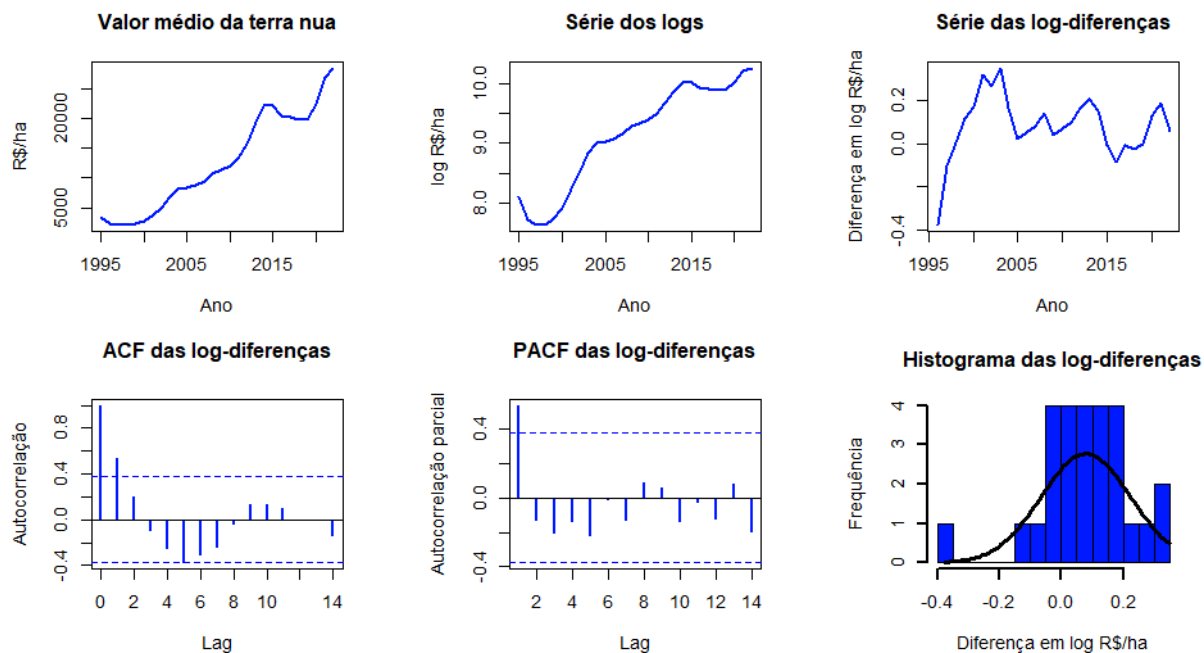


Figura B.31 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Orlandia*

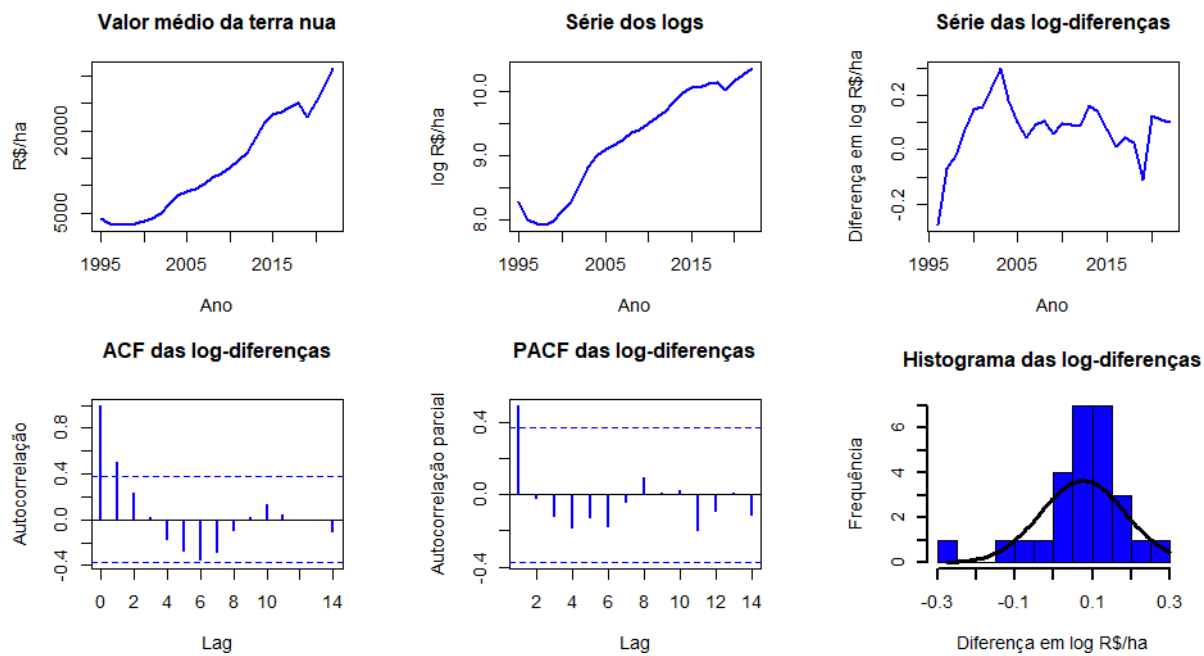


Figura B.32 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Ourinhos*

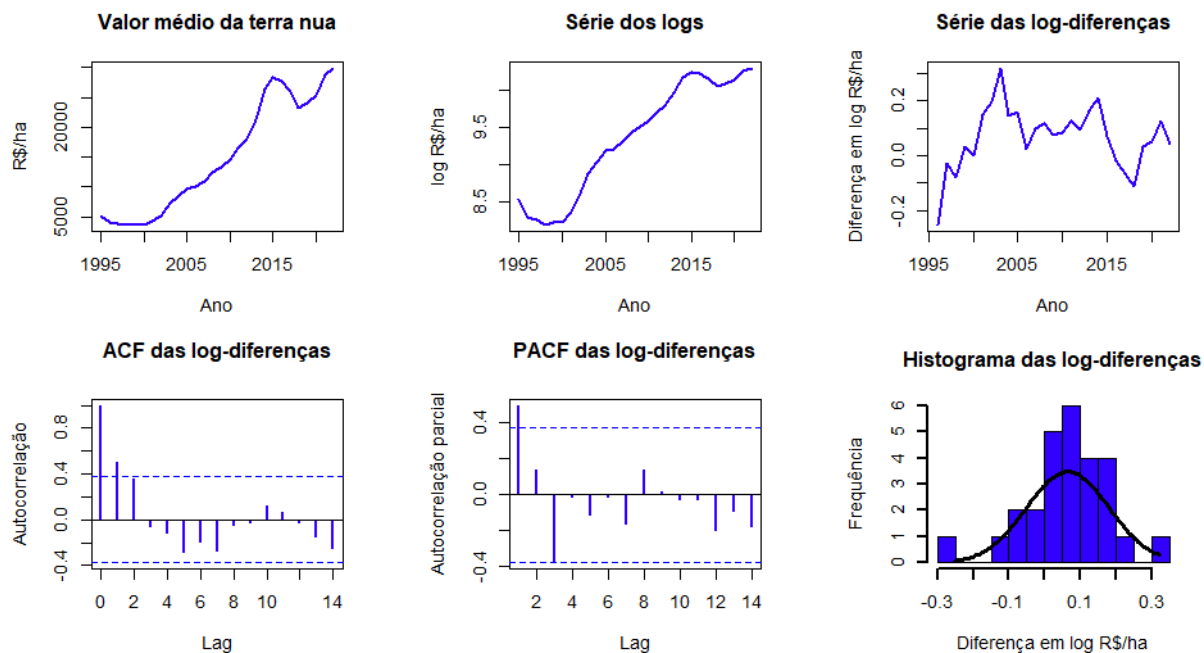


Figura B.33 Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Pindamonhangaba

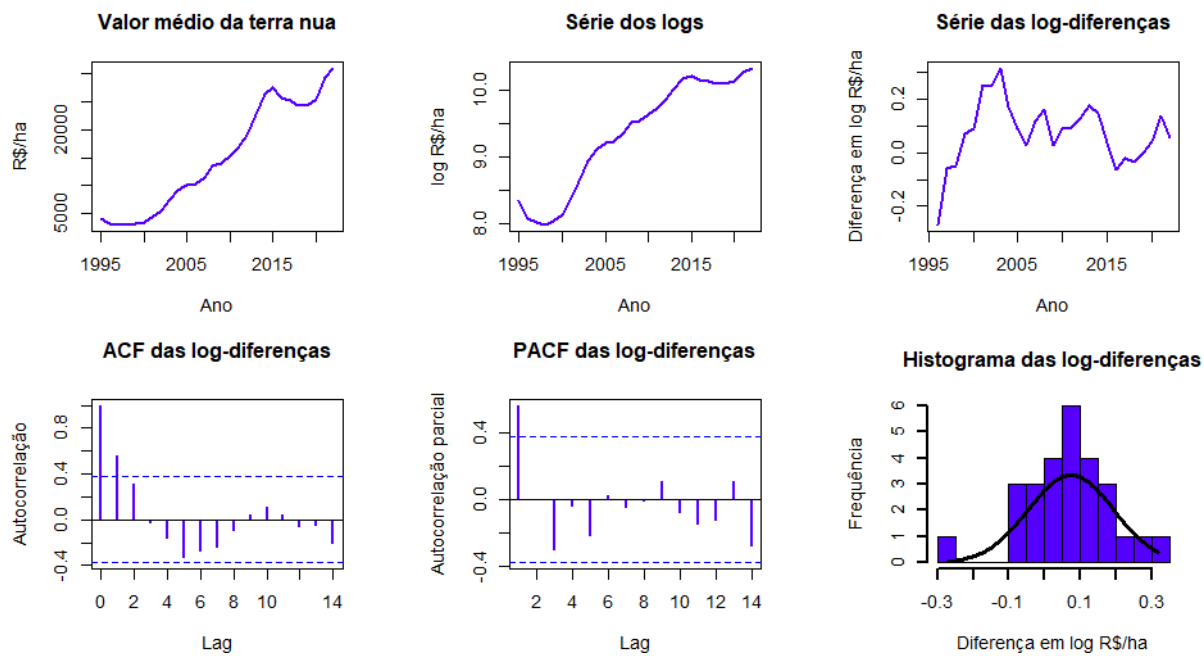


Figura B.34 Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Piracicaba

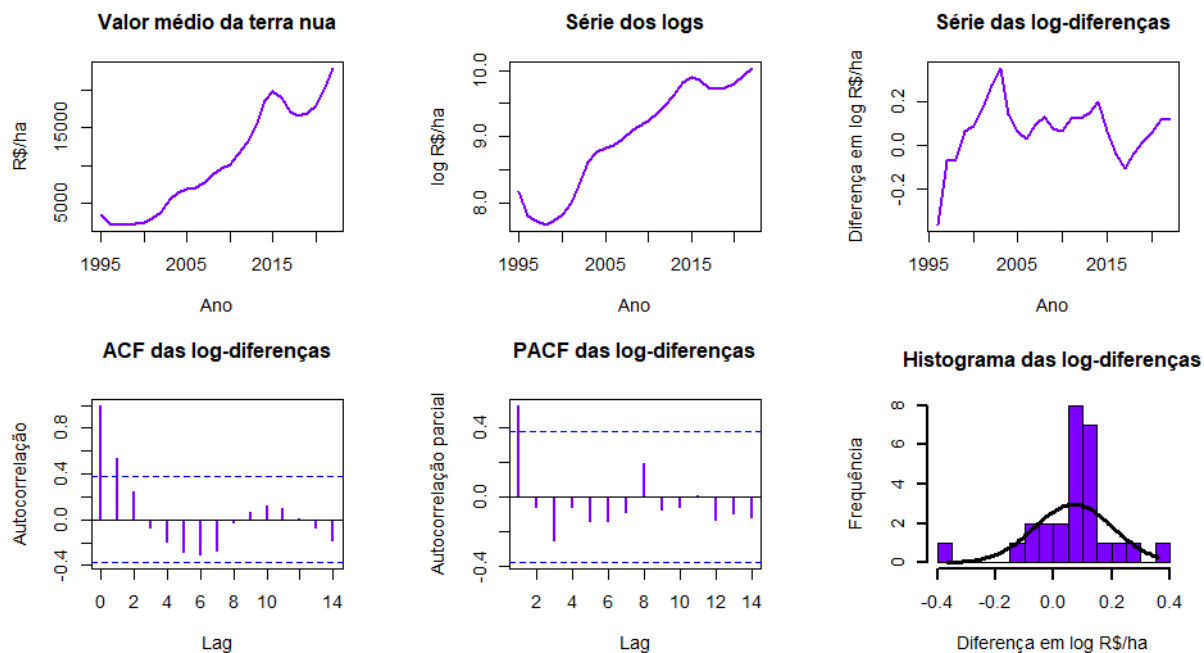


Figura B.35 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Presidente Prudente*

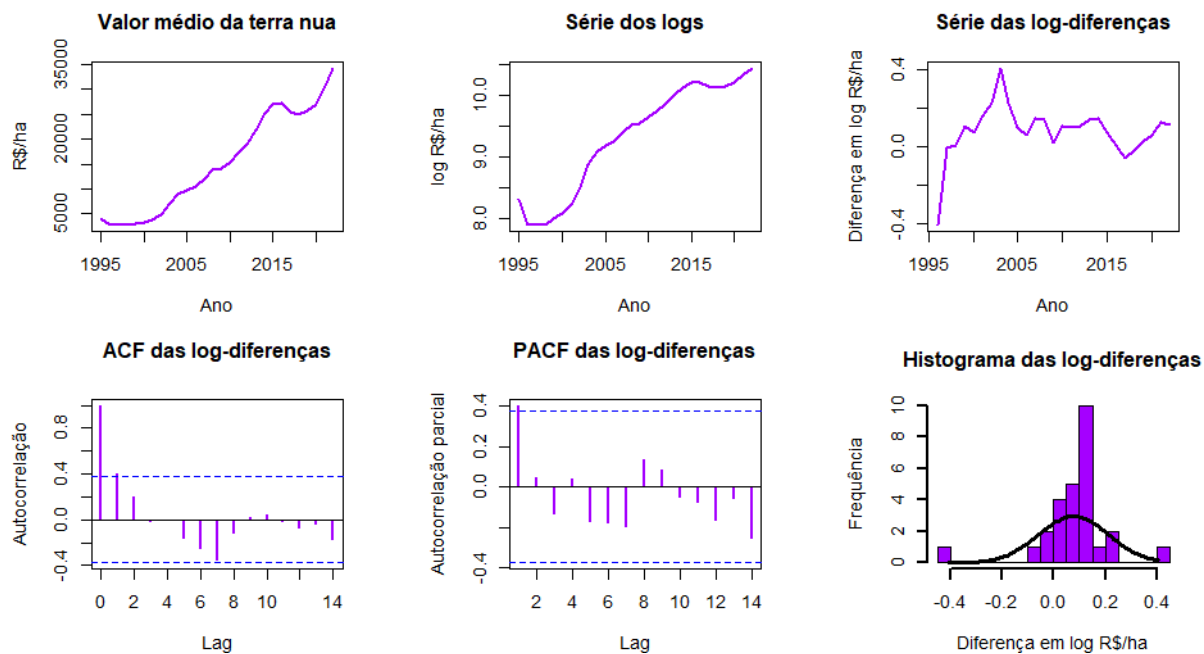


Figura B.36 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Presidente Venceslau*

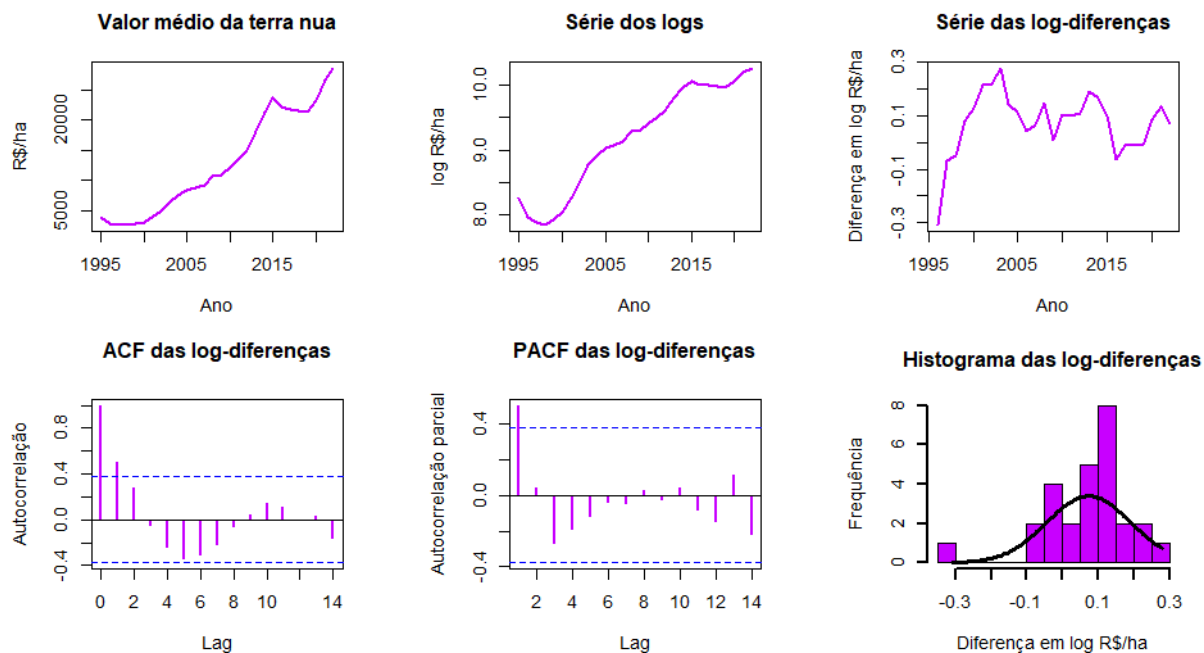


Figura B.37 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Registro*

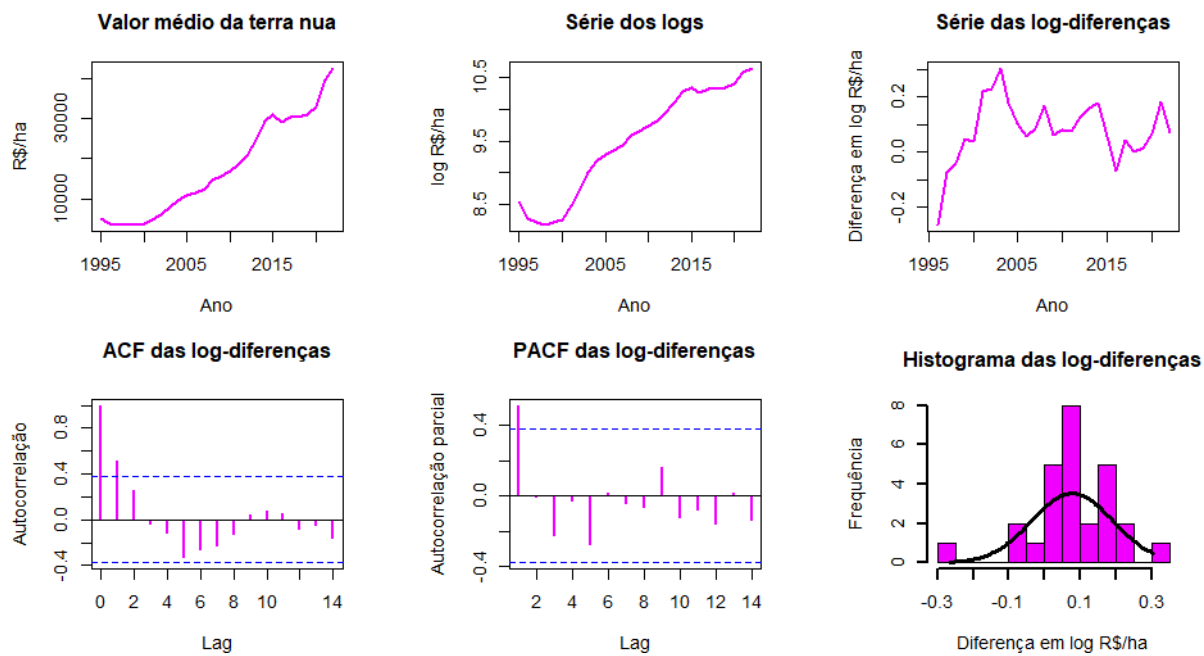


Figura B.38 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Ribeirão Preto*

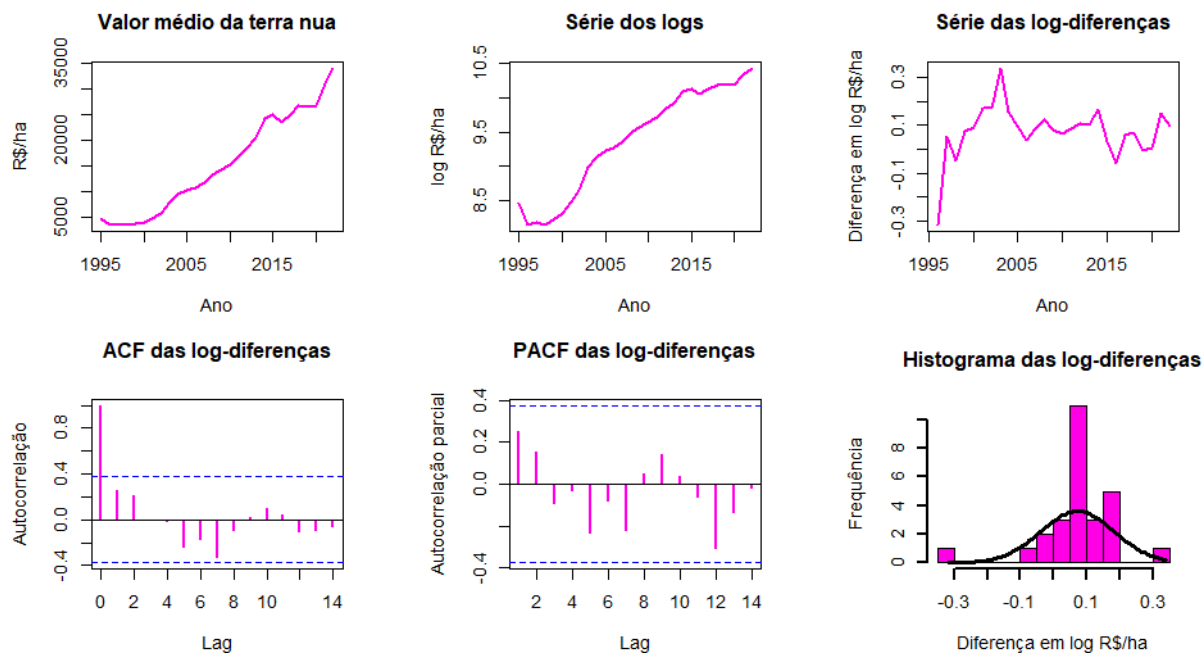


Figura B.39 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em São João da Boa Vista*

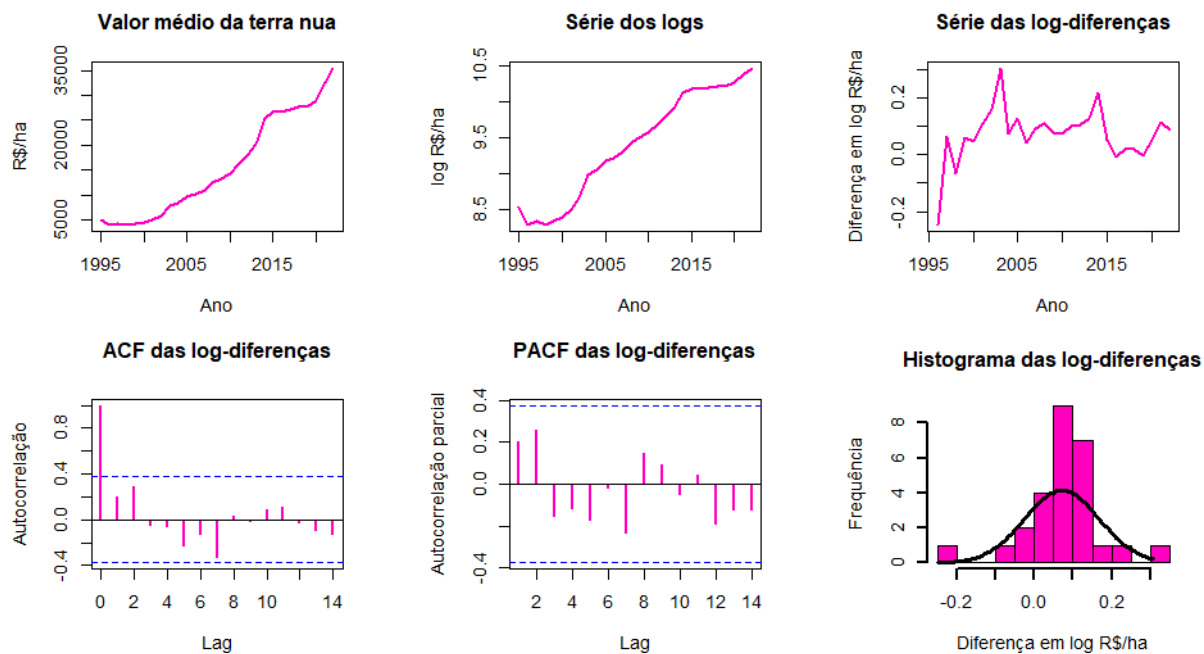


Figura B.40 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em São José do Rio Preto*

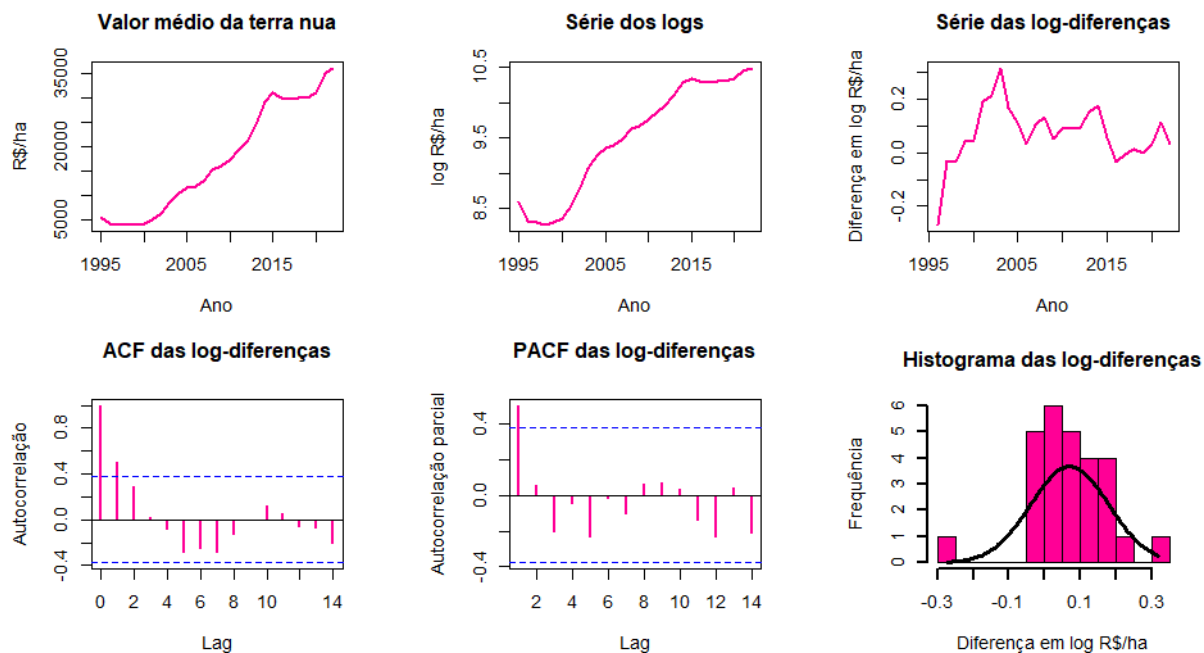


Figura B.41 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em São Paulo*

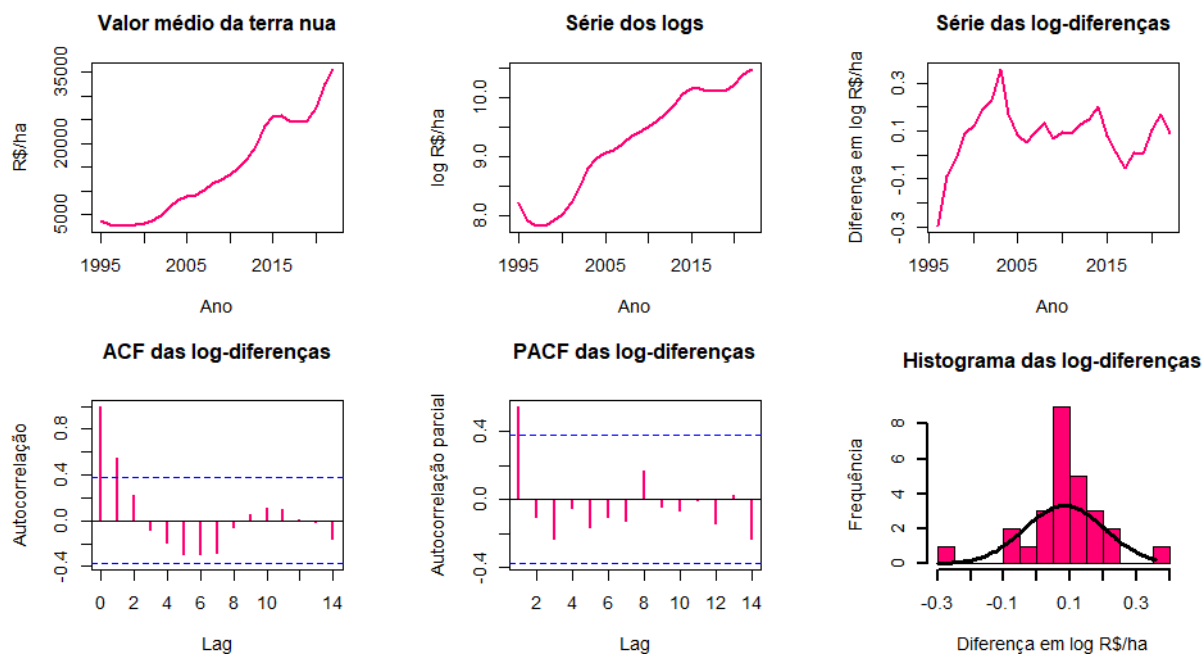


Figura B.42 *Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Sorocaba*

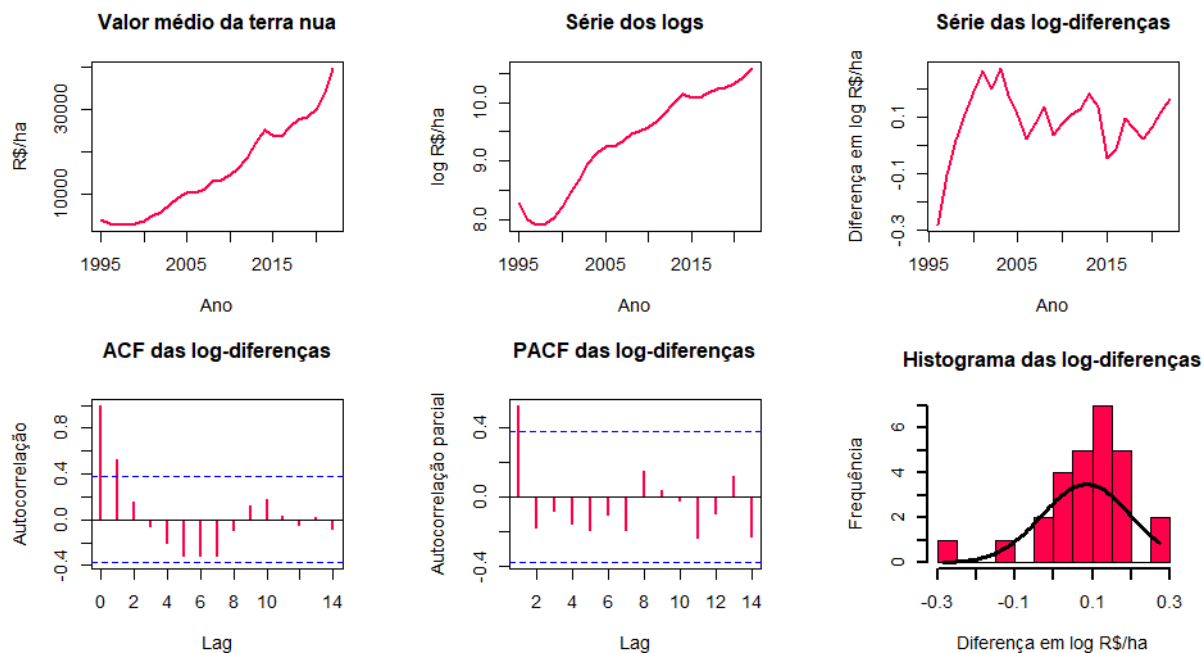


Figura B.43 Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Tupã

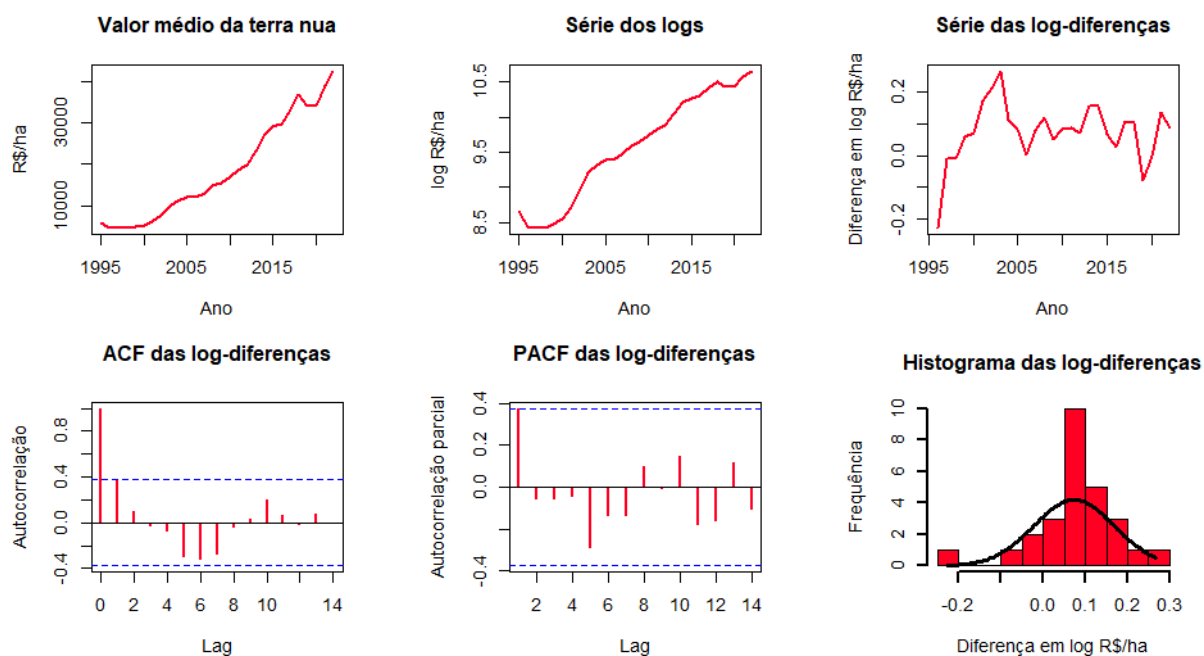


Figura B.44 Análise descritiva do Valor médio da terra nua em Votuporanga

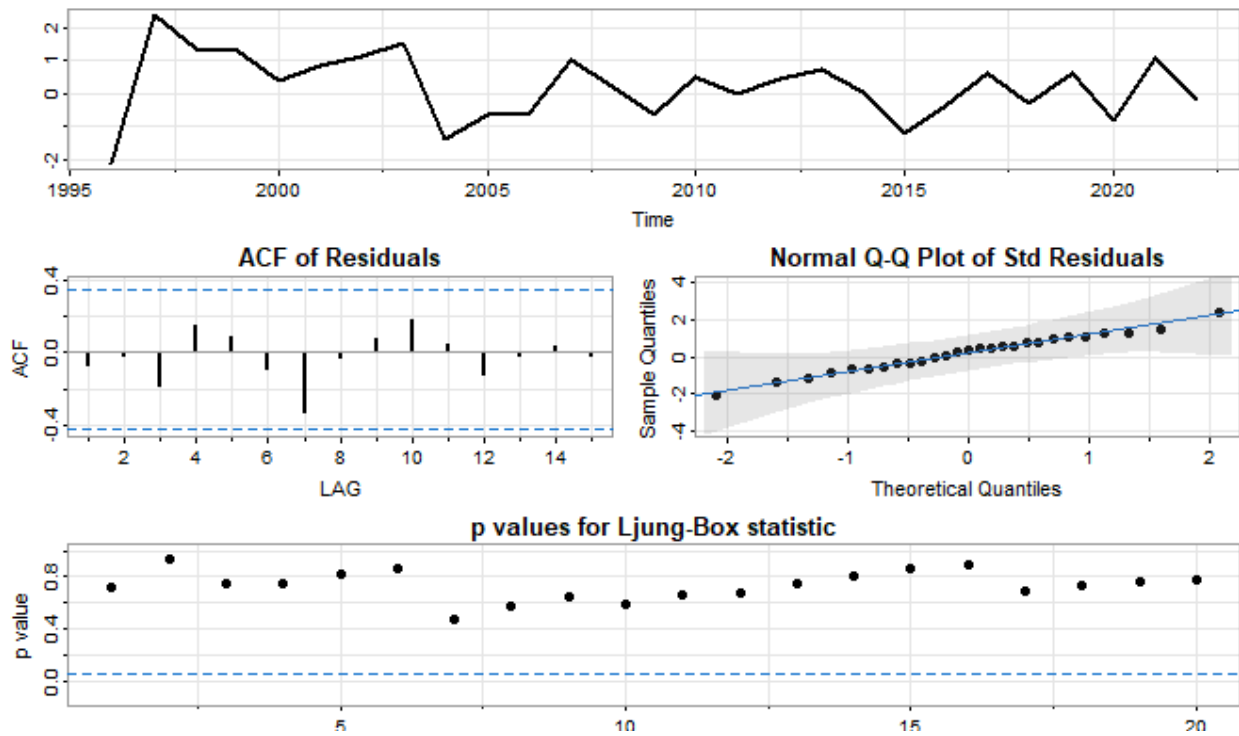


Figura B.45 Análise de resíduos do modelo ARIMA para Andradina

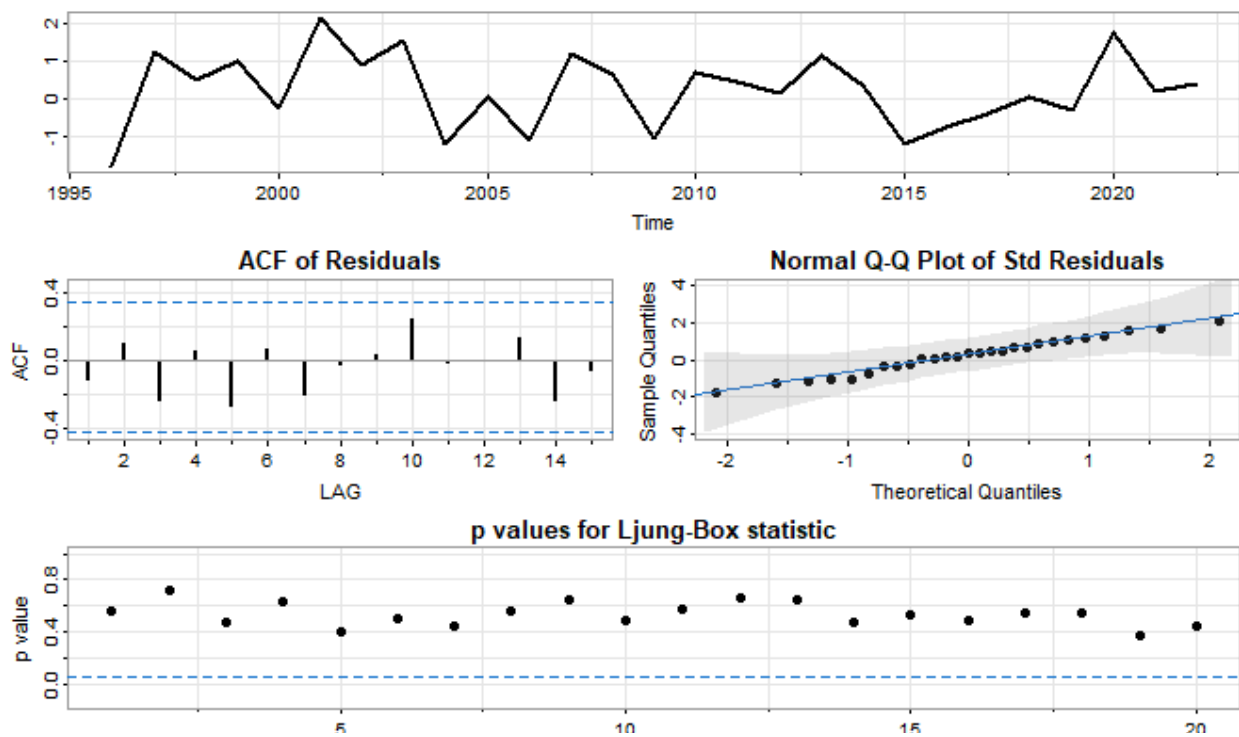


Figura B.46 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Araçatuba

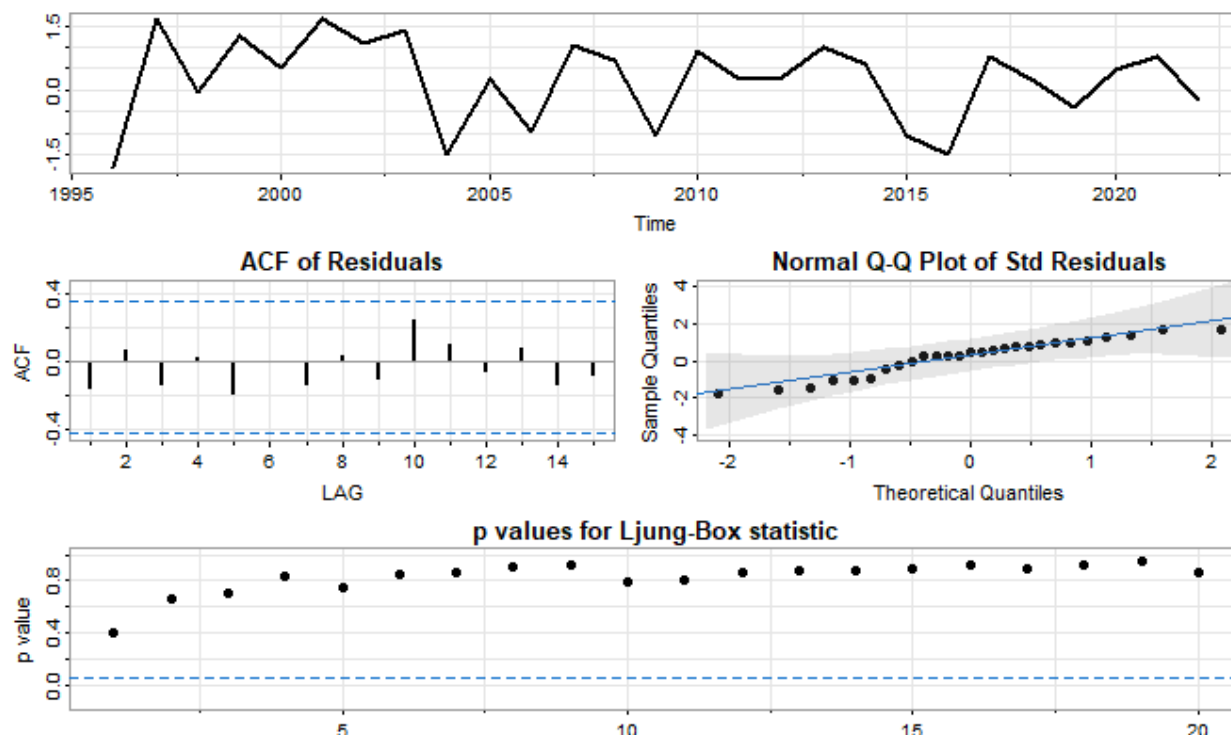


Figura B.47 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Araraquara*

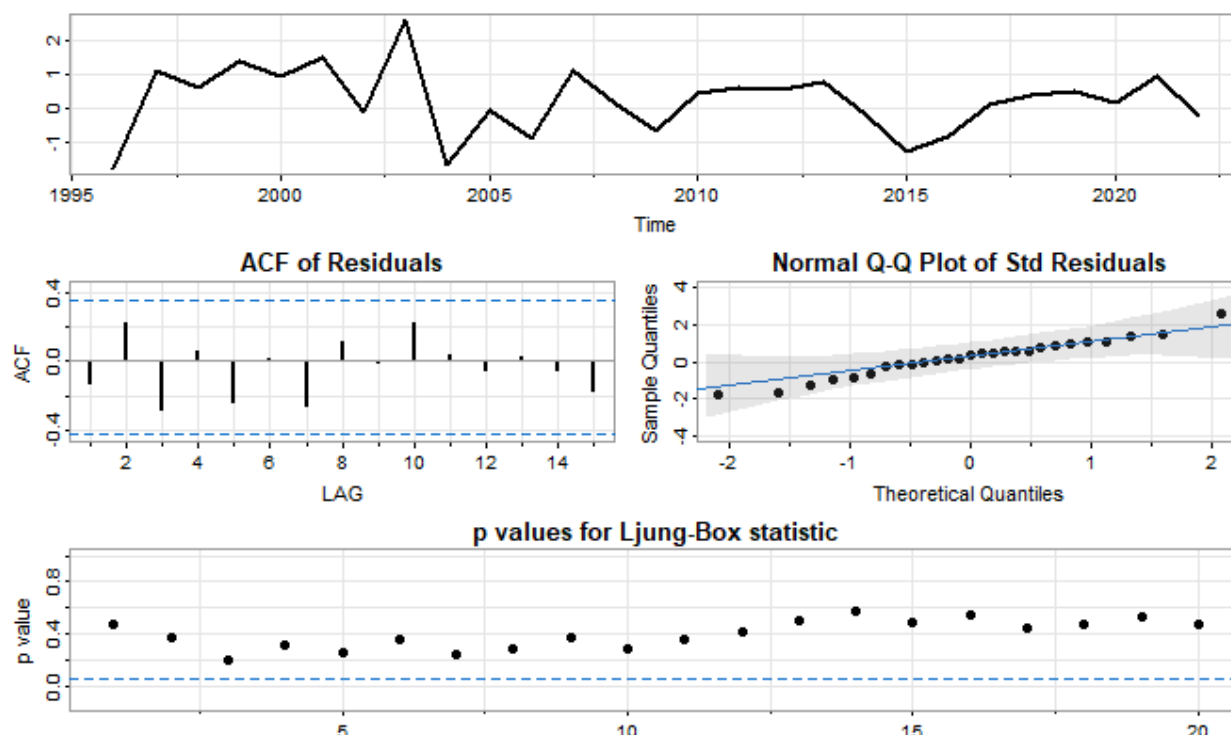


Figura B.48 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Assis*

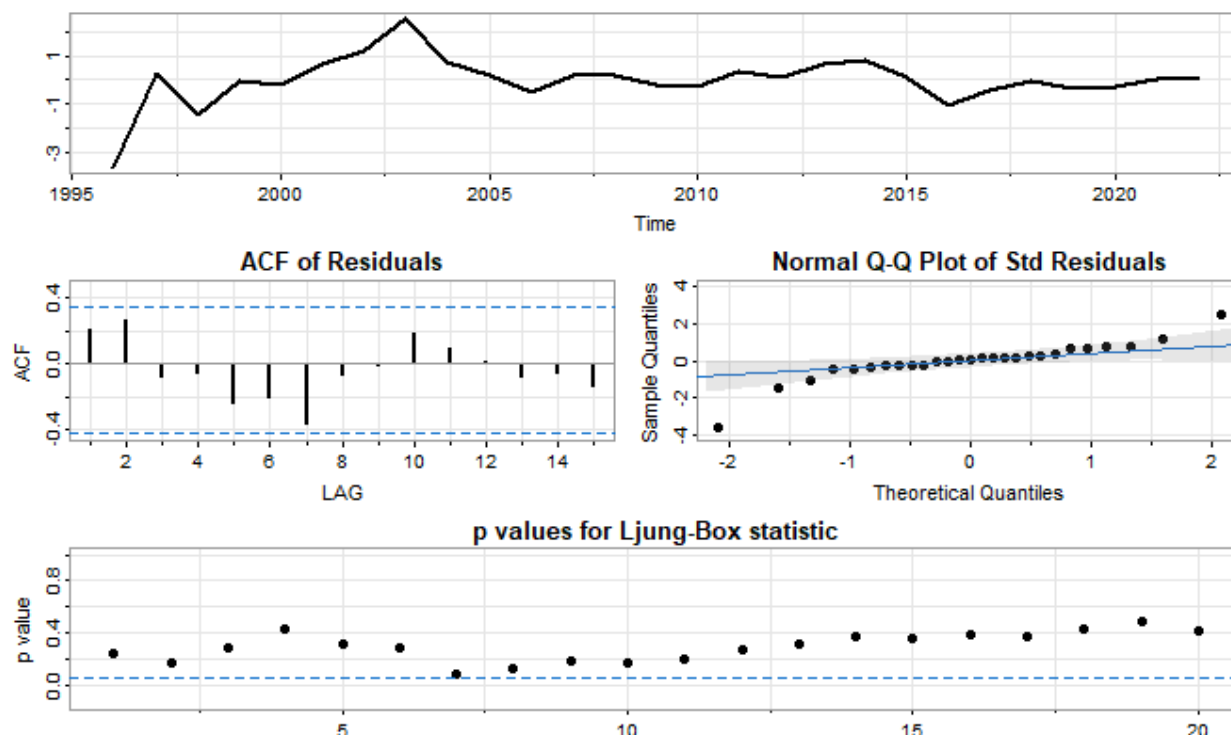


Figura B.49 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Avaré*

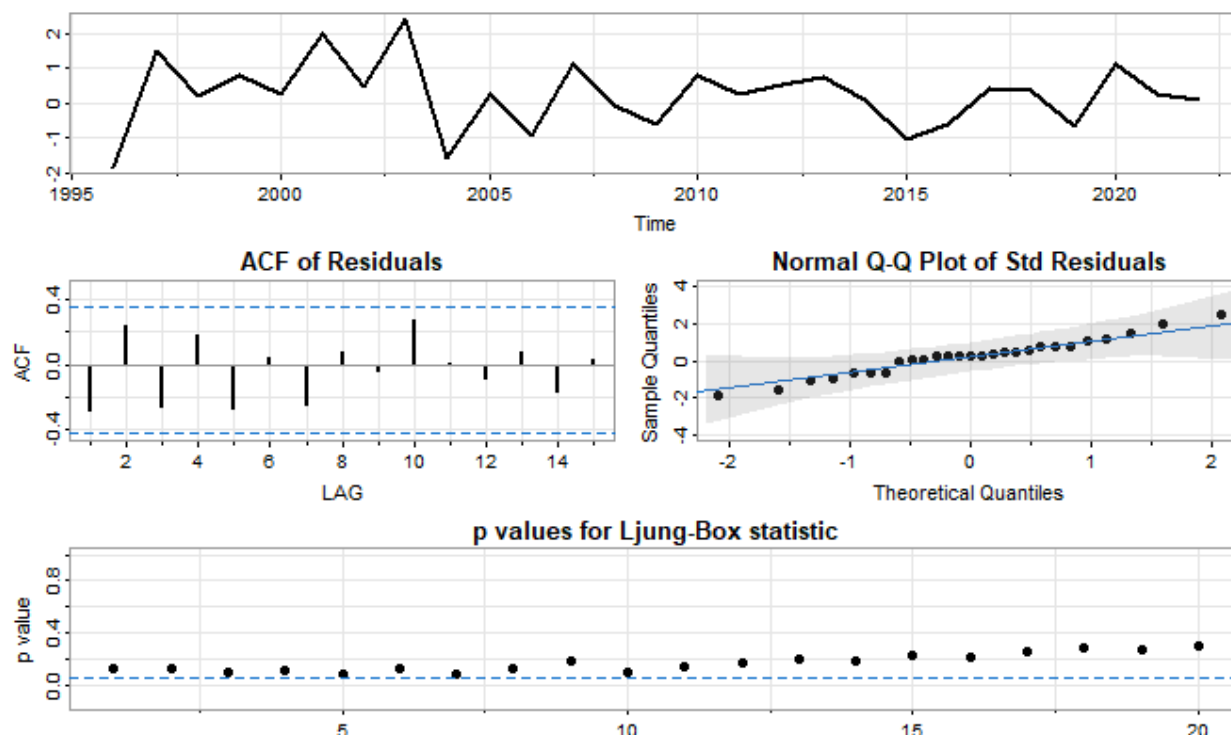


Figura B.50 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Barretos*

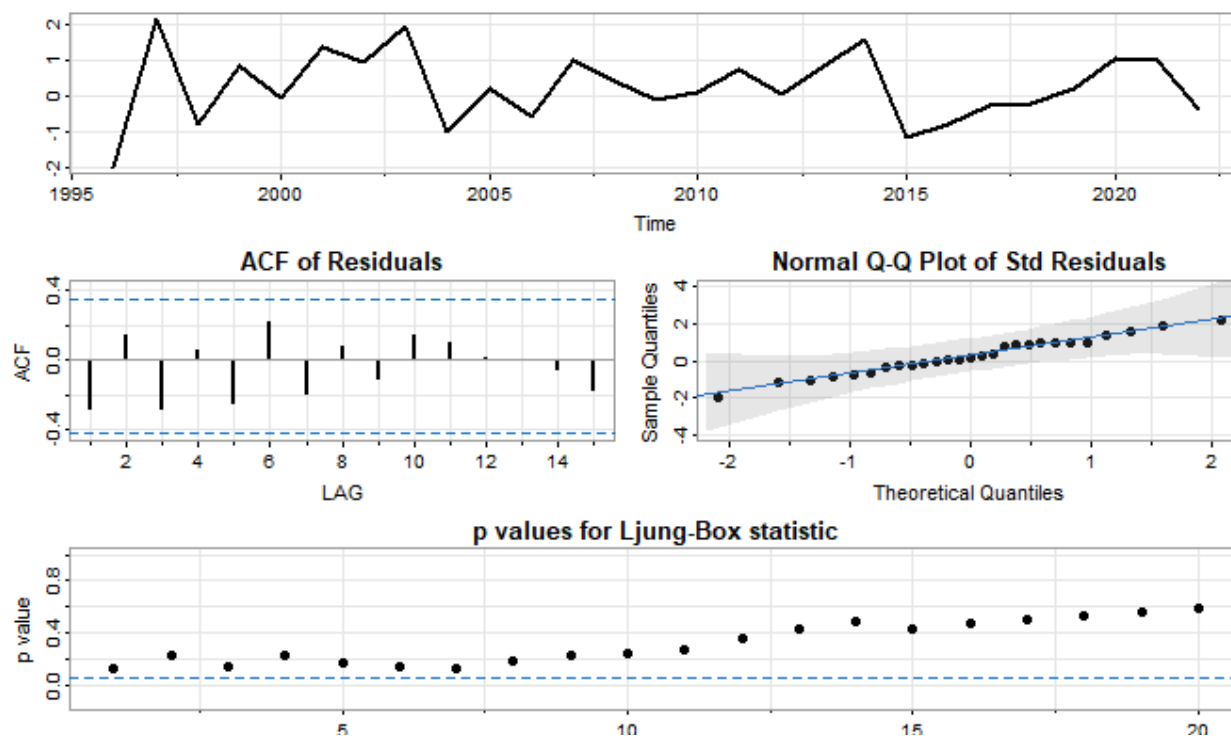


Figura B.51 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Bauru*

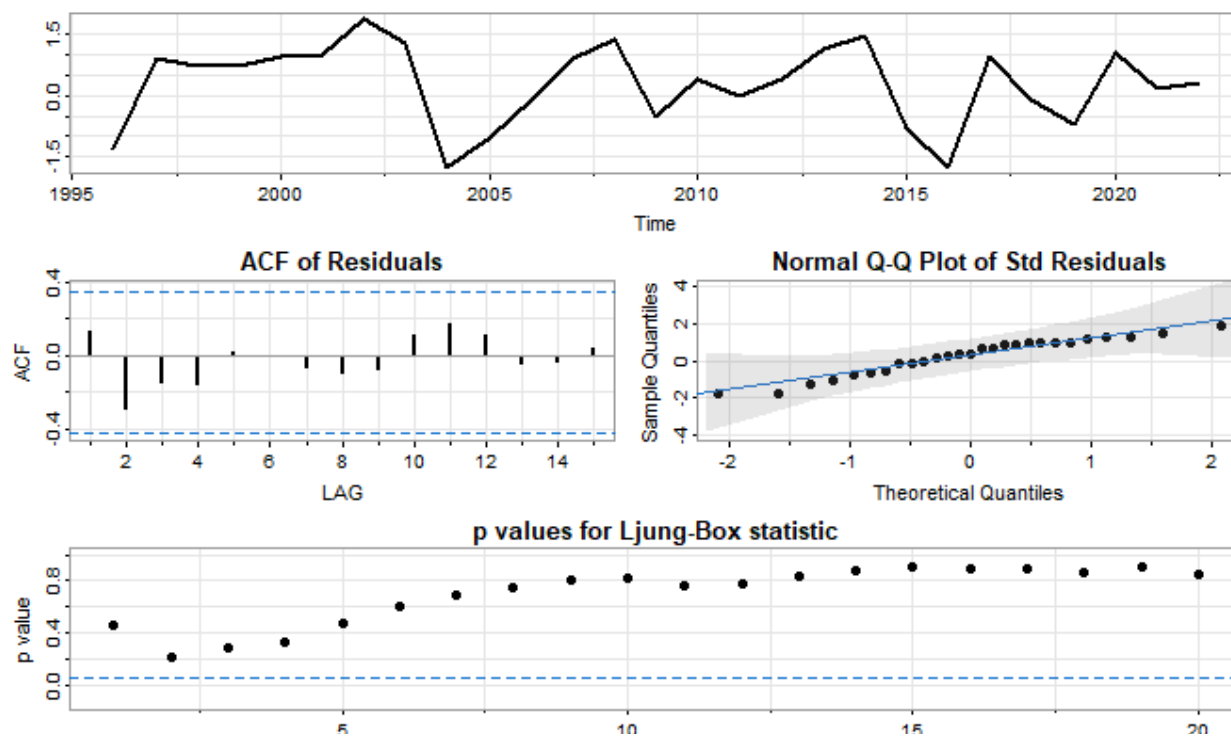


Figura B.52 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Botucatu*

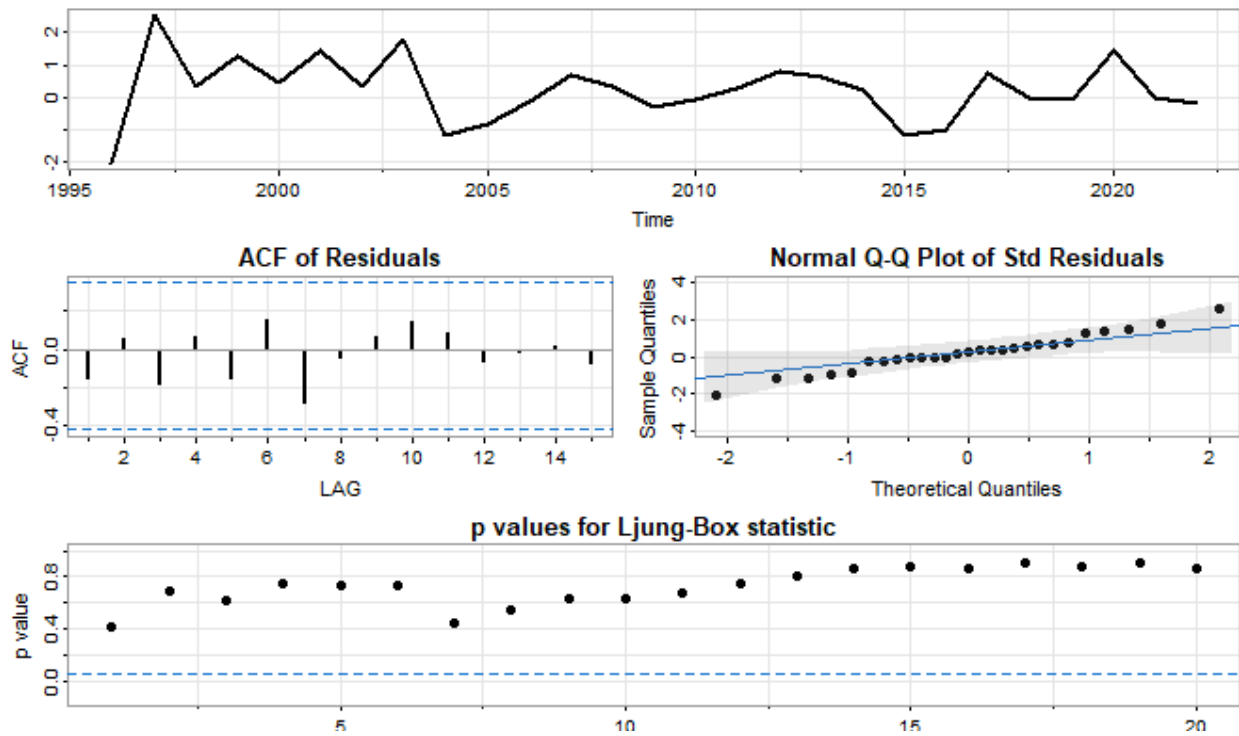


Figura B.53 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Bragança Paulista

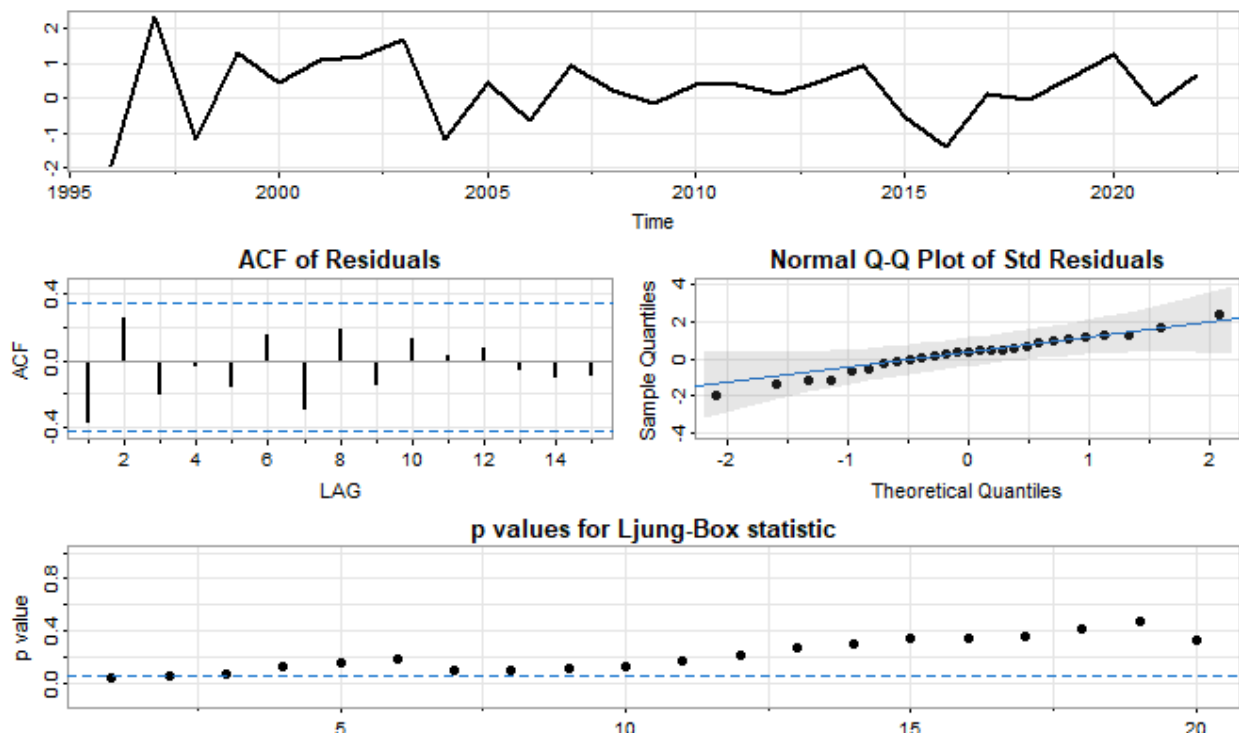


Figura B.54 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Campinas

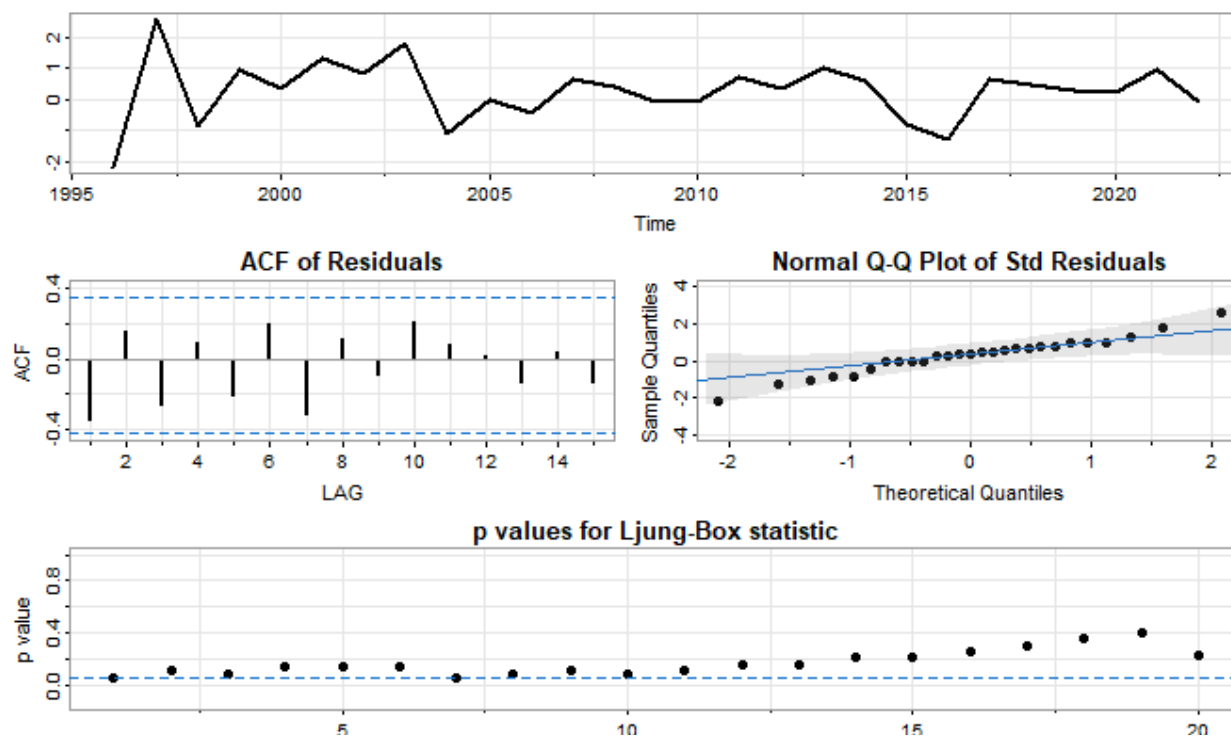


Figura B.55 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Catanduva*

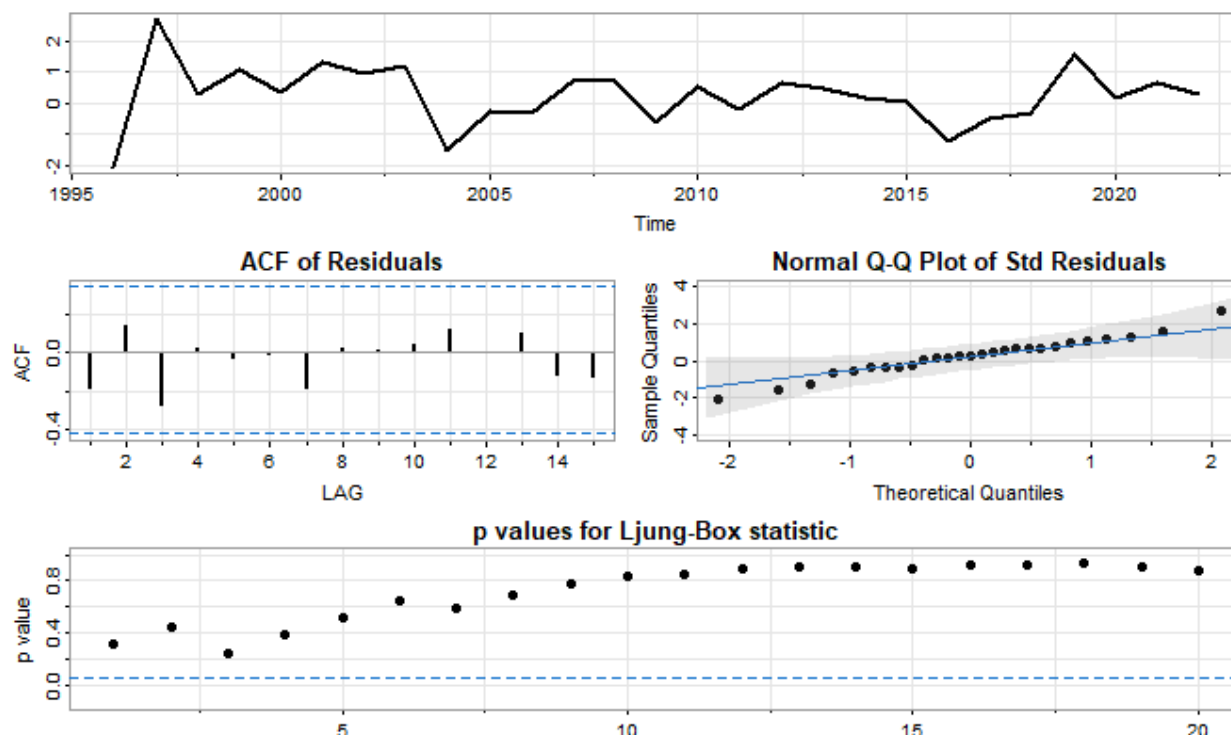


Figura B.56 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Dracena*

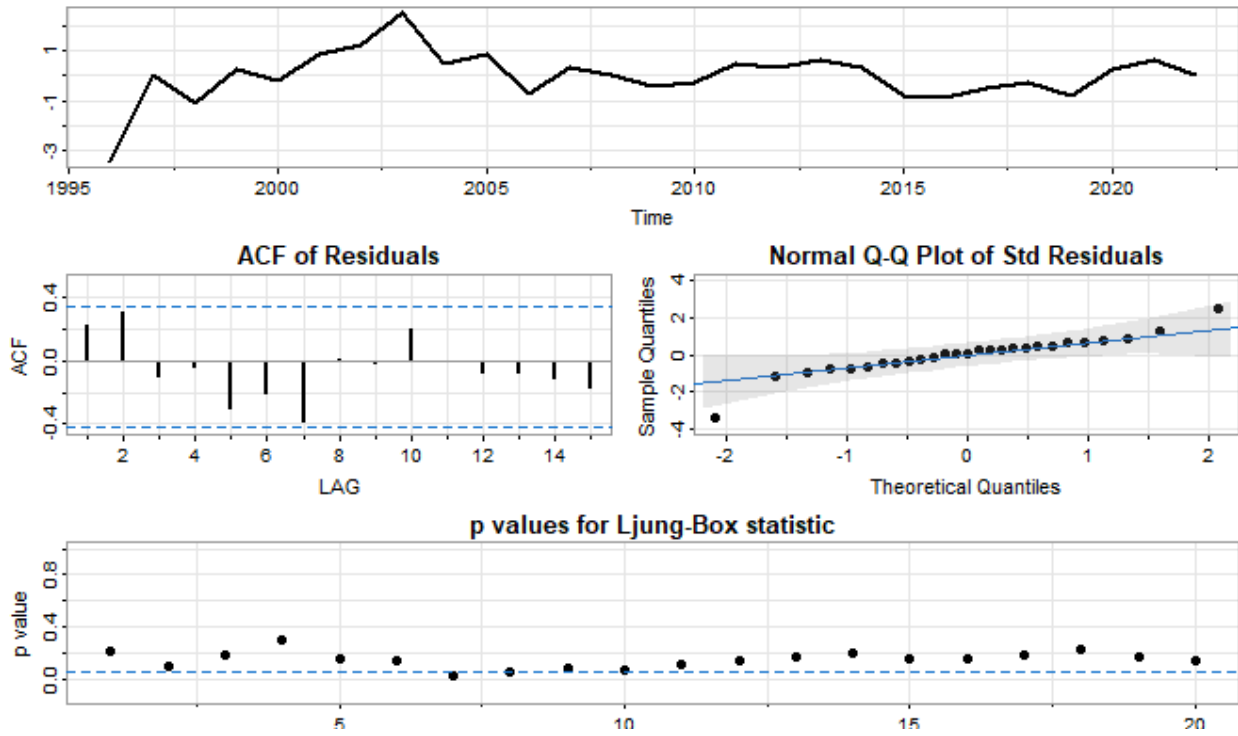


Figura B.57 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Fernandópolis*

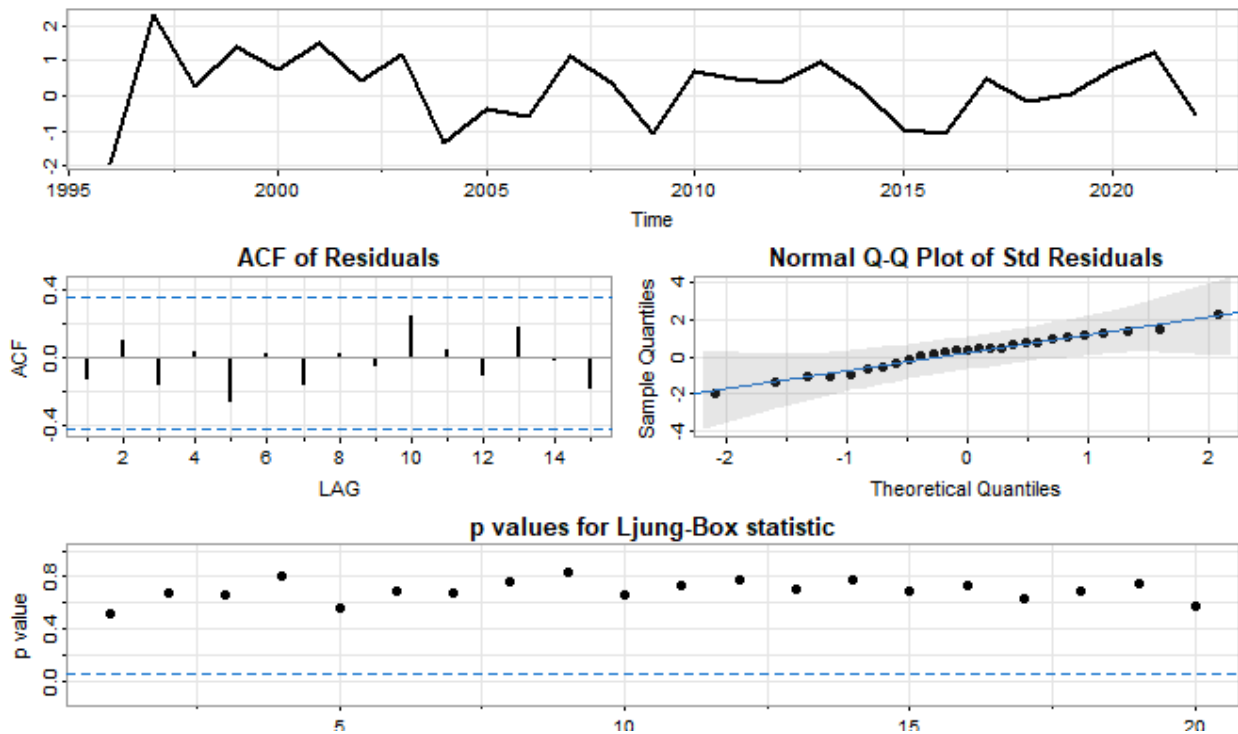


Figura B.58 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Franca*

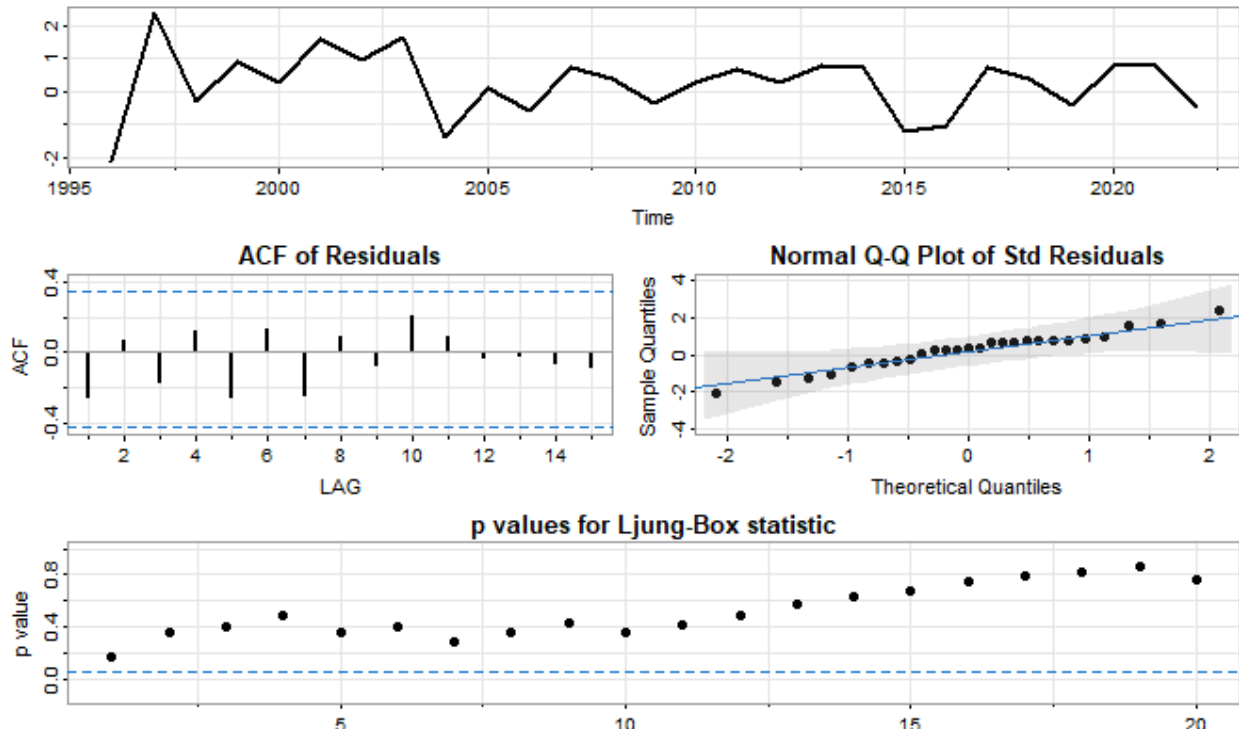


Figura B.59 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para General Salgado

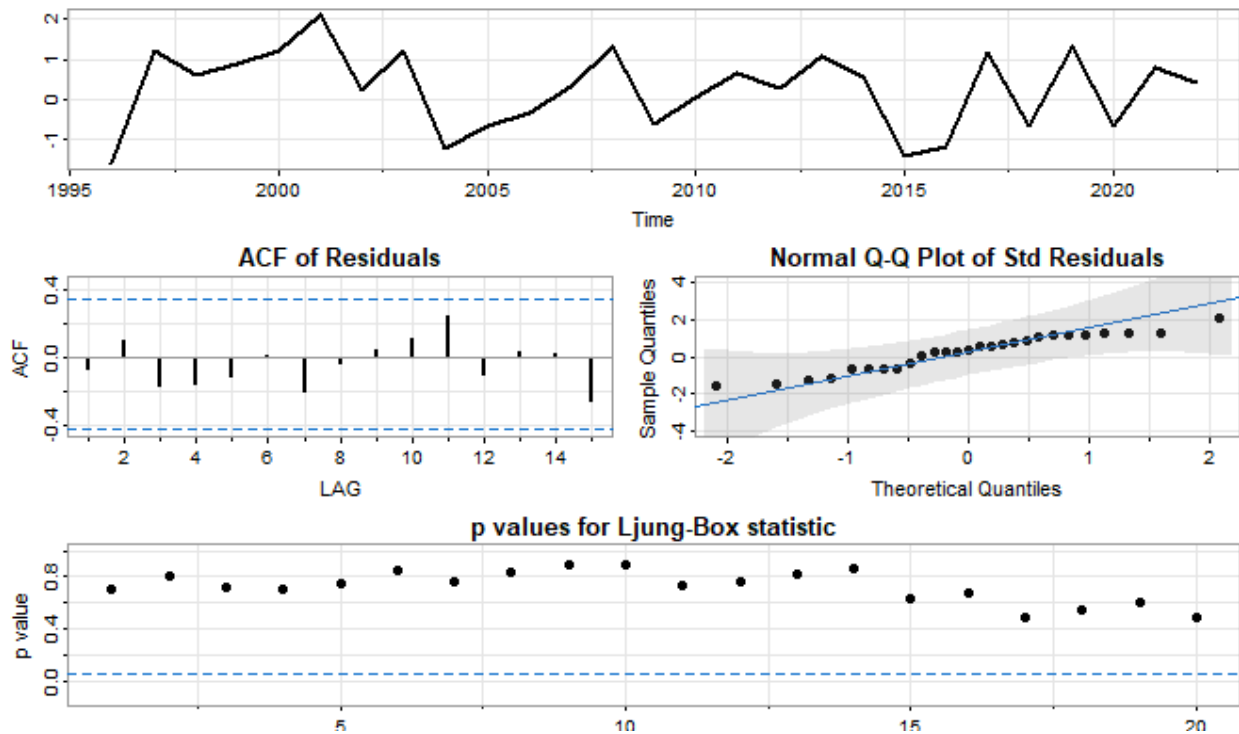


Figura B.60 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Guaratinguetá

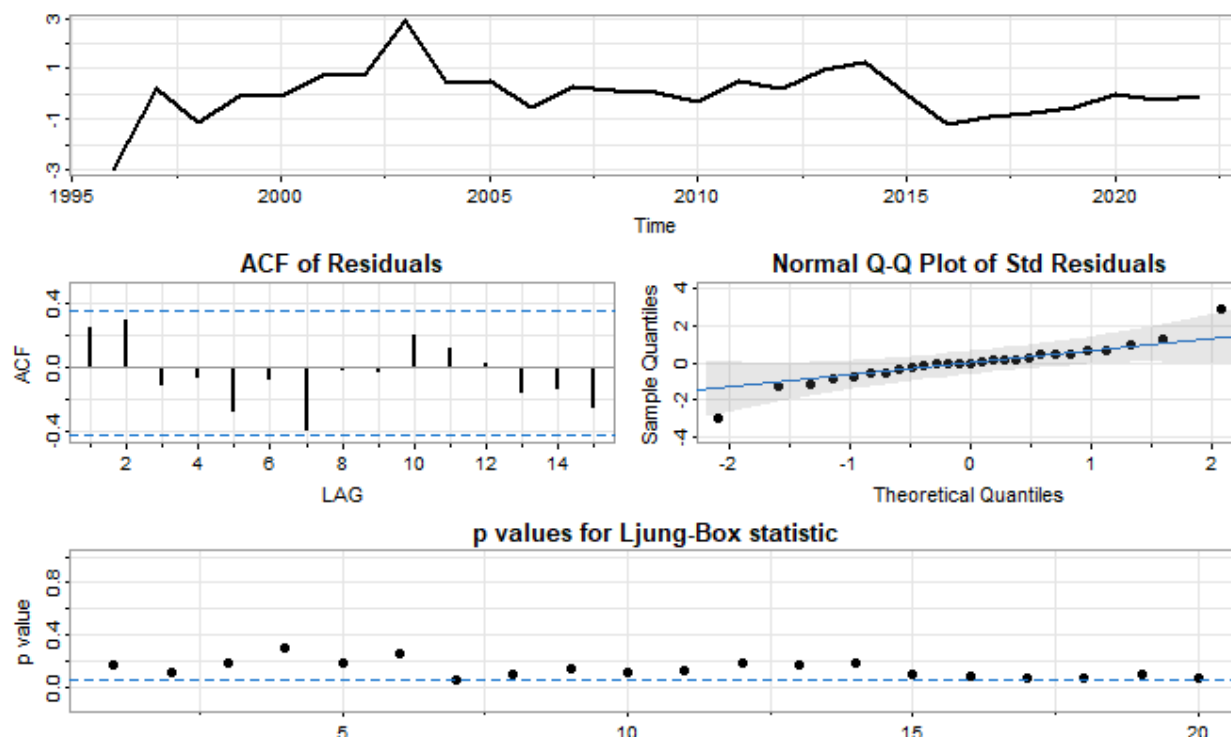


Figura B.61 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Itapetininga*

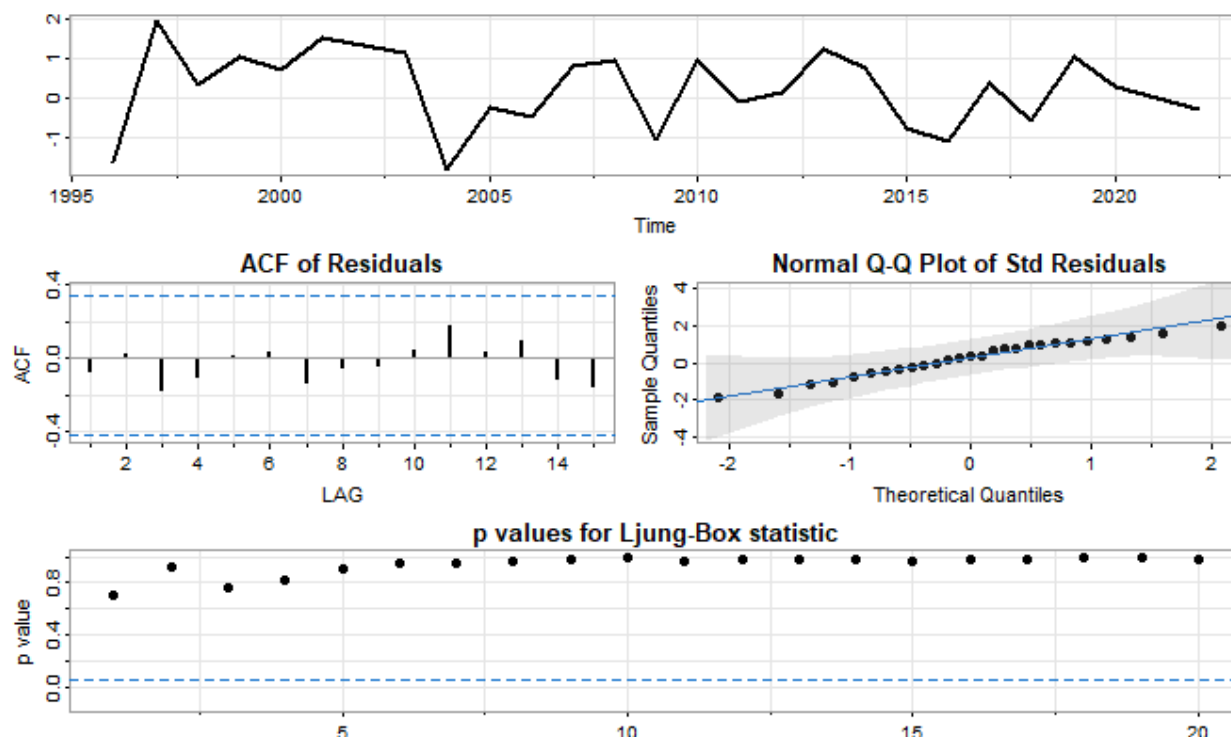


Figura B.62 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Itapeva*

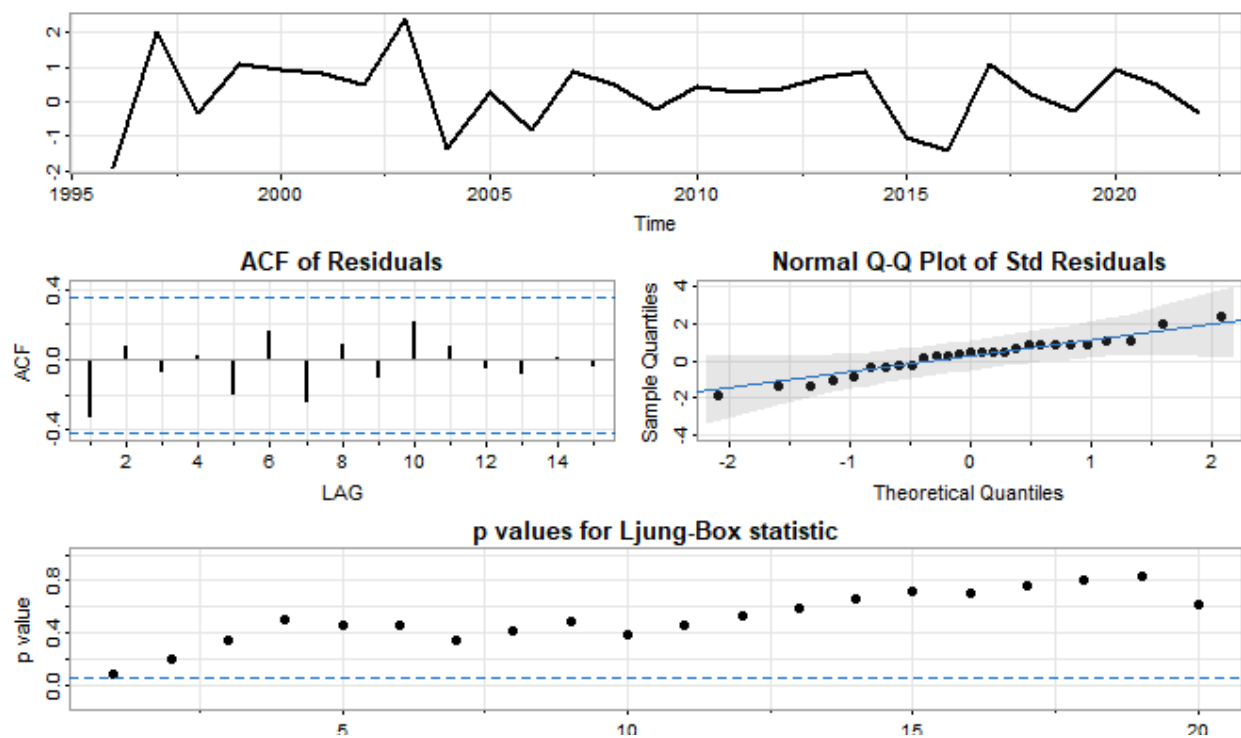


Figura B.63 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Jaboticabal*

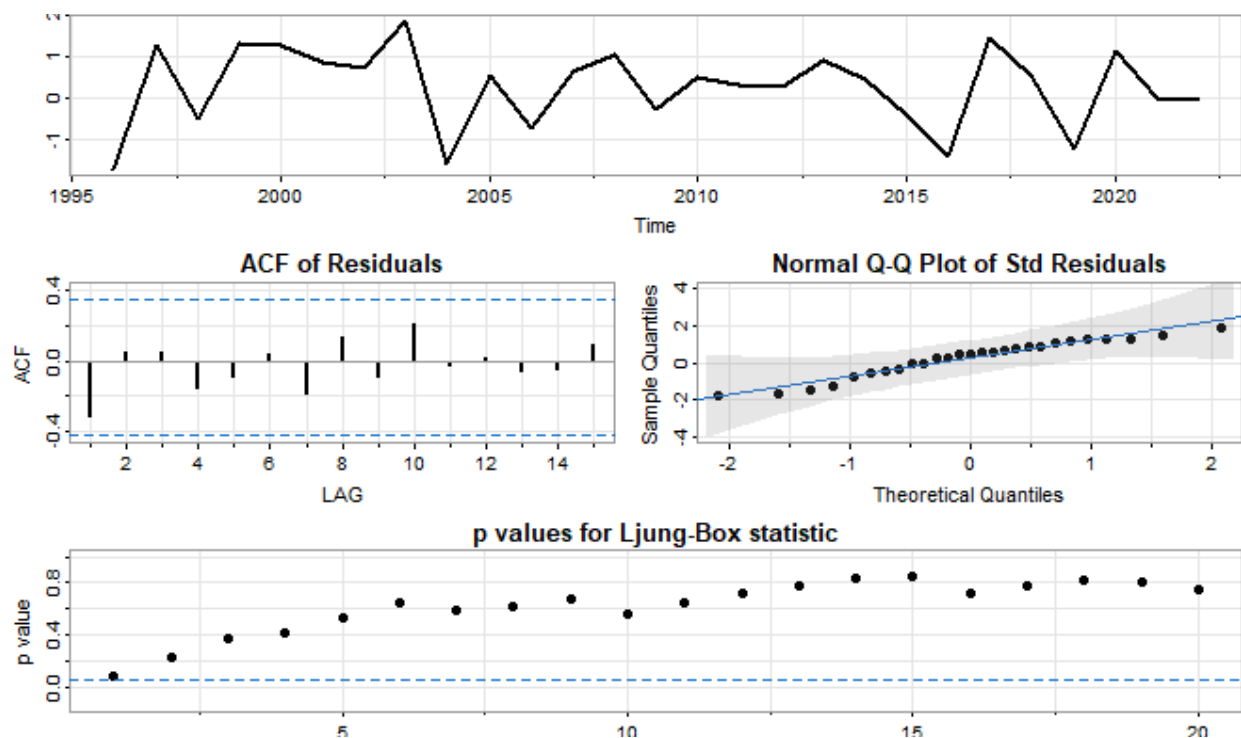


Figura B.64 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Jales*

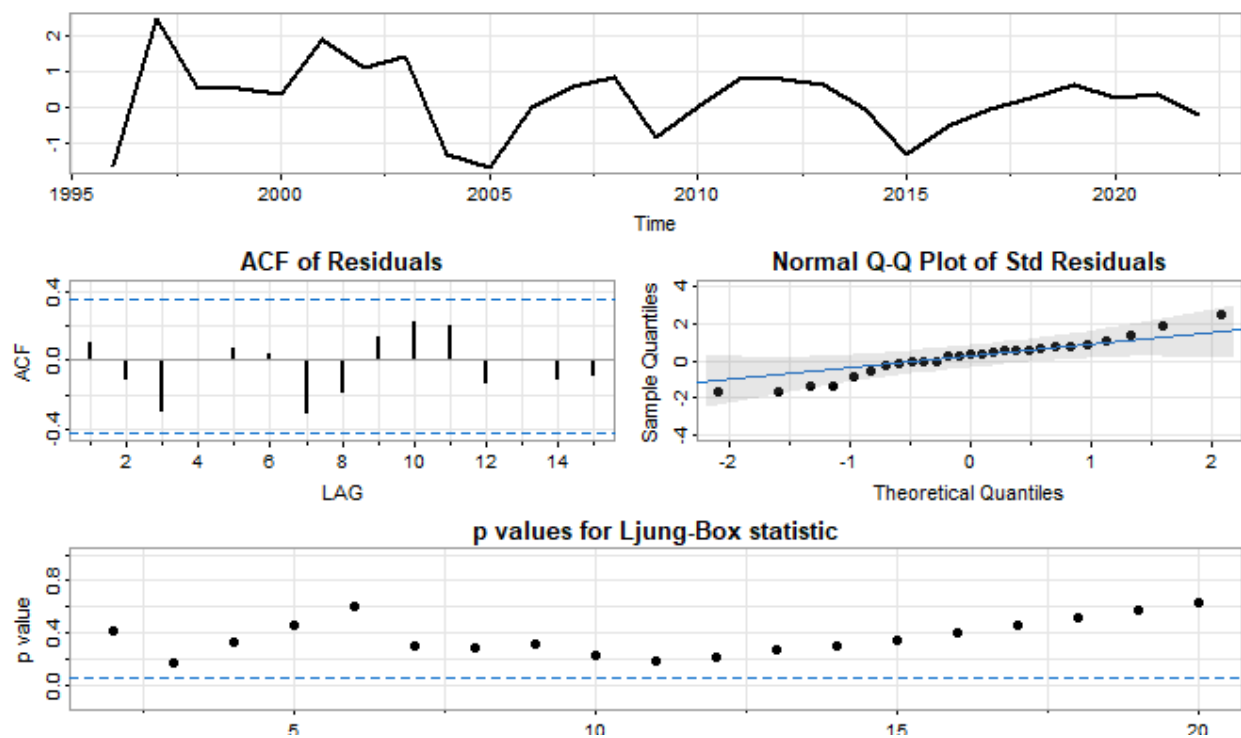


Figura B.65 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Jaú*

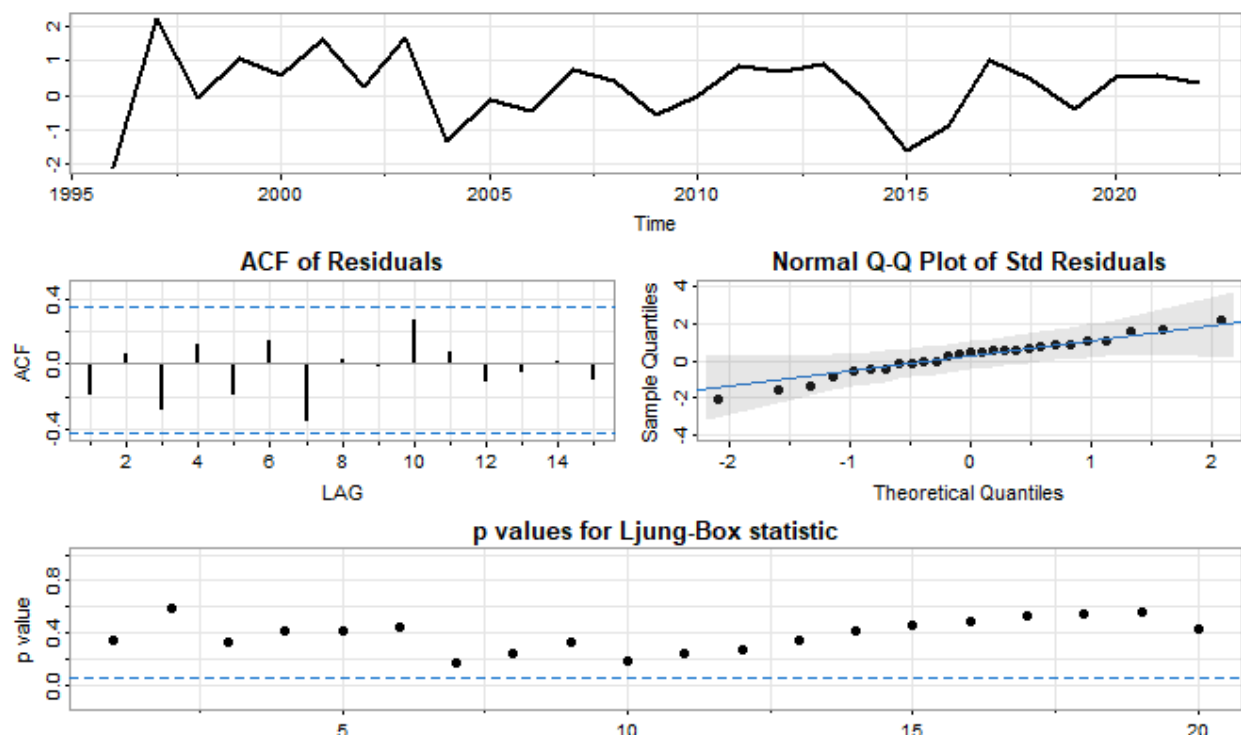


Figura B.66 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Limeira*

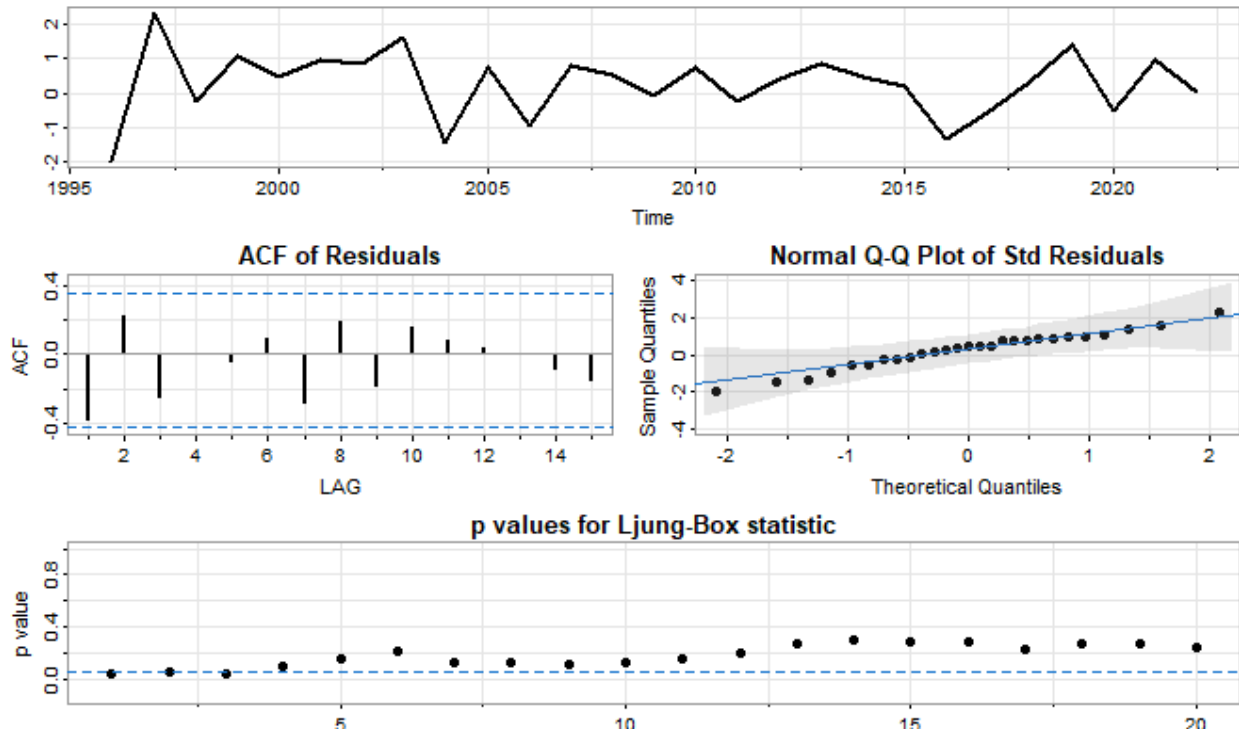


Figura B.67 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Lins

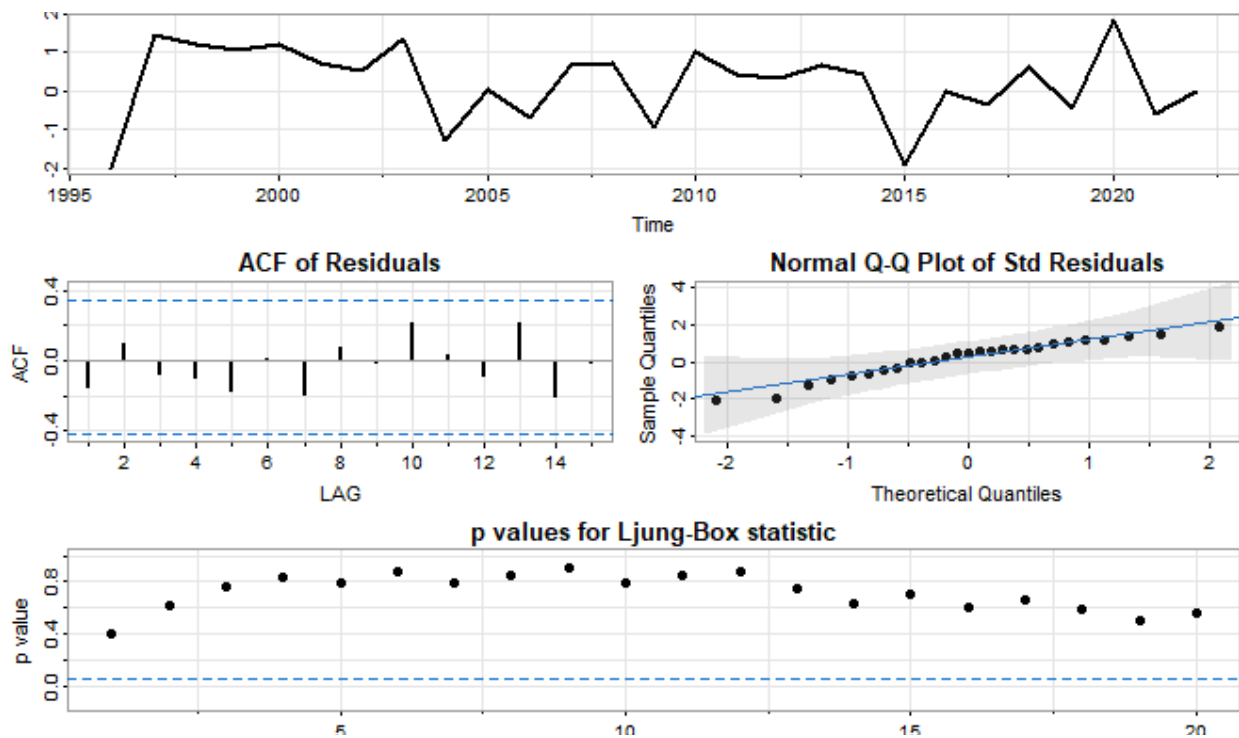


Figura B.68 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Marília

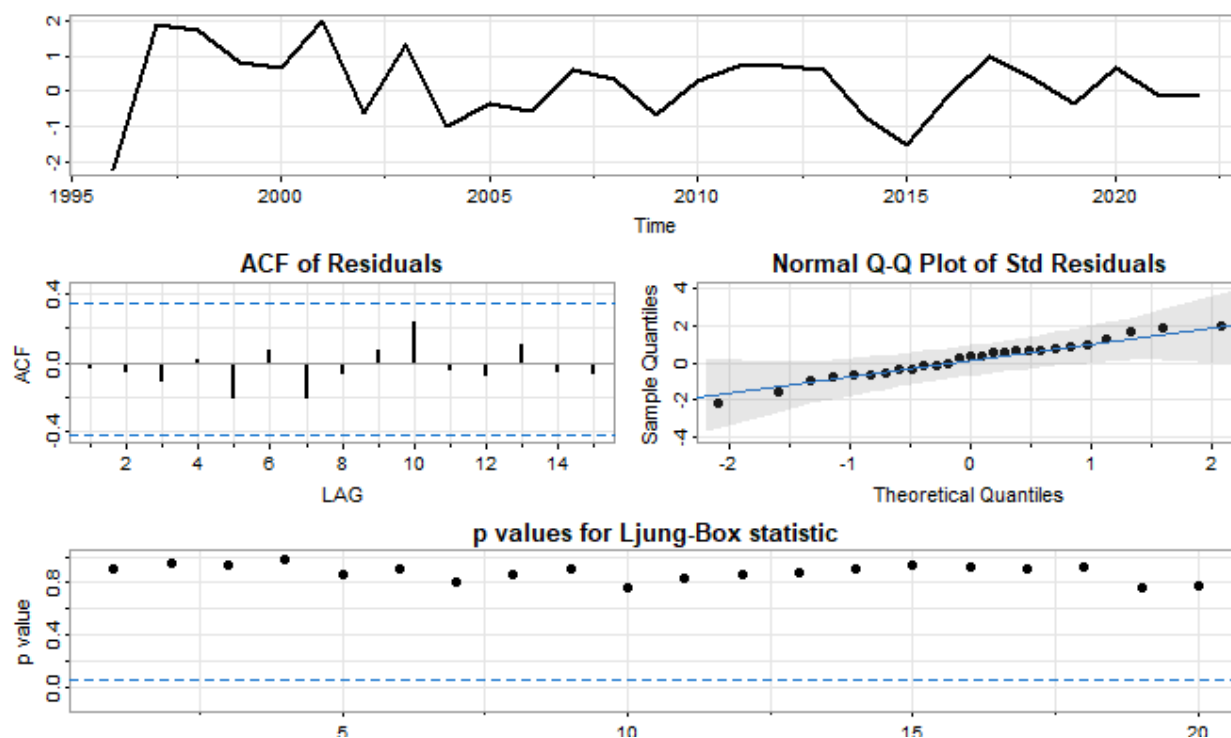


Figura B.69 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Mogi das Cruzes

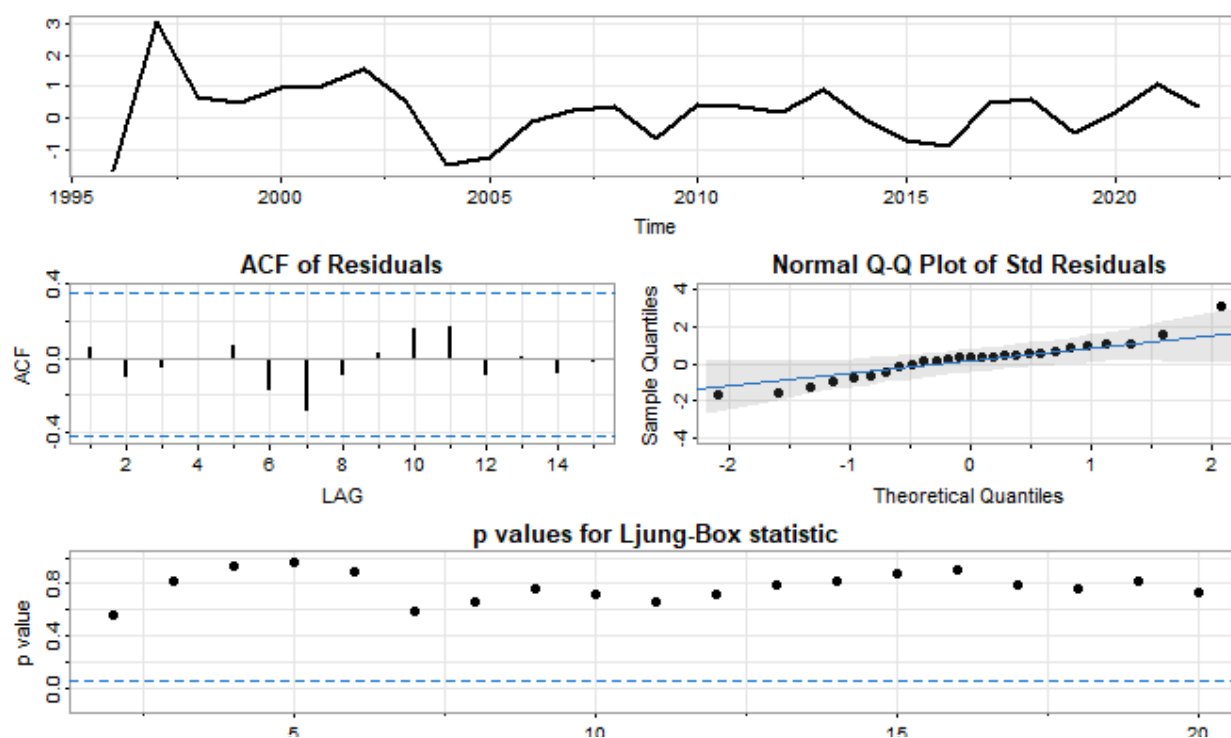


Figura B.70 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Mogi Mirim

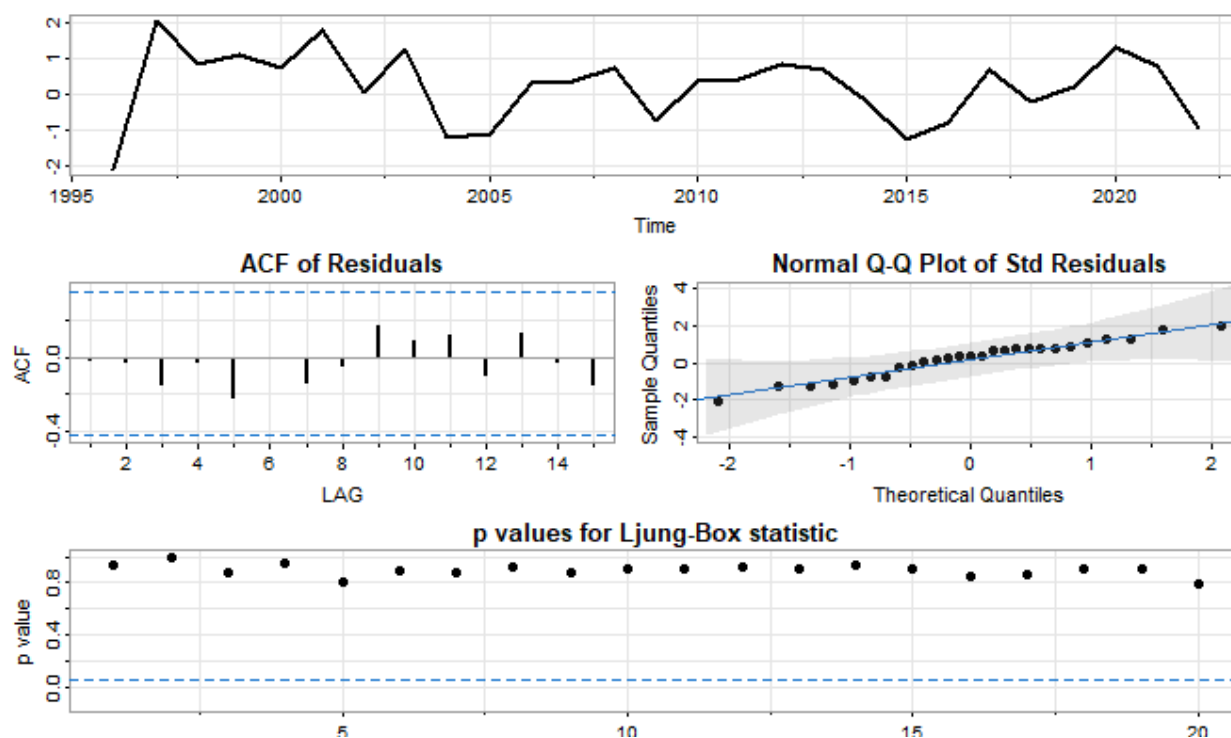


Figura B.71 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Orlândia

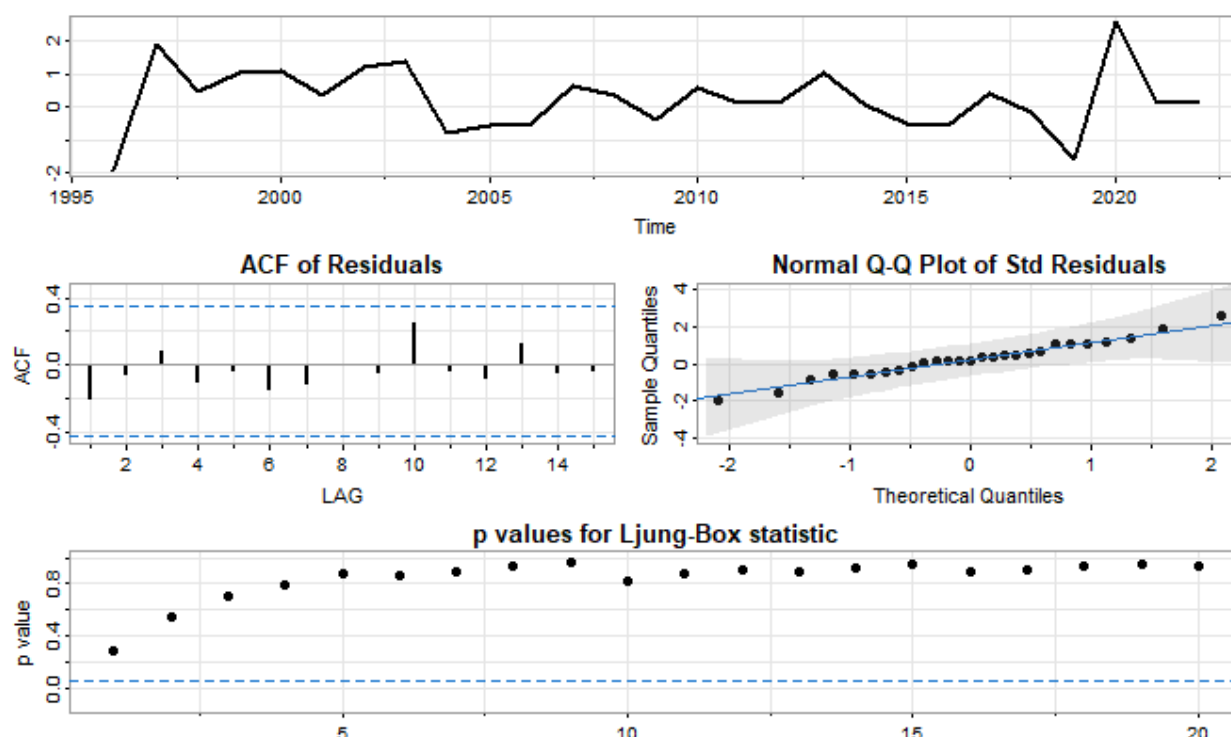


Figura B.72 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Ourinhos

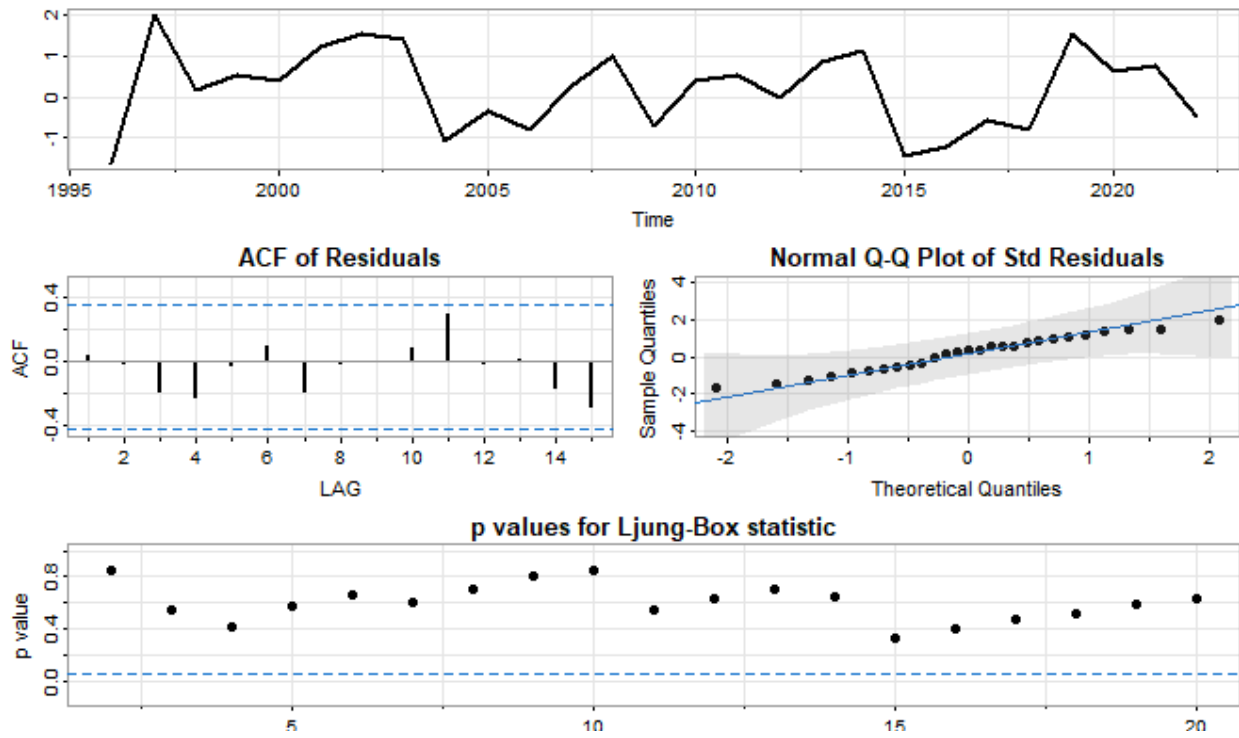


Figura B.73 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Pindamonhangaba

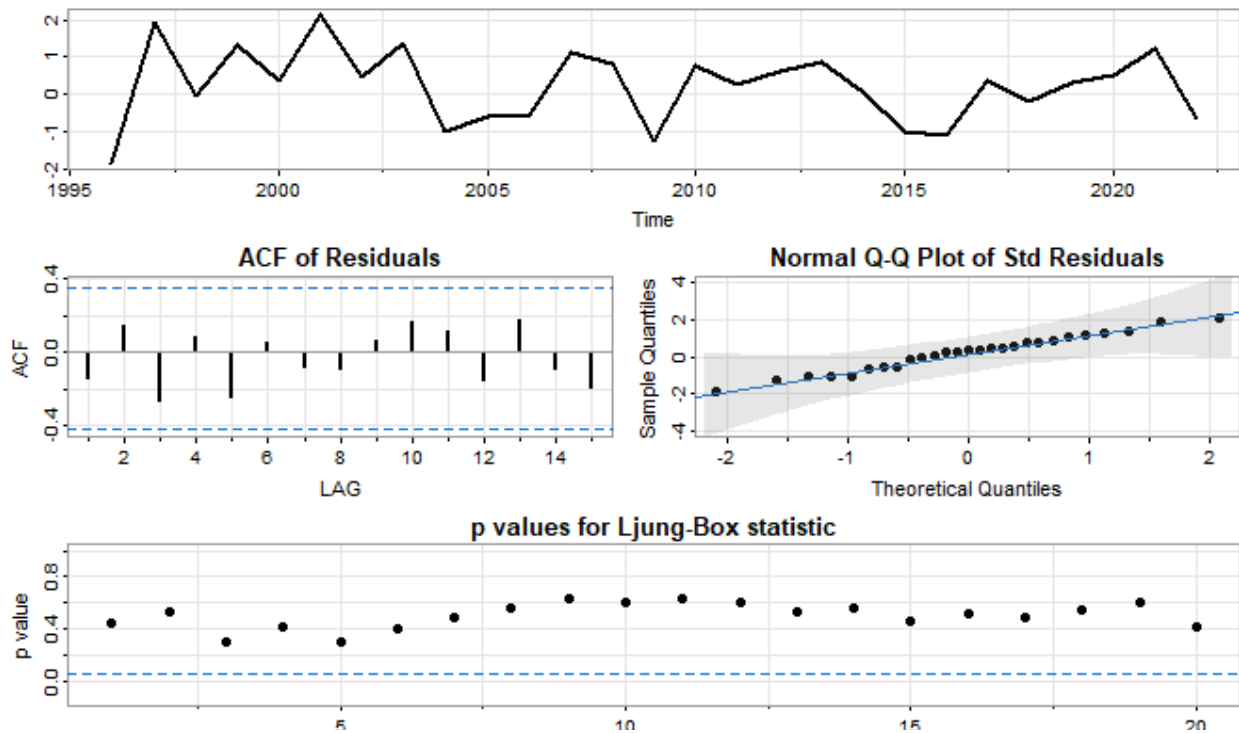


Figura B.74 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Piracicaba

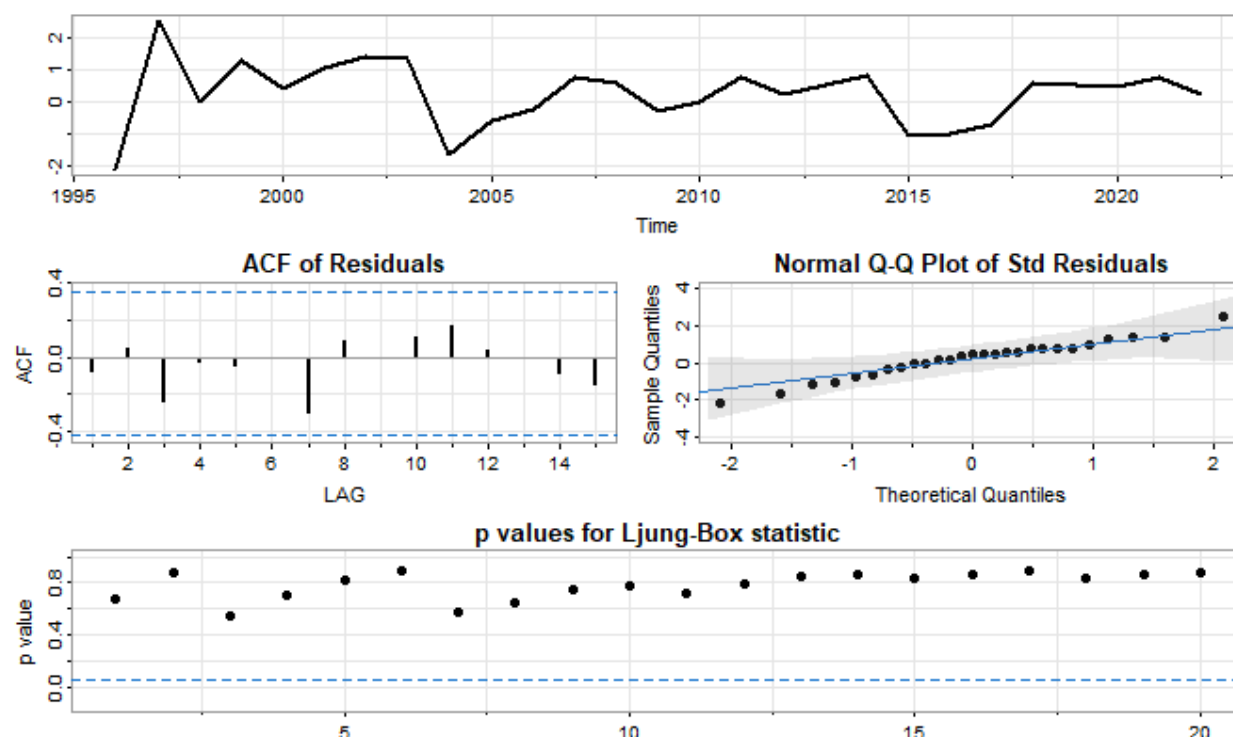


Figura B.75 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Presidente Prudente

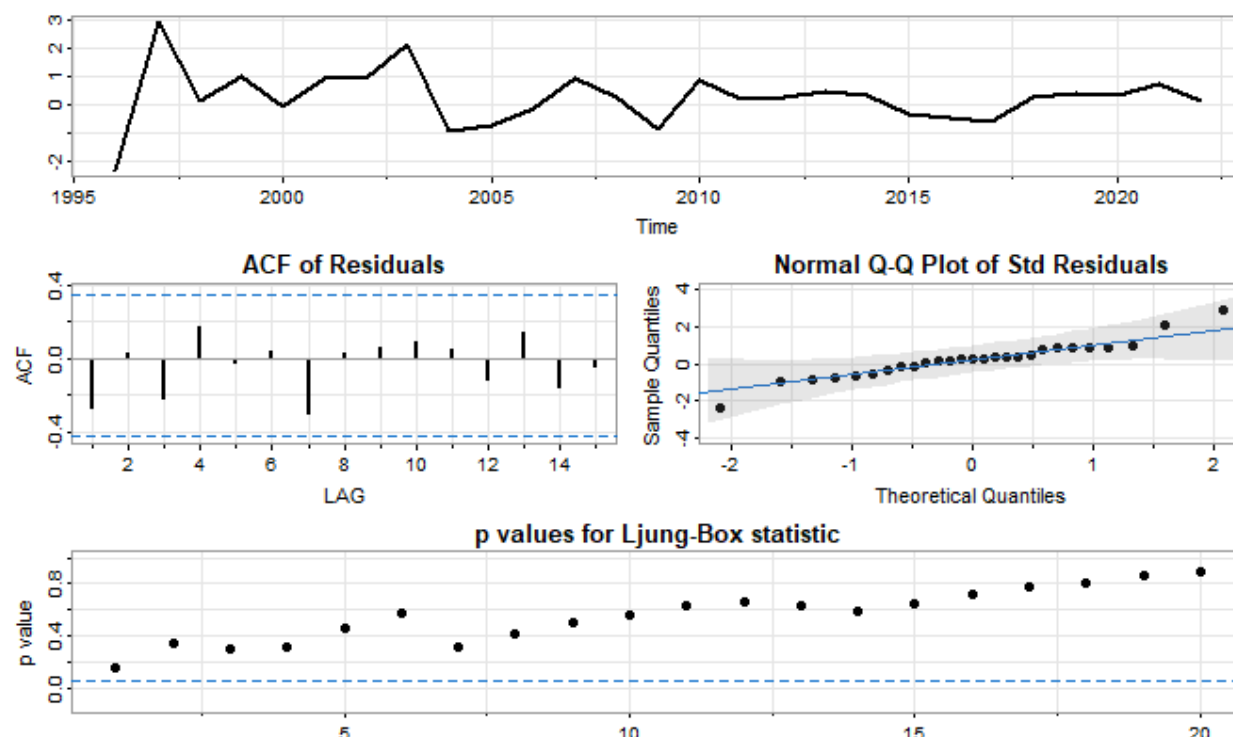


Figura B.76 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Presidente Venceslau

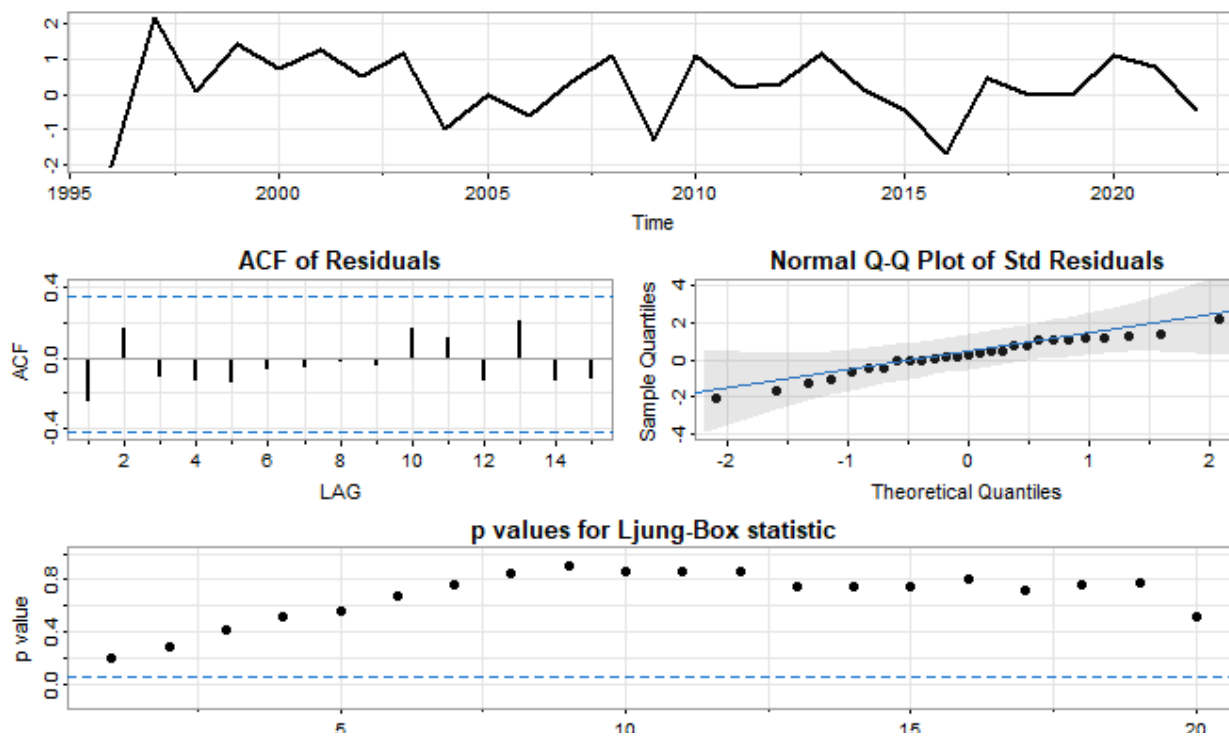


Figura B.77 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Registro*

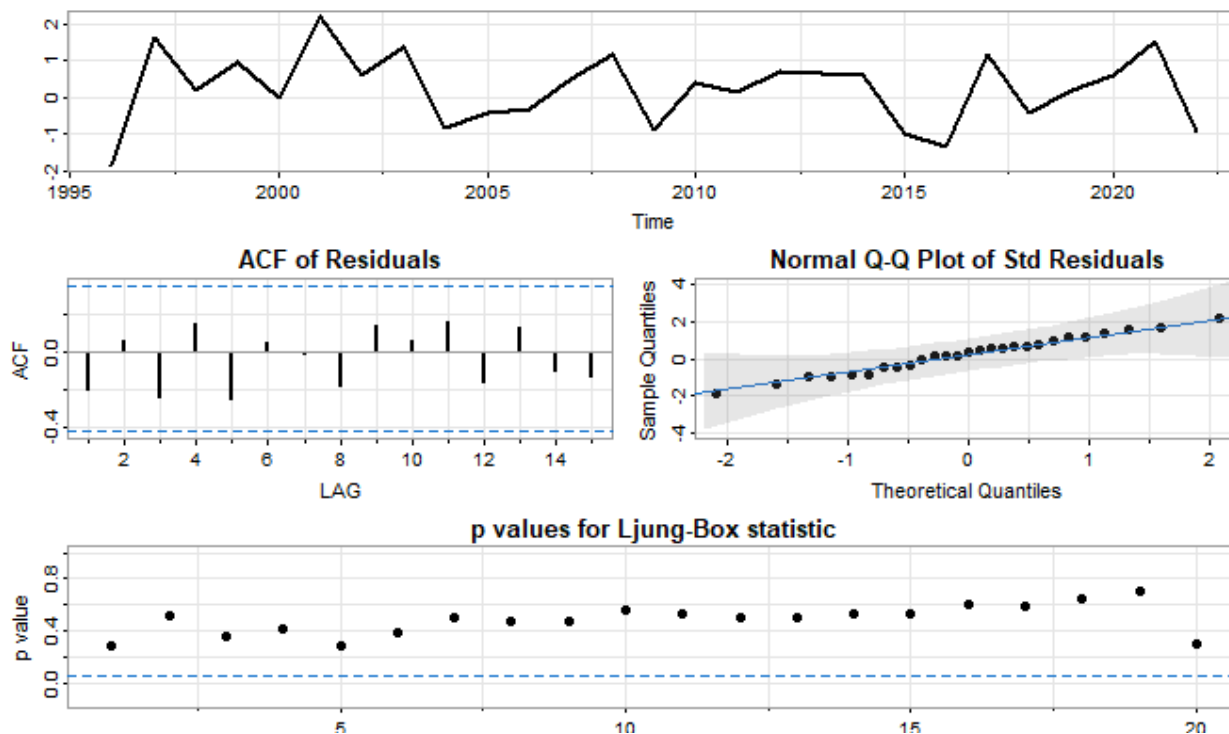


Figura B.78 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Ribeirão Preto*

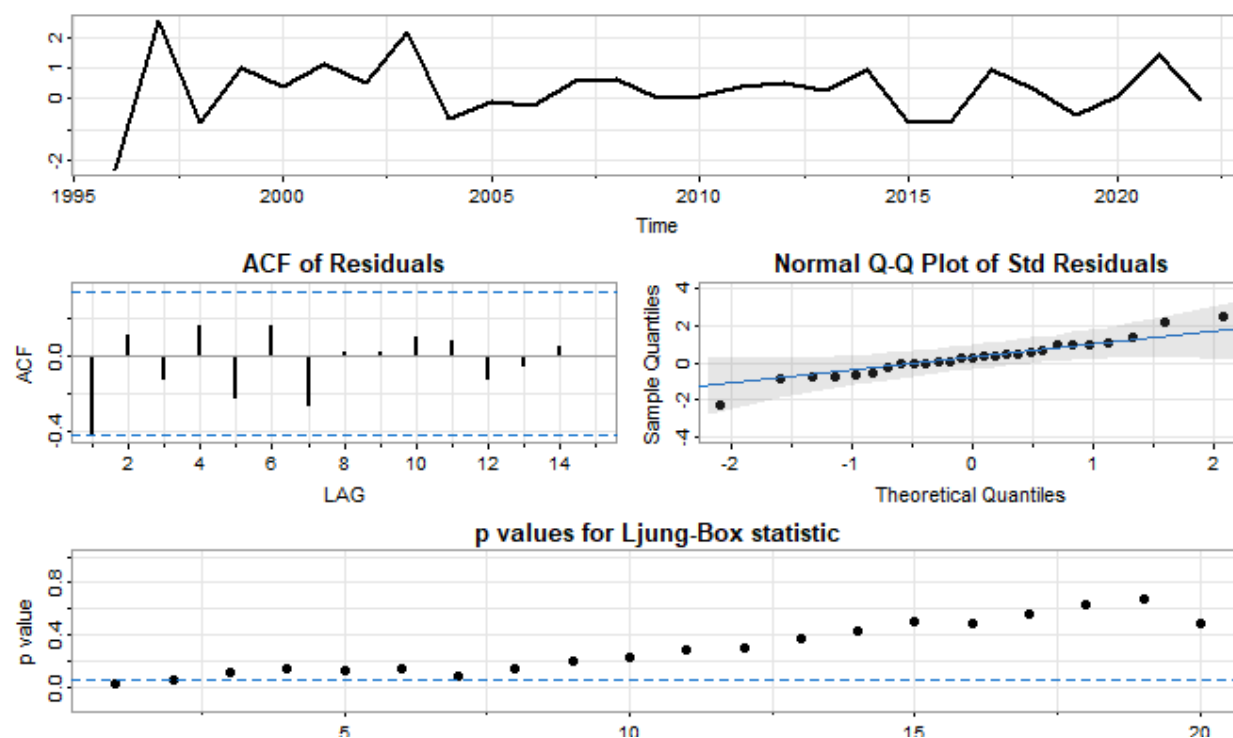


Figura B.79 *Análise de resíduos do ARIMA ajustado para São João da Boa Vista*

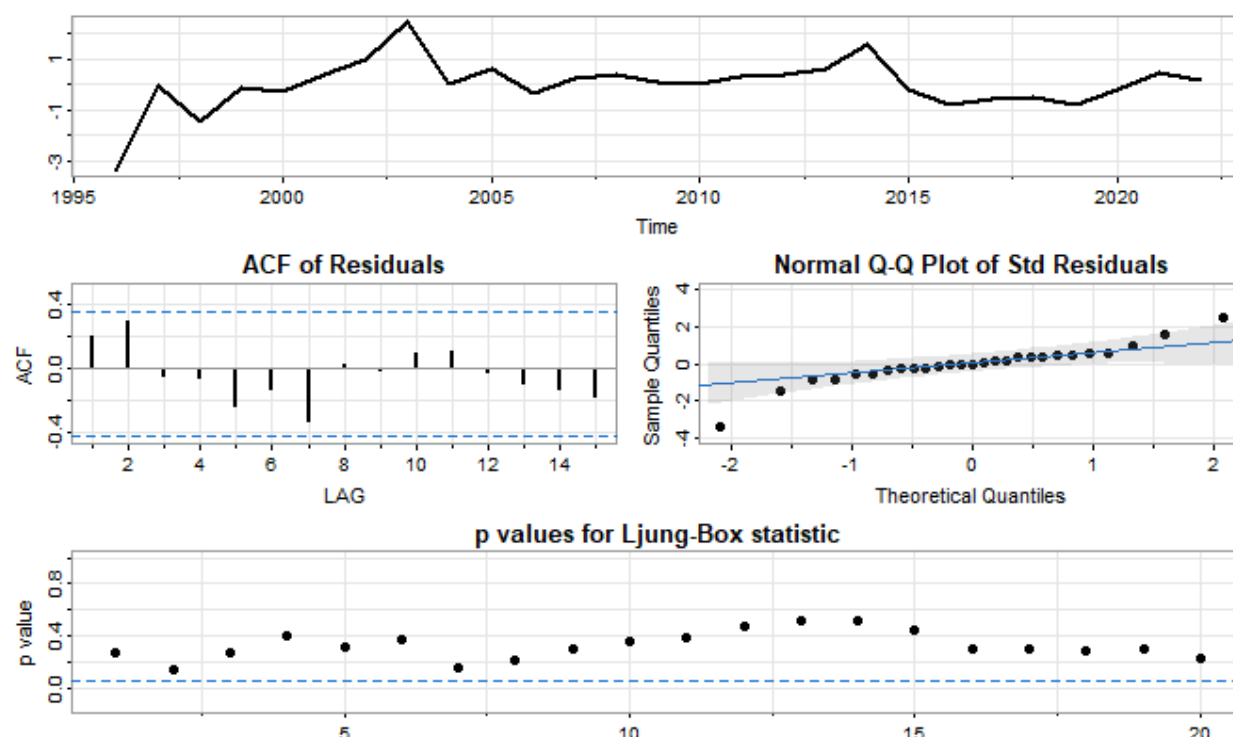


Figura B.80 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para São José do Rio Preto*

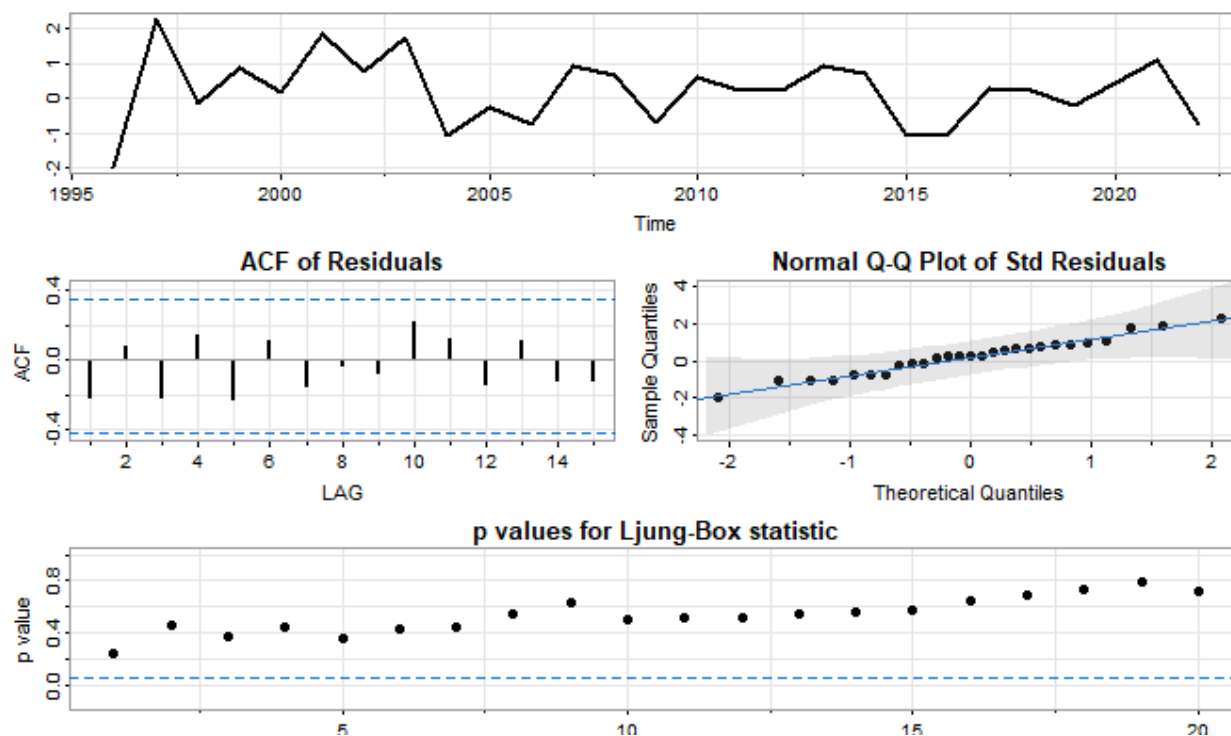


Figura B.81 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para São Paulo*

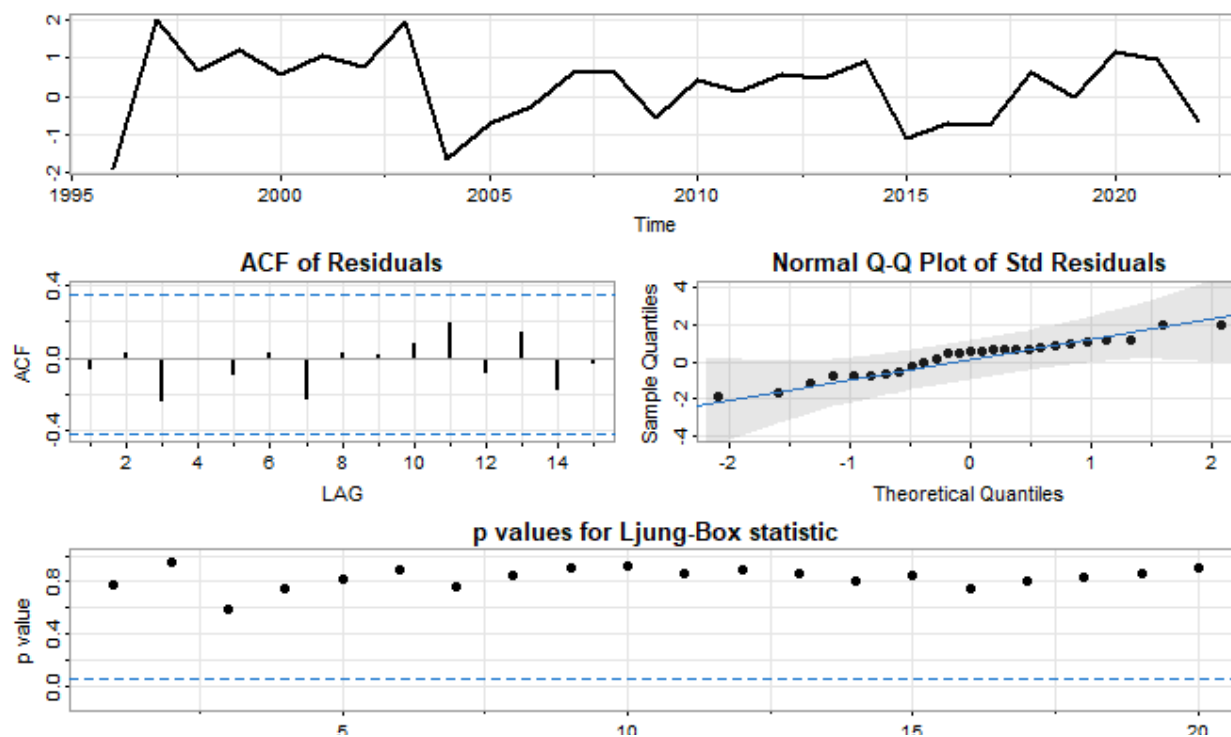


Figura B.82 *Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Sorocaba*

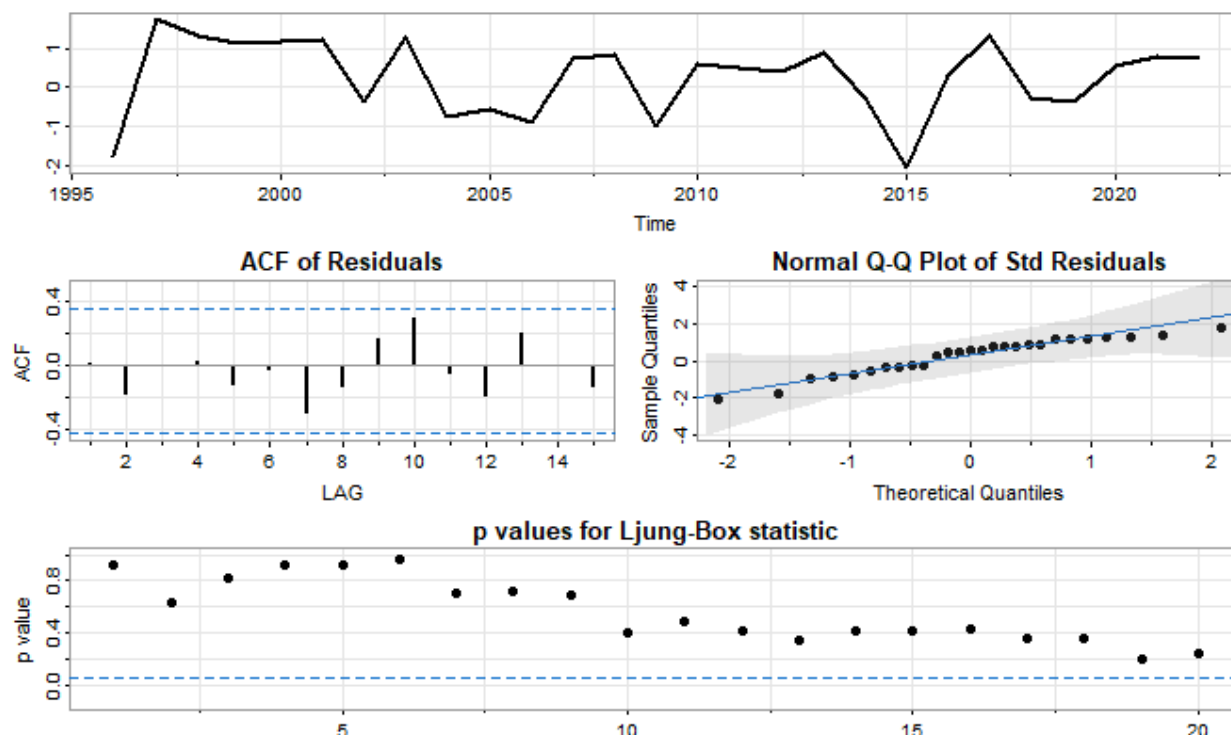


Figura B.83 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Tupã

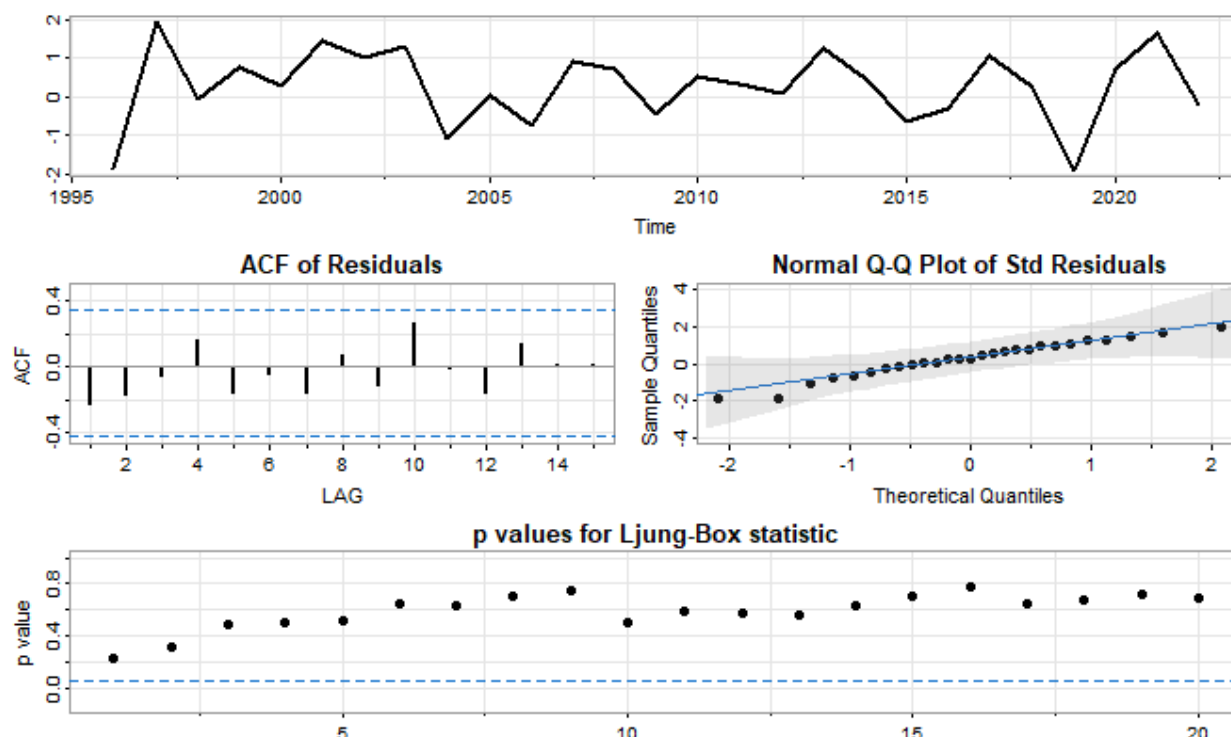


Figura B.84 Análise de resíduos do modelo ARIMA ajustado para Votuporanga

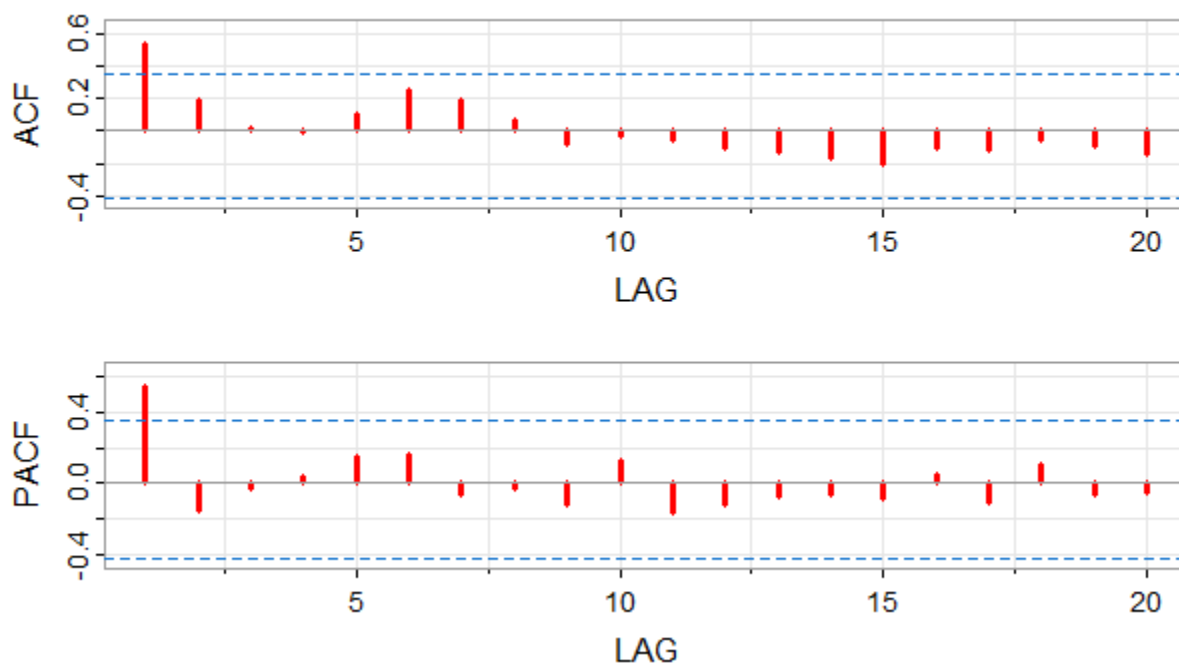


Figura B.85 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Andradina

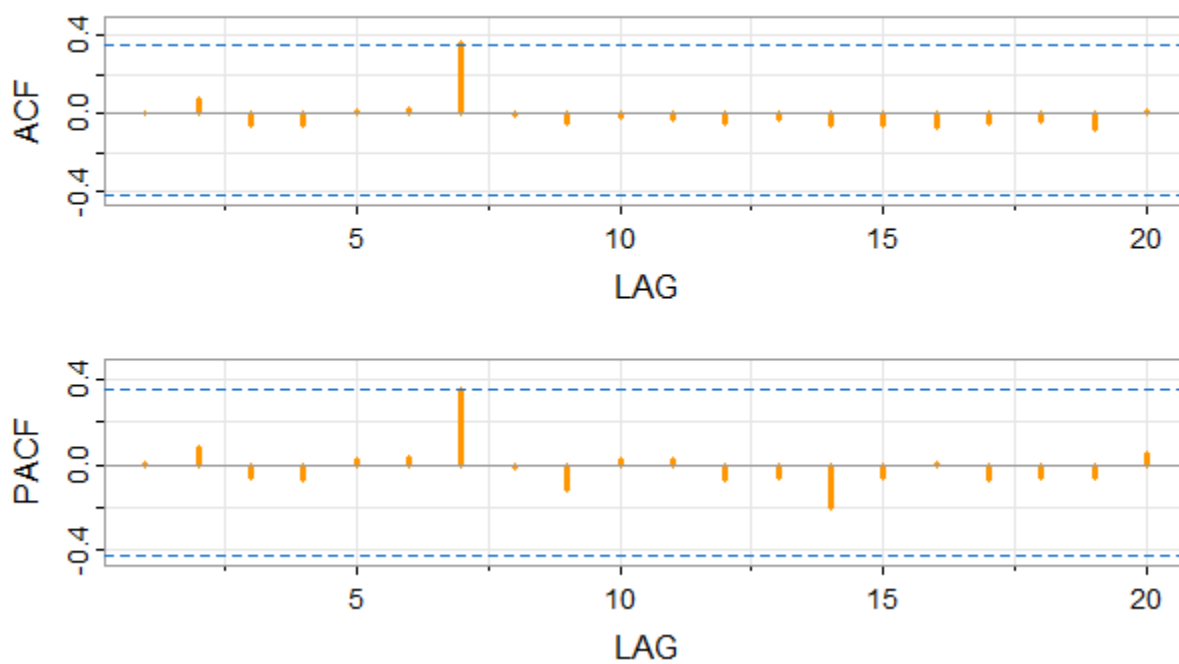


Figura B.86 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Avaré



Figura B.87 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Bauru

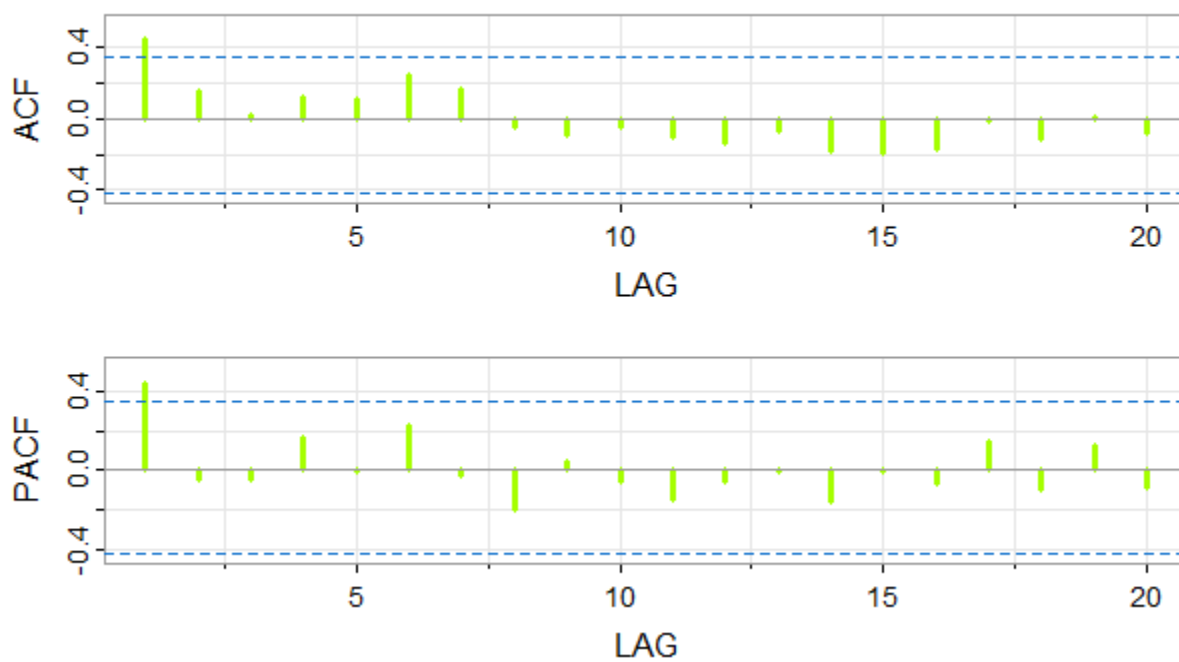


Figura B.88 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Campinas

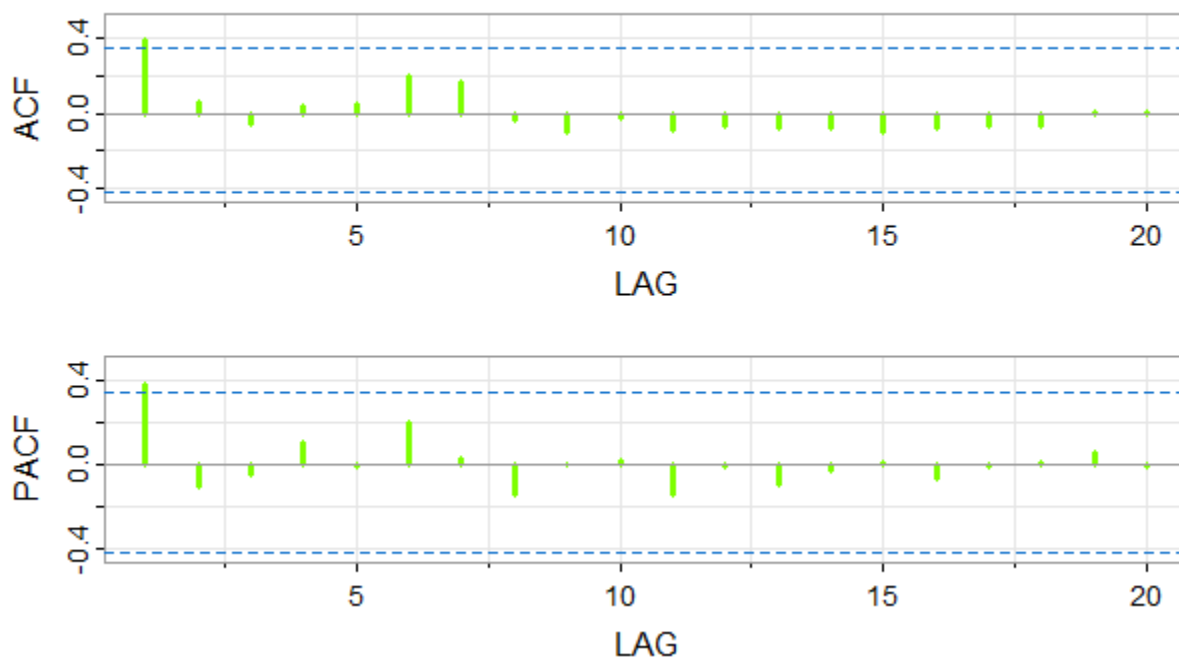


Figura B.89 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Catanduva

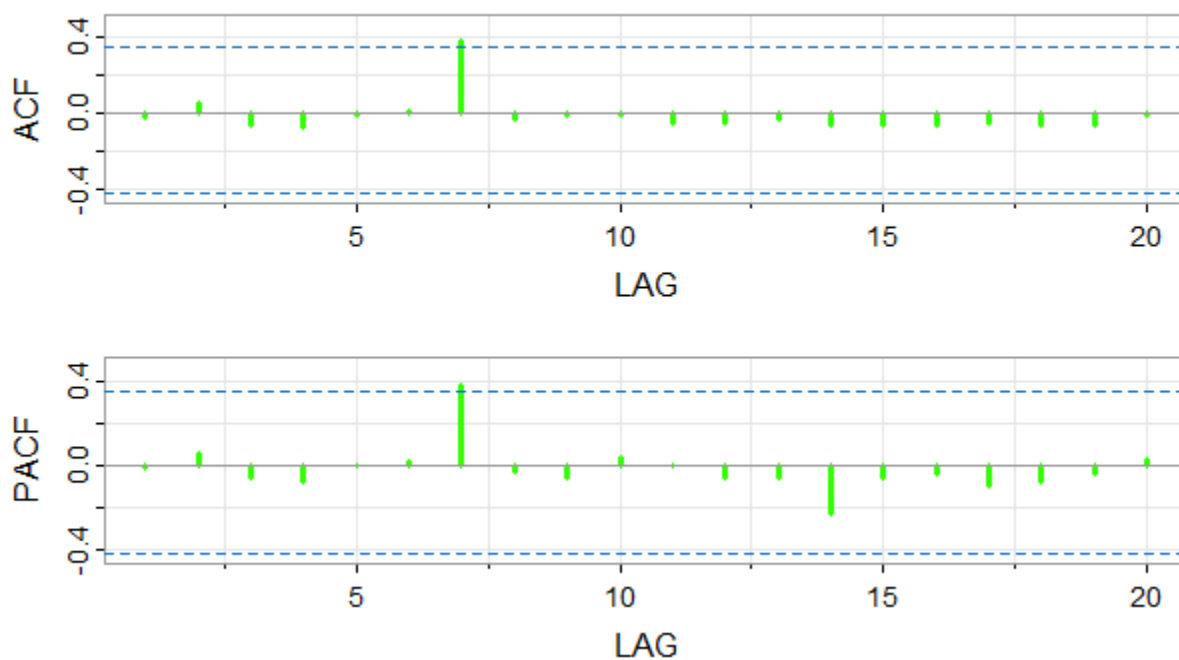


Figura B.90 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Fernandópolis

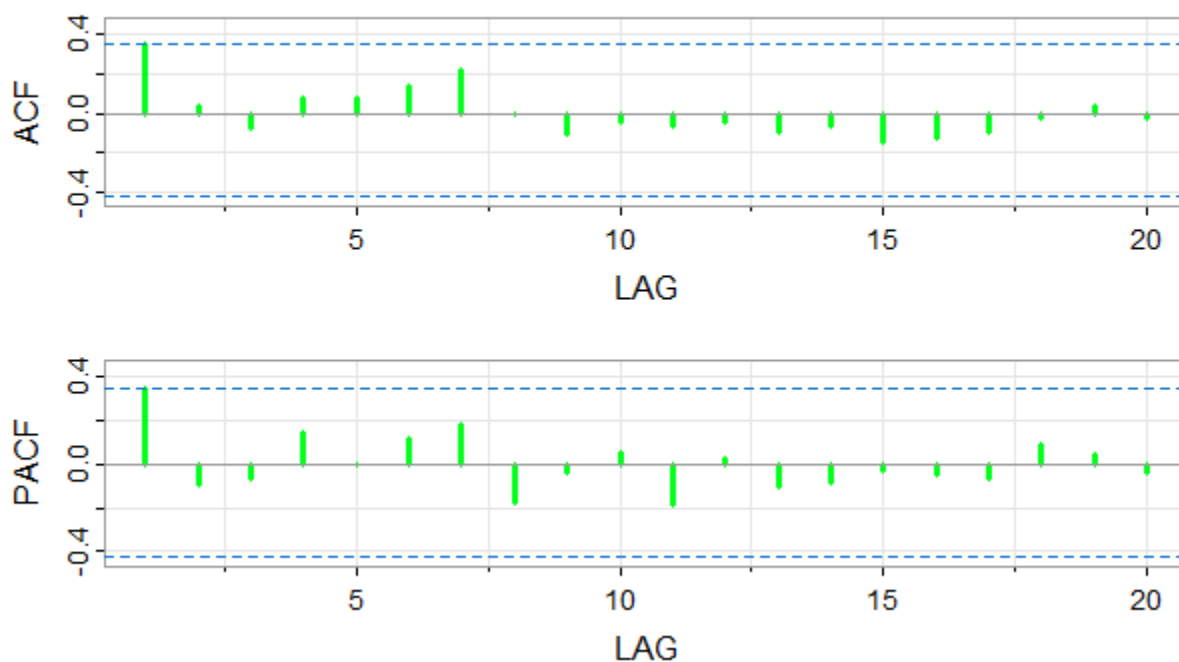


Figura B.91 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de General Salgado

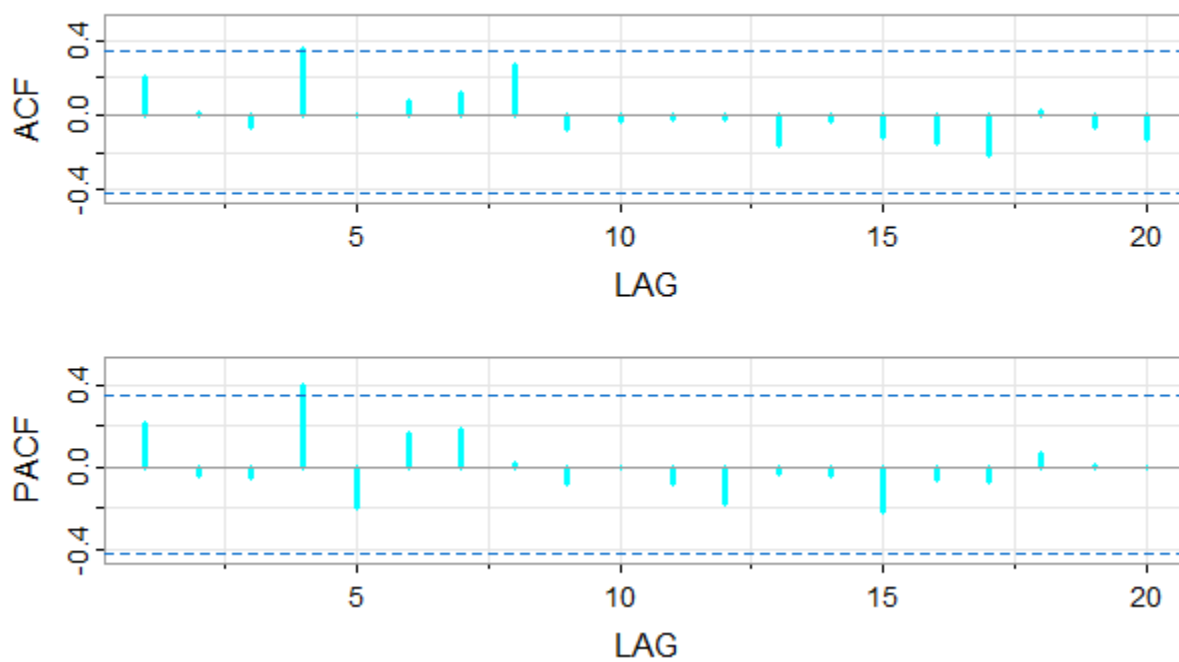


Figura B.92 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Jaú

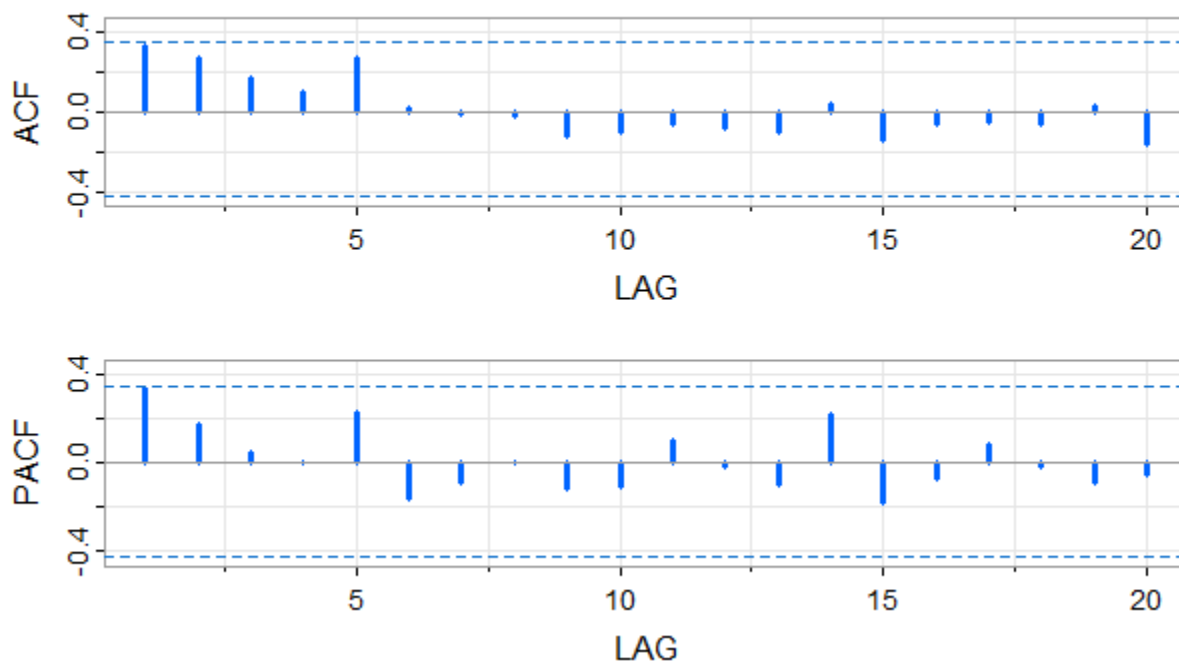


Figura B.93 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Mogi das Cruzes

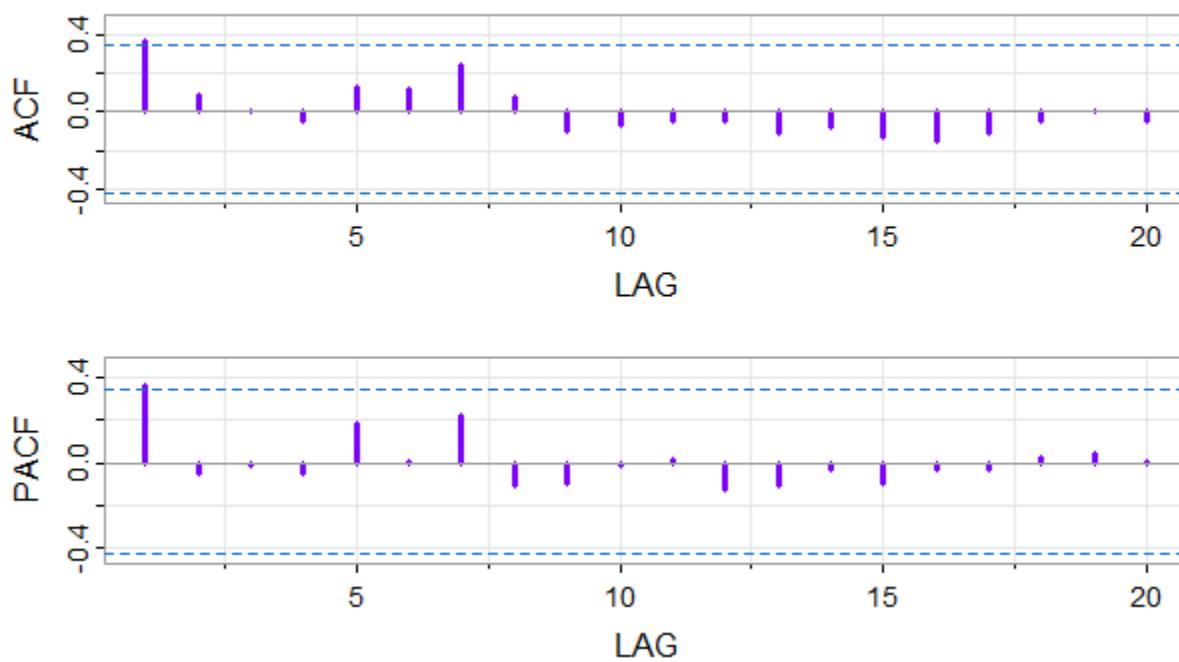


Figura B.94 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Presidente Prudente

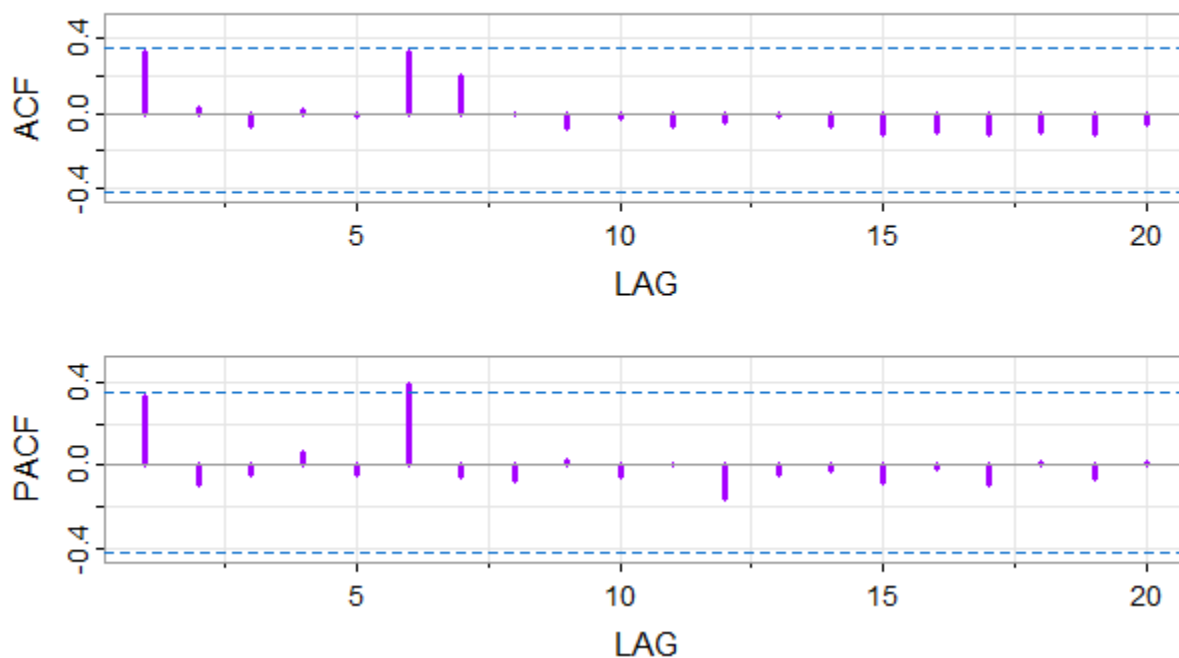


Figura B.95 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Presidente Venceslau

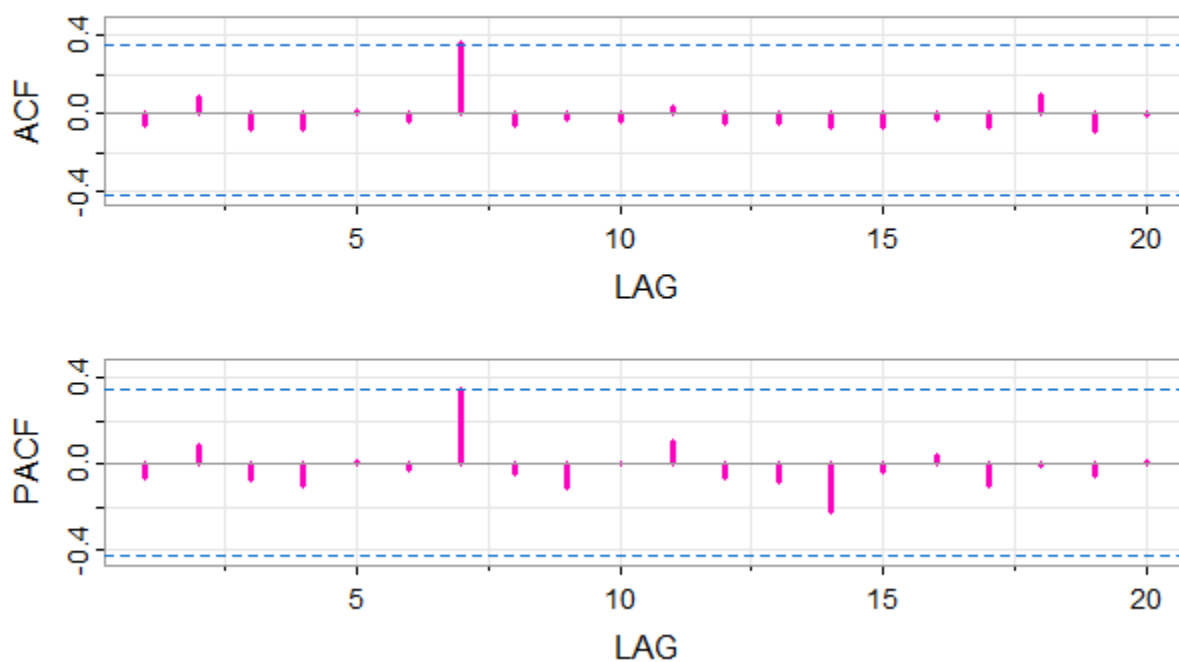


Figura B.96 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de São José do Rio Preto

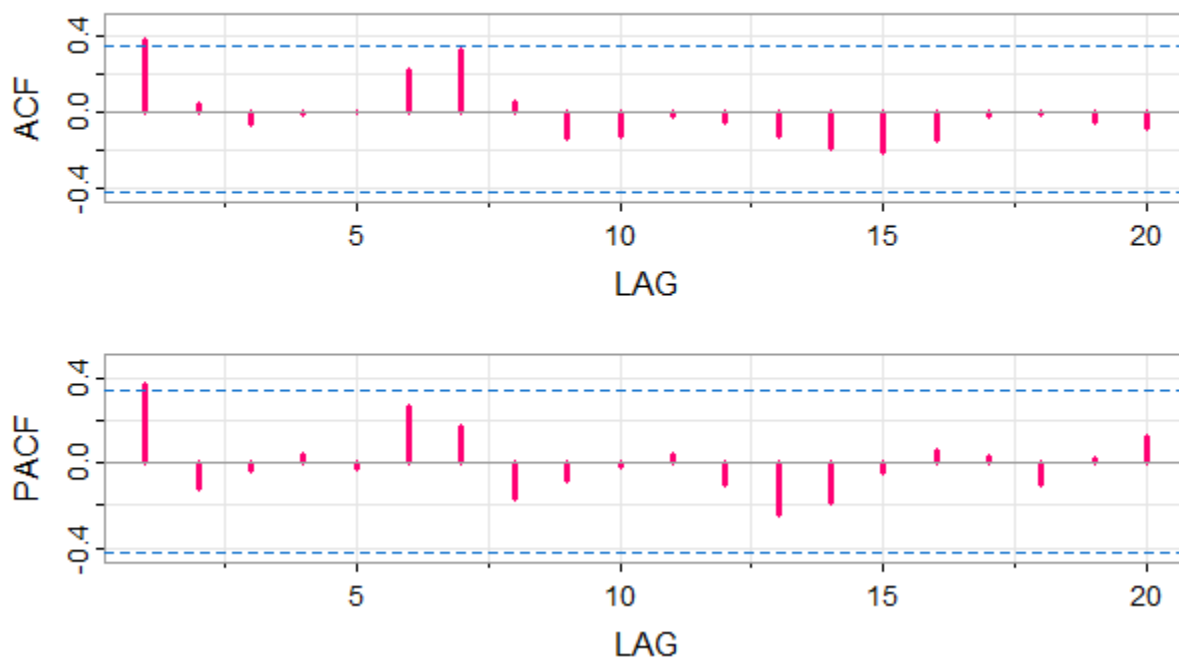


Figura B.97 ACF e PACF dos quadrados dos resíduos do modelo ARIMA ajustado para a região de Sorocaba

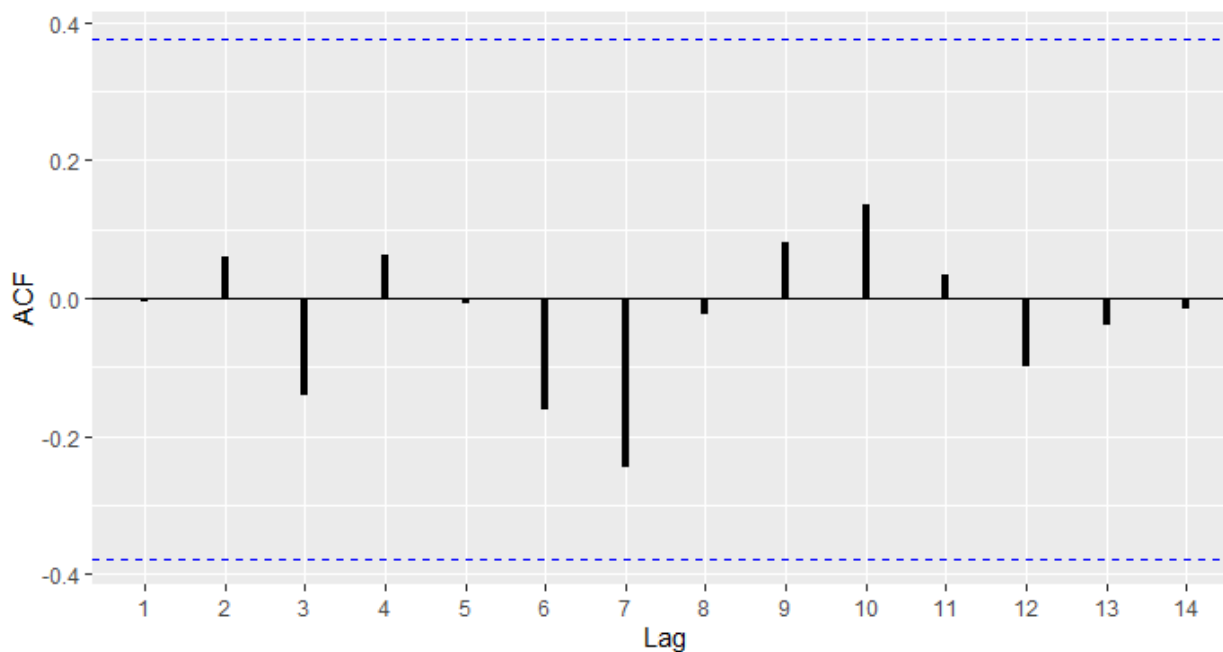


Figura B.98 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Andradina

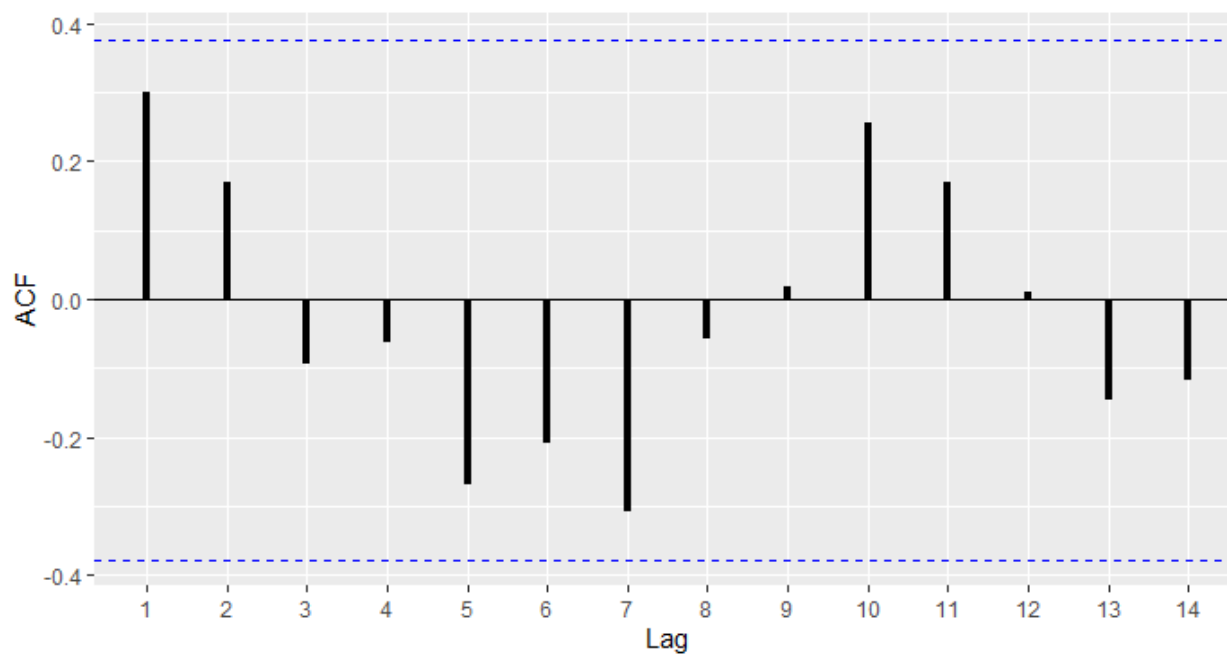


Figura B.99 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Avaré

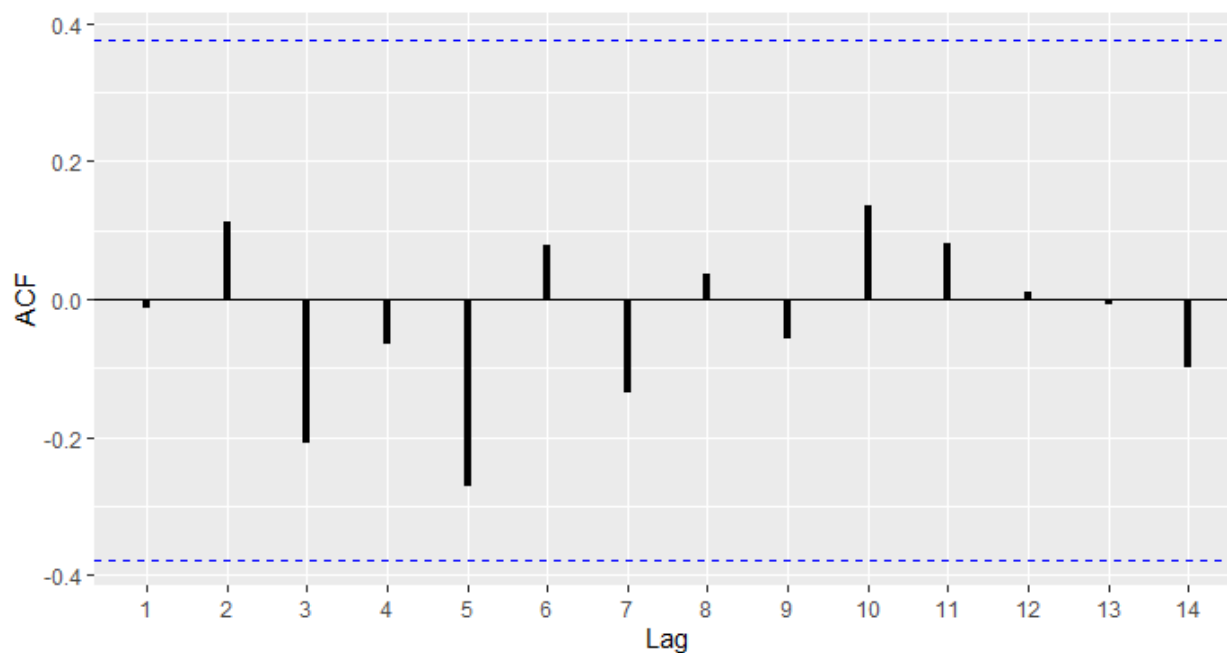


Figura B.100 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Bauru

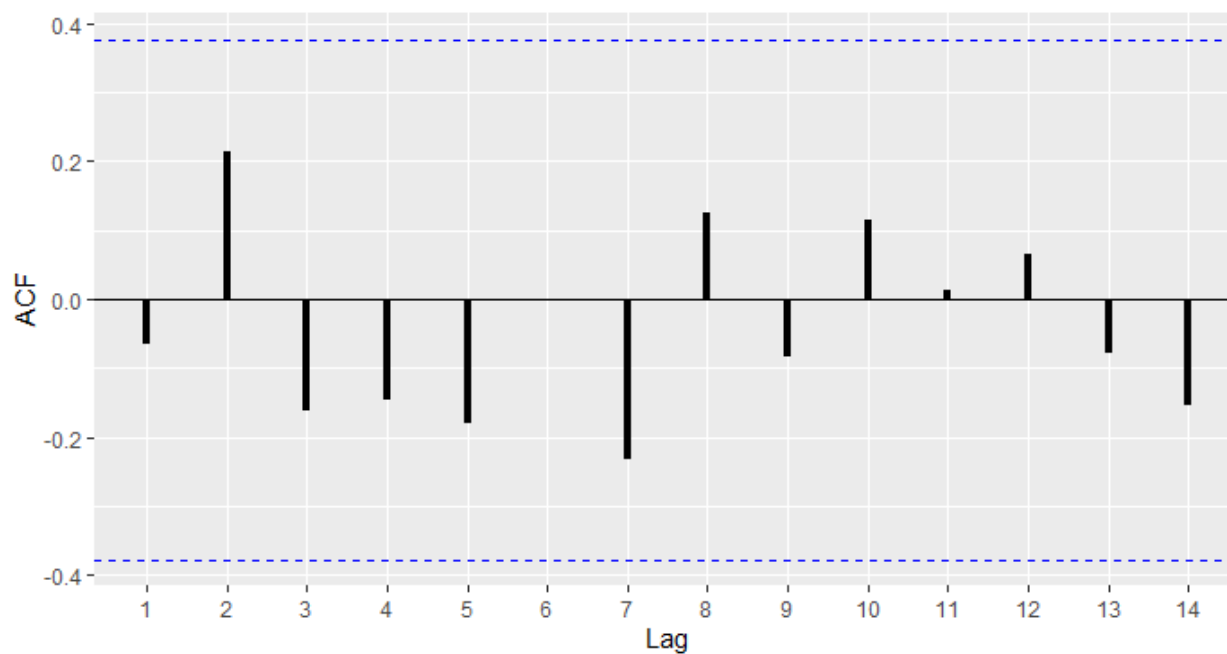


Figura B.101 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Campinas

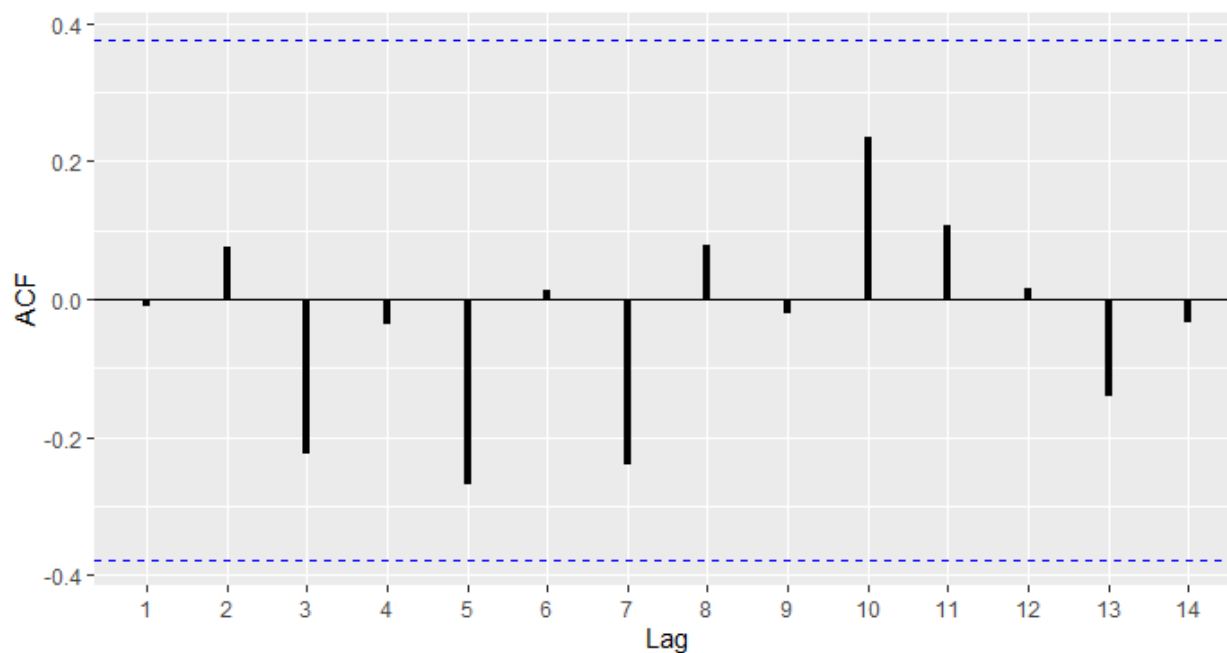


Figura B.102 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Catanduva

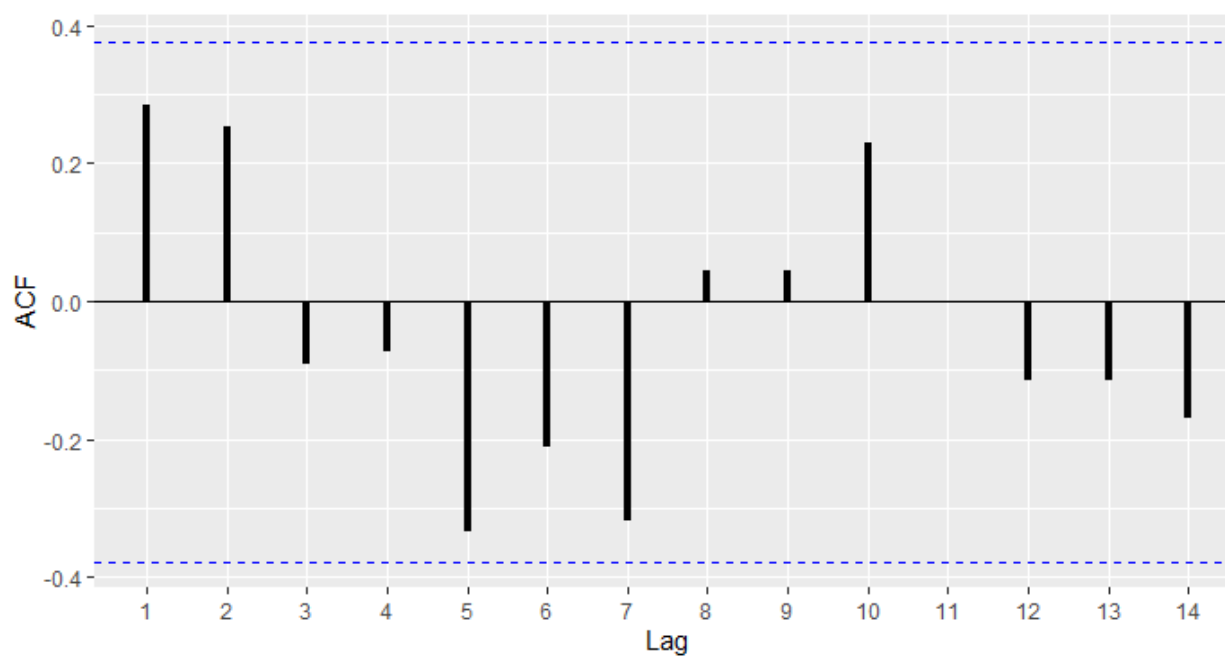


Figura B.103 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Fernandópolis

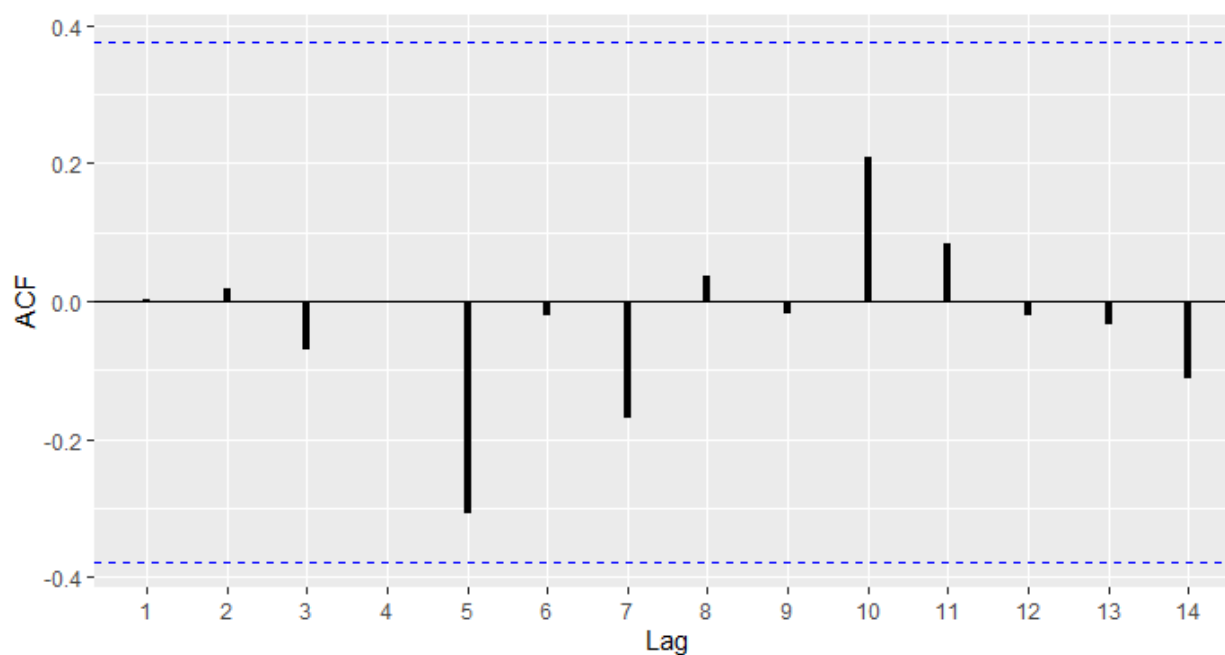


Figura B.104 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de General Salgado

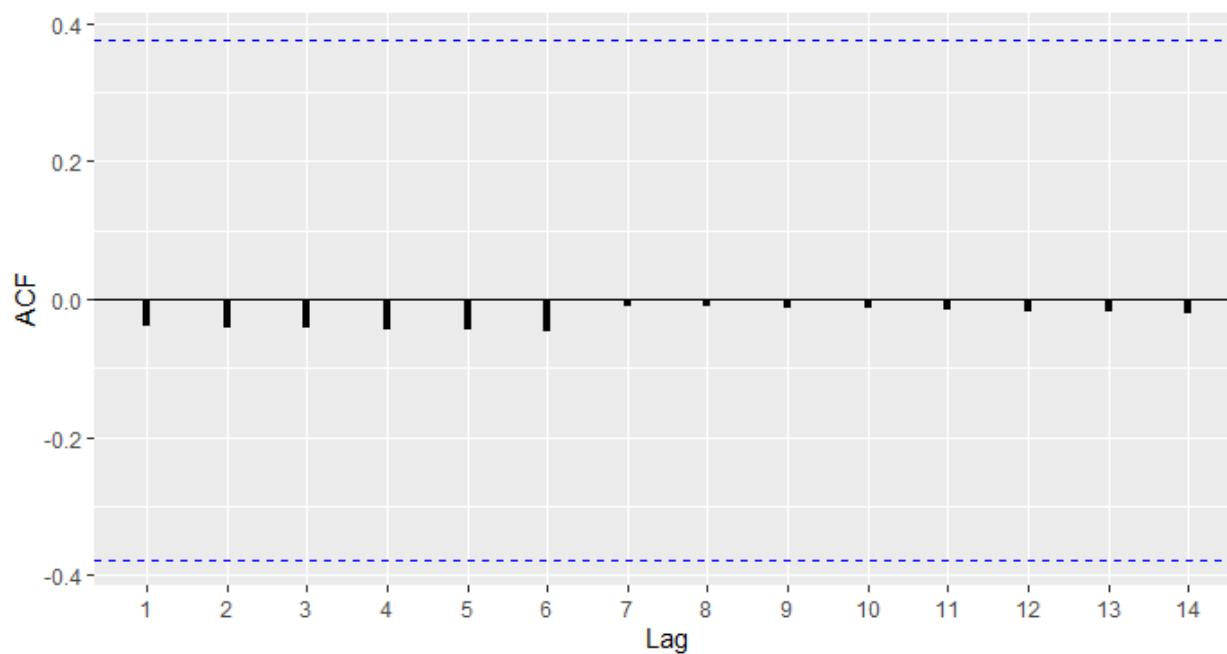


Figura B.105 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Jaú

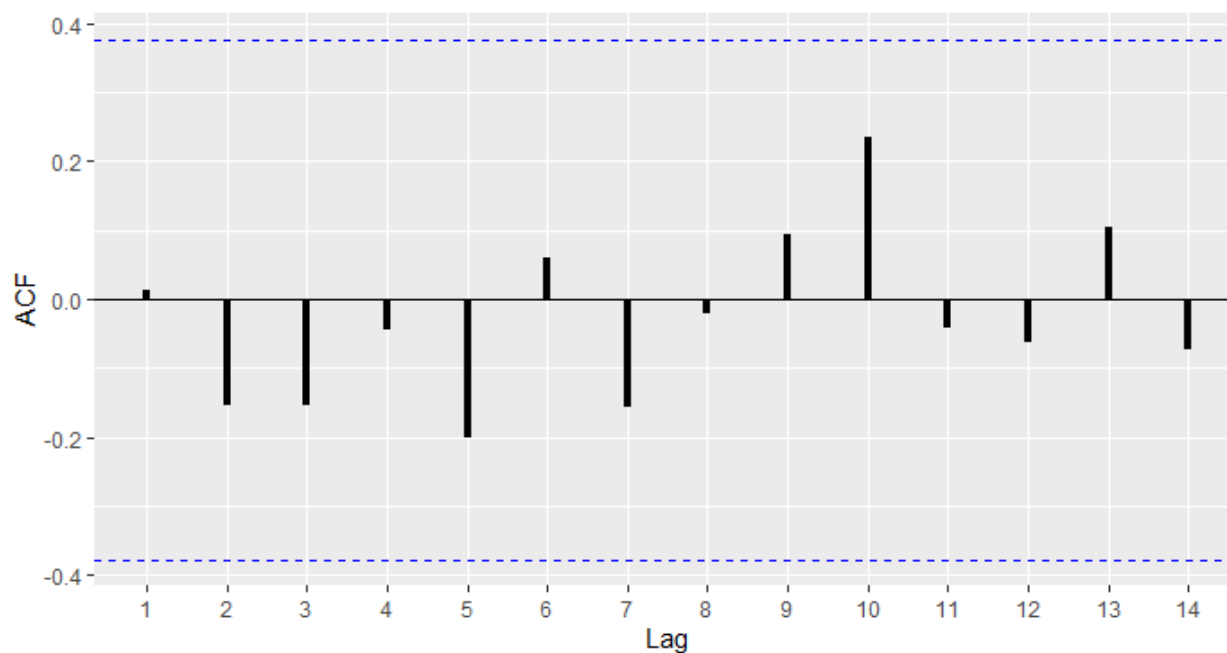


Figura B.106 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Mogi das Cruzes

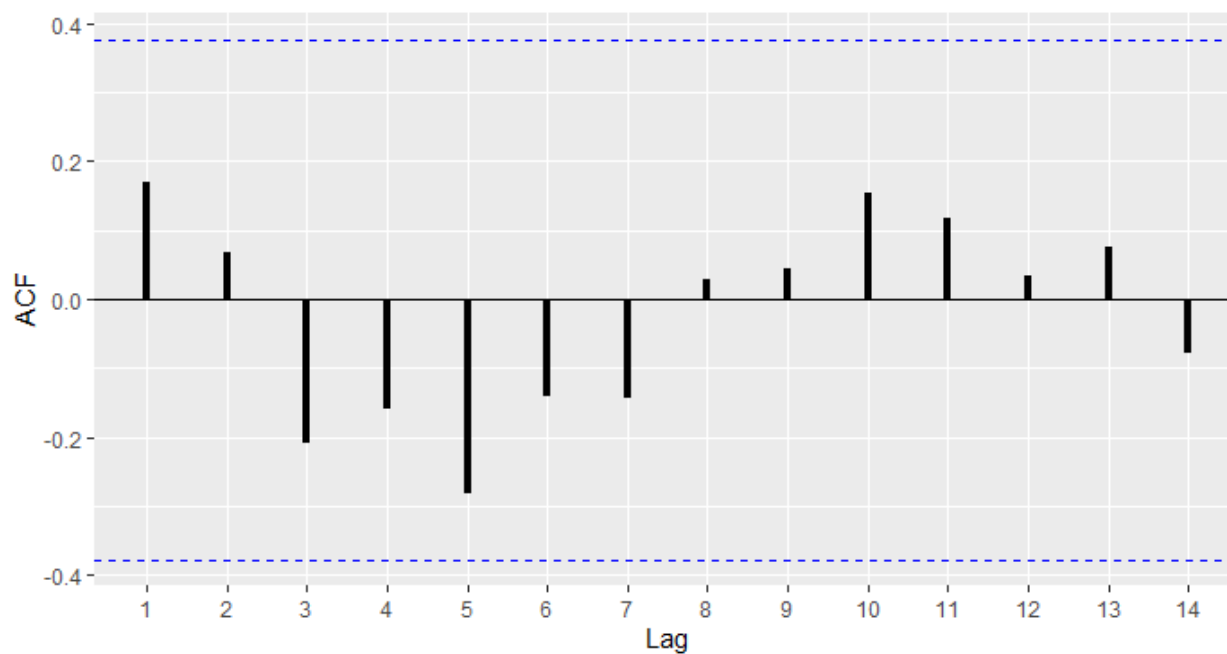


Figura B.107 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Presidente Prudente

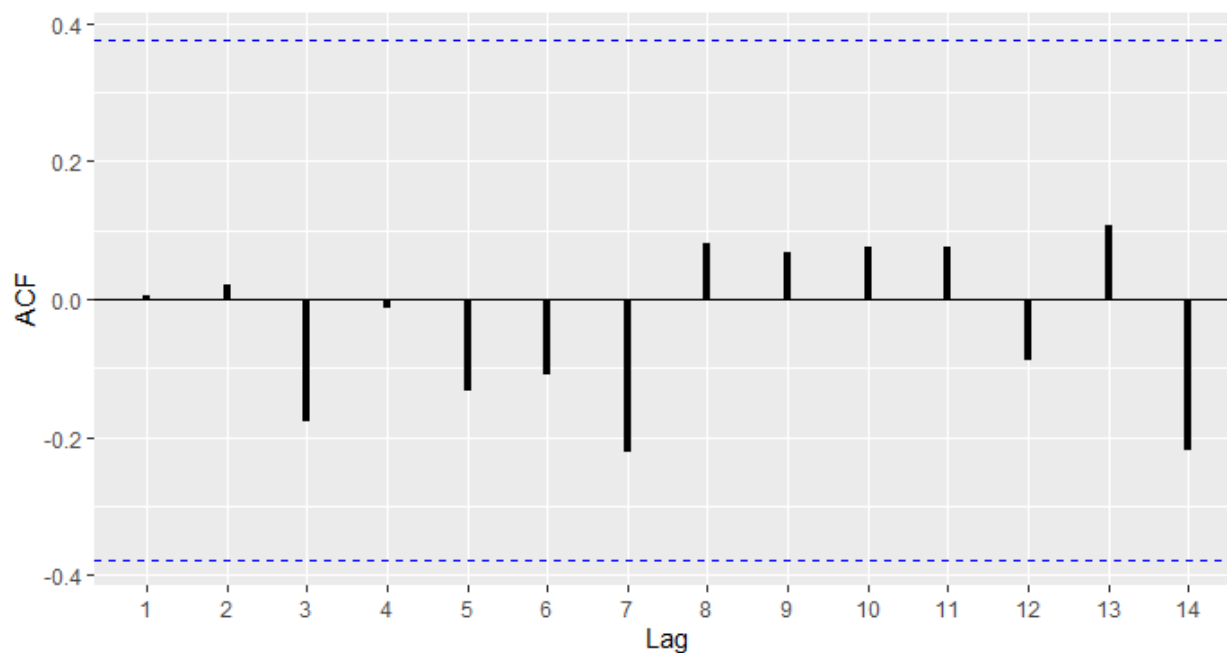


Figura B.108 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Presidente Venceslau

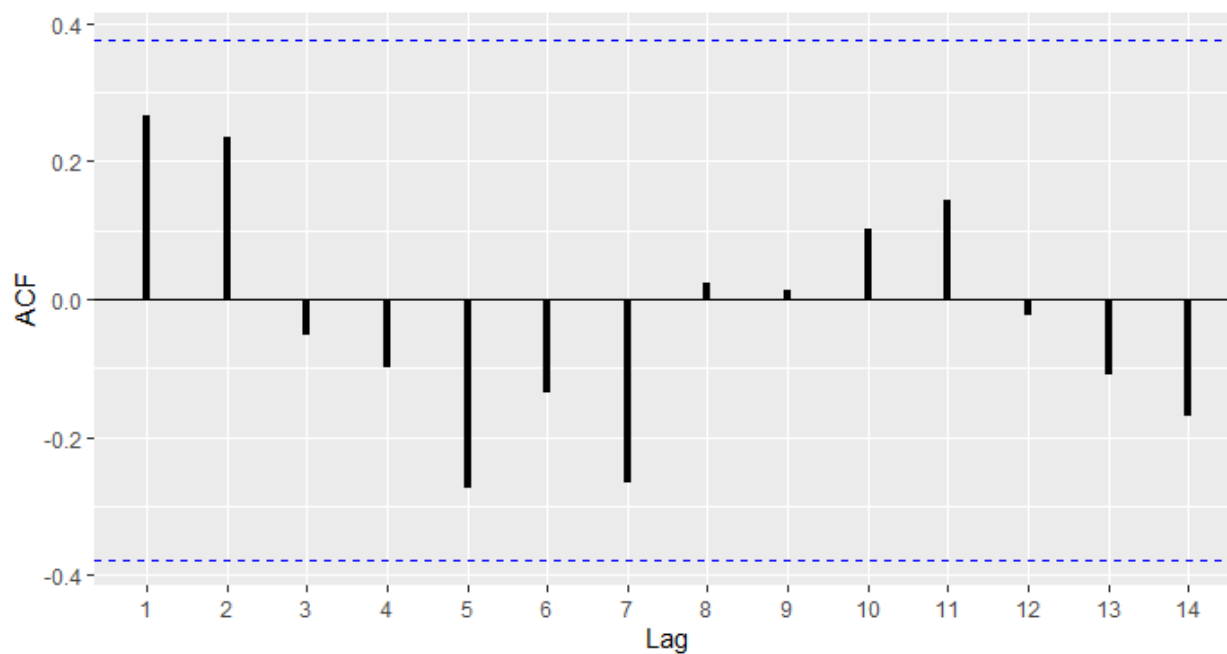


Figura B.109 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de São José do Rio Preto

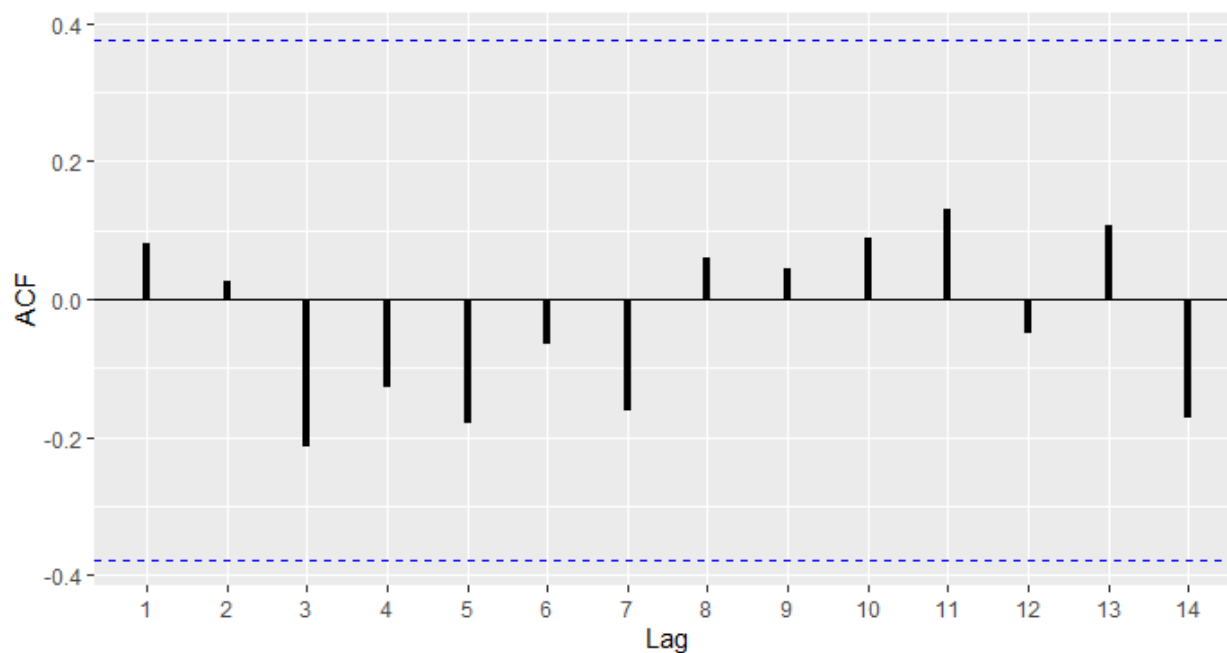


Figura B.110 ACF dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Sorocaba

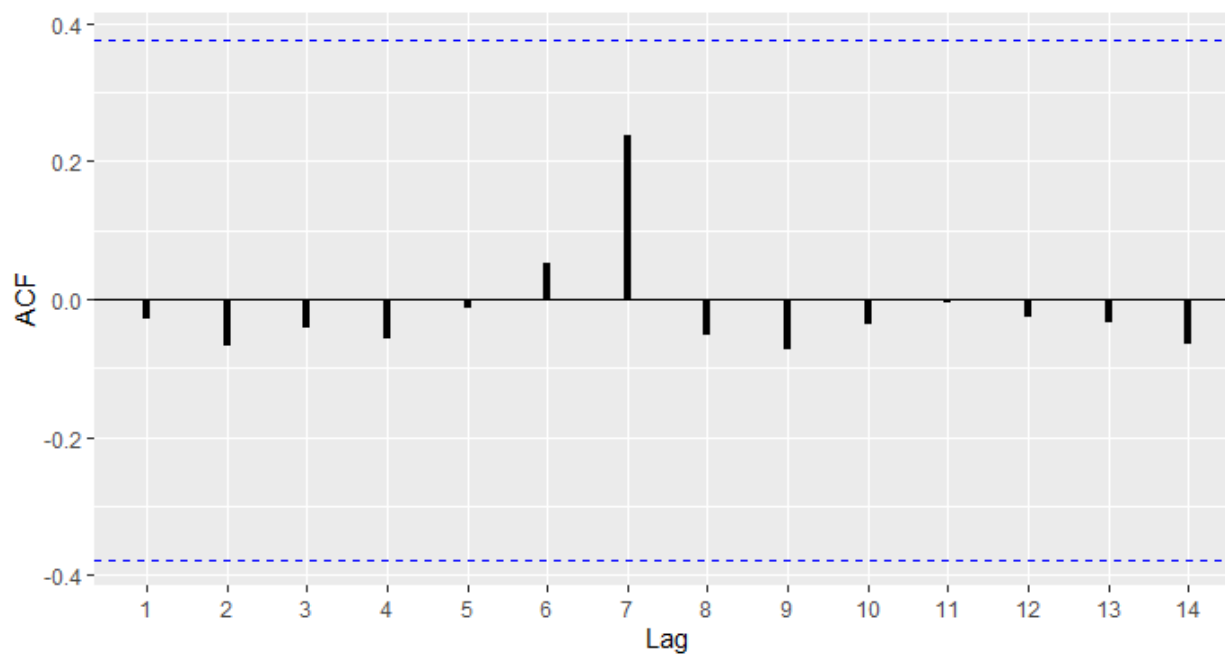


Figura B.111 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Andradina

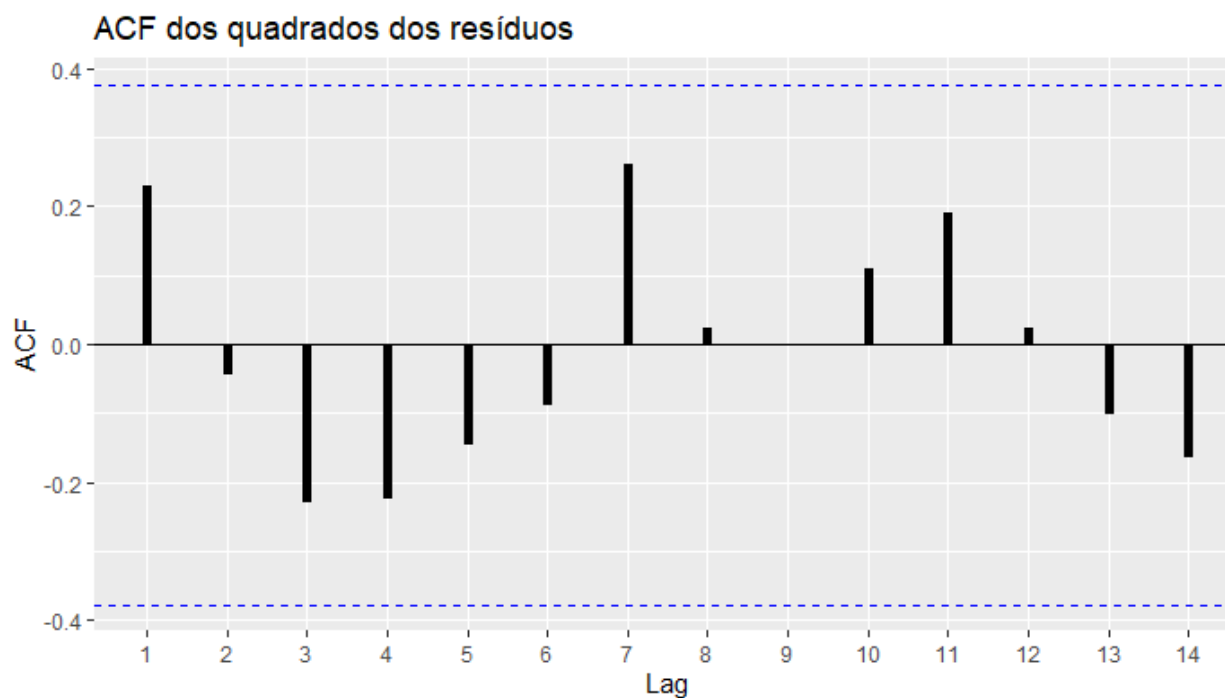


Figura B.112 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Avaré

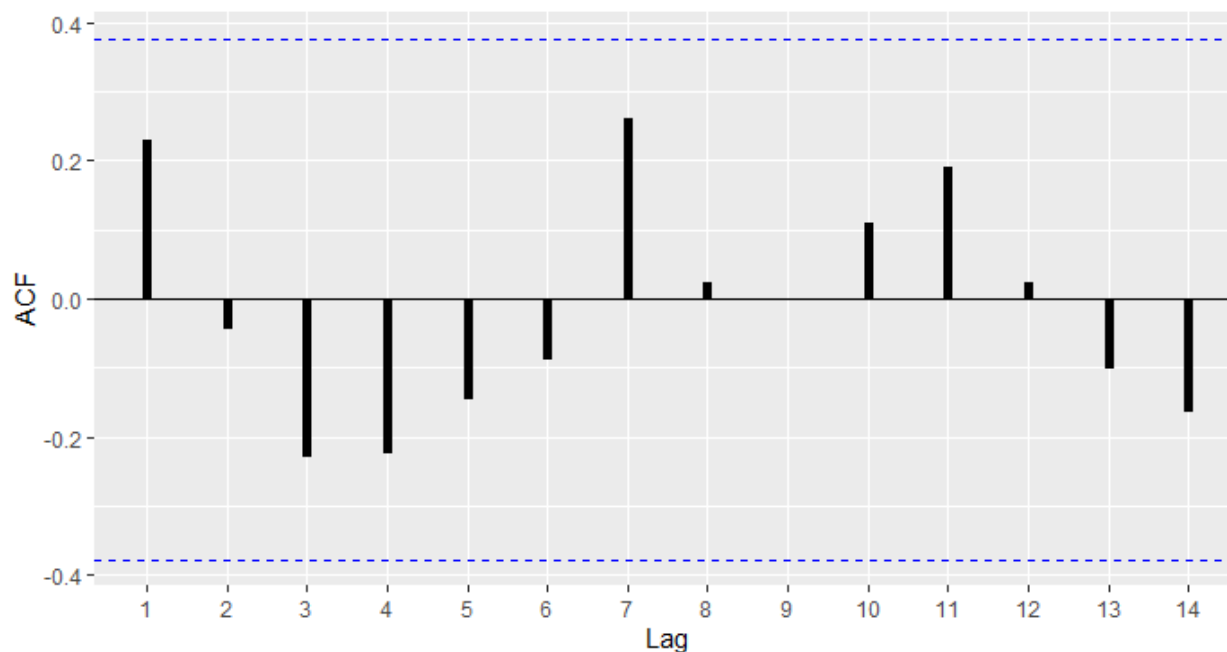


Figura B.113 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Bauru

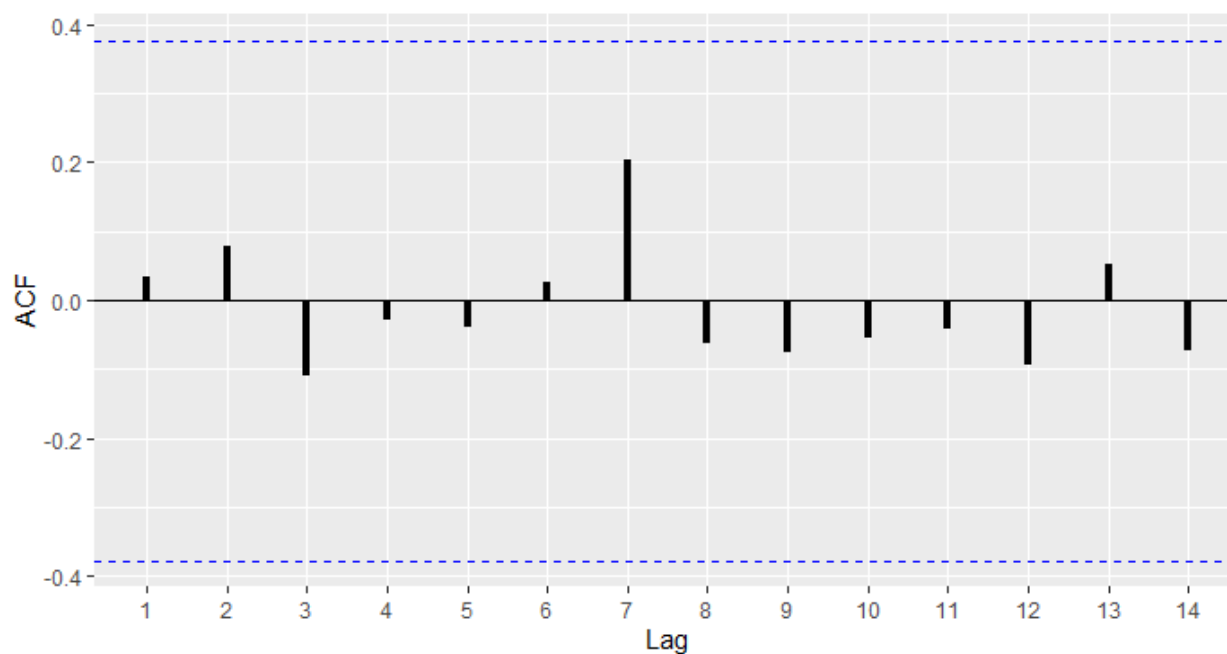


Figura B.114 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Campinas

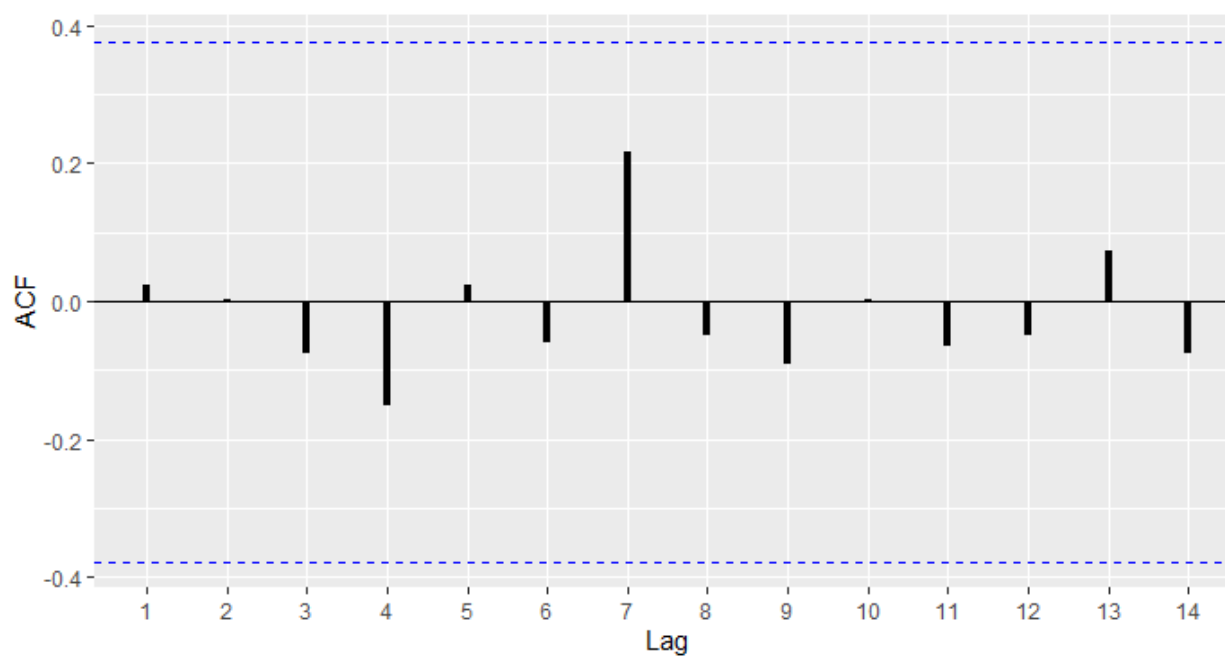


Figura B.115 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Catanduva

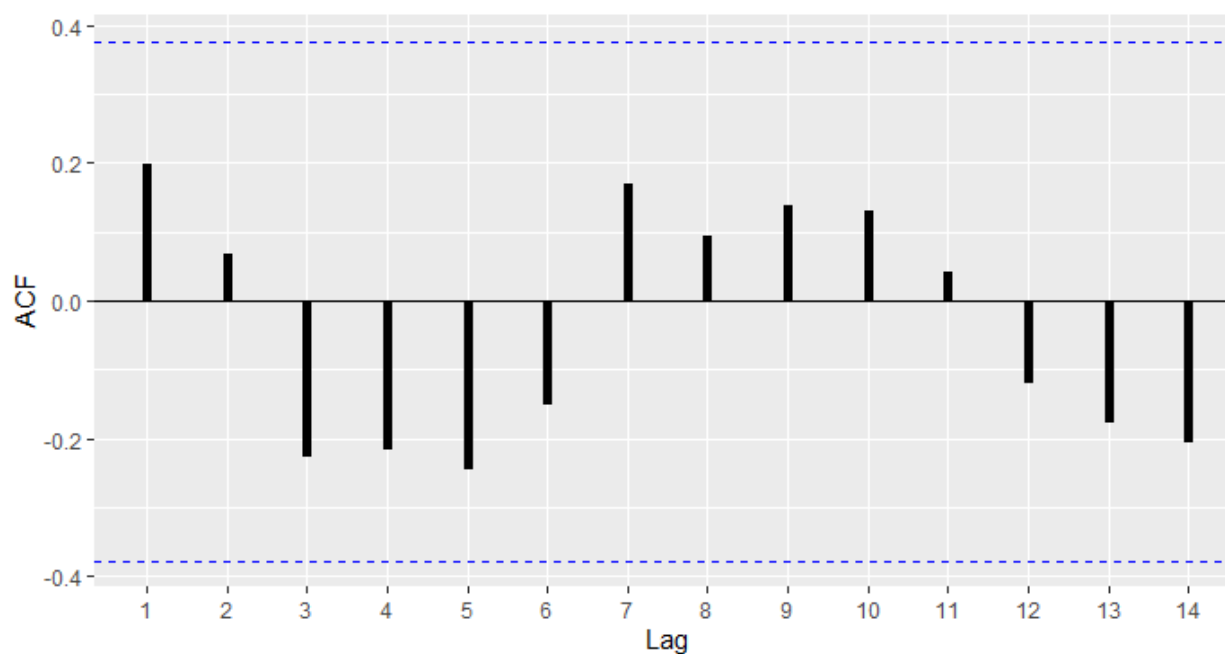


Figura B.116 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Fernandópolis

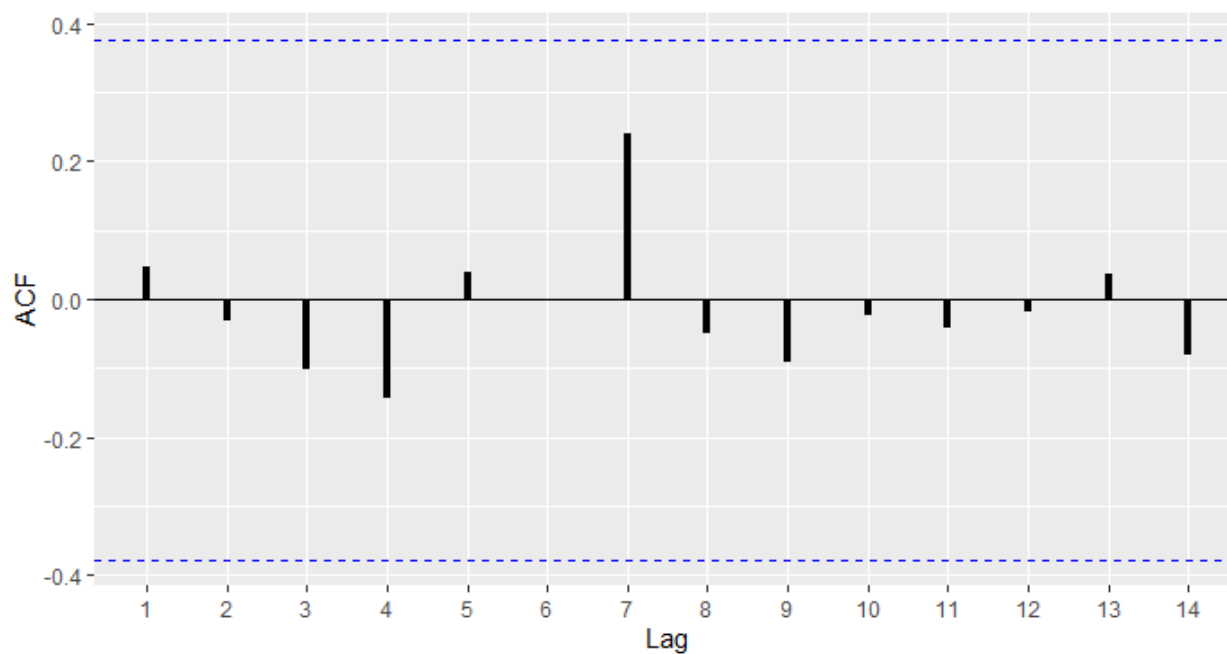


Figura B.117 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de General Salgado

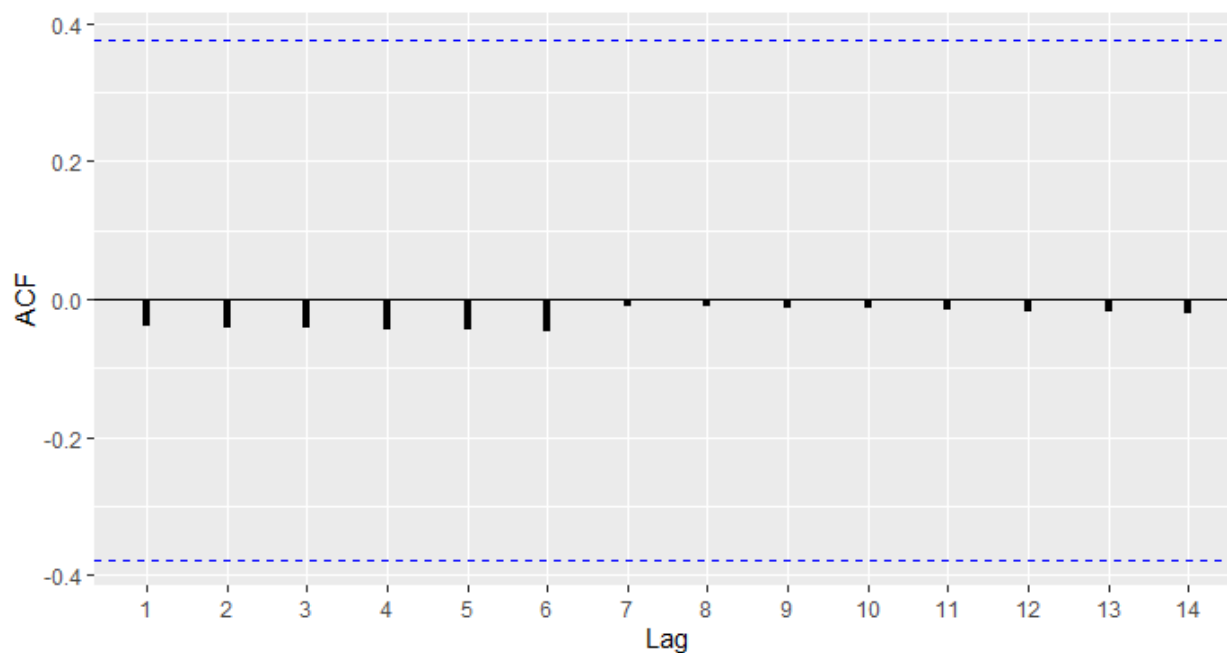


Figura B.118 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Jaú

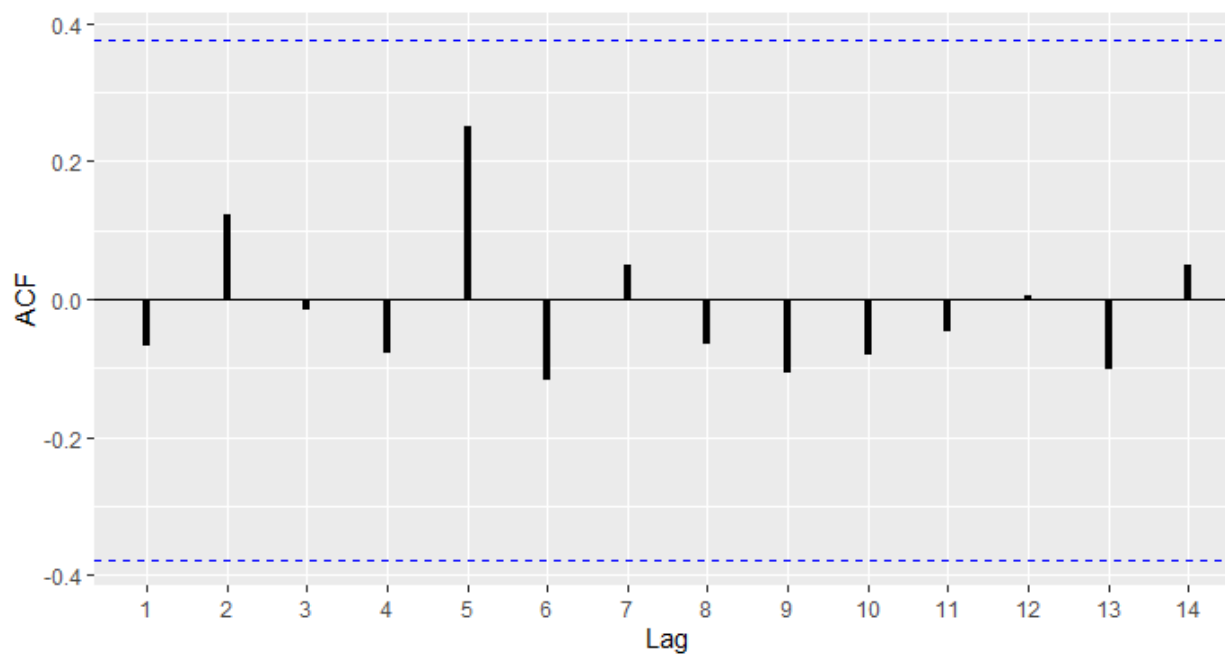


Figura B.119 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Mogi das Cruzes

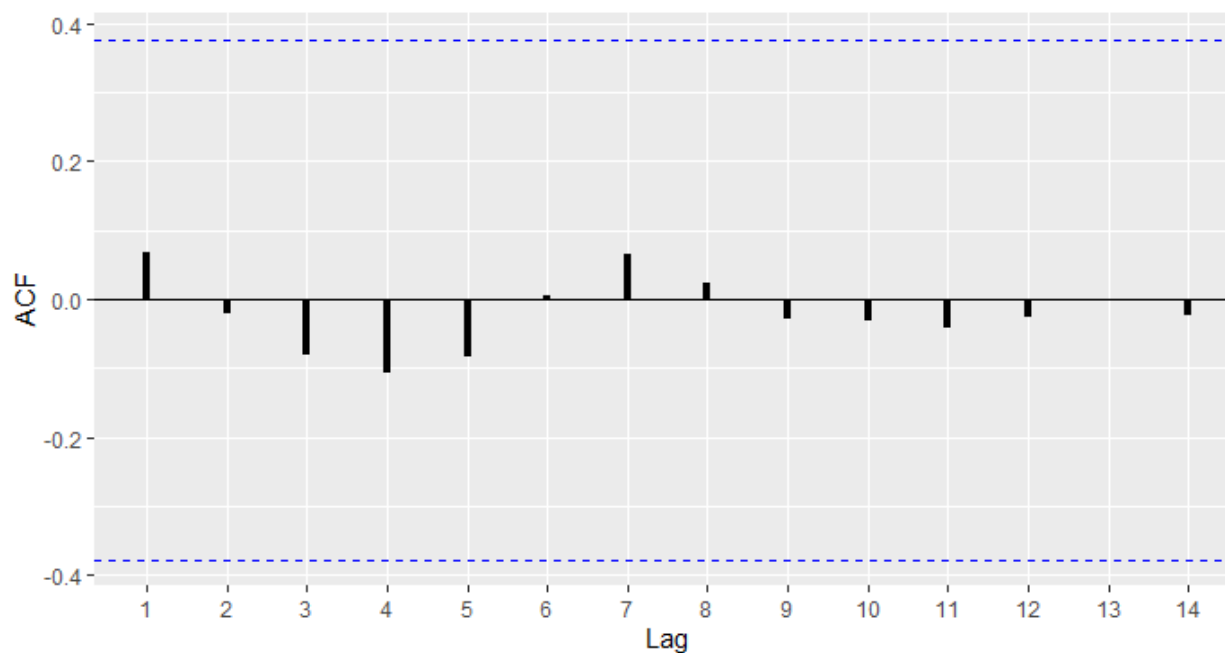


Figura B.120 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Presidente Prudente

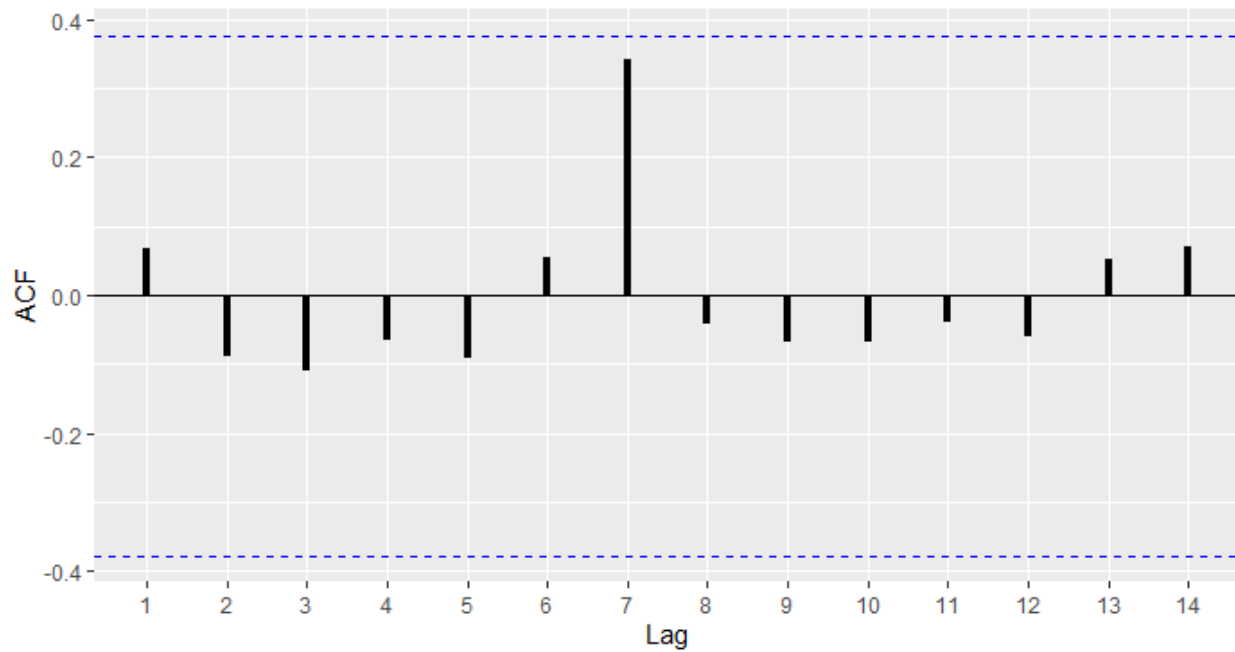


Figura B.121 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Presidente Venceslau

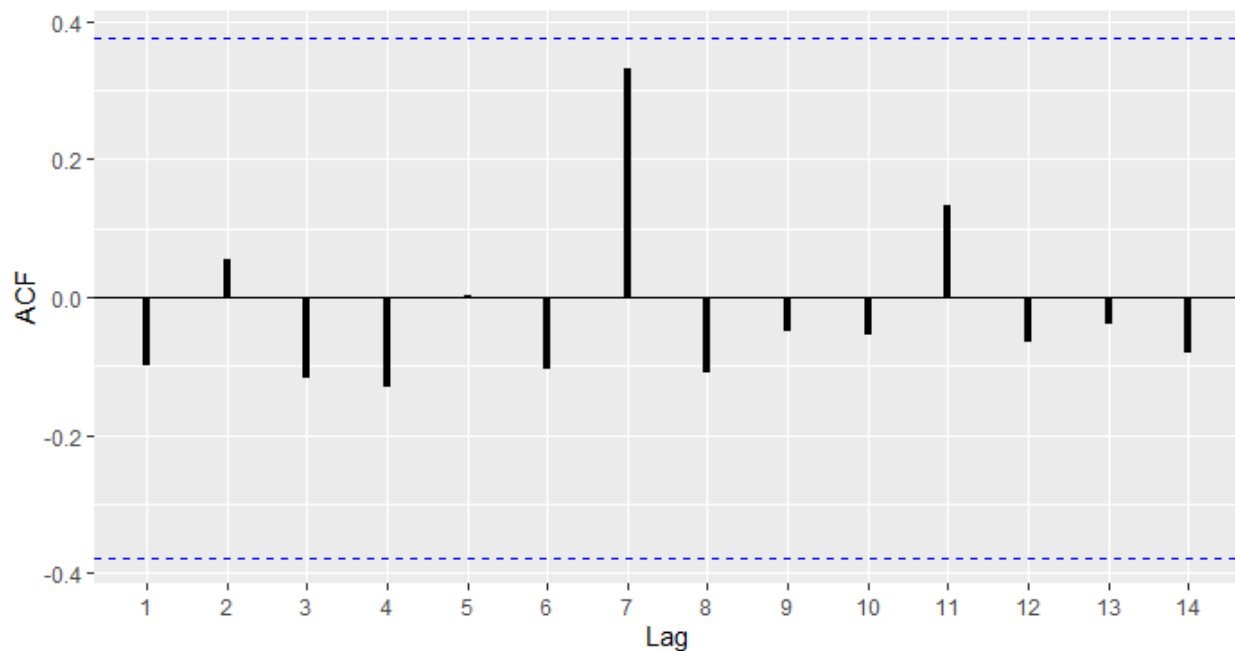


Figura B.122 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de São José do Rio Preto

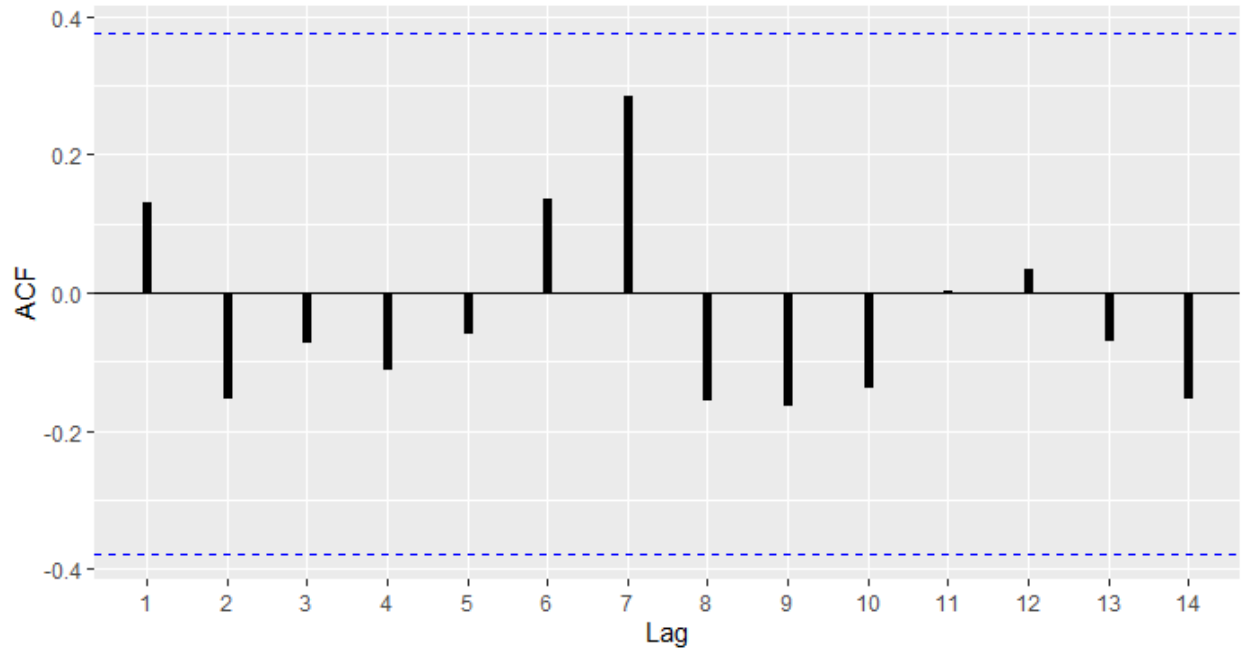


Figura B.123 ACF dos quadrados dos resíduos do modelo de heterocedasticidade condicional ajustado para o EDR de Sorocaba

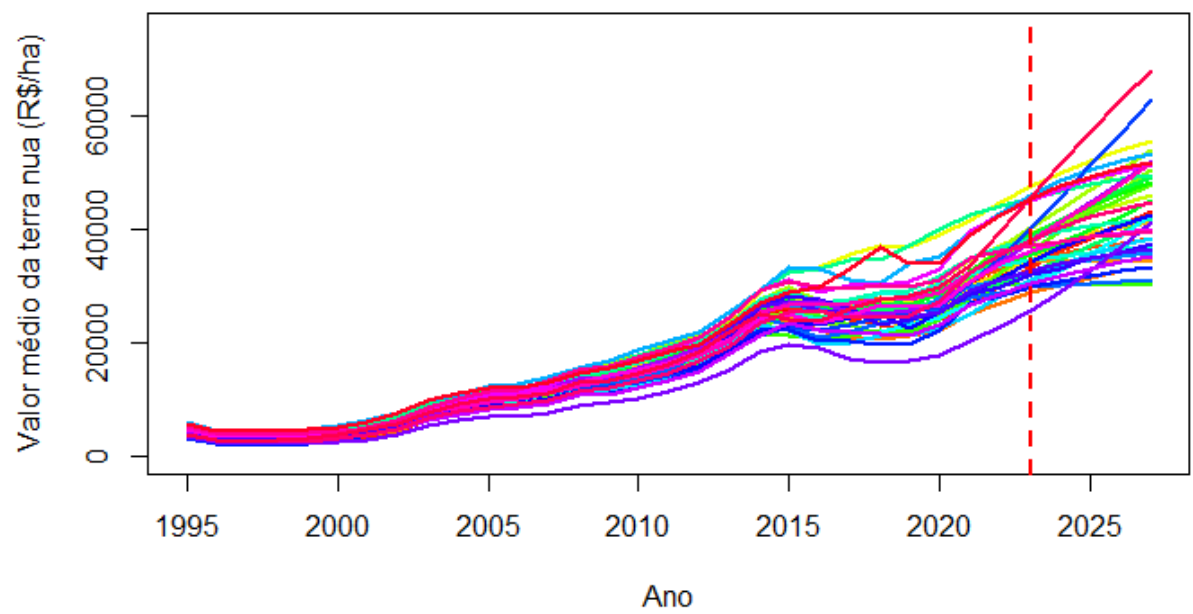


Figura B.124 Estimativas pontuais do Valor médio da terra nua para cada EDR nos anos de 2023 a 2027

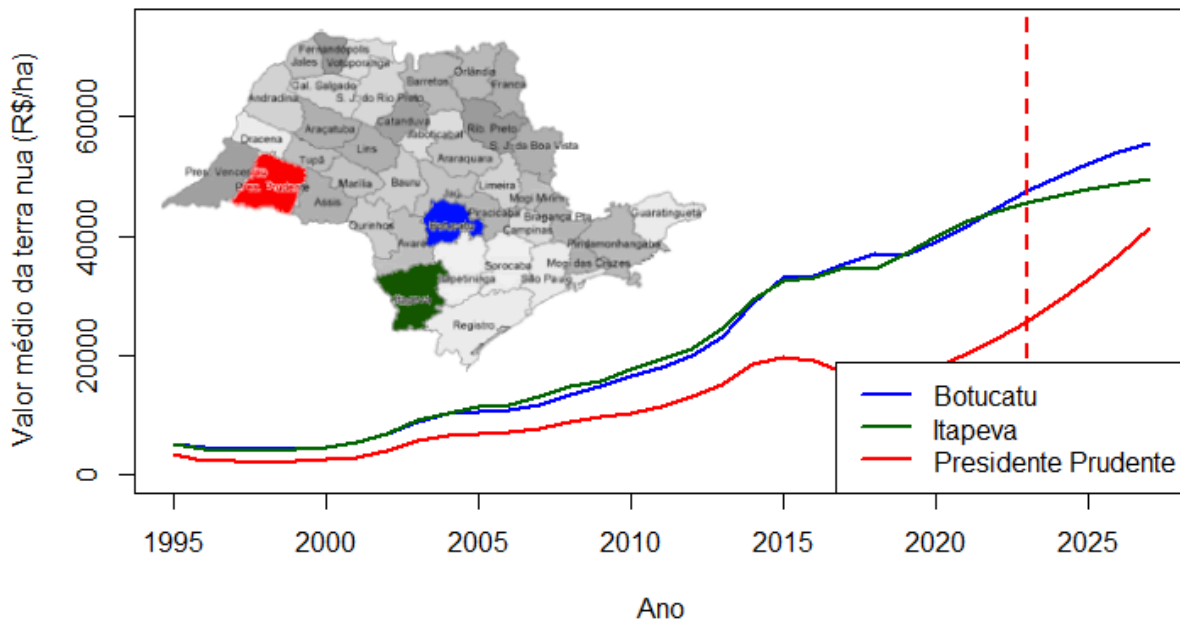


Figura B.125 Estimativas pontuais do Valor médio da terra nua para os EDRs com maior e menor preço durante o período considerado

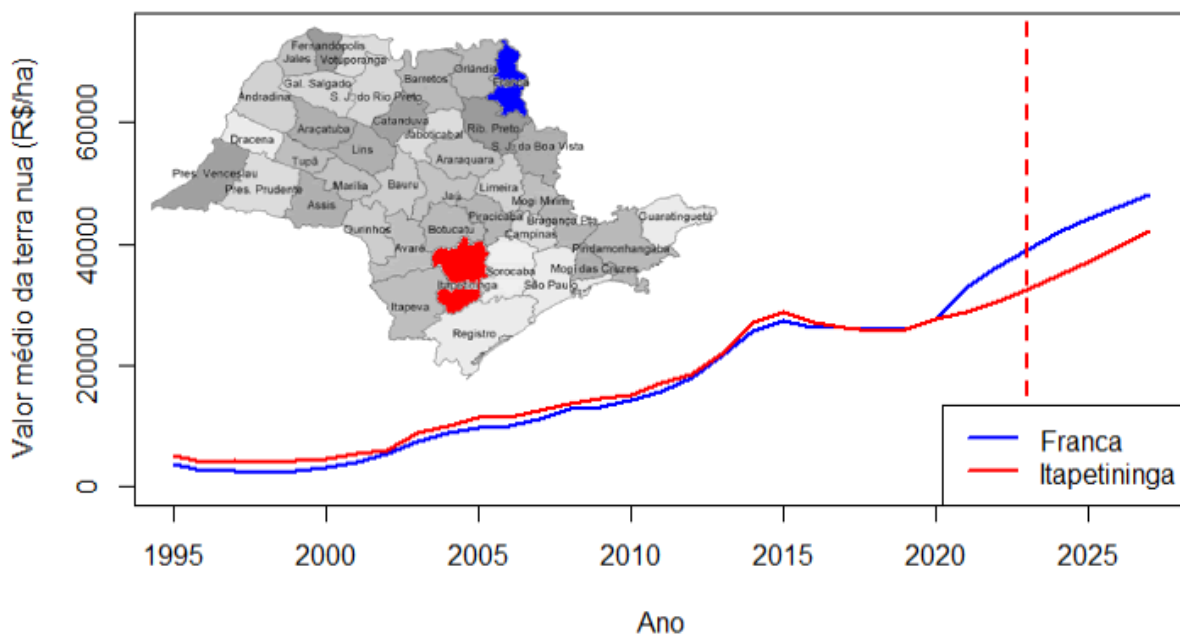


Figura B.126 Estimativas pontuais do Valor médio da terra nua para os EDRs com maior e menor retorno médio durante o período considerado