RELATÓRIO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL (1963 a 2018)

Évelyn Muniz

SUMÁRIO

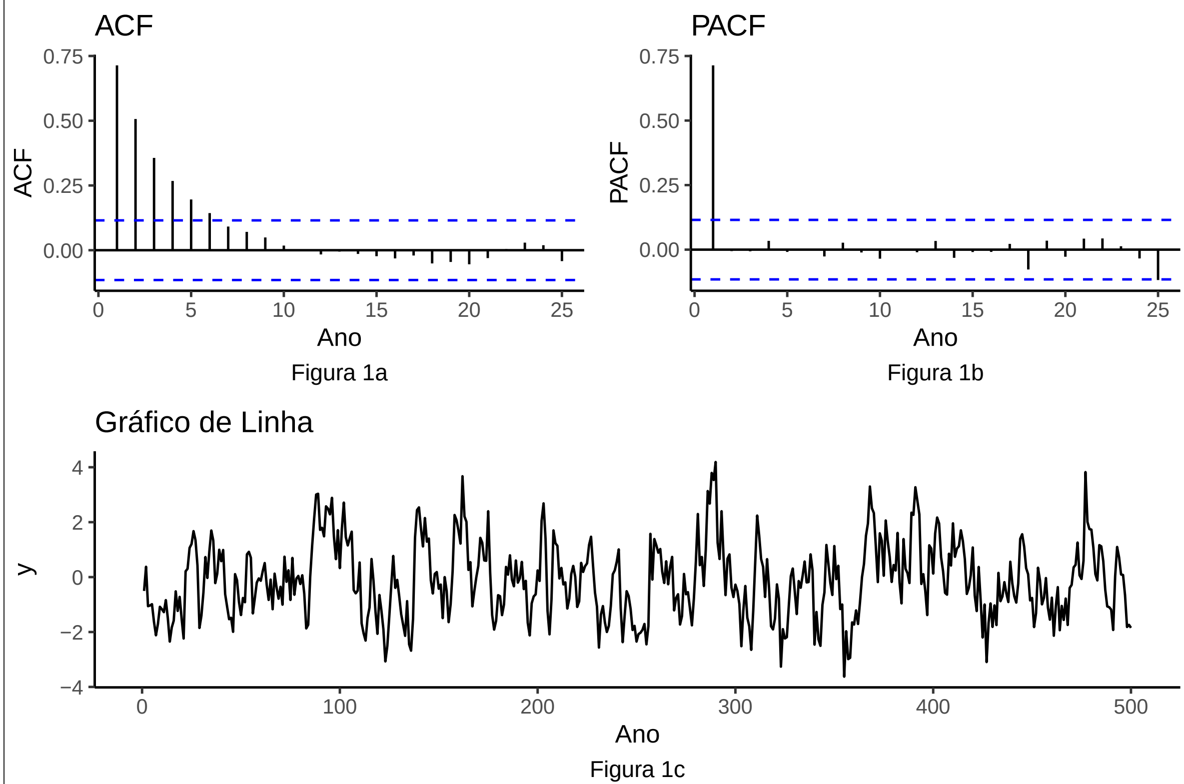
1 Dados Simulados:

Para fins didáticos de compreensão dos gráficos ACF e PACF:

1.1 Correlogramas:

Foi possível identificar autocorrelação até lag 6 no ACF com decaimento exponencial, indicando modelo ARIMA (1,d,0) e autocorrelação a partir do lag 25 no PACF, como pode ser visto na FIGURA 1 abaixo:

Figura 1 − Correlogramas e Gráfico de Linhas



Fonte: Elaboração própria.

1.2 Modelo:

O modelo arima (1,0,0) com AR1 significativo e coeficientes dentro do intervalo [-1, 1].

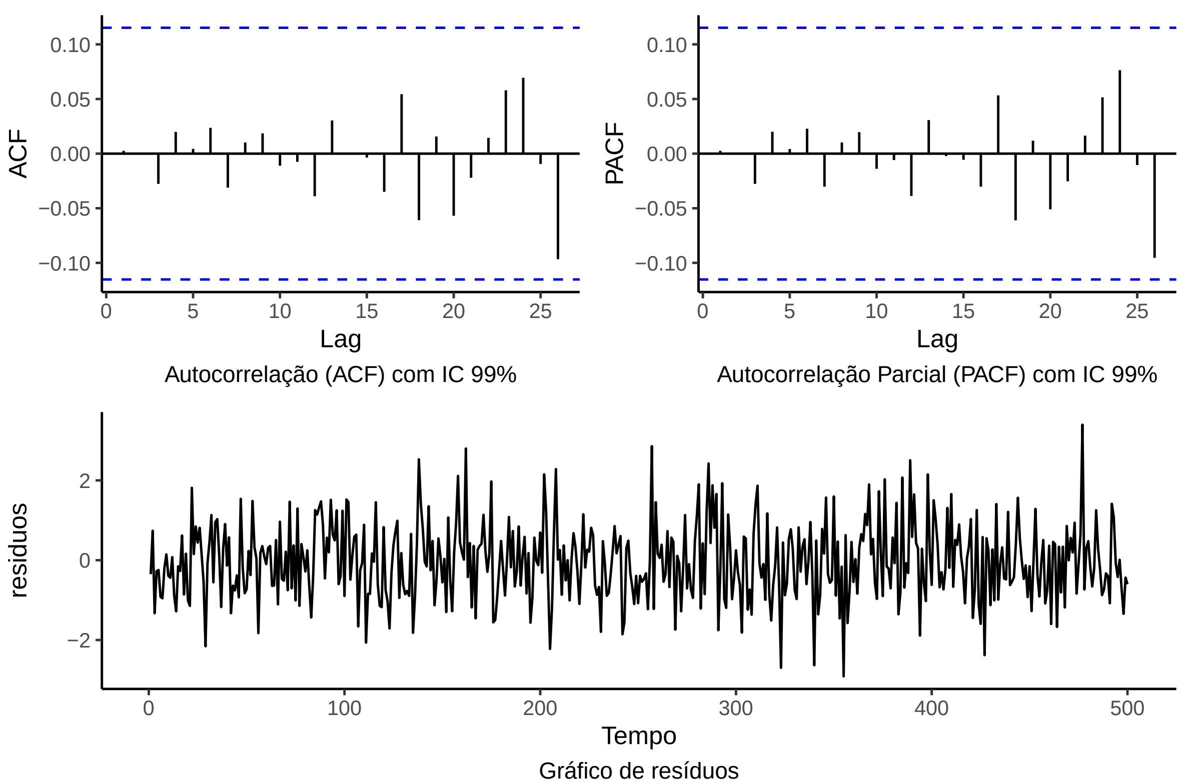
```
Series: y
ARIMA(1,0,0) with zero mean

Coefficients:
         ar1
      0.7168
s.e.  0.0311

sigma^2 = 0.9142:  log likelihood = -686.9
AIC=1377.79   AICc=1377.81   BIC=1386.22

Training set error measures:
```

```
                   ME      RMSE       MAE       MPE     MAPE      MASE
Training set -0.03477895 0.9551671 0.7614712 -1420.406 2157.076 0.9196344
                    ACF1
Training set 0.002605597


z test of coefficients:

    Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ar1 0.716813   0.031123  23.032 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

1.2.1 Resíduos:

De acordo com a FIGURA 2 abaixo, é possível identificar que os resíduos não apresentaram autocorrelação a um nível de confiança de 99%.

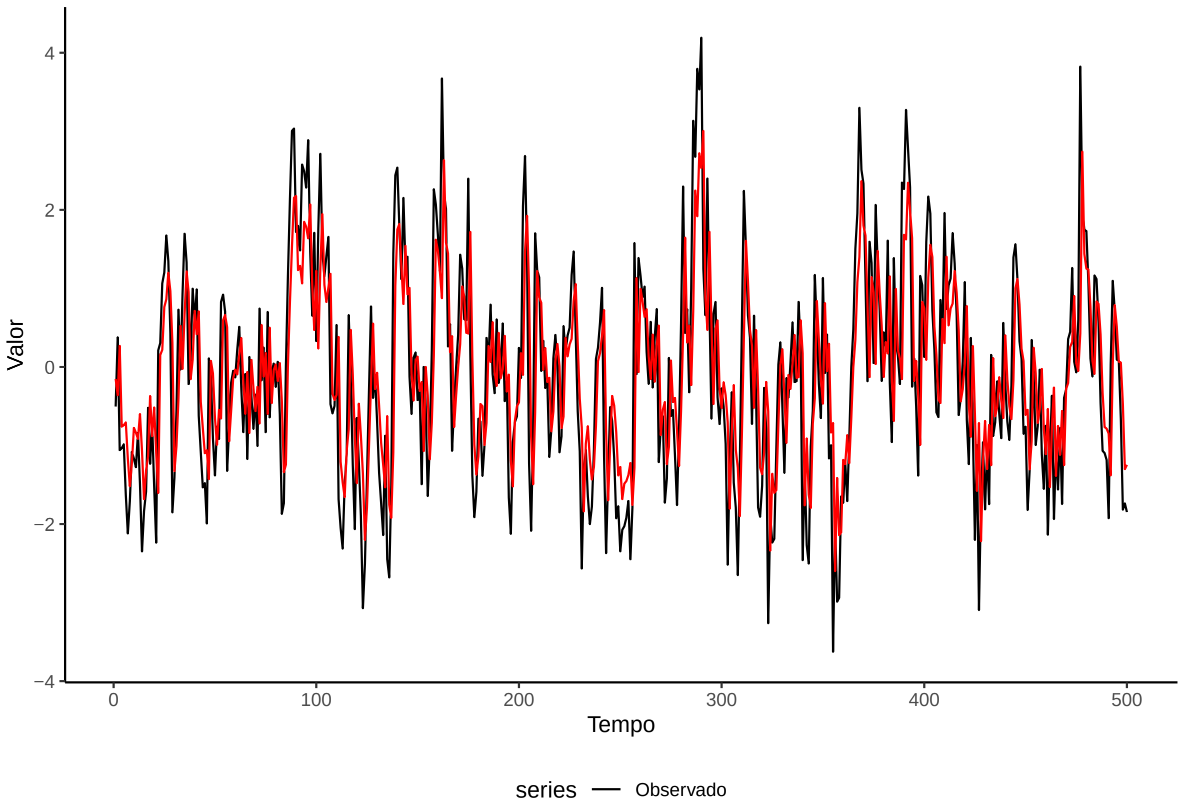
Figura 2 − Correlogramas e gráfico dos resíduos



Fonte: Elaboração própria.

A adequação do modelo com a série pode ser vista na FIGURA 3 abaixo:

Figura 3: Série vs. Modelo



Fonte: Elaboração própria

1.2.1.1 Normalidade:

Abaixo, a FIGURA 4 mostra a análise de normalidade dos resíduos, por meio do histograma e q-qplot.

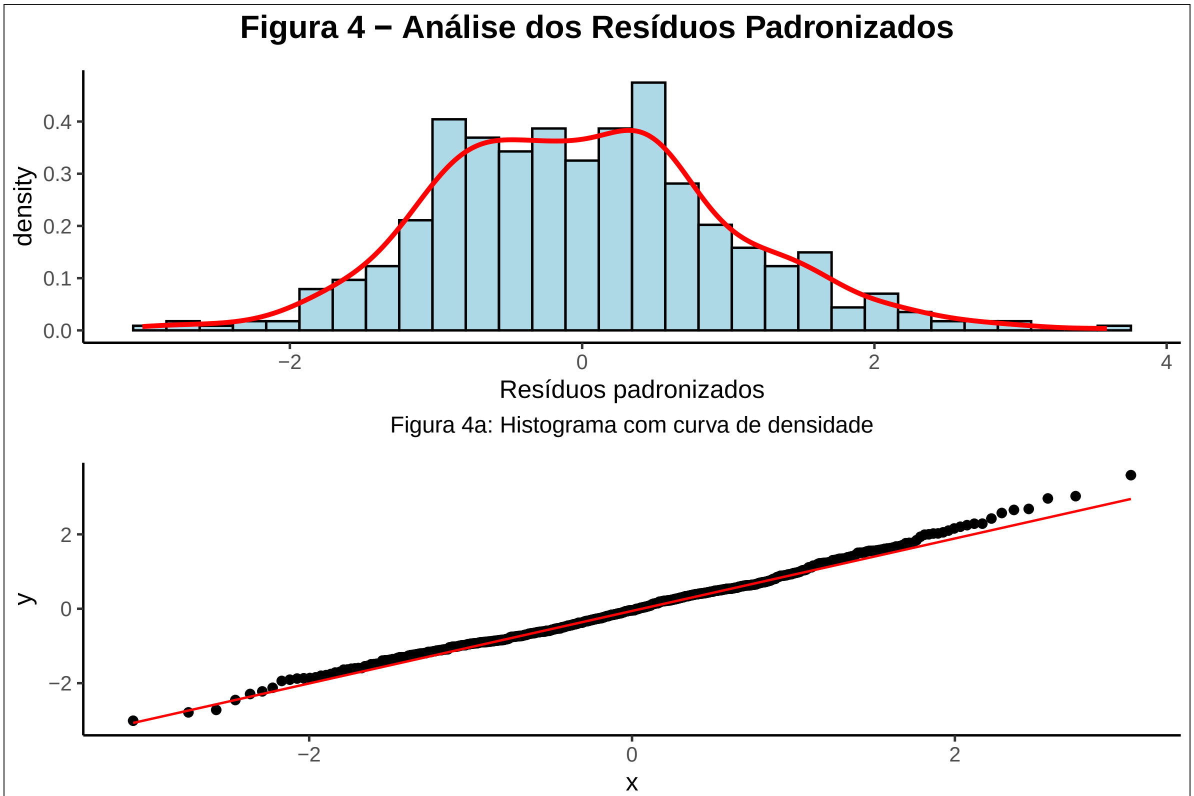


Figura 4a: Histograma com curva de densidade

Figura 4b: QQ−plot dos resíduos padronizados

Fonte: Elaboração própria.

Graficamente os resíduos apresentam normalidade, mas para conferir maior robustez, foi realizado o teste de hipóteses de Shapiro-Wilk e o ad.test, sob as hipóteses:

$$H0 : \text{Os resíduos são normais} H1 : \text{Os resíduos não apresentam normalidade.}$$

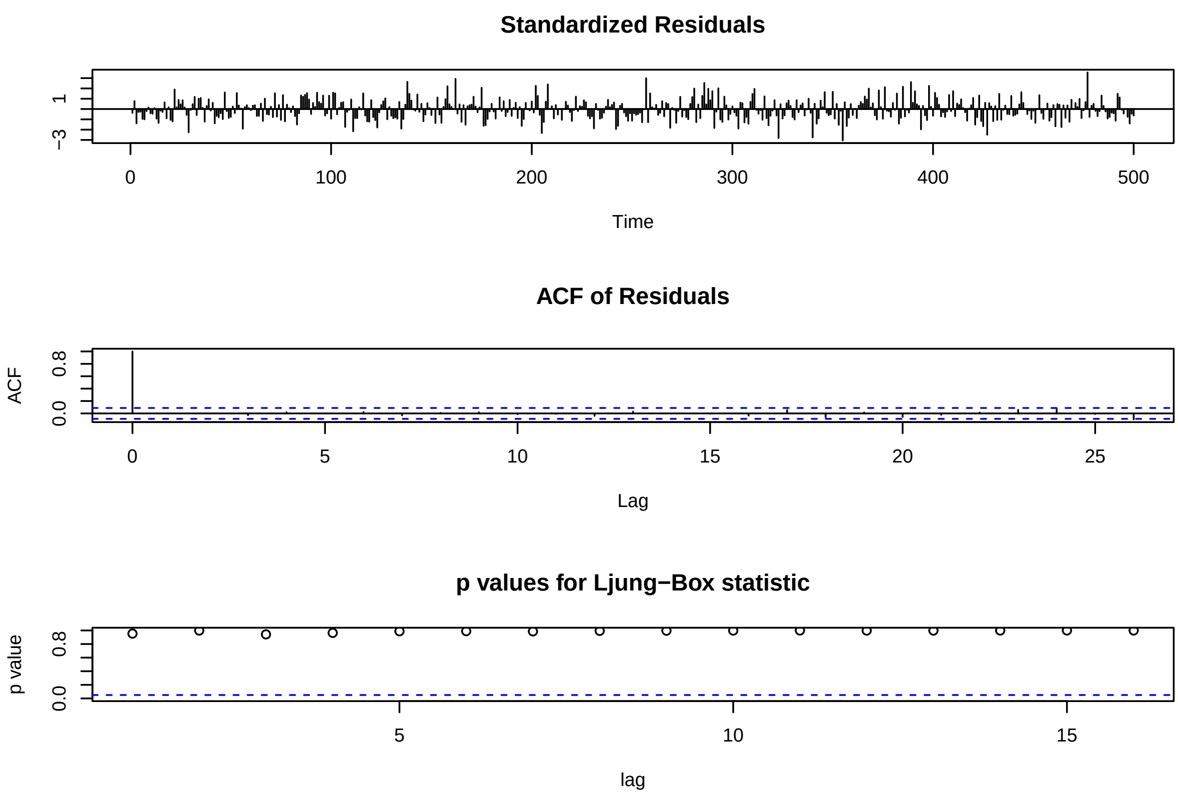
```
	Shapiro-Wilk normality test

data:  sresiduos
W = 0.99416, p-value = 0.05225


	Anderson-Darling normality test

data:  sresiduos
A = 0.83312, p-value = 0.03153
```

Com 99% de confiança, não há evidências para rejeição da hipótese nula, portanto, pode-se considerar que os resíduos seguem distribuição normal.

1.2.1.2 Autocorrelação:

A FIGURA 5 abaixo mostra o teste de Ljung-Box e o gráfico ACF para presença de autocorrelação nos resíduos:

Figura 5 – Diagnóstico do Modelo



Fonte: Elaboração própria.

O gráfico ACF e o de Ljung-Box não indicaram presença de autocorrelação nos resíduos. O teste de Ljung-Box sob as hipóteses:

$$H0 : \text{Não há autocorrelação dos resíduos} H1 : \text{Os resíduos estão correlacionados.}$$

```
Box-Ljung test
```

```
data:  residuos
X-squared = 0.60028, df = 5, p-value = 0.988
```

Com *p-value* = 0,988 não há evidências para rejeição da hipótese nula. Portanto é um resíduo branco gaussiano, uma vez que apresenta distribuição normal e independência.

2 Estudo de Caso: Consumo de Energia Elétrica (1963 a 2018).

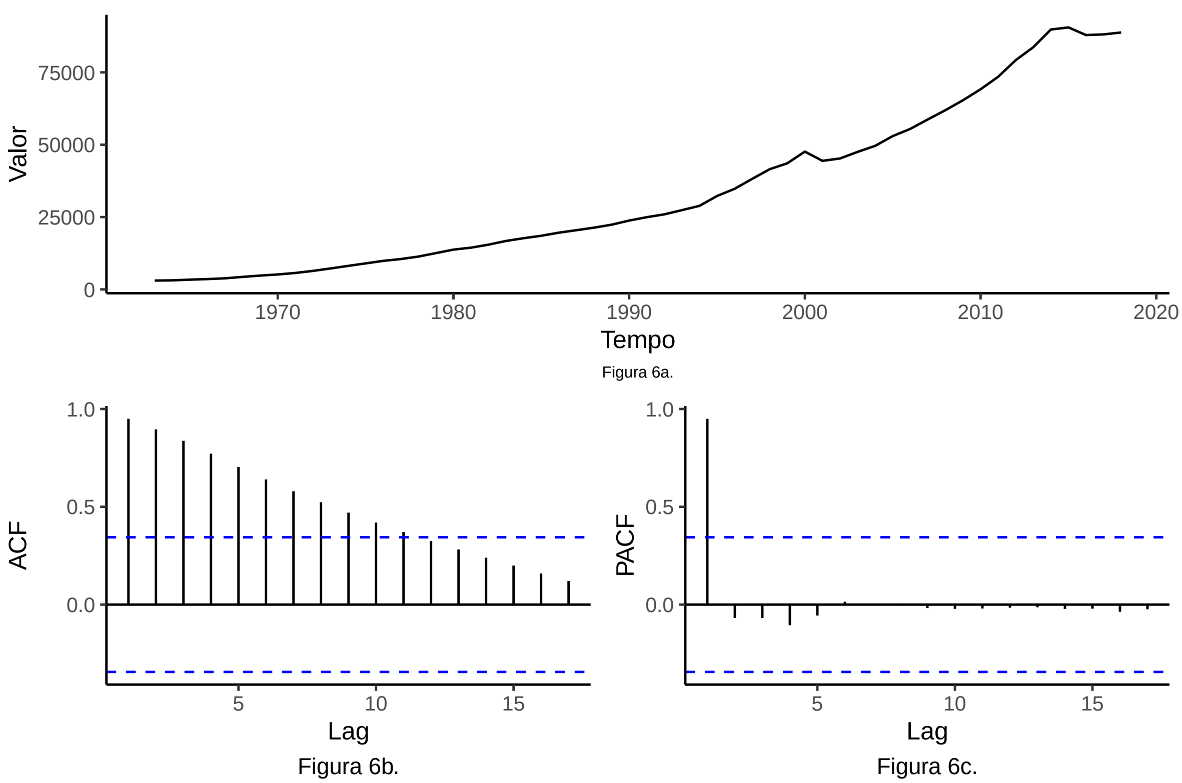
2.1 Introdução

Para este trabalho, foi utilizado o banco de dados do Consumo de Energia Elétrica no Brasil durante os anos de 1963 a 2018. Os dados tem frequência de uma observação por ano associadas ao consumo total daquele ano.

2.2 METODOLOGIA E RESULTADOS

Após transformar os dados em um arquivo do tipo ts, foi feito o gráfico de linhas, o gráfico ACF e o PACF, como pode ser visto na FIGURA 6 abaixo, em que é possível notar um aparente crescimento ao longo dos anos, autocorrelação até o lag 12 com decaimento exponencial e ausência de autocorrelação parcial, com primeiro lag significativo.

Figura 6 − Análise Exploratória da Série Temporal

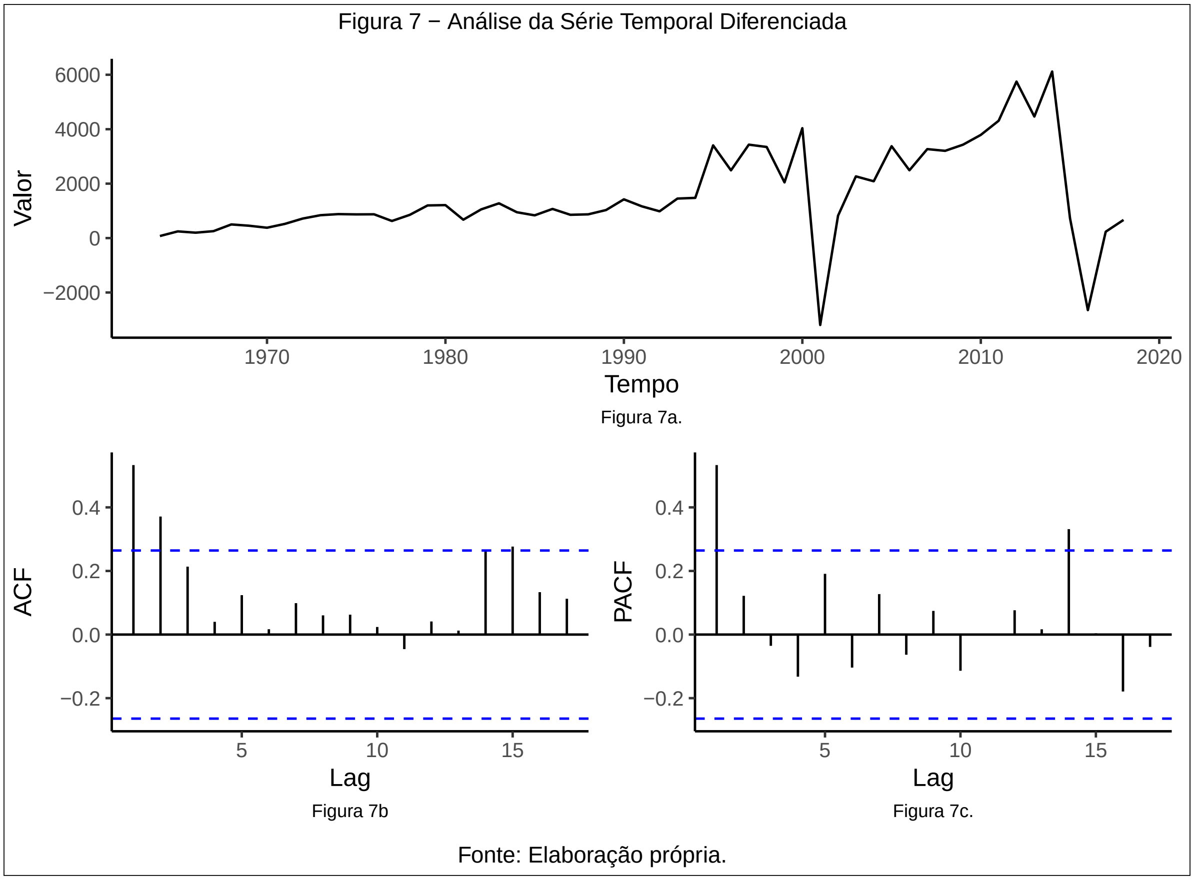


Fonte: Elaboração própria.

A primeira diferenciação para tornar a série estacionária, aqui os parâmetros são estabelecidos com lag = número de posições que os elementos são subtraídos, dif = quantidade de vezes que a série será diferenciada

```
dif_y=diff(y,lag=1,dif=1)
```

A FIGURA 7 abaixo mostra a nova série após a diferenciação. O gráfico de linha que antes aparentava um crescimento quase que exponencial, agora indica crescimento mas também ciclos (FIGURA7a). É possível idenificar autocorrelação só até o lag 2 (FIGURA7b) e autocorrelação a partir do lag 13 com decaimento alternado (FIGURA7c).



2.2.1 Modelo:

A partir da série diferenciada, surge o primeiro modelo, que teve como base:

- Sem constante autoregressora AR,
- 1 diferenciação (vista por dif_y) e
- 1 componente MA.

Abaixo, o ajuste do modelo Arima (0,1,1), que resultou na componente MA(1) significativa.

```
modelo <- Arima(y,order=c(0,1,1),include.constant=F)

coeftest(modelo)
```

```
z test of coefficients:
```

```
    Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ma1  0.61261    0.10842  5.6501 1.603e-08 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

2.2.1.1 Resíduos:

Abaixo, a FIGURA 8 contendo o gráfico ACF e PACF dos resíduos. Visualmente, o gráfico ACFP não indica correlação entre os resíduos, enquanto o gráfico ACF indica no lag 2.

Figura 8 − Correlogramas dos Resíduos do Modelo

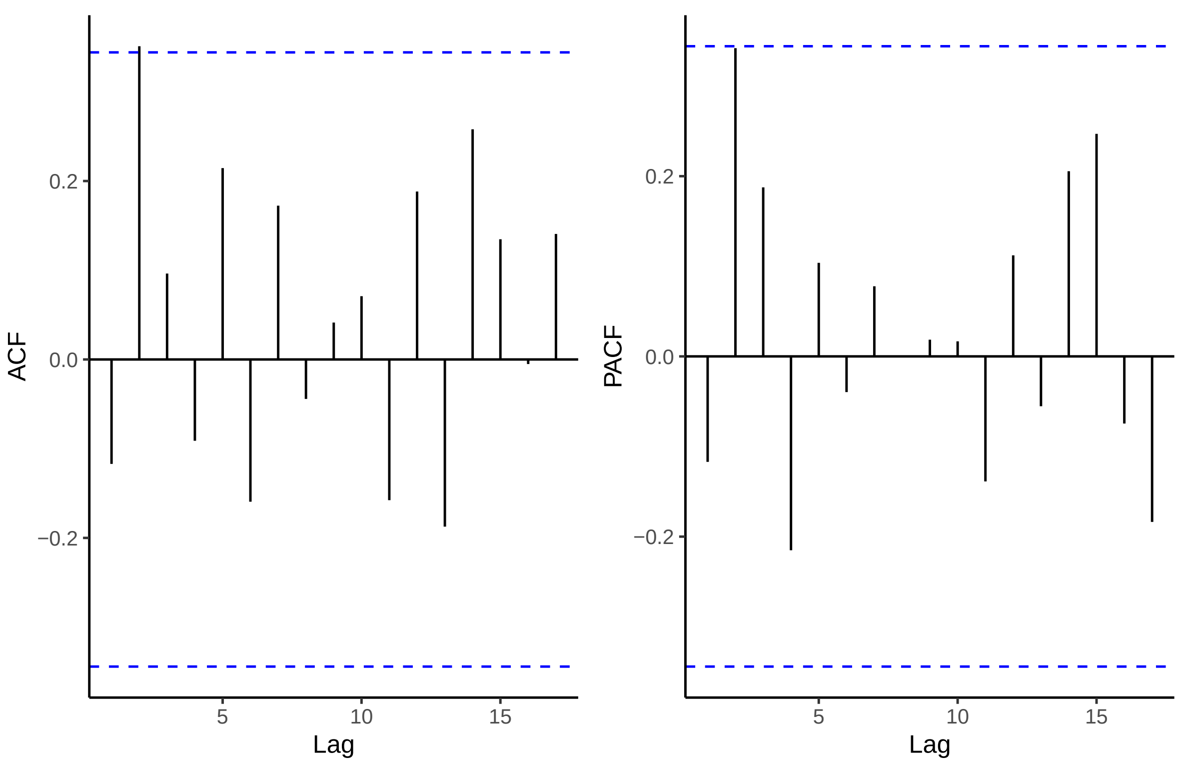


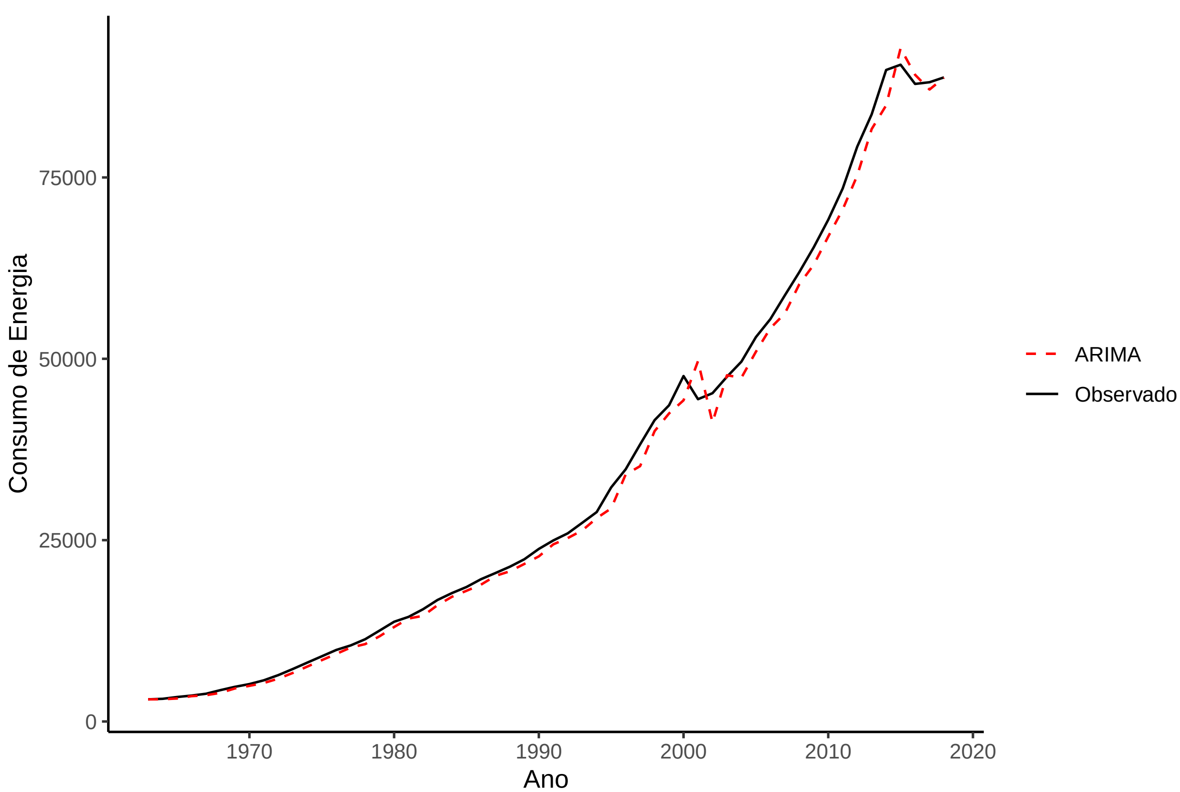
Figura 8a.

Figura 8b).

Fonte: Elaboração própria.

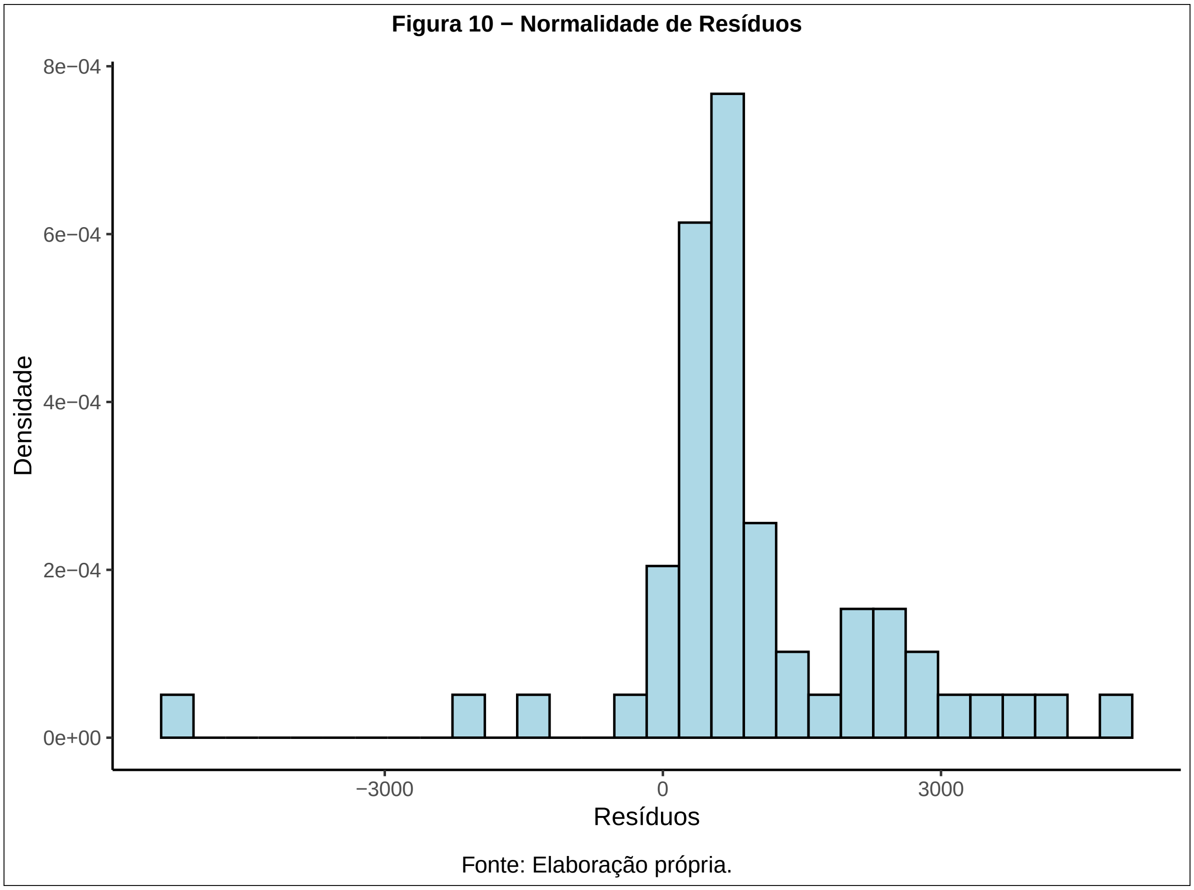
A FIGURA 8 mostra a adequação do modelo a série. O gráfico indica que o modelo ARIMA(0,1,1) conseguiu se adequar a série proposta.

Figura 9 − Série Observada vs. ARIMA (0,1,1)



Fonte: Elaboração própria.

A condição de normalidade dos resíduos foi verificada por meio do histograma (FIGURA 10), do teste de *Shapiro-Wilk* e do teste *Anderson-Darling*.



Sob as hipóteses:

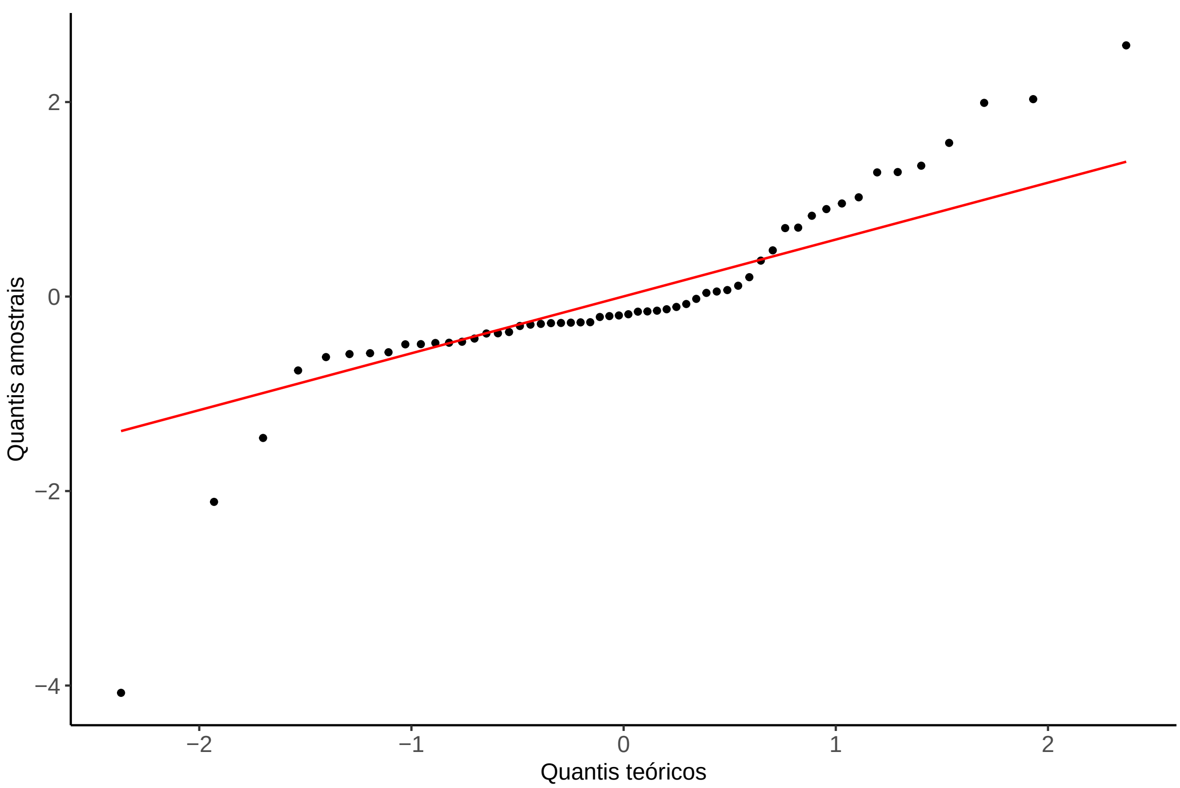
$$H0: \text{Os resíduos são normais} H1: \text{Os resíduos não apresentam normalidade.}$$

```
    Shapiro-Wilk normality test

data:  residuos
W = 0.8627, p-value = 1.353e-05


    Anderson-Darling normality test

data:  residuos
A = 2.7407, p-value = 5.409e-07
```

A hipótese nula foi rejeitada em ambos os testes, sendo possível inferir que os resíduos não apresentam normalidade.

Por meio do gráfico Q-QPlot (FIGURA 10) a seguir, confirmou-se a ausência de normalidade:

Figura 11 − Verificação da Normalidade dos Resíduos



Fonte: Elaboração própria.

Abaixo na TABELA 1, as estatísticas do modelo e dos resíduos:

2.2.2 Modelo 2:

Proposta de novo modelo e utilizando a função auto.arima:

```
Series: y
ARIMA(1,2,1)

Coefficients:
         ar1      ma1
      0.4559  -0.9166
s.e.  0.1489   0.0697
```

Table 1: Tabela 1 - Métricas do modelo 1.

Estatística	**Valor**
MSE	1781.519
AIC	984.919
BIC	985.15
Média	949.778
Sd	1520.866
Skewness	-0.629
Kurtosis	7.35
p_valor_Shap	1.353e-05

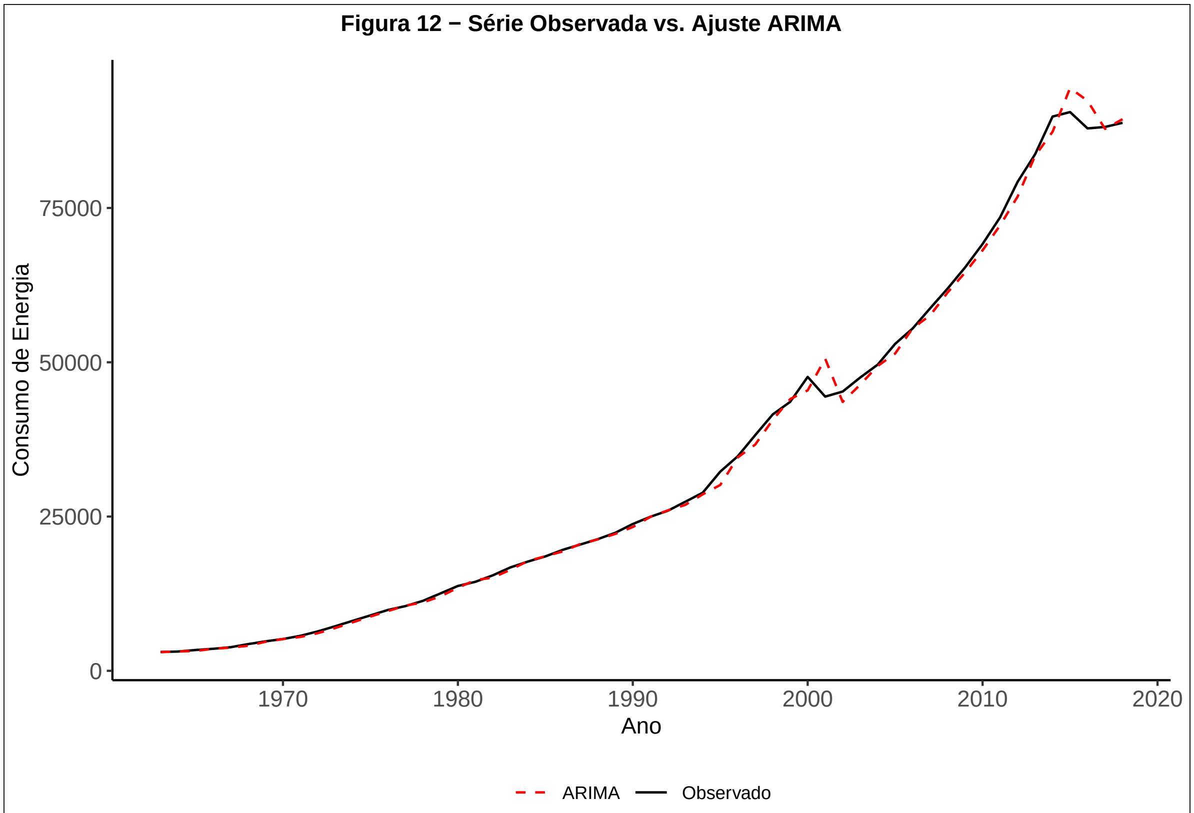
Fonte: Elaboração própria.

```
sigma^2 = 2148302:  log likelihood = -469.76
AIC=945.52   AICc=946   BIC=951.49

Training set error measures:
                   ME     RMSE     MAE      MPE     MAPE      MASE        ACF1
Training set 200.7039 1412.392 779.164 1.171654 2.211825 0.4398532 -0.07117517
```

```
z test of coefficients:

     Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ar1  0.455878   0.148930   3.061  0.002206 **
ma1 -0.916634   0.069686 -13.154 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

A função auto.arima retornou um modelo ARIMA(1,2,1) com componente MA e AR significativos.

Abaixo, na FIGURA 12, o gráfico da série analisada e o modelo ajustado:



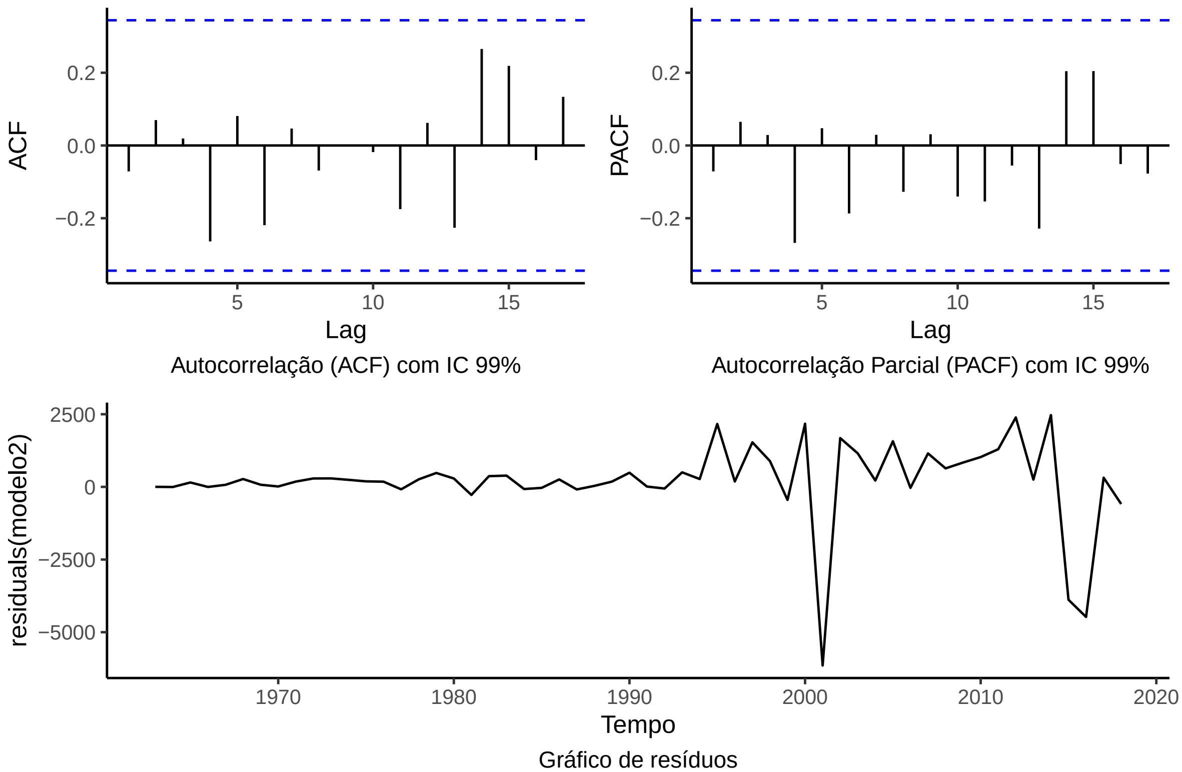
Fonte: Elaboração própria.

2.2.2.1 Resíduos Modelo 2:

2.2.2.1.1 Autocorrelação:

A FIGURA 12 abaixo mostra o gráfico de linha dos resíduos bem como os correlogramas.

Figura 12 − Correlogramas e gráfico dos resíduos



Fonte: Elaboração própria.

A seguir, foi realizada a análise de independência de resíduos (*Box.test*), sob as hipóteses:

$$H0 : \text{Não há autocorrelação dos resíduos} H1 : \text{Os resíduos estão correlacionados.}$$

```
	Box-Ljung test

data:  residuals(modelo2)
X-squared = 27.489, df = 20, p-value = 0.1221
```

Os resíduos não estão autocorrelacionados, pois não existem evidências para rejeição da hipótese nula (*p-value* = 0,12) e graficamente também não apresentou nenhum indicativo de correlação.

2.2.2.1.2 Normalidade

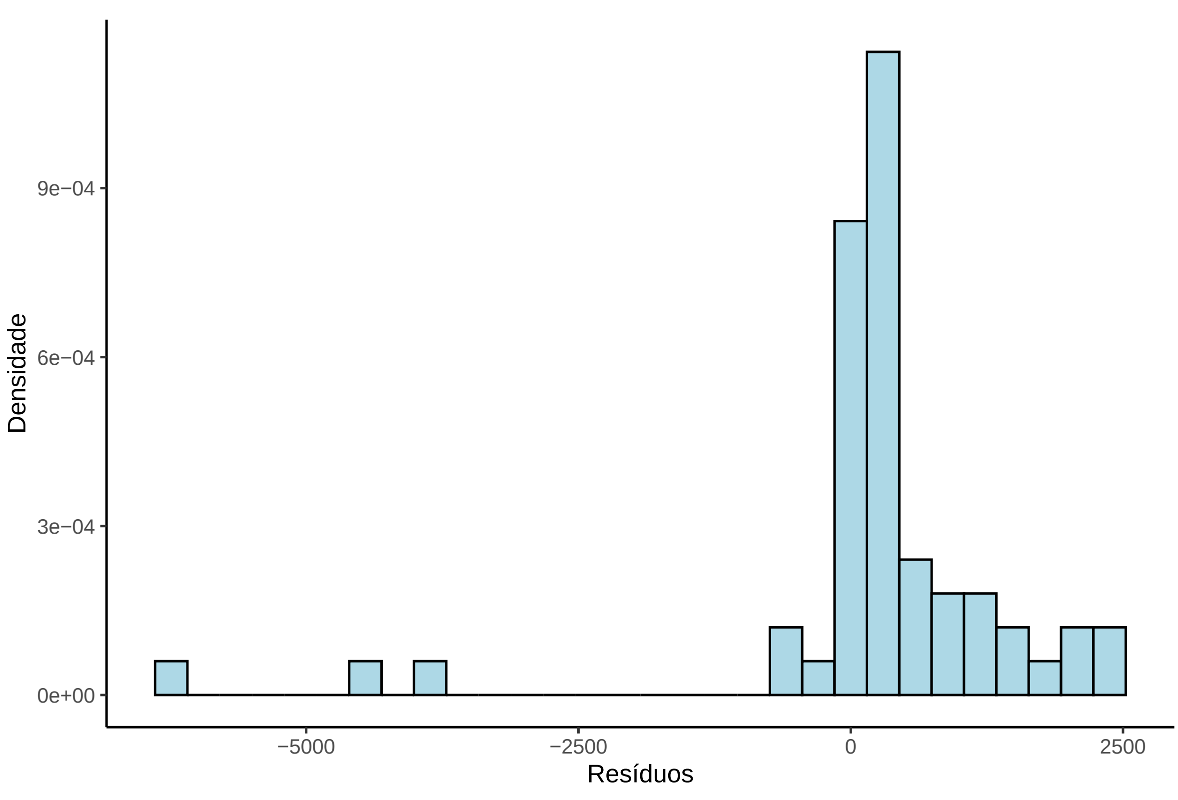
Para avaliar a normalidade dos resíduos e conferir se eles se configuram como ruídos brancos gaussianos, foi realizado o teste de *Shapiro.Wilk*, sob as hipóteses:

$$H0 : \text{Os resíduos são normais} H1 : \text{Os resíduos não apresentam normalidade.}$$

```
    Shapiro-Wilk normality test

data:  residuals(modelo2)
W = 0.68544, p-value = 1.139e-09
```

Com *p-value* 1,13 x 10^{-9}, a hipótese nula é rejeitada, concluindo que os resíduos não são normais, porém como não possuem autocorrelação, podem ser considerados ruídos brancos não-gaussianos. A FIGURA 13 abaixo mostra o histograma dos resíduos, em que é possível conferir a ausência de normalidade graficamente.

Figura 13 − Normalidade de Resíduos



Fonte: Elaboração própria.

A função *auto.arima* indicou um modelo com 1 componente regressora, 2 diferenciações e 1 componentede média móvel ARIMA(1,2,1)

2.2.3 Comparação entre os modelos criados pela função arima e autoarima.

Pelo critério AIC, o modelo 1 = 984,919, enquanto o modelo2 = 945,52. Logo, o modelo 2 explica melhor o fenômeno.

2.2.3.1 Visualização do modelo 2:

Na FIGURA 14 abaixo, estão os gráficos do modelo 2, sendo a FIGURA 14a o gráfico de linhas do modelo, enquanto as FIGURAS 14b e 14c representam os correlogramas. É possível identificar uma série sem "crescimento" e primeiro lag significativo.

Figura 14 − Análise da Série Temporal Diferenciada

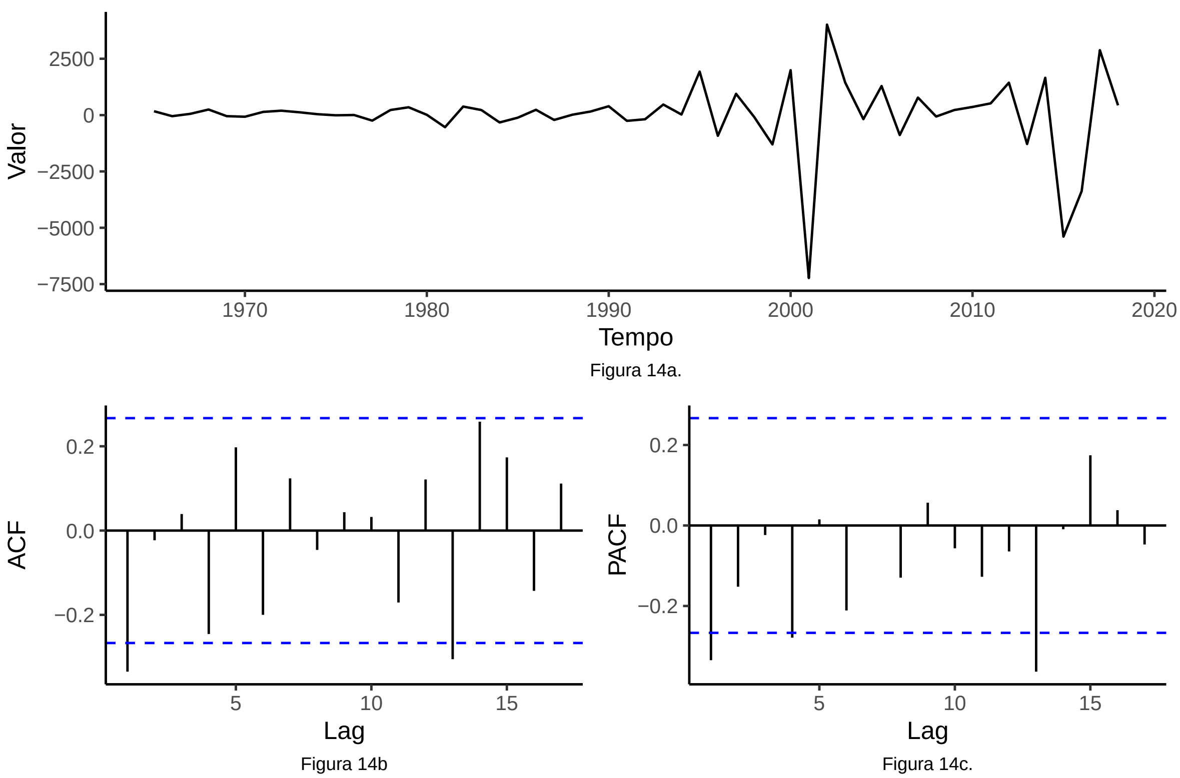


Figura 14a. Figura 14b Figura 14c.

Fonte: Elaboração própria.

Abaixo na TABELA 2 as estatísticas descritivas do modelo 2.

Table 2: Tabela 2 - Métricas do modelo e estatísticas dos resíduos.

Estatística	**Modelo**
MSE	1412.392
AIC	945.522
BIC	951.489
AICc	946.002
Media	200.704
Sd	1410.712
Skewness	-2.464
Kurtose	11.568
p_valor_Shap	1.139e-09

Fonte: Elaboração própria.