

Análise de Séries Temporais
Prof. Álvaro Vilarinho

Matheus Vinicius Felipe Vitor
A55409541

Relatório Final (P3)
**Análise de Consumo de Energia Elétrica no
Brasil**

Sumário

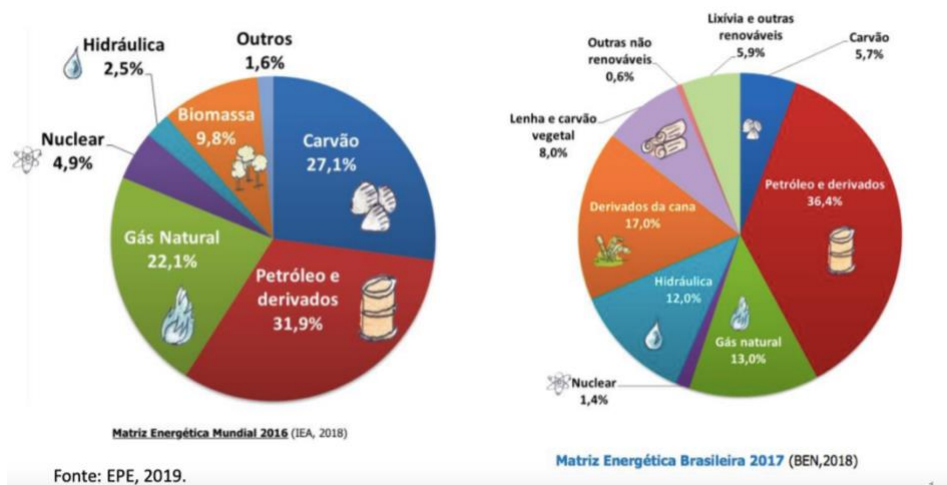
1)	<i>Introdução</i>	3
2)	<i>Objetivos.....</i>	4
3)	<i>Pre-set da base de dados.....</i>	5
4)	<i>Análise Exploratória de Dados.....</i>	6
5)	<i>Análise de Correlogramas (Lagplot)</i>	9
6)	<i>Teste de Raiz Unitária.....</i>	9
7)	<i>Corrigindo a Heterocedasticidade</i>	10
8)	<i>Modelo Auto Arima</i>	13
9)	<i>Testes dos parâmetros Auto Arima.</i>	13
10)	<i>Modelo Auto Sarima</i>	14
11)	<i>Escolha do melhor modelo.....</i>	16
12)	<i>Forecast do Modelo Vencedor.....</i>	16
13)	<i>Conclusão.....</i>	17
14)	<i>Referências Bibliográficas.....</i>	18

1) Introdução

O consumo de energia elétrica é um dos fatores determinantes para se estudar a capacidade de crescimento de uma nação.

O Brasil possui mais de 90% de toda a sua capacidade de produção de energia elétrica através de fontes limpas, sendo a principal delas a energia hidrelétrica. Indo em contramão da maioria dos outros países do mundo.

Abaixo um diagrama completo da matriz energética do Brasil, onde não corresponde somente a energia elétrica.



Entretanto a capacidade de geração de energia elétrica é um problema para o crescimento Industrial do País, uma das ações mais efetivas para a redução do consumo energético é adoção de incentivos à produtos e processos que incentivam a economia de energia elétrica de uma maneira geral.

Em 1993, em colaboração com o Programa Brasileiro de Etiquetagem (PBE), coordenado pelo Instituto Nacional de Metrologia, Normalização e Qualidade Industrial (Inmetro), foi lançado o selo Procel, concedido anualmente para reconhecer a excelência energética do equipamento em relação aos demais disponíveis. O selo Procel ganhou expressividade a partir do racionamento de 2001, quando os consumidores foram obrigados a se adequar a quotas de consumo mensal. A eficiência energética transformou-se, então, em elemento de marketing da indústria de eletrodomésticos e eletroeletrônicos.

2) Objetivos

O Objetivo desse relatório é avaliar o consumo de energia elétrica no Brasil desde 1979, verificando aspectos de sazonalidade, estacionariedade e projeção do consumo de energia elétrica.

3) Pre-set da base de dados

Para realização desse estudo foi – se utilizado o R.studio cloud e a base input de dados foi o arquivo “consumo.xls”. Dessa maneira foram realizados os seguintes passos:

Verificamos a classe da base de dados para nos asseguramos que os atributos possuem valores numéricos.

```
> View(consumo)
> df = consumo
> class(df$Consumo)
[1] "numeric"
```

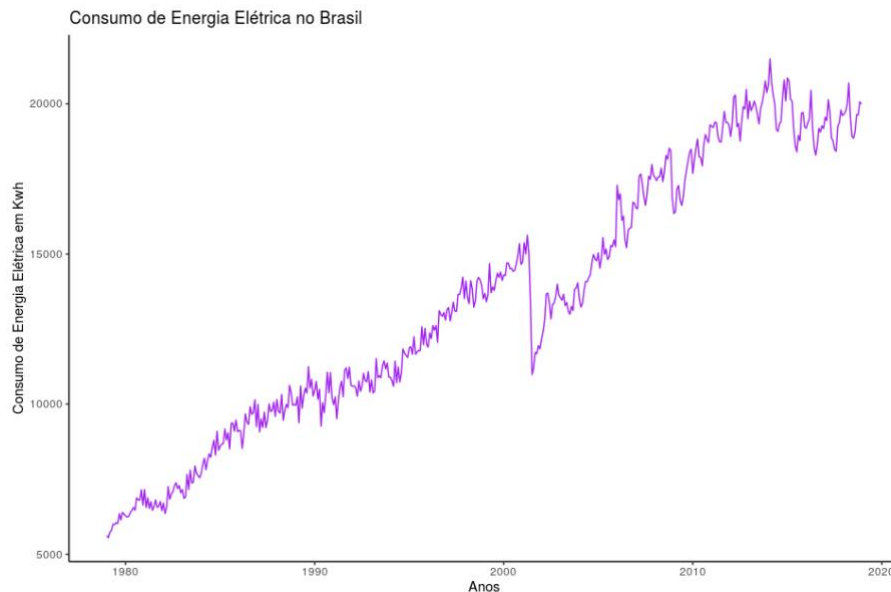
Após isso transformamos os dados brutos da planilha Excel(.xlsx) em uma série temporal utilizando o comando “ts.” E separamos a base em treino e teste. Os dados de treino foram considerados desde mês 1 (jan) de 1979 até mês 12 (dez) de 2018.

Definimos o seed como (1234), para garantir a repetibilidade do estudo.

```
set.seed(1234)
ts.train <- window(cons, start=c(1979,1), end=c(2018,12))
ts.test <- window(cons, start = c(2019, 1), end = c(2020, 4))
cons = ts.train
cons
View(cons)
```

4) Análise Exploratória de Dados

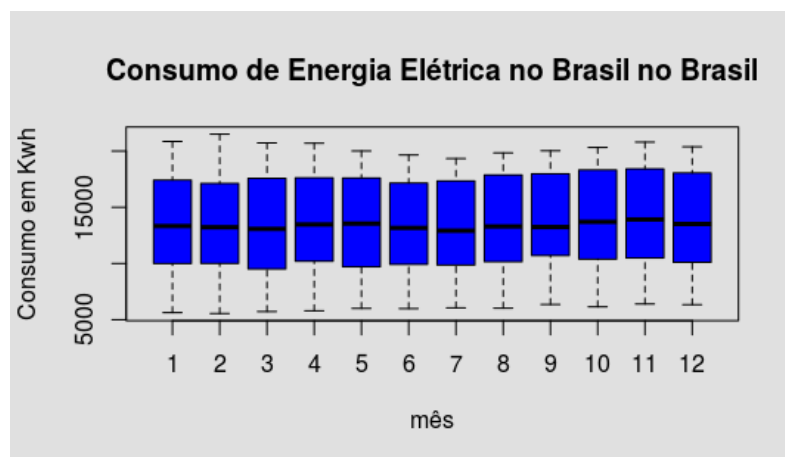
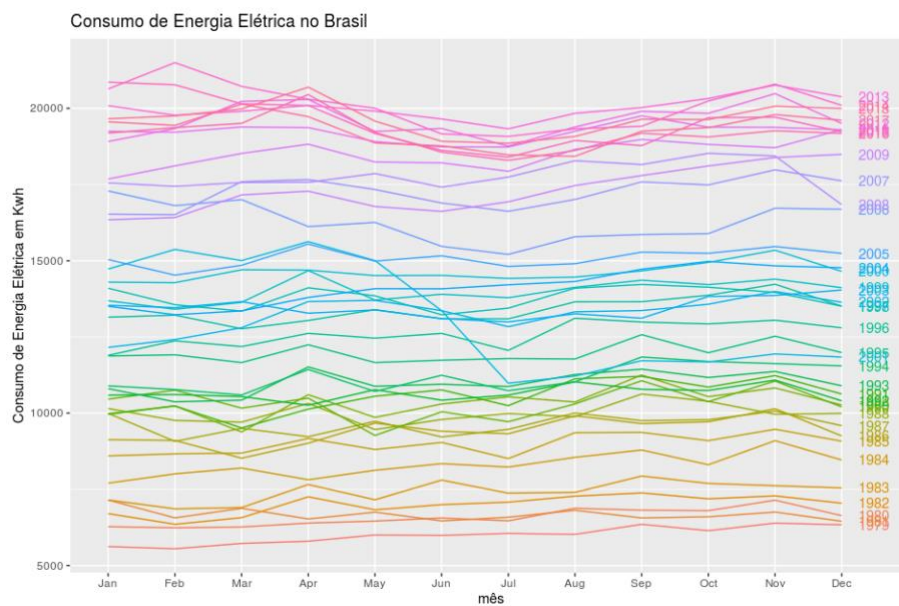
Para iniciarmos a análise exploratória de dos dados vamos imprimir graficamente os dados da série temporal a ser estudada.



Avaliando esse gráfico podemos ver de maneira rápida que temos uma tendência de aumento de consumo de energia elétrica no território nacional, também podemos avaliar uma queda significativa no ano de 2002, devido a chamada “Crise do Apagão”.

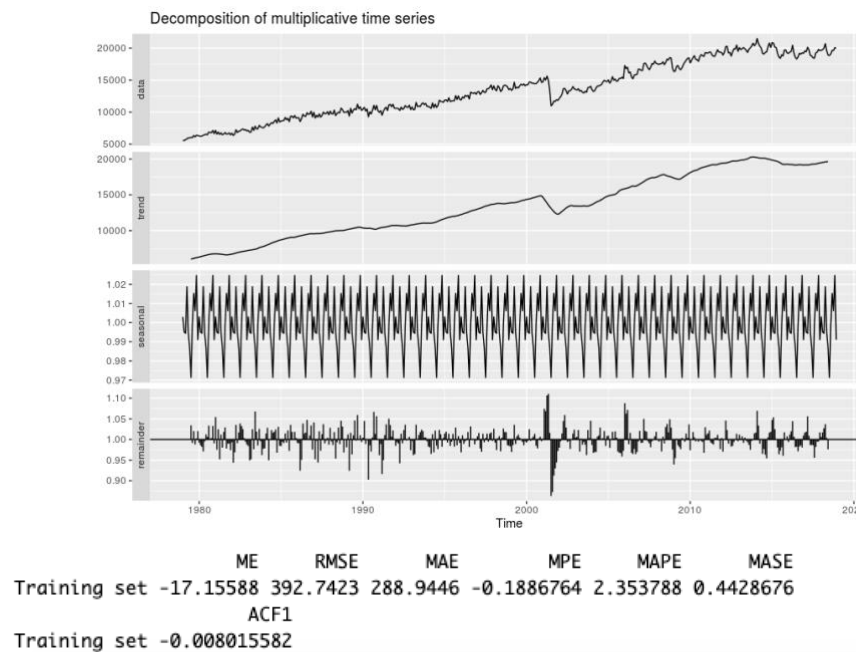
De acordo com matéria do acervo do O Globo, essa crise foi o resultado da combinação da falta de investimentos na geração e na transmissão de energia elétrica com uma estiagem prolongada, que reduziu drasticamente os níveis dos principais reservatórios de água no país, nas regiões Sudeste e Nordeste.

Essa combinação impossibilitou a produção de energia suficiente para atender ao consumo, tanto industrial quanto residencial, levando o governo federal a implantar rigorosa política de racionamento, com a redução obrigatória do uso de energia pelos brasileiros e pelas empresas.

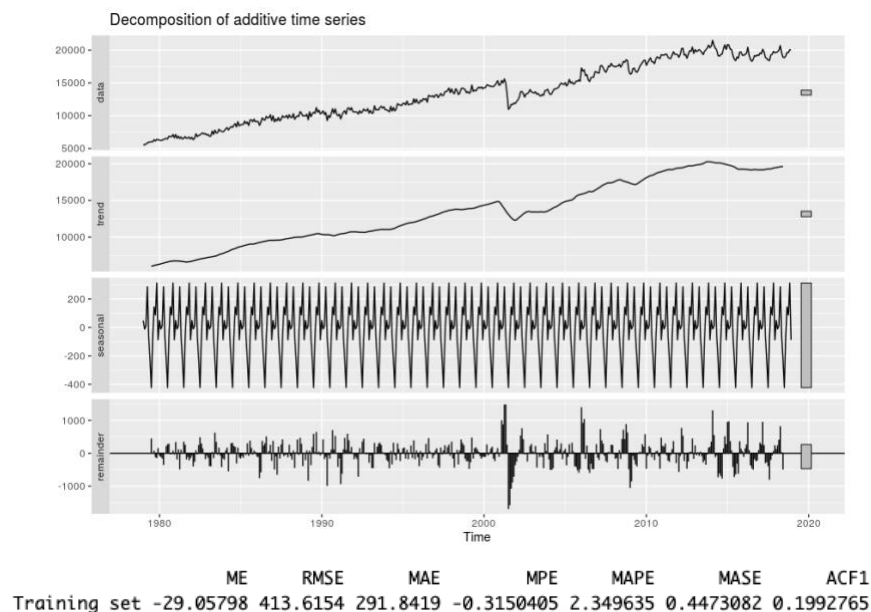


Olhando por uma outra ótica, através dos meses podemos verificar o efeito da sazonalidade de aumento de consumo nos meses de novembro à fevereiro e uma redução nos meses de junho à agosto. Essa sazonalidade é fruto da interferência das estações do ano.

Agora vamos avaliar a série temporal decomposta em séries multiplicativas:



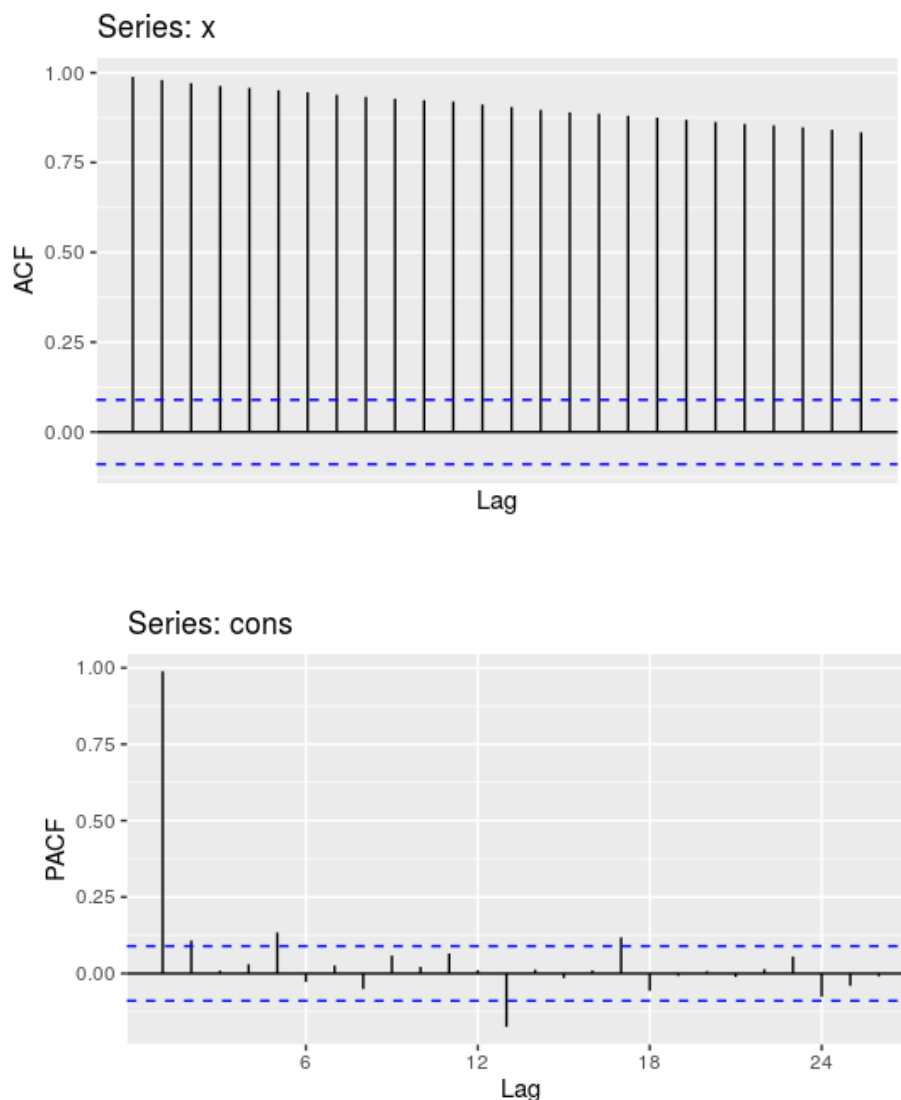
Avaliando a série temporal decomposta em séries aditivas:



- Data: No primeiro gráfico temos a análise do gráfico com os dados brutos, que são os mesmos mostrados nas análises anteriores. Nesse gráfico estão presentes os efeitos de tendência sazonalidade.
- Trend: Nesse gráfico retiramos o efeito da sazonalidade e podemos verificar a tendência de aceleração no consumo de energia elétrica no brasil, também podemos verificar com mais precisão que a queda apresentada na crise de energia elétrica em 2001, não foi um efeito da sazonalidade.
- Sazonal: Podemos verificar apenas o efeito da sazonalidade desprezando as tendências de crescimento, então fica mais claro o efeito das estações do ano em nosso gráfico.
- Reminder: Esse é o resíduo da série temporal responsável pela realização dos ajustes na serie.

5) Análise de Correlogramas (Lagplot)

A análise dos correlogramas ACF (Auto Correlation function) e PACF(Partial Auto Correlation Function) demonstram a ausência de auto-correlação devido à grande maioria dos Spikes (picos) estarem fora do intervalo de confiança determinado pela linha azul do gráfico.



6) Teste de Raiz Unitária

Augmented Dick Fuller Test

H0: A série não é estacionária

H1: A série é estacionária

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: cons
Dickey-Fuller = -3.41, Lag order = 7, p-value = 0.05186
alternative hypothesis: stationary
```

De acordo como o Pvalue é pouco maior que 5% rejeitamos o H0, indicando pelo teste de Dick Fuller é estacionária.

Phillips-Perron Unit

H0: A série é estacionária

H1: A série não é estacionária

Phillips-Perron Unit Root Test

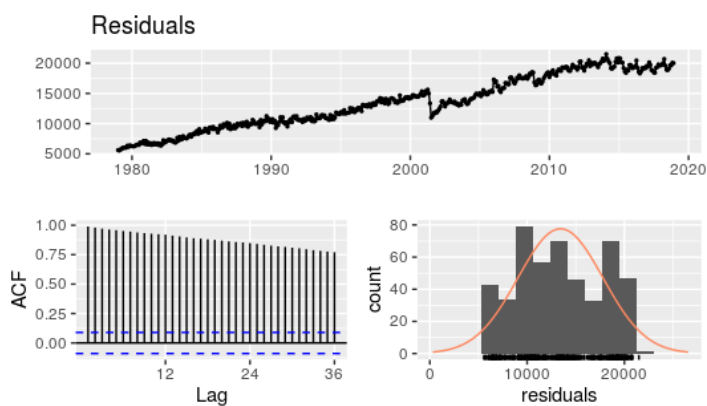
data: cons

Dickey-Fuller Z(alpha) = -54.009, Truncation lag parameter = 5, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

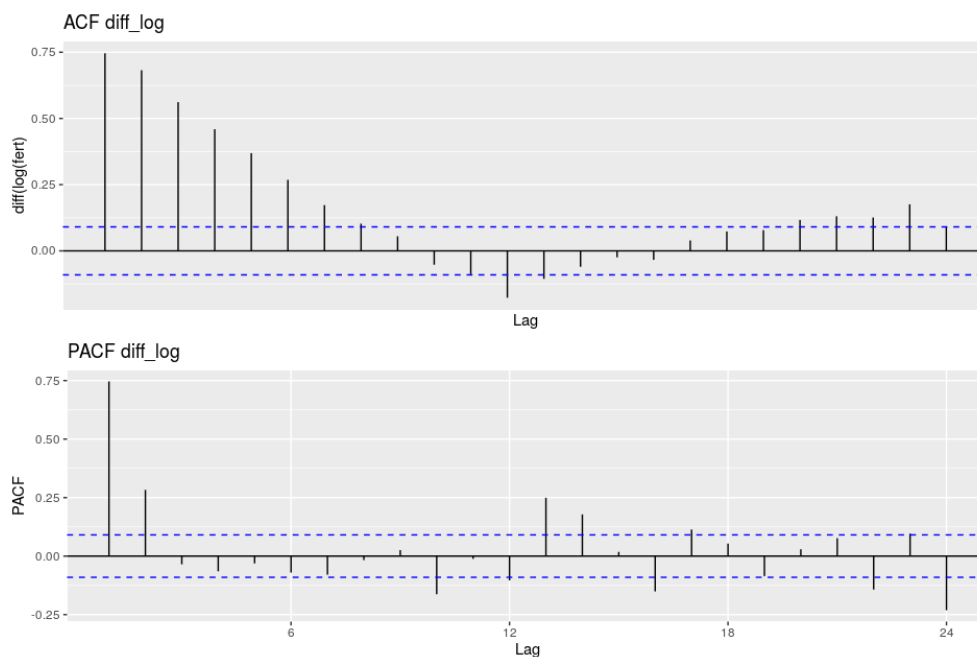
Como o Pvalue é pouco maior que 5% aceitamos o H0, indicando pelo teste de Phillips-Perron é estacionária.

Nota: No teste de Phillips é o único teste que alterna as hipóteses sendo H0, como série estacionária.

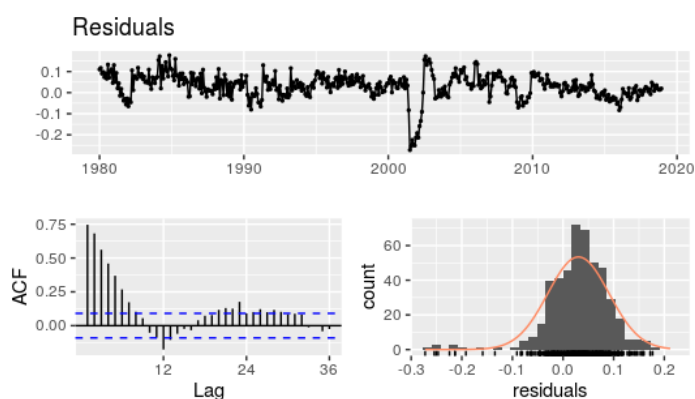


7) Corrigindo a Heterocedasticidade

Heterocedasticidade é o fenômeno estatístico que ocorre quando o modelo de hipótese matemático apresenta variâncias para Y e X(X1, X2, X3,..., Xn) não iguais para todas as observações.



Verificando os resíduos:



Após a correção vamos refazer as análises com os valores corrigidos.

Augmented Dick Fuller Test

H0: A série não é estacionária

H1: A série é estacionária

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: diff_log
Dickey-Fuller = -6.4725, Lag order = 7, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

De acordo como o Pvalue é menor que 5% rejeitamos o H0, indicando pelo teste de Dick Fuller é estacionária.

Phillips-Perron Unit

H0: A série é estacionária

H1: A série não é estacionária

Como o Pvalue é pouco maior que 5% aceitamos o H_0 , indicando pelo teste de Phillips-Perron é estacionária.

Phillips-Perron Unit Root Test

```
data: diff_log
Dickey-Fuller Z(alpha) = -127.88, Truncation lag parameter = 5, p-value
= 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

KPS

H_0 : A série não é estacionária

H_1 : A série é estacionária

KPSS Test for Level Stationarity

```
data: diff_log
KPSS Level = 0.62455, Truncation lag parameter = 5, p-value = 0.0204
```

8) Modelo Auto Arima

A função `auto.arima` retorna o modelo escolhido (conforme os valores de p , d e q), os termos autorregressivos (arX) e de média móvel (maX), de “drift” (termo constante em modelo que tem $d > 0$ devido à sazonalidade), “intercept” (média do termo $(1-L)dX_t$, próximo à média da série histórica) e dos regressores (se for o caso), assim como o erro/desvio padrão (s.e. – “standard error”) de cada valor apresentado.

Como o desvio padrão mostra o quanto de variação ou “dispersão” existe em relação à média (ou valor esperado), se todos os pontos estiverem exatamente sobre a linha de regressão, então regressão explicaria toda a variação, ou seja, s.e. seria igual a zero. A função também imprime os critérios de informação AIC, AICc e BIC, assim como o log do MFV (log likelihood) e a variância (σ^2), que é definida como o quadrado do desvio padrão. Veja um exemplo (diferente dos dados usados nos gráficos):

```
Series: cons
ARIMA(1,1,3)(1,0,0)[12] with drift

Coefficients:
      ar1      ma1      ma2      ma3      sar1      drift
    0.7721  -1.0813  0.2412  -0.1094  0.3933  29.5619
s.e.  0.1051   0.1141  0.0696   0.0614  0.0469   6.8846

sigma^2 estimated as 166765:  log likelihood=-3557.57
AIC=7129.14  AICc=7129.37  BIC=7158.34
```

9) Testes dos parâmetros Auto Arima.

Box-Ljung test

Para testar a ausência de autocorrelação realiza-se a soma dos parâmetros que serão utilizados no box teste, $p+q+P+Q$. A hipótese nula só é rejeitada com a condição de um p-value ser maior que 0,05. Em nosso caso confirma-se a hipótese nula, pois o pvalue é menor do que 5%.

Box-Ljung test

```
data: forecast.model$residuals
X-squared = 30.096, df = 17, p-value = 0.02566
```

Arch test

O Arch test é utilizado para verificar se a série apresenta comportamento de resíduo branco, que representa uma série com variância constante. Como o pvalue é menor do que 5% representa que a série é homocedástica.

ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

```
data: forecast.model$residuals
Chi-squared = 36.645, df = 20, p-value = 0.0129
```

Normality test

$H_0: \sim N(\mu, \sigma^2)$

H_1 : Rejeita H_0

```
> jb.norm.test(forecast.model$residuals, nrepl = 2000)
```

Jarque-Bera test for normality

```
data: forecast.model$residuals
JB = 770.94, p-value < 2.2e-16
```

```
> summary(forecast.model$residuals)
```

	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
	-2834.276	-212.834	-4.348	0.642	237.710	1900.355

Como o P-value é menor que 5% rejeitamos o H_0 ;

10) Modelo Auto Sarima

O modelo sarima é um derivado do modelo arima, que avalia também os efeitos da sazonalidade na série temporal.

```
ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[12]
Box Cox transformation: lambda= 0

Coefficients:
      ar1      sar1      sar2
      0.8919 -0.4091 -0.3035
s.e.  0.0220  0.0455  0.0455

sigma^2 estimated as 0.00139: log likelihood=874.64
AIC=-1741.29 AICc=-1741.2 BIC=-1724.69
```

Realizando os testes do modelo Sarima:

Box-Ljung

Box-Ljung test

```
data: forecast.arima$residuals
X-squared = 224.27, df = 21, p-value < 2.2e-16
```

Arch Test

ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

```
data: forecast.arima$residuals
Chi-squared = 34.674, df = 36, p-value = 0.5316
```

Normality

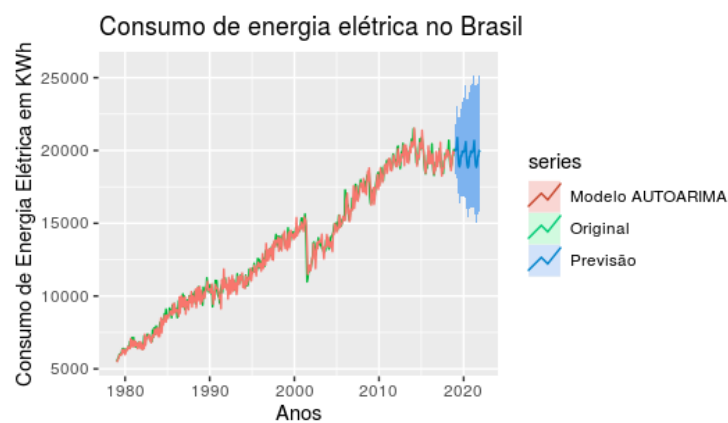
Jarque-Bera test for normality

```
data: forecast.arima$residuals
JB = 168.37, p-value < 2.2e-16
```

Residuals

```
> summary(forecast.arima$residuals)
      Min.      1st Qu.      Median      Mean      3rd Qu.      Max.
-0.201413 -0.014640  0.006014  0.005667  0.025191  0.144850
```

Plot do modelo Sarima.



11) Escolha do melhor modelo

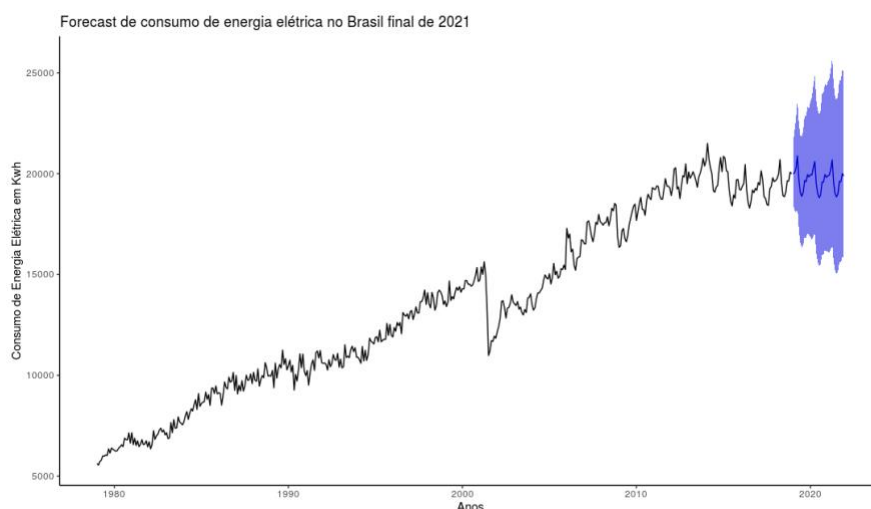
O Akaike Information Criterion (AIC) foi desenvolvido baseado na teoria da informação. A Teoria da informação é um conjunto de técnicas matemáticas relacionadas a quantificação (processo de contar e medir) uma informação. Usando o AIC como tentativa de medir a qualidade de modelos econométricos de um conjunto de dados. AIC promove ao pesquisador como uma estimativa a quantidade de informação que será perdida se um modelo particular for empregado no conjunto de dados avaliado. Como o AIC trabalha com um resumo de “trade-offs” entre a complexidade do modelo dado e os benefícios dele ele descreve “quão bem um modelo se encaixa dentre os dados observados”. ⁽¹⁾ - Por: Myke Boffat , Setembro de 2019

Como exposto no parágrafo acima, o AIC determina a quantidade de informação perdida por determinado modelo, dessa maneira escolheremos o modelo com o menor AIC, sendo ele o modelo SARIMA.

```
> AIC(hw.a$model)
[1] 8731.645
> AIC(hw.m$model)
[1] 8780.524
> AIC(forecast.arima$model)# sarima
[1] -1741.285
> AIC(forecast.model$model) #auto.arima
[1] 7129.136
```

12) Forecast do Modelo Vencedor

Com os resultados acima , podemos gerar o forecast, que é uma previsão sobre o consumo de energia elétrica no Brasil para o próximo ano.



13) Conclusão

É notável a necessidade de energia elétrica para o desenvolvimento econômico e social do país, aumento dos níveis de conforto, melhoria de automação entre outras atividades de importância econômica fundamental, através de modelos de predição foi possível avaliar detalhadamente o cenário e histórico do consumo de energia elétrica e também realizar previsões futuras.

As ferramentas apresentadas nesse relatório são de fundamental importância para análises de séries temporais, de todos os tipos e os modelos de tratamento realizados permitem avaliar profundamente questões socioeconômicas muito importantes para o bom desenvolvimento de uma nação.

14) Referências Bibliográficas

AIC - An Introduction to Akaike's Information Criterion (AIC)

<https://www.thoughtco.com/introduction-to-akaikes-information-criterion-1145956> <Acesso em : 12/10/2020 às 16:40>

Modelos Sarima

<https://rpubs.com/hudsonchavs/sarima> <Acesso em: 12/10/2020 às 15:00>

Bozdongan. H. Model selection and Akaike's Information Criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions. Psychometrika. v.52, n.3, 345-370, Sep. 1987.

Wolfinger, R. D. Covariance estrutura selection in general mixed models. Communications in Statistics. V.22. p1079-1106. 1993.

Littell, R. C.; Milliken, G. A. Stroup, W. W & Wolfinger, R. D. SAS System for Mixed Models. Cary: Statistical Analysis System Institute, 2002. 633p.

Da falta de estrutura fez-se a 'crise do apagão' no Brasil do início do século XXI

<https://acervo.oglobo.globo.com/fatos-historicos/da-falta-de-estrutura-fez-se-crise-do-apagao-no-brasil-do-inicio-do-seculo-xxi> <acesso em 12/10/2020 às 10:00>

Resumo da matriz energética do Brasil

https://www.aneel.gov.br/documents/655804/14752877/Panorama+geral+do+setor+el%C3%A9trico+e+governan%C3%A7a+setorial_Victor.pdf/43046afc-c5ce-8f77-0f68-597e1dcfdfa0 <Acesso em 12/10/2020 às 09:15>