Atividade 1

Rodrigo Vidal Cabral

Escolha da série temporal

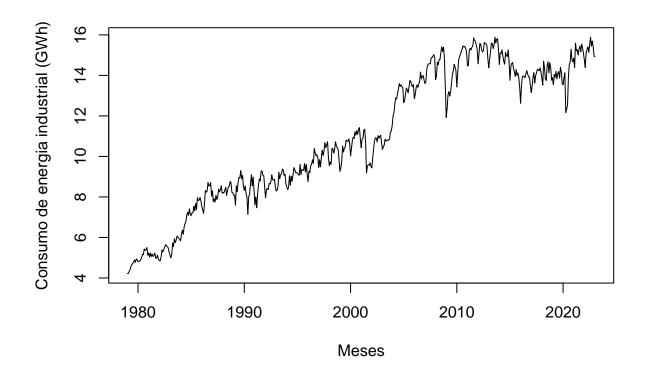
A serie temporal escolhida é uma série de frequência mensal referente ao consumo de energia elétrica (GWh) no setor industrial brasileiro no período de Jan/1979 a Jan/2023. O artigo "A time Series Sustainability Assessment of a Partial Energy Portfolio Transition" https://doi.org/10.3390/en14010141 serviu de inspiração para aplicar as técnicas de séries temporais para explorar o cenário de transição energética industrial brasileiro.

a) Obtenha uma série temporal com periodicidade mensal ou trimestral;

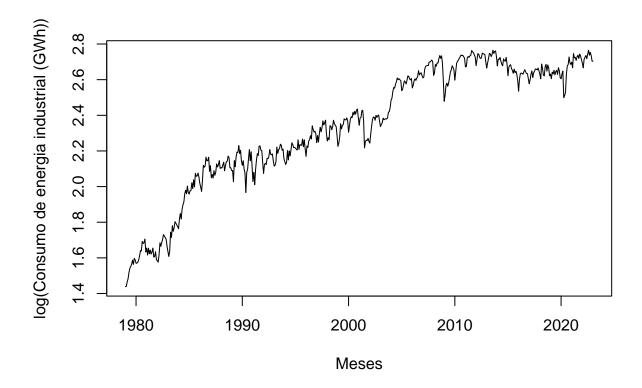
```
library(readx1)

dados= read_excel('energia_industrial.xlsx')
View(dados)

#lendo arquivos e declarando variaveis
ind = ts(dados[,2], start=c(1979,1), freq=12)
plot(ind,ylab='Consumo de energia industrial (GWh)',xlab='Meses')
```



```
lind=ts(log(dados[,2]), start=c(1979,1), freq=12)
plot(lind,ylab='log(Consumo de energia industrial (GWh))',xlab='Meses')
```



Nota-se uma série com tendência e choques influencia a trajetória.

b) Obtenha a série dessazonalizada usando a técnica de variáveis dummies. Faça os gráficos da série original, da série sazonal e da série dessazonalizada.

Decomposição da Série Temporal

```
t=ts(seq(1:length(lind)),start=c(1979,1), freq=12)

#Construir as binárias
#install.packages('gets')
library(gets)

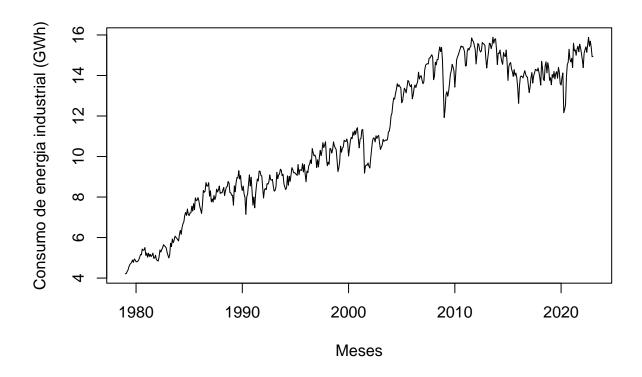
## Carregando pacotes exigidos: zoo

##
## Attaching package: 'zoo'

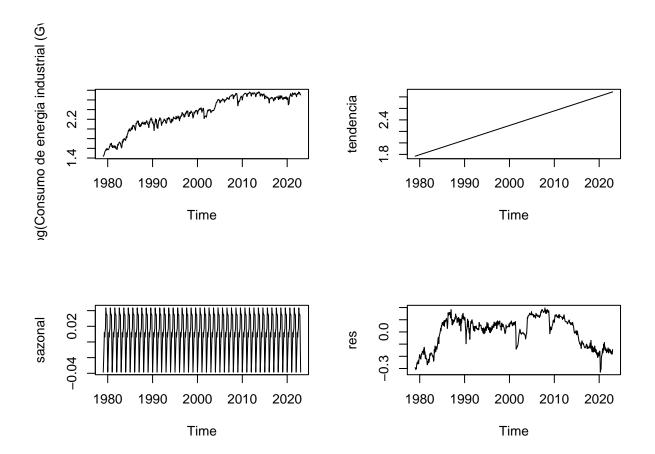
## The following objects are masked from 'package:base':
##
## as.Date, as.Date.numeric

## Carregando pacotes exigidos: parallel
```

```
d=ts(periodicdummies(lind),start=c(1979,1), freq=12)
View(d)
modelo = lm(lind \sim t + d[,1:11])
summary(modelo)
##
## Call:
## lm(formula = lind ~ t + d[, 1:11])
## Residuals:
##
               Min
                                     1Q
                                              Median
                                                                         3Q
                                                                                          Max
## -0.33011 -0.11493 0.03698 0.09273 0.19714
##
## Coefficients:
##
                                        Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                                       1.7672370 0.0209198 84.477
## (Intercept)
                                                                                                      <2e-16 ***
## t
                                      0.0021164 0.0000352 60.121
                                                                                                      <2e-16 ***
## d[, 1:11]dum1 -0.0385431 0.0262090 -1.471
                                                                                                      0.1420
## d[, 1:11]dum2 -0.0240788 0.0263576 -0.914
                                                                                                      0.3614
## d[, 1:11]dum3 -0.0072278 0.0263571 -0.274
                                                                                                      0.7840
## d[, 1:11]dum4
                                     0.0119408 0.0263567
                                                                                     0.453
                                                                                                      0.6507
## d[, 1:11]dum5
                                    0.0061833 0.0263564
                                                                                   0.235
                                                                                                      0.8146
## d[, 1:11]dum6
                                    0.0139319 0.0263561
                                                                                     0.529
                                                                                                      0.5973
## d[, 1:11]dum7
                                      0.0173462 0.0263558
                                                                                     0.658
                                                                                                      0.5107
## d[, 1:11]dum8
                                      0.0434816 0.0263556
                                                                                     1.650
                                                                                                      0.0996 .
## d[, 1:11]dum9
                                      0.0370345 0.0263554
                                                                                   1.405
                                                                                                      0.1606
## d[, 1:11]dum10 0.0346850 0.0263553
                                                                                     1.316
                                                                                                      0.1887
## d[, 1:11]dum11 0.0346852 0.0263553
                                                                                     1.316
                                                                                                      0.1887
## ---
## Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' 1
## Residual standard error: 0.1236 on 516 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.8759, Adjusted R-squared: 0.873
## F-statistic: 303.5 on 12 and 516 DF, p-value: < 2.2e-16
b=modelo$coefficients
##
            (Intercept)
                                                               t d[, 1:11]dum1 d[, 1:11]dum2 d[, 1:11]dum3
            1.767237040
                                                                      -0.038543122
                                                                                                    -0.024078801
                                                                                                                                    -0.007227837
##
                                          0.002116412
## d[, 1:11]dum4 d[, 1:11]dum5 d[, 1:11]dum6 d[, 1:11]dum7 d[, 1:11]dum8
##
            0.011940805
                                          0.006183301
                                                                         0.013931939
                                                                                                       0.017346189
                                                                                                                                      0.043481576
## d[, 1:11]dum9 d[, 1:11]dum10 d[, 1:11]dum11
##
            0.037034524
                                          0.034684983
                                                                         0.034685243
tendencia=ts(b[1] + b[2]*t, start=c(1979,1), freq=12)
View(tendencia)
sazonal = ts(b[3]*d[,1] + b[4]*d[,2] + b[5]*d[,3] + b[6]*d[,4] + b[7]*d[,5] + b[8]*d[,6] + b[9]*d[,7] + b[8]*d[,8] + b[8
View(sazonal)
res=ts(modelo$residuals, start=c(1979,1), freq=12)
View(res)
```



```
par(mfrow=c(2,2))
plot(lind, ylab='log(Consumo de energia industrial (Gwh))')
plot(tendencia)
plot(sazonal)
plot(res)
```

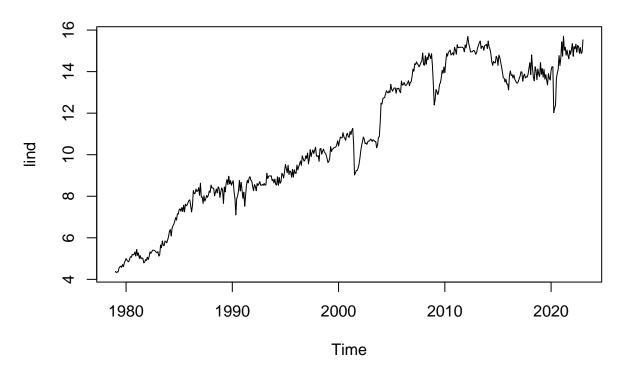


Nota-se que a série possui tendência e sazonalidade determinísticas. No entando, o comportamento do resíduo está altamente relacionada a série original, o que diferencia de um resíduo branco. A obtenção da série dessazonalizada é apresentada abaixo:

#Série Dessazonalizada

```
par(mfrow=c(1,1))
lind.sa=lind - sazonal
plot(exp(lind.sa), main='Consumo de energia industrial - dessazonalizado por variáveis dummies')
```

Consumo de energia industrial - dessazonalizado por variáveis dumn



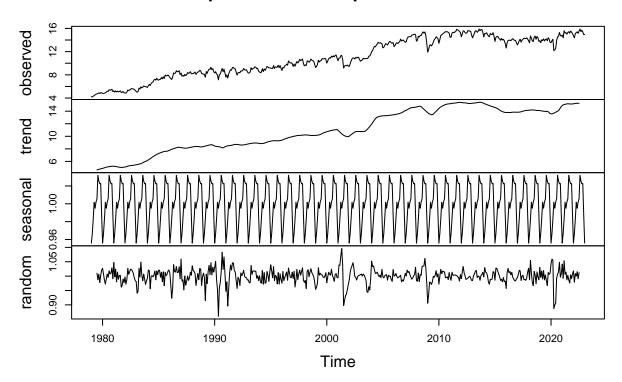
c) Obtenha a série dessazonalizada a partir das médias móveis. Faça os gráficos da série original, da série sazonal e da série dessazonalizada.

Analisando a série original, nota-se uma série temporal heterocedástica. Assim, aplica-se a decomposição de forma multiplicativa.

Decomposição Por Médias Móveis

```
#Modelo Multiplicativo
decomp.mm= decompose(ind, type='multiplicative')
plot(decomp.mm)
```

Decomposition of multiplicative time series



```
sazonal.mm=decomp.mm$seasonal
View(sazonal.mm)

tendencia.mm=decomp.mm$trend
View(tendencia.mm)

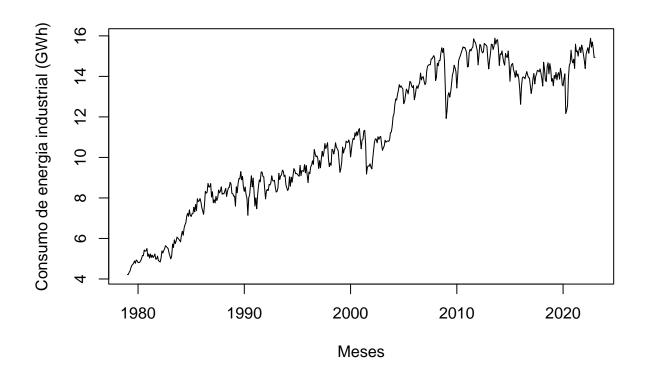
residuos.mm=decomp.mm$random
View(residuos.mm)

indice.saz=decomp.mm$figure
indice.saz
```

```
## [1] 0.9559501 0.9665645 0.9829172 1.0017057 0.9950333 1.0020523 1.0055913
## [8] 1.0318636 1.0256634 1.0224647 1.0227124 0.9874816

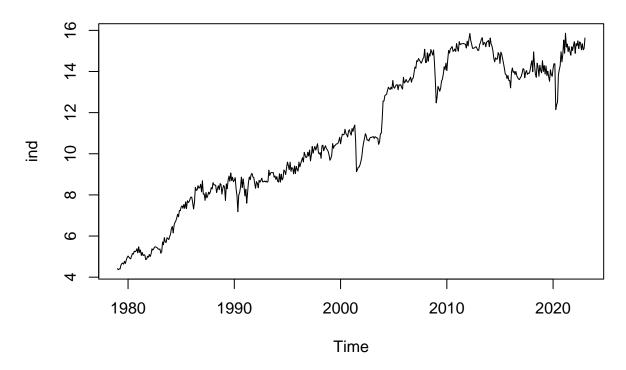
dessaz.ind=ts(ind/sazonal.mm,start=c(1979,1),freq=12)

plot(ind,ylab='Consumo de energia industrial (GWh)',xlab='Meses')
```



plot(dessaz.ind, main='Consumo de energia industrial - dessazonalizado por médias móveis')

Consumo de energia industrial - dessazonalizado por médias móve

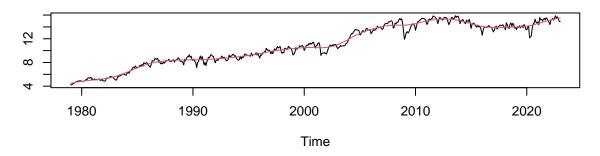


A decomposição multiplicativa demonstra o resíduo aleatório mais representativo ao ruído branco em relação a decomposição por variáveis dummy, embora ainda possua relação com a série temporal, notadamente em picos a vales acentuados.

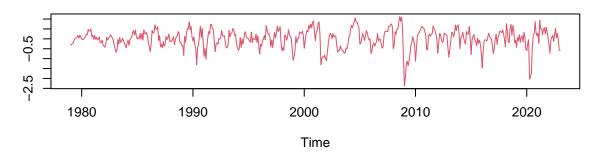
d) aplique o filtro HP para obter a série suavizada. Apresente os gráficos das séries suavizada e de ciclo.

#Aplicação Filtro HP

Hodrick-Prescott filter: Trend



Hodrick-Prescott filter: Cycle



Nota-se no primeiro gráfico a suavização por filtro HP com uma melhor vizualização da tendência de médio e longo prazo. Já no segundo gráfico nota-se os ciclos de curto prazo. Assim, observa-se a compatibilidade com o objetivo da ferramenta utilizada para retirar tendências de longo prazo.