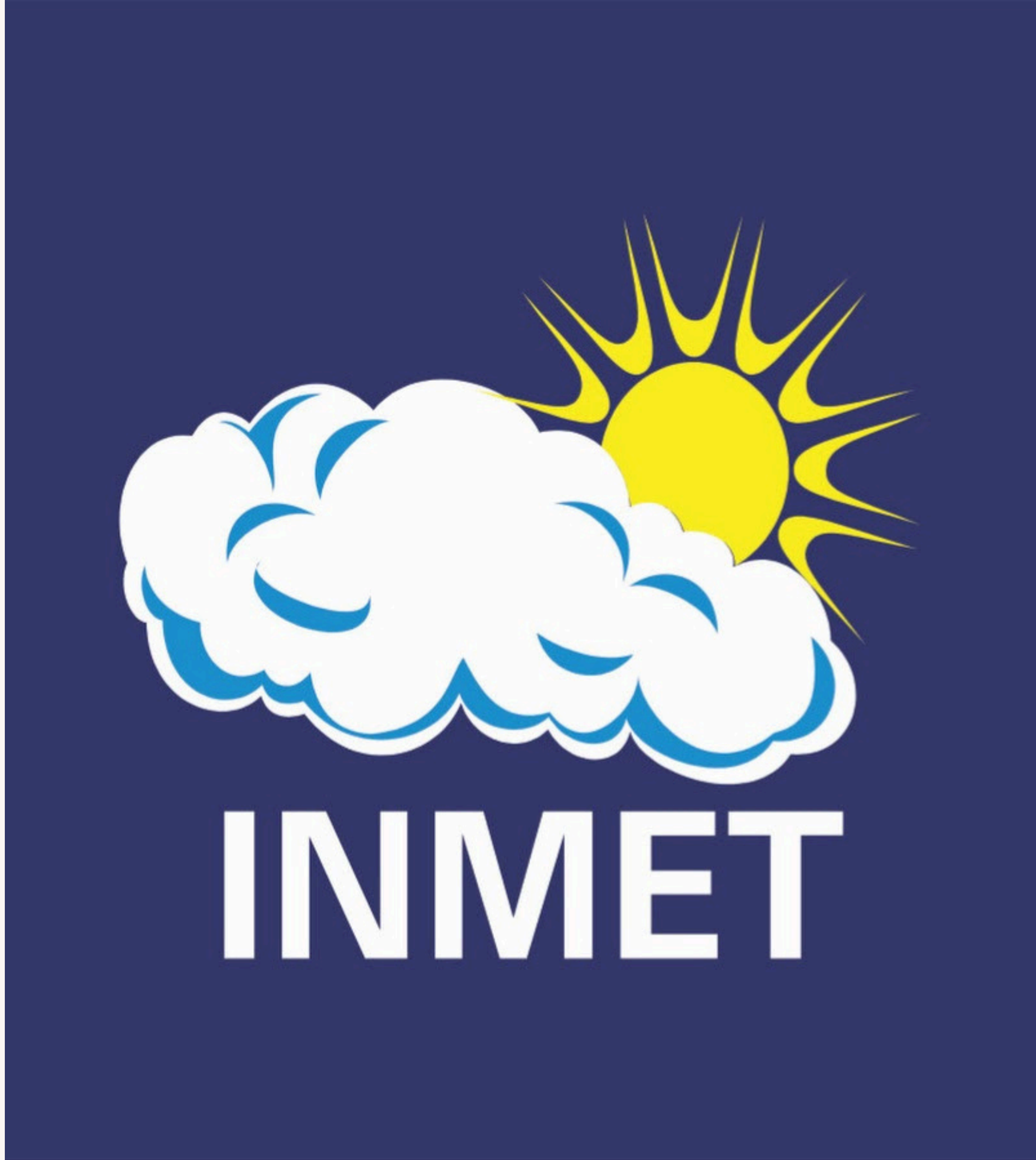
ANÁLISE: SÉRIES TEMPORAIS DOS DADOS DO INMET

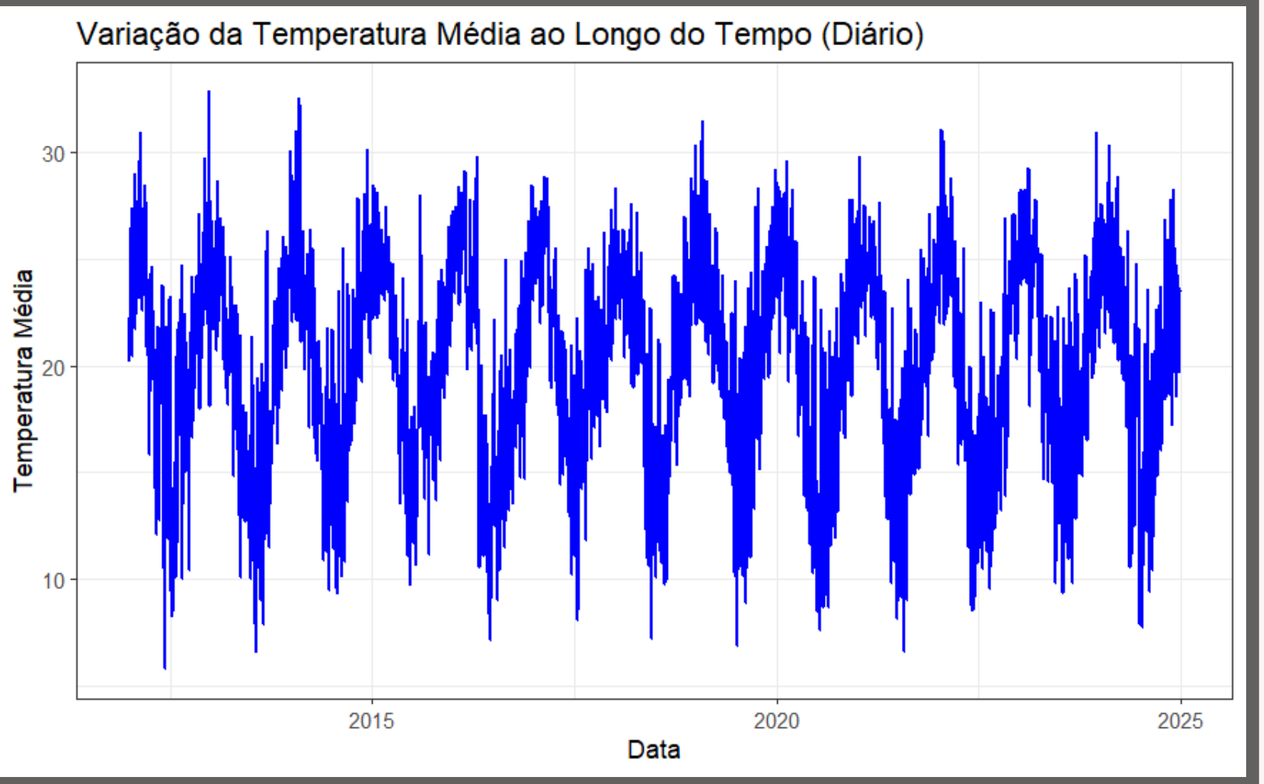
Anderson Cruz - 256996
Pedro Tosto - 222170
Gabriel Cardoso - 246216
Karina Azevedo - 236174

INMET: INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (2012 – 2024)



```r
#Transformação da temperatura para numérico
coluna_temp_max <- 'TEMPERATURA MÁXIMA NA HORA ANT. (AUT) (°C)'
coluna_temp_min <- 'TEMPERATURA MÍNIMA NA HORA ANT. (AUT) (°C)'

INMET[[coluna_temp_max]] <- suppressWarnings(as.numeric(gsub(",", ".", INMET[[coluna_temp_max]])))
INMET[[coluna_temp_min]] <- suppressWarnings(as.numeric(gsub(",", ".", INMET[[coluna_temp_min]])))

#Transformação de dados menores que -2 (a amenor temperatura já registrada na região foi -1,9)
INMET$`TEMPERATURA MÁXIMA NA HORA ANT. (AUT) (°C)`[INMET$`TEMPERATURA MÁXIMA NA HORA ANT. (AUT) (°C)` < -2] <- NA
INMET$`TEMPERATURA MÍNIMA NA HORA ANT. (AUT) (°C)`[INMET$`TEMPERATURA MÍNIMA NA HORA ANT. (AUT) (°C)` < -2] <- NA
### sum(is.na(INMET$'TEMPERATURA MÁXIMA NA HORA ANT. (AUT) (°C)')) => 599

#Remoção de valores que formam uma semana incompleta
INMET <- subset(INMET, Data < as.Date("2024-12-29"))

#Agregação para o formato diário
INMET_diario <- INMET %>%
  group_by(Data) %>%
  summarise(
    temp_max = mean(.data[[coluna_temp_max]], na.rm = TRUE),
    temp_min = mean(.data[[coluna_temp_min]], na.rm = TRUE)
  ) %>%
  mutate(temperatura = (temp_max + temp_min) / 2) %>%
  select(Data, temperatura) %>%
  arrange(Data)

if (nrow(INMET_diario) == 0) stop("Erro: Nenhuma observação válida após agregação.")

#Agregar para o formato semana
INMET_semanal <- INMET_diario %>%
  filter(!is.na(temperatura)) %>%
  mutate(Data = floor_date(Data, "week")) %>%
  group_by(Data) %>%
  summarise(temperatura = mean(temperatura))
```

MANIPULAÇÃO DE BANCO DE DADOS

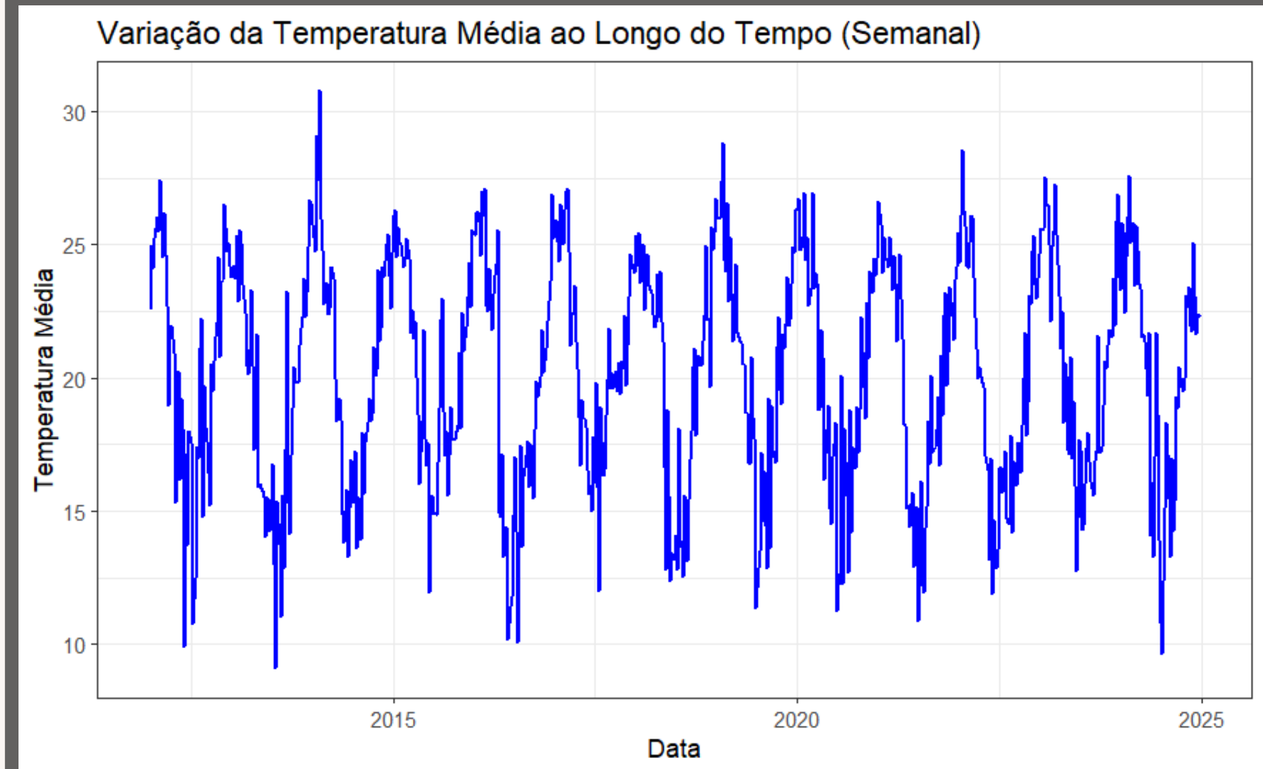


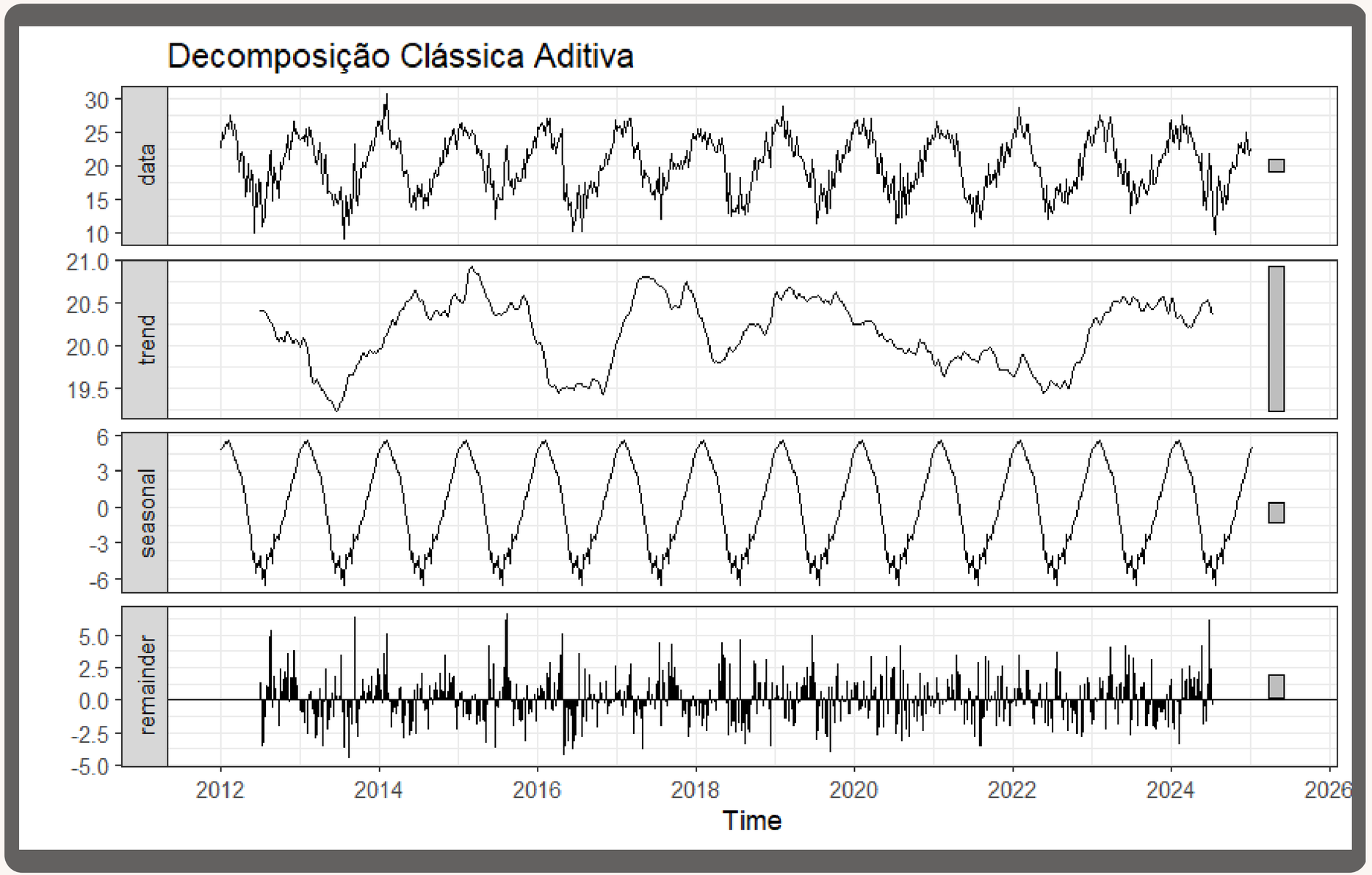
Tamanho: 4746

Minimo	Mediana	Maximo	NA’s
5.769	20.616	32.885	4

Tamanho: 678

Minimo	Mediana	Maximo	NA’s
9.094	20.475	30.799	0




Decomposição Clássica Aditiva
data
trend
seasonal
remainder
30
25
20
15
10
21.0
20.5
20.0
19.5
6
3
0
-3
-6
5.0
2.5
0.0
-2.5
-5.0
2012
2014
2016
2018
2020
2022
2024
2026
Time

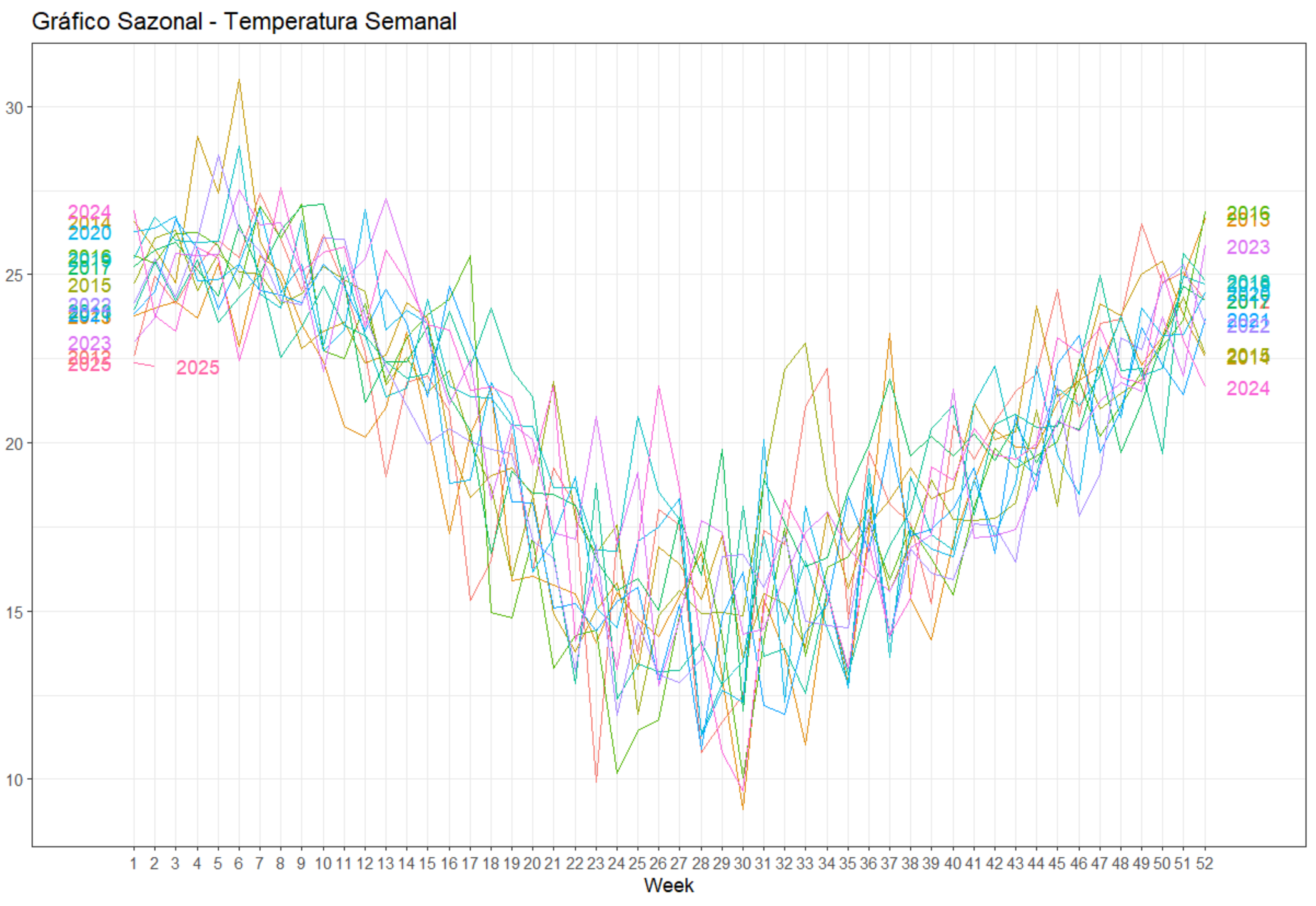
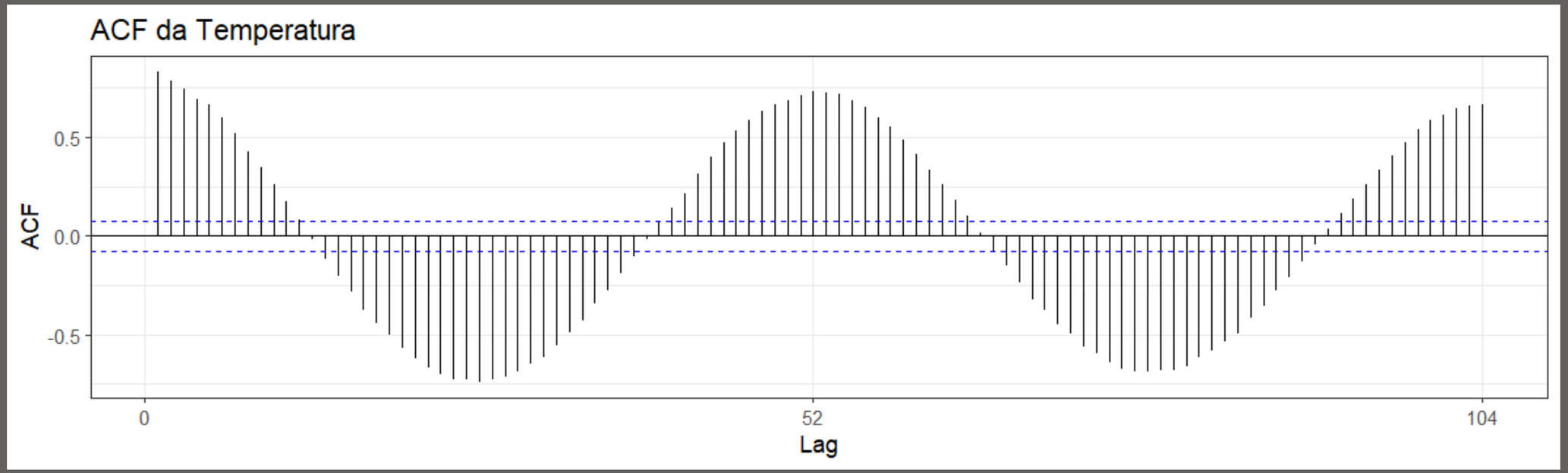
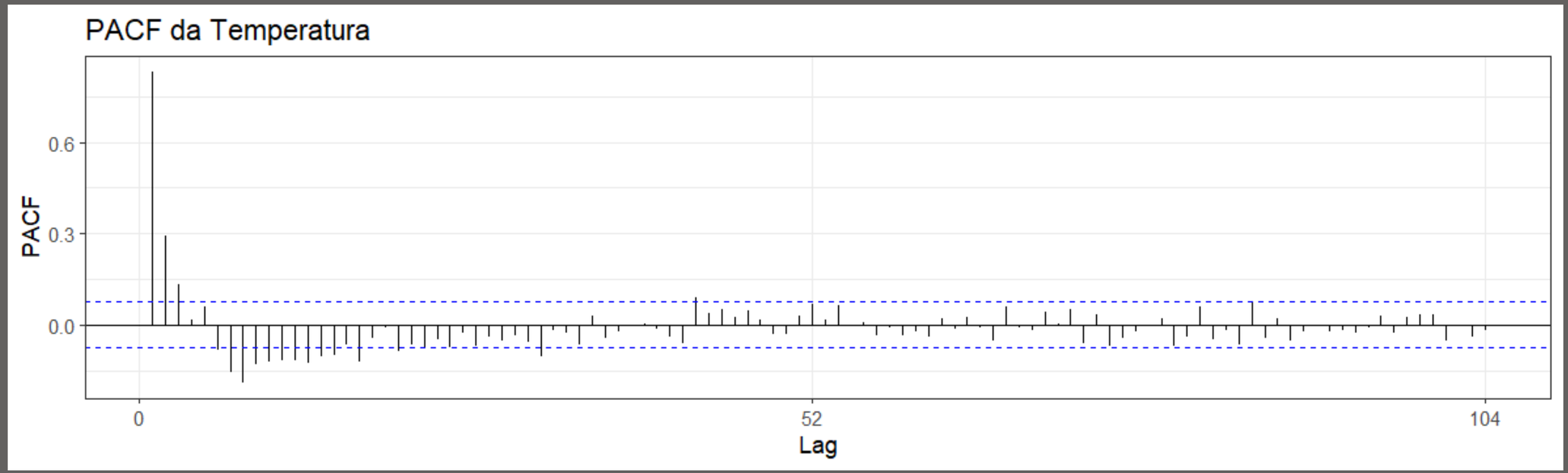


Gráfico Sazonal - Temperatura Semanal
30
25
20
15
10
2024
2014
2020
2016
2017
2015
2023
2018
2019
2012
2021
2022
2013
2025
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52
Week


ACF da Temperatura
ACF
0.5
0.0
-0.5
0
52
104
Lag


PACF da Temperatura
PACF
0.6
0.3
0.0
0
52
104
Lag

MODELOS ESPERADOS QUE SEJAM BONS:

- MODELO DE HOLT-WINTERS (CONSEGUE INCLUIR SAZONALIDADE)
- MODELO DE REGRESSÃO COM SAZONALIDADE EM DUMMIES
- NNAR (REDE NEURAL)
- SEASONAL NAIVE (SNAIVE)
- PROPHET

MODELOS ESPERADOS DE FUNCIONAR

Modelos	RMSE
PROPHET	2,01
NNAR	2,15
HW ADITIVO	2,22
HW MULT.	2,25
HW LOG ADITIVO	2,28
HW LOG MULT.	2,29
REGRESSÃO	2,49
SNAIVE	2,69

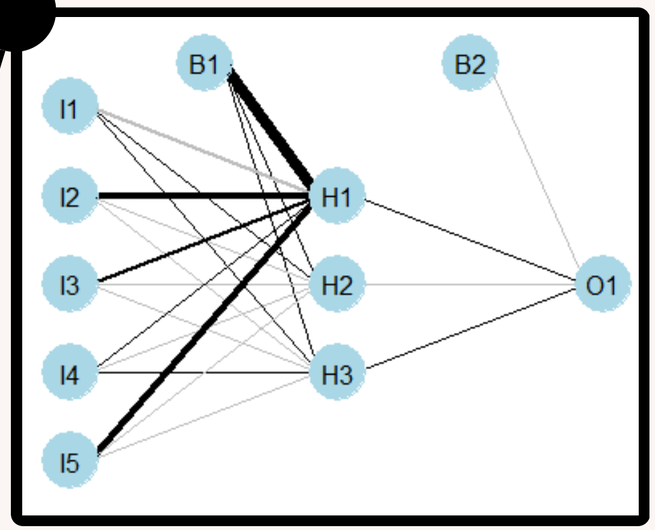
OUTROS MODELOS TESTADOS

Modelos	RMSE
AR*	0,121
ARIMA*	0,128
MA*	0,133
SARIMA	2,06
NAIVE	2,56
MODELO DE MÉDIA	4,2

VALIDAÇÃO CRUZADA COM JANELAS EXPANSIVAS:

- JANELA INICIAL DE 156 SEMANAS (3 ANOS)
- PREVENDO 1 PASSO A FRENTE

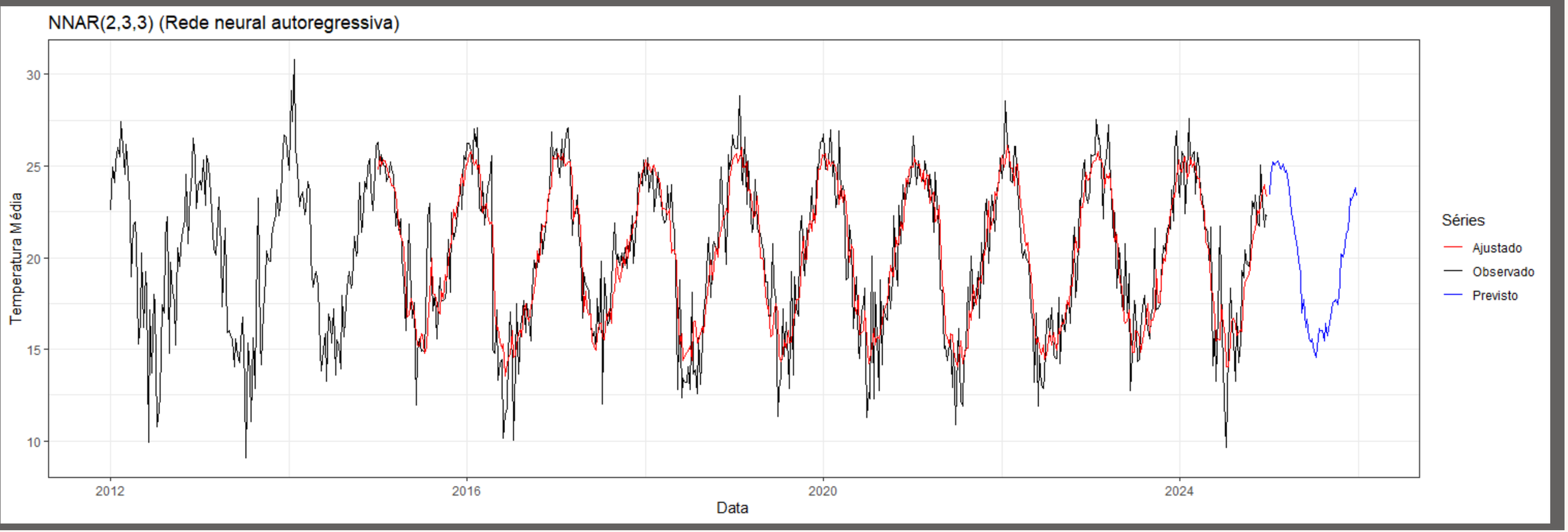
REDE NEURAL AUTO REGRESSIVA (NNAR)



$$\hat{y}_t = b^{(2)} + \sum_{j=1}^{3} w_j^{(2)} \, \sigma \left(b_j^{(1)} + \sum_{i=1}^{5} w_{ji}^{(1)} x_{t,i} \right)$$

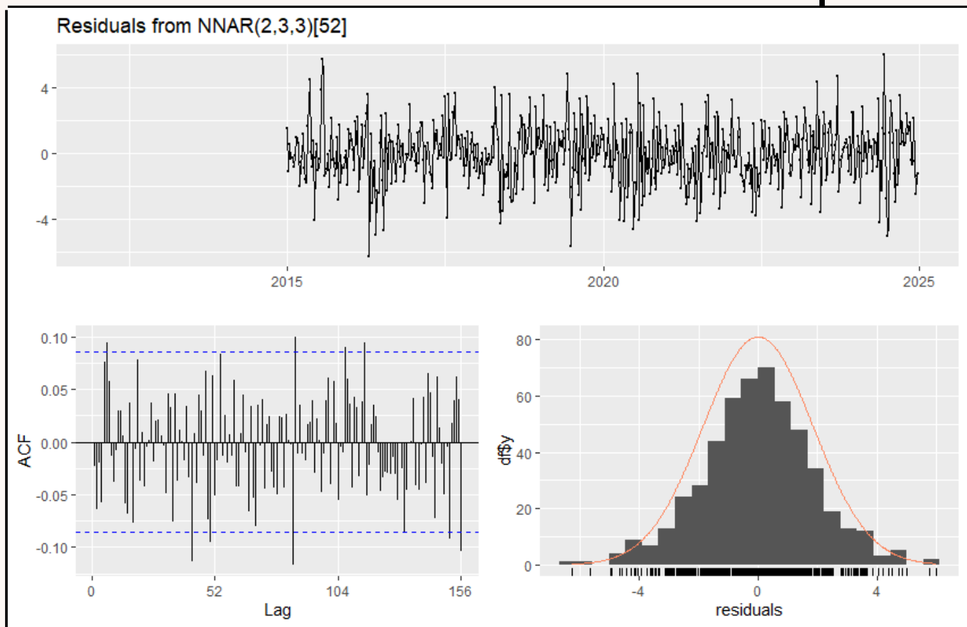
$$\begin{aligned} x_{t,1} &= y_{t-1}, \\ x_{t,2} &= y_{t-2}, \\ x_{t,3} &= y_{t-m}, \\ x_{t,4} &= y_{t-2m}, \\ x_{t,5} &= y_{t-3m} \end{aligned}$$

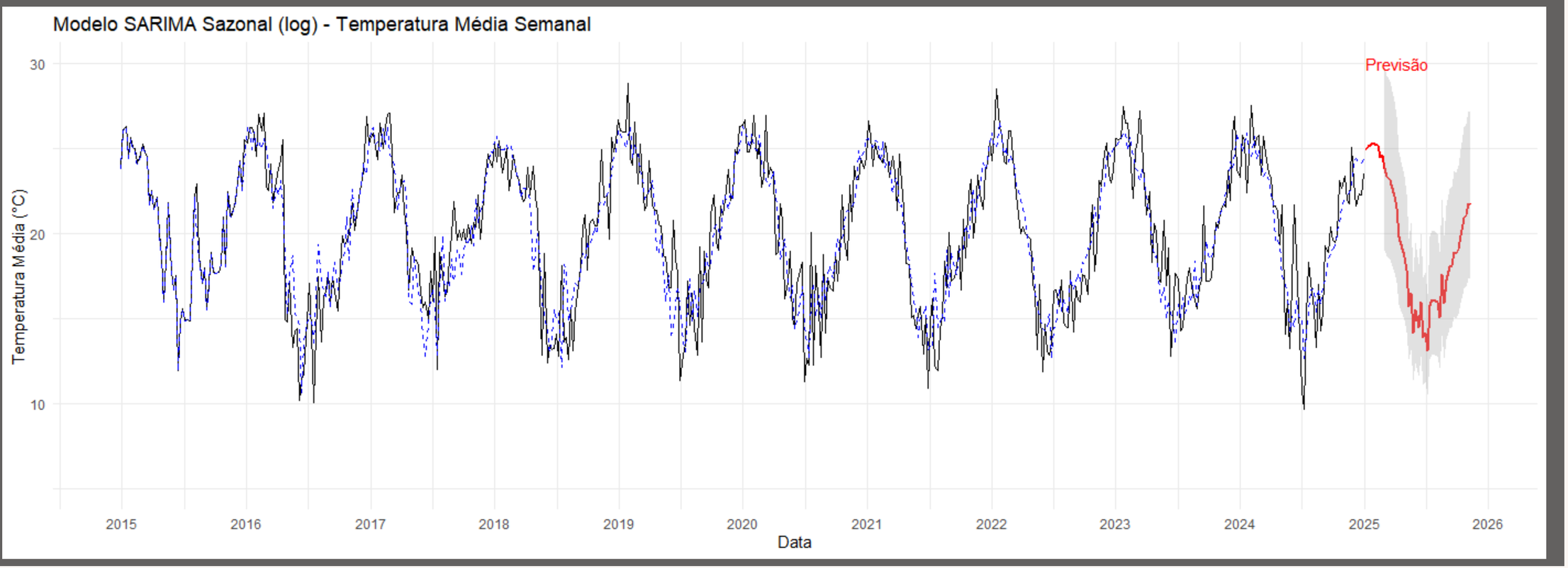
$$\sigma(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}.$$



NNAR

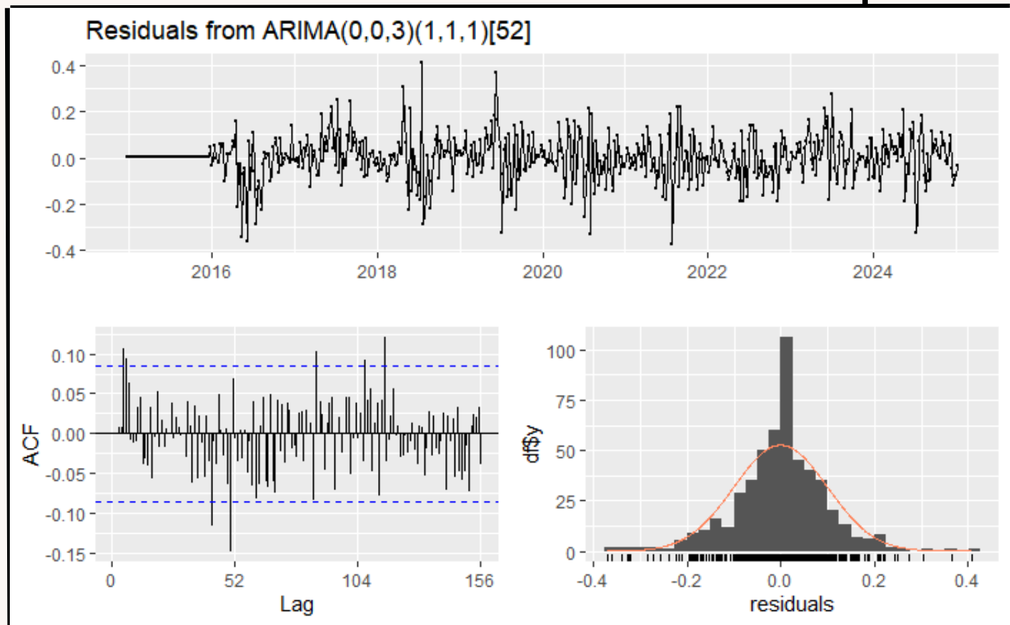
SEMANAL

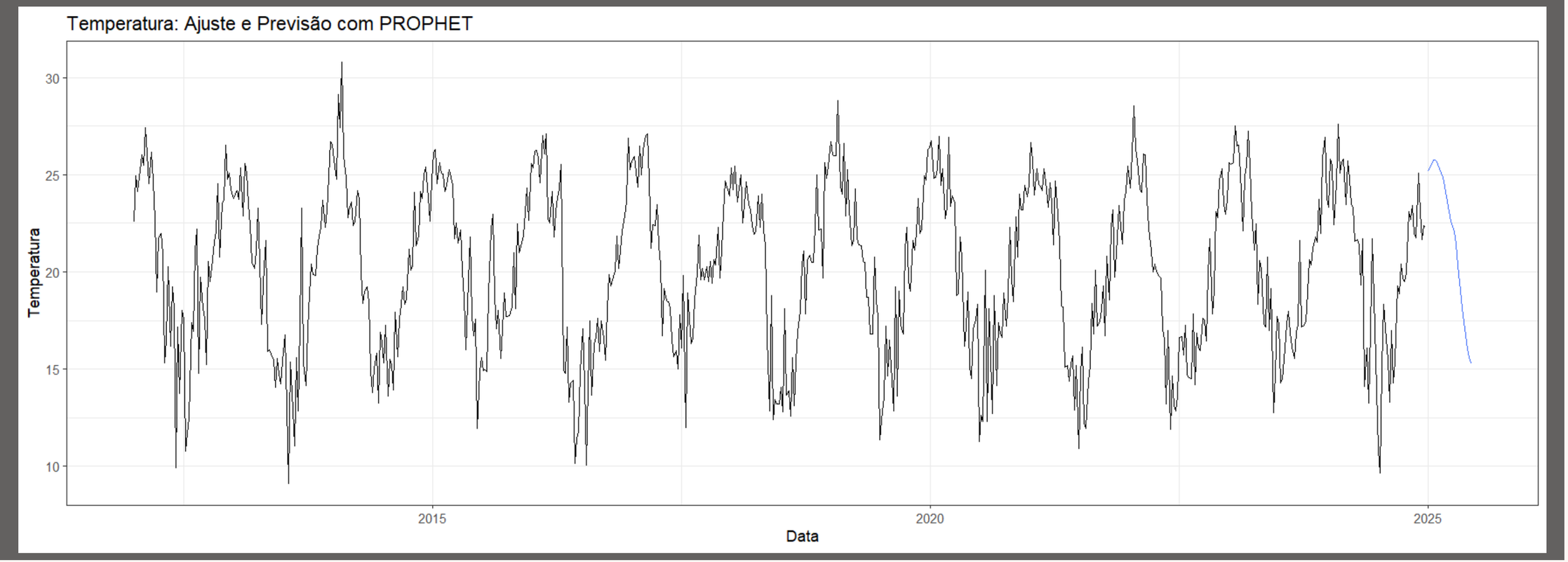




SARIMA

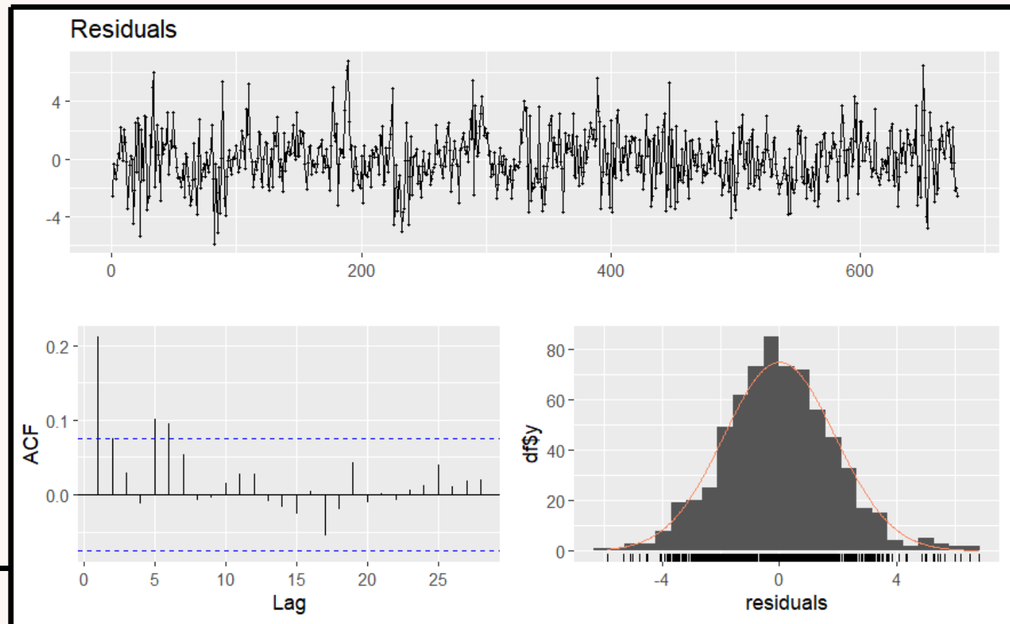
SEMANAL



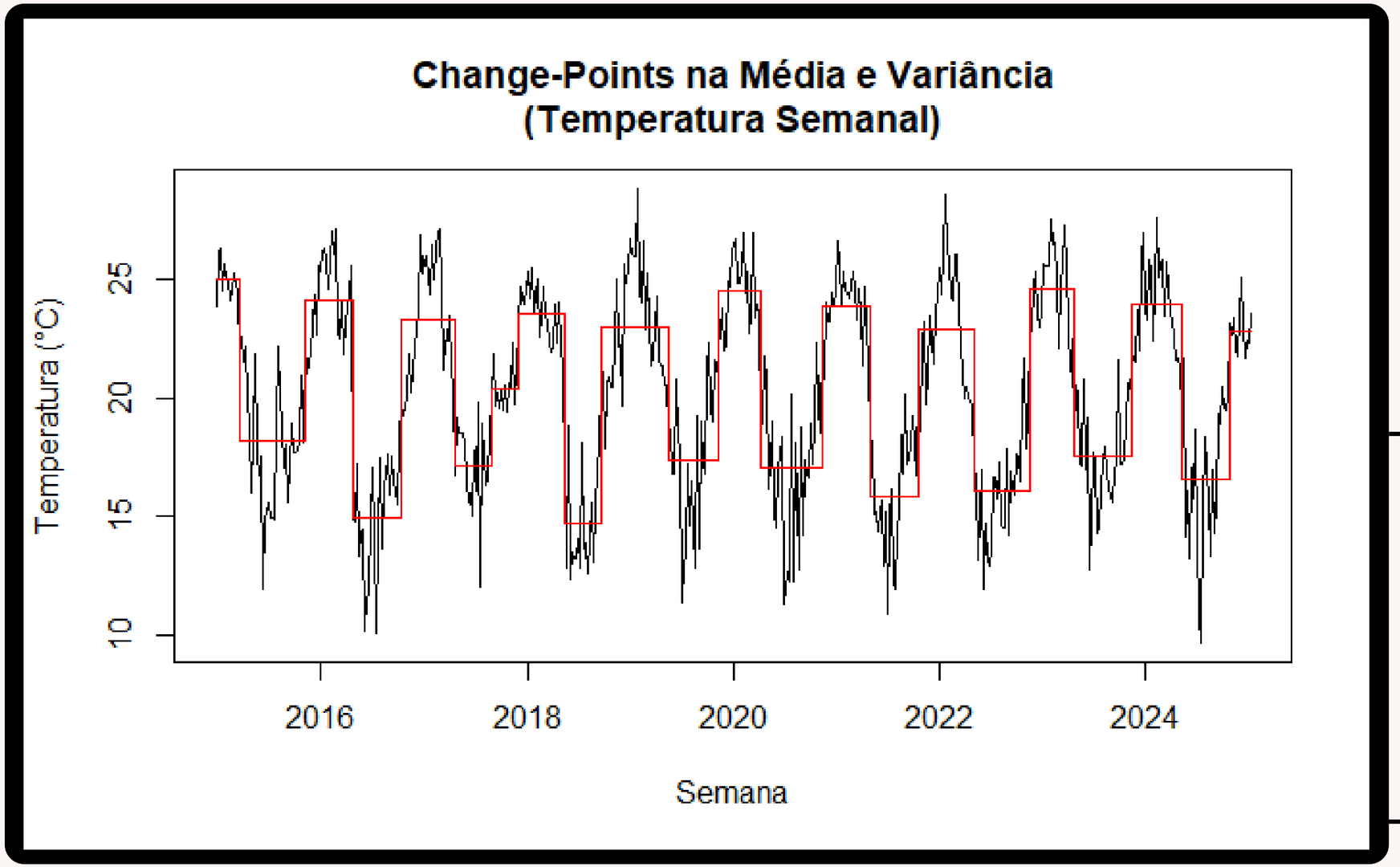


PROPHET

SEMANAL



CHANGEPOINTS



CONCLUSÃO

NÓS AVALIAMOS QUE:

- O MELHOR MODELO É O PROPHET
- PREDIZER DADOS DIÁRIOS É MUITO MAIS COMPLICADO
- A TEMPERATURA PARA SEMANA QUE VEM (29/06): 14.90995 C°