FORECASTING

SERIES DE TIEMPO

LECCIÓN 4

AMAT

Applied Mathematics and Actuary Training

FORECASTING

Lección 4 – Transformaciones y Suavizamiento

TRANSFORMACIONES

CALENDARIO

Variación por efectos simples de tiempo

PRODUCCIÓN TOTAL:
Meses con distinta cantidad de días (naturales o hábiles)

Producción diaria promedio

POBLACIÓN

Datos afectados por cambios estructurales de población

CAMAS HOSPITALES:
Región cuya población aumenta a lo largo del tiempo

Camas por cada 1000 habitantes

FINANZAS / ECONOMÍA

Datos afectados por valor del dinero

$ ***RENTA PROMEDIO:***
Vivienda a lo largo del tiempo en una región específica

Usar el valor de la moneda en un año específico (INPC)

MATEMÁTICAS

Variaciones que cambian con el nivel de la serie

AUMENTO EXPONENCIAL
Serie cuyo valor crece de una forma cada vez más pronunciada en el tiempo

Calcular raíz cuadrada a los datos

CUIDADO!!
CON INTERPRETACIONES

AMAT

CAJA DE HERRAMIENTAS DEL FORECASTER

TRANSFORMACIÓN LOGARÍTMICA

SERIE TEMPORAL

$\{x_t\}$

TRANSFORMACIÓN

$y_t = \log(\mathrm{x_t})$

INTERPRETABLE:

CAMBIOS RELATIVOS O PORCENTUALES

$Sea \quad y = \log_{10}(x)$

$y' = \log_{10}(x')$

$con: \; y' = y + 1 \quad \Rightarrow \quad x' = 10x$

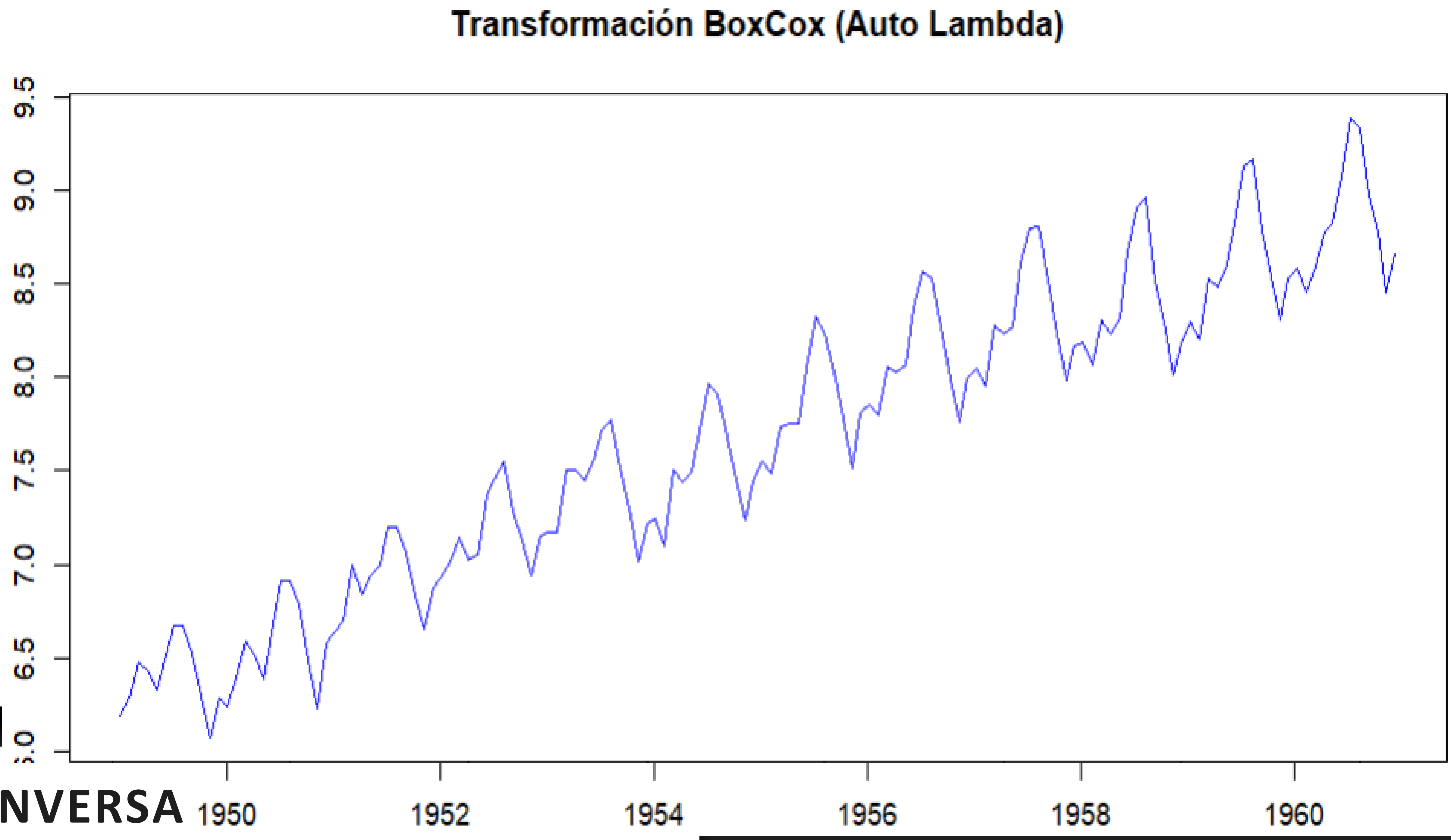
MODELO MULTIPLICATIVO

$x_t = m'_t \, s'_t \, z'_t$

TRANSFORMA EN:

MODELO ADITIVO

$$\begin{aligned} y_t &= \ln(x_t) \\ &= \ln(m'_t) + \ln(s'_t) + \ln(z'_t) \\ &= m_t + s_t + z_t \end{aligned}$$



SERIE

$\{x_t\}$

TRANSFORMACIÓN PODEROSA!

BOX-COX

$$y_t = \begin{cases} \ln(x_t) & si \; \lambda = 0 \\ \dfrac{x_t^\lambda - 1}{\lambda} & si \; \lambda \neq 0 \end{cases}$$

DEVOLVER ESCALA ORIGINAL

BOX-COX INVERSA

$$x_t = \begin{cases} e^{y_t} & si \; \lambda = 0 \\ (\lambda y_t + 1)^{1/\lambda} & si \; \lambda \neq 0 \end{cases}$$

AJUSTE POR SESGO

$$x_t = \begin{cases} e^{y_t}\left[1 + \dfrac{\sigma_h^2}{2}\right] & si \; \lambda = 0 \\ (\lambda y_t + 1)^{1/\lambda}\left[1 + \dfrac{\sigma_h^2(1-\lambda)}{2(\lambda y_t + 1)^2}\right] & si \; \lambda \neq 0 \end{cases}$$

x_t: *Serie Original a tiempo t*

y_t : *Serie Transformada a tiempo t*

m_t: *Tendencia en tiempo t*

s_t : *Estacionalidad en tiempo t*

z_t: Error residual en tiempo *t*

σ_h^2: *Varianza en predicción h pasos*

SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL SIMPLE

IDEA BÁSICA
Estimación Actual

PROMEDIO PONDERADO
Observaciones anteriores
Pesos decrecen exponencialmente

MÉTODO: Estimar μ_t por medio de:

$$f_t = \alpha x_t + (1-\alpha) f_{t-1} \quad con \quad f_1 = x_1 \quad y \quad 0 < \alpha < 1$$

f_t: *Promedio Móvil Ponderado Exponencialmente*
α: *Parámetro de suavizamiento*

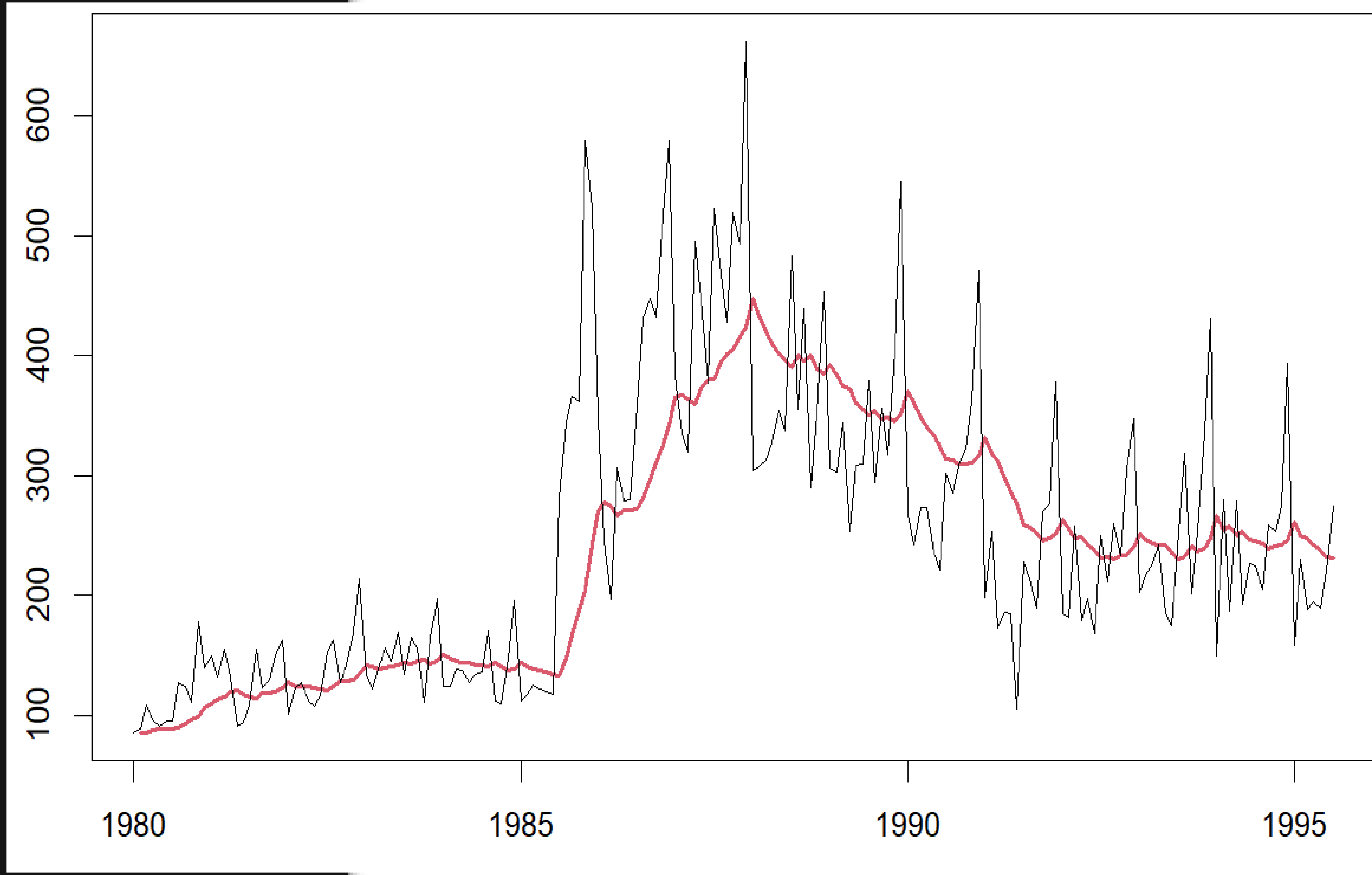
$\alpha \approx 1$ *Poco suavizamiento*
$\alpha \approx 0$ *Mucho suavizamiento*
Estándar $\alpha = 0.2$

Otra forma útil de verlo es haciendo sustituciones:
Para $f_{t-1} = \alpha x_{t-1} + (1-\alpha) f_{t-2} \Rightarrow f_t = \alpha x_t + \alpha(1-\alpha) x_{t-1} + (1-\alpha)^2 f_{t-2}$

Sustituyendo sucesivamente llegamos a:

$$f_t = \alpha x_t + \alpha(1-\alpha) x_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 x_{t-2} + \alpha(1-\alpha)^3 x_{t-3} + \cdots$$

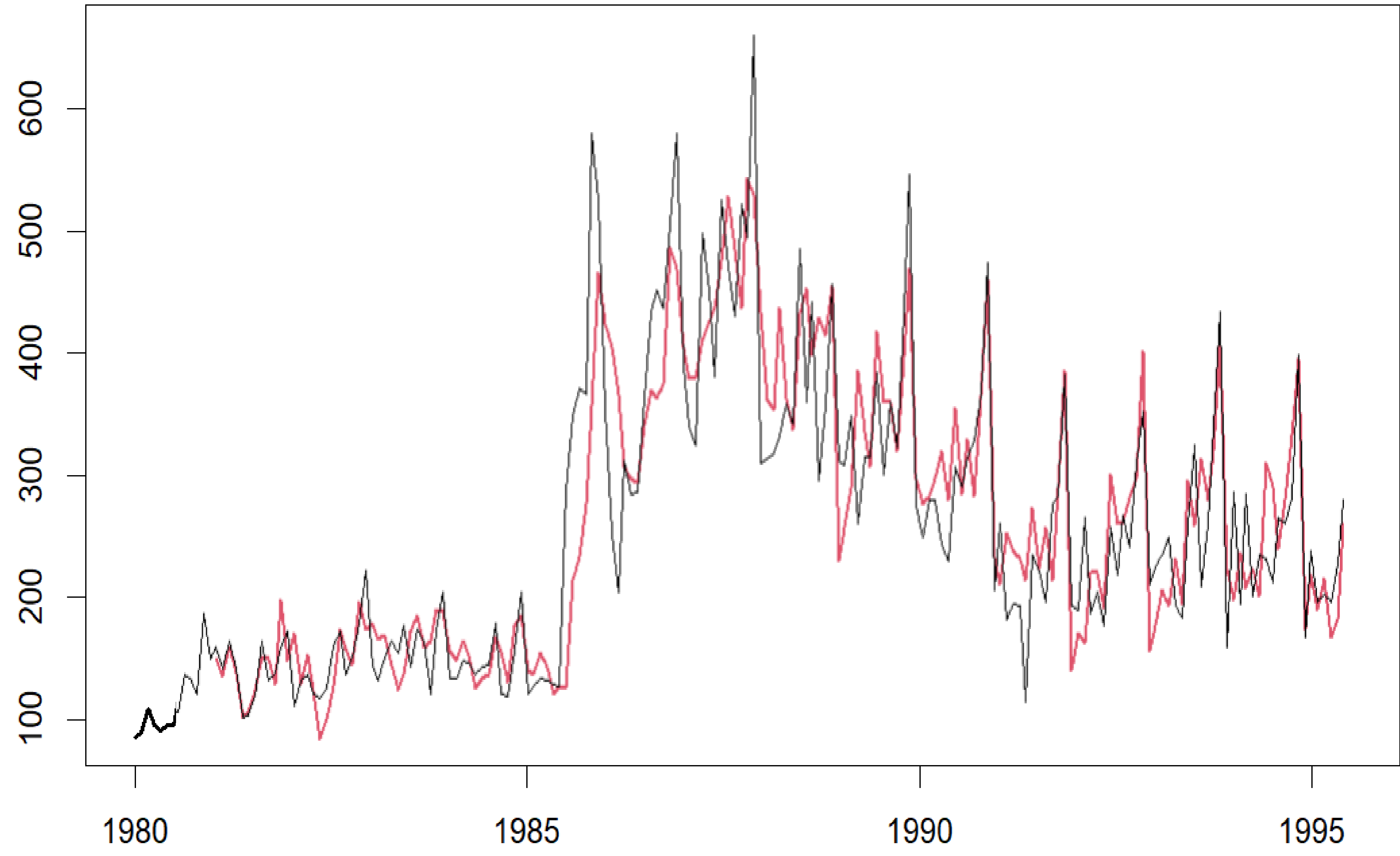
Por último podemos verlo como:
$f_t = \alpha(x_t - f_{t-1}) + f_{t-1}$ en donde $x_t - f_{t-1}$ representa el error de predicción a un paso



MÉTODO HOLT-WINTERS

SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL
Se queda Corto

PROMEDIO PONDERADO (PP)
Ajustado por:
Nivel, Pendiente y Estacionalidad



HOLT-WINTERS FORMA ESTACIONAL ADITIVA

Ecuaciones actualización x_t con periodo p

$$a_t = \boldsymbol{\alpha}(x_t - s_{t-p}) + (1-\boldsymbol{\alpha})(a_{t-1}+b_{t-1})$$

PP entre (Observación más reciente) y (Pronóstico Previo del nivel)

$$b_t = \boldsymbol{\beta}(a_t - a_{t-1}) + (1-\boldsymbol{\beta})b_{t-1}$$

PP entre (Pendiente anterior) y (Diferencia entre niveles estimados t y $t-1$)

$$s_t = \boldsymbol{\gamma}(x_t - a_t) + (1-\boldsymbol{\gamma})s_{t-p}$$

PP entre (Estimación Anterior de Efecto Estacional) y (Diferencia entre observación y nivel estimado)

ECUACIÓN DE PRONÓSTICO: $\hat{x}_{n+k|n} = a_n + kb_n + s_{n+k-p}$

HOLT-WINTERS FORMA ESTACIONAL MULTIPLICATIVA

Ecuaciones actualización x_t con periodo p

$$a_t = \boldsymbol{\alpha}\left(\frac{x_t}{s_{t-p}}\right) + (1-\boldsymbol{\alpha})(a_{t-1}+b_{t-1})$$

$$b_t = \boldsymbol{\beta}(a_t - a_{t-1}) + (1-\boldsymbol{\beta})b_{t-1}$$

$$s_t = \boldsymbol{\gamma}\left(\frac{x_t}{a_t}\right) + (1-\boldsymbol{\gamma})s_{t-p}$$

ECUACIÓN DE PRONÓSTICO: $\hat{x}_{n+k|n} = (a_n + kb_n)s_{n+k-p}$

a_t: *Nivel estimado a tiempo t* $(a_1 = x_1)$
b_t: *Pendiente estimada a tiempo t*
s_t : *Efecto estacional estimado a tiempo t*

$\hat{x}_{n+k|n}$: *Pronóstico para la serie en el tiempo $n+k$ dado que conocemos la serie hasta tiempo n*

AMAT

FORECASTING

SERIES DE TIEMPO

Transformaciones y Suavizamiento | Lección 4

LECCIÓN 4

Applied Mathematics and Actuary Training