Econometría II

Introducción II

Carlos A. Yanes Guerra

2024-I

Series de tiempo

Características

- En series tenemos un "orden" temporal. No es como los datos de sección cruzada

- Tenemos entonces que alterar un poco los supuestos de MCO ya que no vamos a tener una muestra aleatoria de individuos.

- Vamos ahora a encontrarnos con unas realización de un *proceso estocástico* (lo que se conoce como aleatorio).

> Un modelo estático no es mas que aquel que se conforma con:
>
> $$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t$$

Series de tiempo

Características

- Un modelo de rezagos distribuidos (FDL), muestra una o mas variables que afectan a (Y_t) con un rezago:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 X_t + \phi_2 X_{t-1} + \phi_3 X_{t-2} + \varepsilon_t$$

- De forma mas general, un modelo de rezagos finitos de orden *p* que incluye *p* rezagos de la variable (X_t).
  - Podemos decir que ϕ_0 es la propensión de impacto que se refleja en un cambio inmediato de (Y_t).
  - Denotamos que $(\phi_0 + \phi_1 + \phi_2 + \cdots + \phi_p)$ refleja el cambio de largo plazo de los cambios de (Y_t)

Series de tiempo

Supuestos del estimador para muestras finitas

- Nuestro modelo sigue siendo <u>lineal</u> en parámetros.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \cdots + \beta_k X_{tk} + u_t$$

- El supuesto de media condicional de los residuos también se mantiene *p.e*: $E(u_t|X_t) = 0, \quad t = 1, 2, 3, 4, \ldots, n$. Acá se hace mas fuerte porque no queremos que en distintos periodos exista relación entre el *error* y las variables explicativas del modelo.

Lo anterior se conoce como (X's) estrictamente exógenas (hasta en el tiempo).

- Nuestro/s control/es (X_t) no son constantes y desde luego no hay perfecta colinealidad.

Si los anteriores supuestos se cumplen, entonces estamos en condiciones de decir que nuestros parámetros son insesgados

Series de tiempo

Otros supuestos

Necesitamos otros mas (repasando 😢)

💧 La varianza de los <u>residuos</u> $Var(\varepsilon_t|X_t) = Var(\varepsilon_t) = 0$, debe ser constante en el tiempo y ademas *independiente* de los movimientos o cambios de X_t.

💧 Finalmente, la covarianza de los residuos es independiente en el tiempo, es decir, no existe correlación serial $corr(\varepsilon_t, \varepsilon_j|X_t) = 0, \quad \text{para } t \neq j$.

Ahora bajo todos los 5 supuestos podemos argumentar que los estimadores de regresión de serie de tiempo son (BLUE)

Componentes de una serie de tiempo 📈

Componentes

Tendencia

$$Y_t = T_t + C_t + S_t + Irr_t$$

La tendencia nos dice hacia donde va la serie de tiempo. Si esta es positiva, la serie diremos que tiene tendencia creciente. que tanto? Dependerá de su forma funcional.

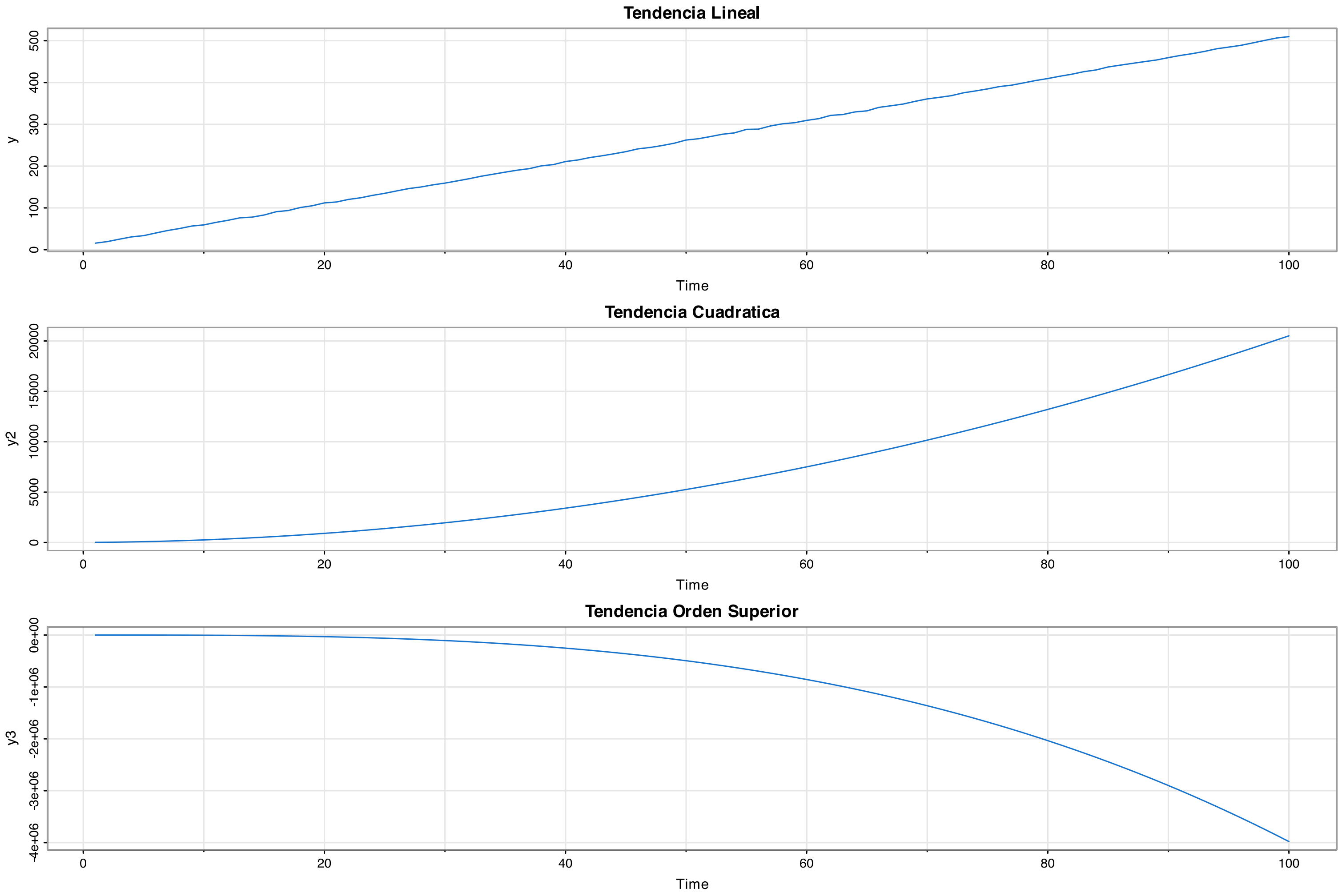
- Si tenemos dos series de tiempo Y_t, X_t no podemos decir que ambas tengan una relación causal si la dirección es la misma. Existen múltiples factores no observables que van contenidos en la tendencia y por ende tenemos que eliminarla/tratarla, para que la relación sea ajustada a lo que podemos observar.

Componentes

Formas funcionales f(X)

Modelo	Significado
Lineal $Y_t = \delta_0 + \delta_1 T_t + u_t$	*Modelo lineal de tendencia*
Lineal - orden =2 $Y_t = \delta_0 + \delta_1 T_t + \delta_2 T_t^2 + u_t$	*Modelo lineal pero con polinomio de orden 2*
Lineal - orden $= \rho$ $Y_t = \delta_0 + \delta_1 T_t + \cdots + \delta_\rho T_t^\rho + u_t$	*Modelo Lineal pero con polinomio de orden* ρ

Componentes



Componentes

Otras formas (menos convencionales)

Modelo	Significado
Logaritmico $Y_t = \delta_0 + \delta_1 Log(T_t) + u_t$	*Modelo logaritmico en Tendencia*
Doble logaritmo $Log(Y_t) = \delta_0 + \delta_1 Log(T_t) + u_t$	*Modelo logaritmico en Tendencia y serie*
Exponencial $Y_t = e^{\delta_0 + \delta_1 Log T_t + u_t}$	*Modelo Exponencial en T*
Reciproco en T_t $Y_t = \delta_0 + \delta_1 \frac{1}{T_t} + u_t$	*Modelo reciproco (inverso) en tendencia*
Box-Cox I $Y_t^\theta = \delta_0 + \delta_1 T_t^\lambda + u_t$	*Modelo restringido I cuando* $\lambda = \theta \neq 0$
Box-Cox II	*Modelo restringido II cuando* $\lambda \neq \theta \neq 0$

Componentes

Modelo Box Cox

Hay que tener cuidado con él. Tiene algo espectacular y es que puede asumir las otras formas funcionales. Dependerá de los valores óptimos de λ y θ.

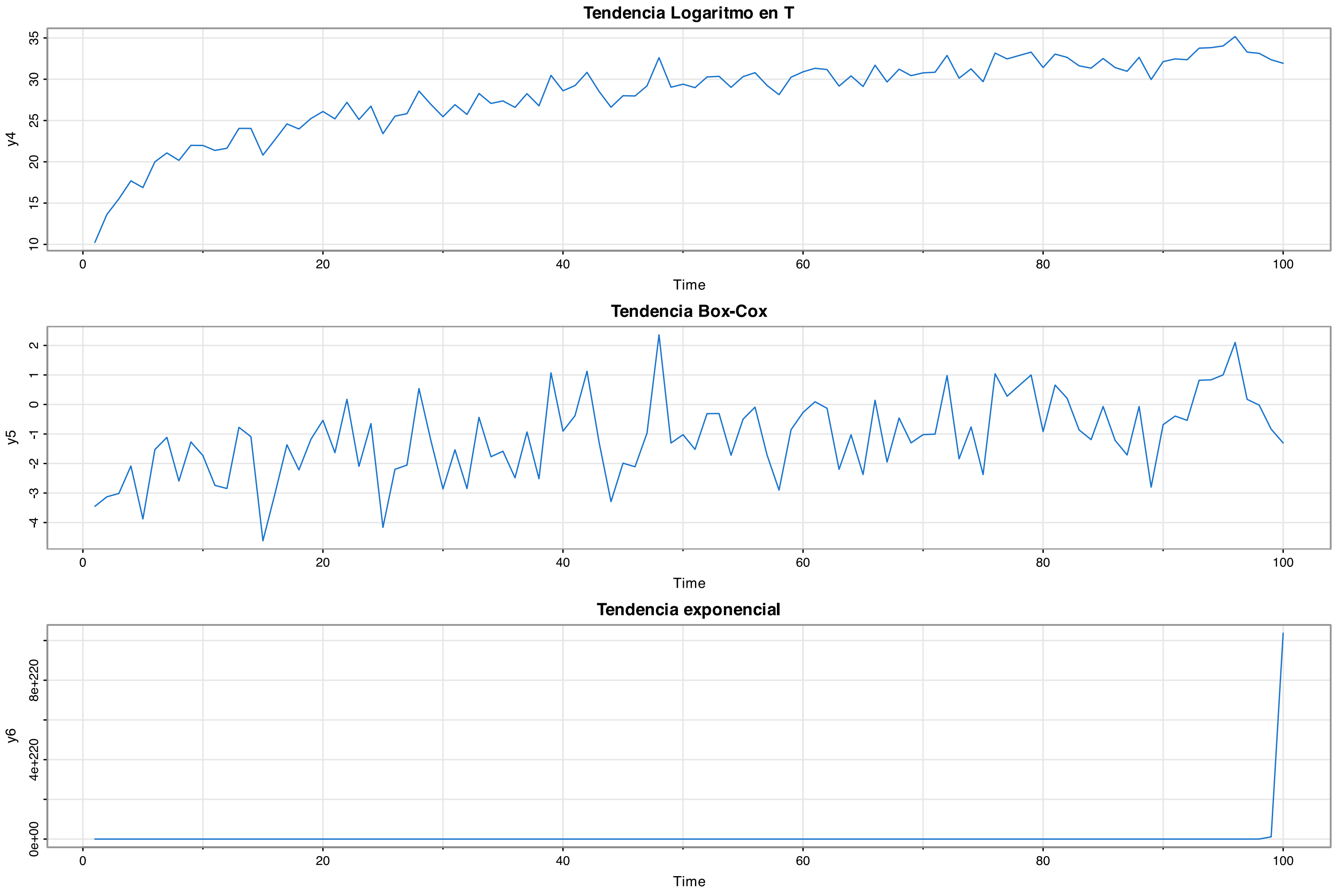
Note adicional que entonces hay que encontrar los valores específicos de esos parámetros.

$$Y_t^{\theta} = C_0 + \delta_t T_t^{\lambda} + u_t$$

Donde:

$$Y_t^{\theta} = \frac{Y_t^{\theta} - 1}{\theta} \qquad T_t^{\lambda} = \frac{T_t^{\lambda} - 1}{\lambda}$$

Componentes



Componentes

Ciclo

$$Y_t = T_t + C_t + S_t + Irr_t$$

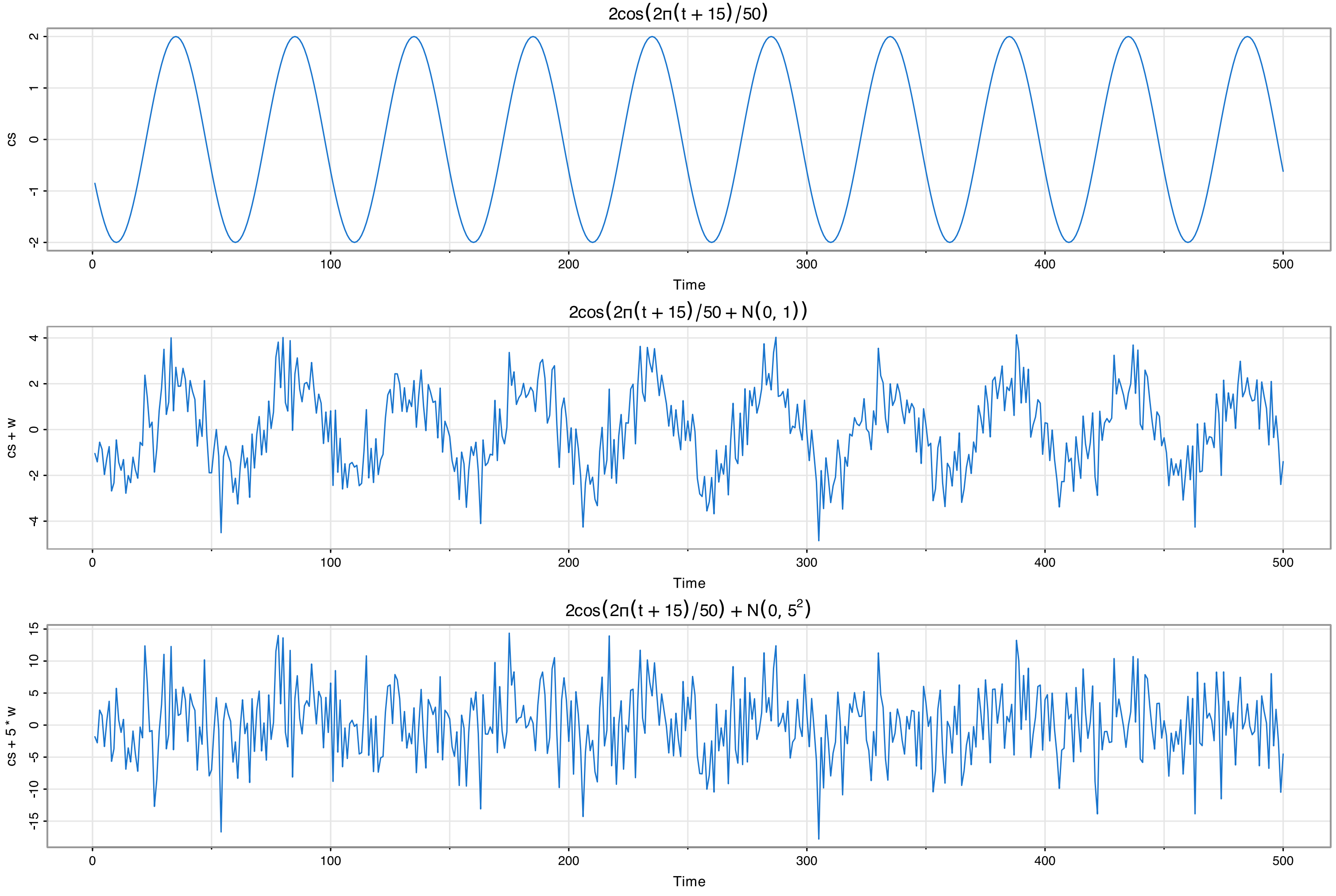
El ciclo nos dice la evolución de la serie. Recordemos que en economía ciclos positivos van en auge o negativos si estos son o van en recesión. Una de las tantas formas naturales de expresarlo es:

$$Y_t = 2\cos\left(2\pi\frac{t+15}{50}\right)$$

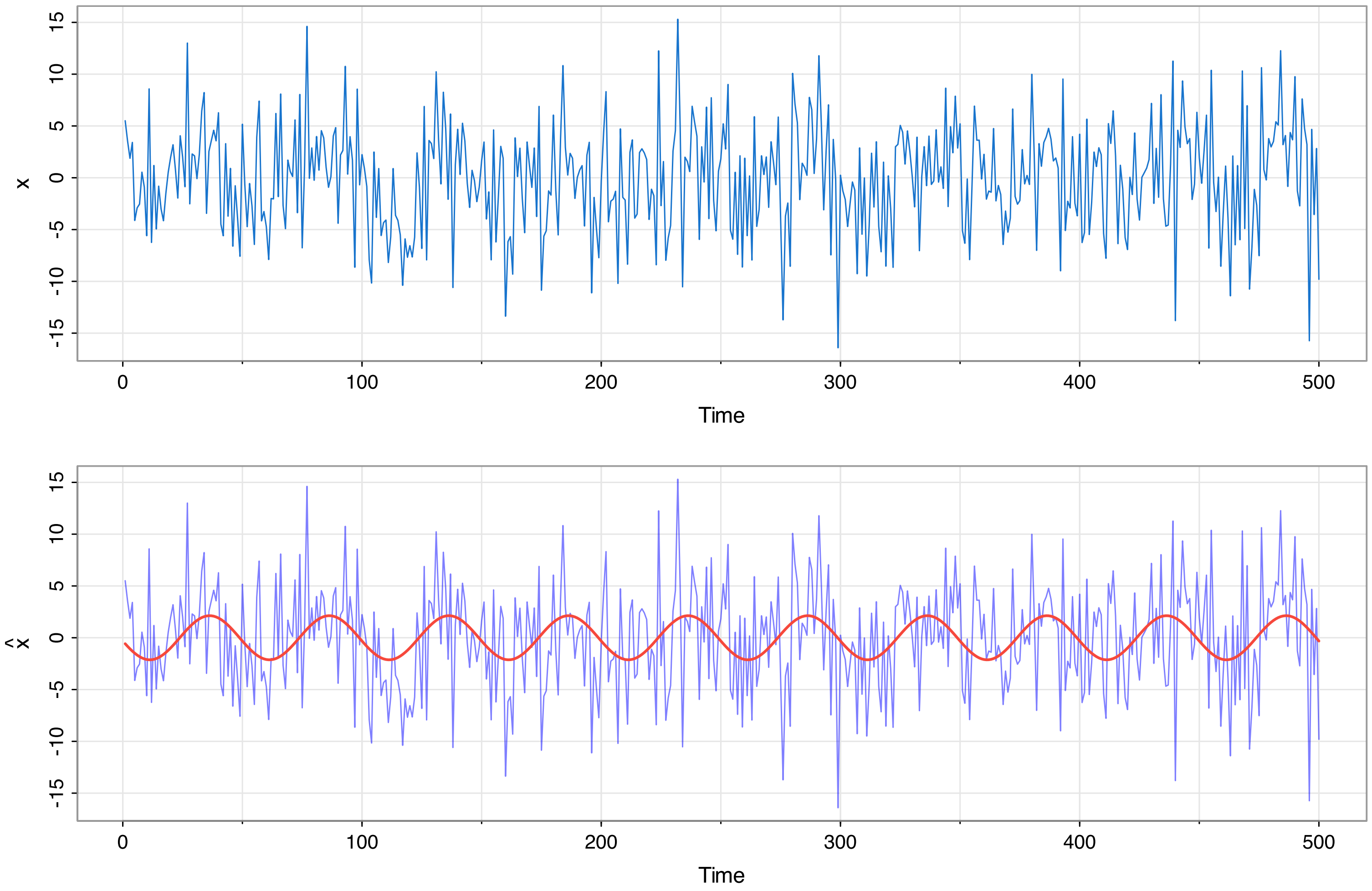
$$Y_t = 2\cos\left(2\pi\frac{t+15}{50}\right) + \epsilon_t$$

La parte de ϵ_t que tiene que ver con el "ruido", puede impactar en la serie de acuerdo al nivel de varianza $var(\epsilon_t)$ que esta contenga. Involucramos a (π) por el radio y a (t) como referencia a la tendencia de la serie. *p.e:* $t \in \{1, \ldots, n\}$.

Componentes



Componentes



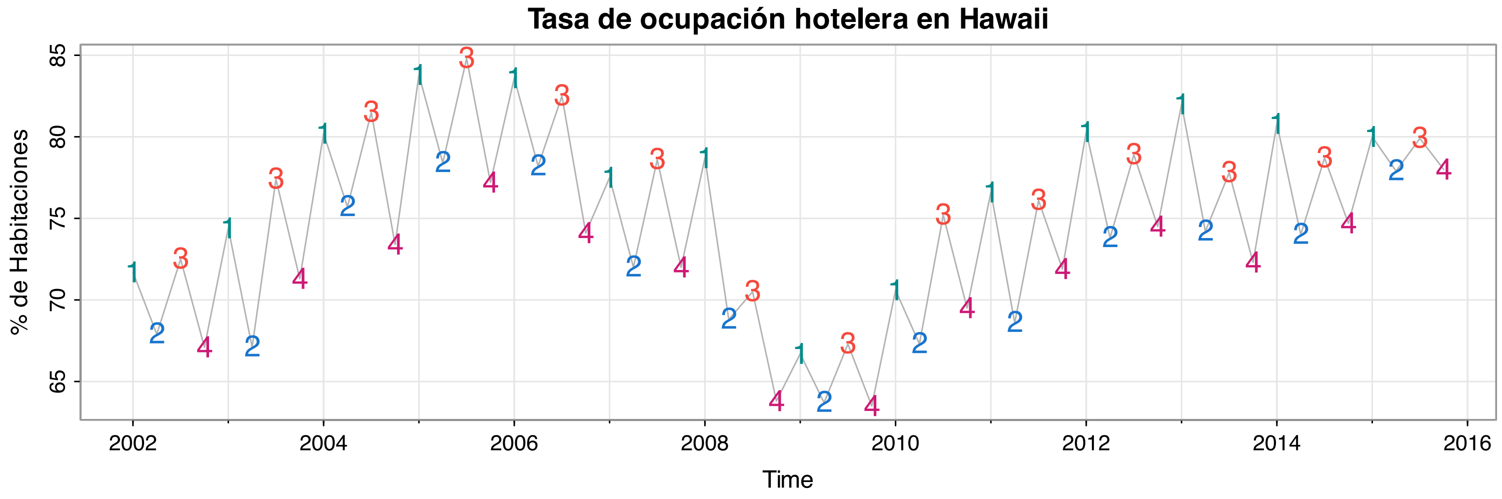
Componentes

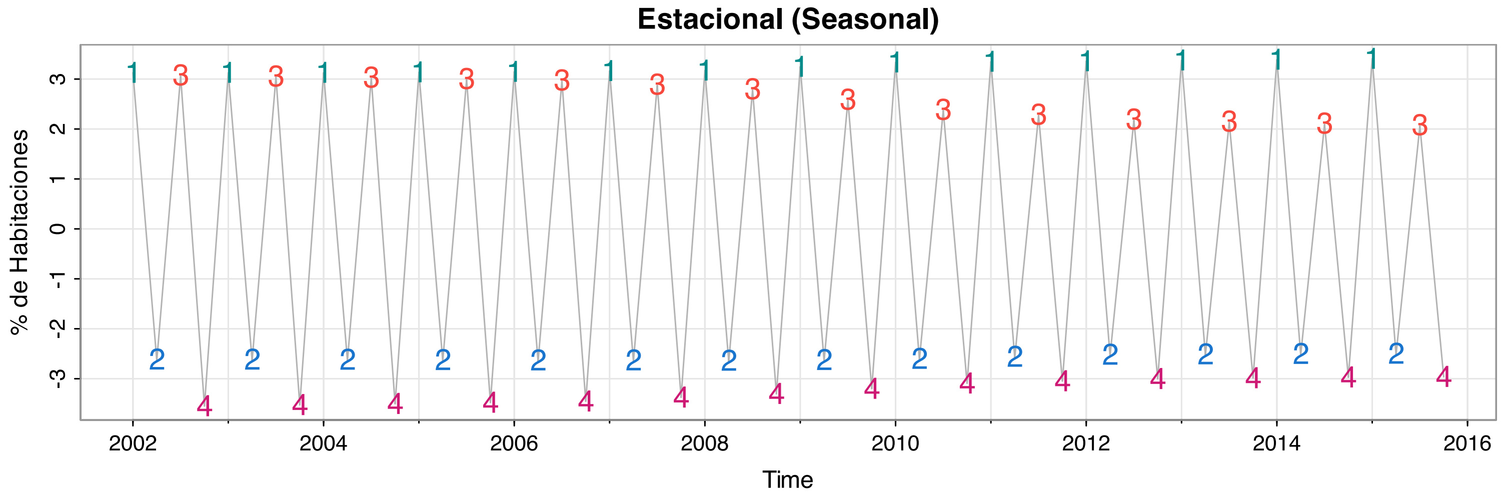
Estacionalidad (Seasonality)

El componente Estacional corresponde a los movimientos de una variable sucedidos reiteradamente durante una frecuencia *homogénea* de tiempo. Para las series de tiempo siempre se presenta cuando existe una periodicidad diaria, semanal, mensual, trimestral o semestral. Este elemento se caracterizada por aparecer en un periodo y desvanecerse en el siguiente.

$$Y_t = T_t + C_t + S_t + Irr_t$$

Componentes

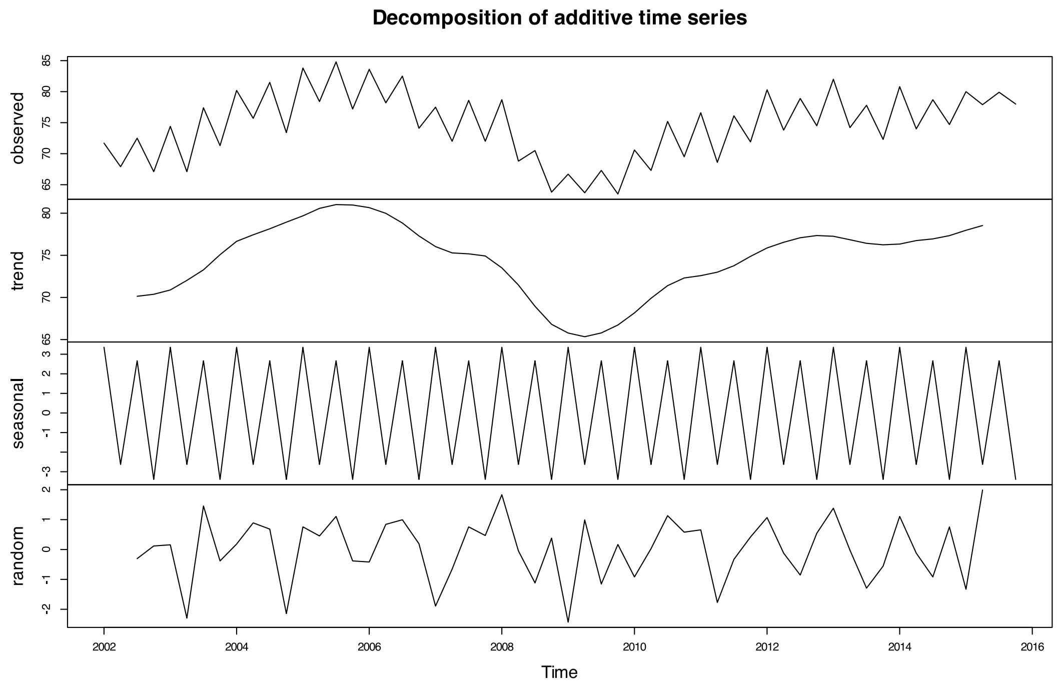




Componentes

En R Se puede hacer directamente con el comando de `decompose` del paquete XTS.

```
# library(xts) Es requerida!!
x = window(hor, start=2002)
plot(decompose(x))
```



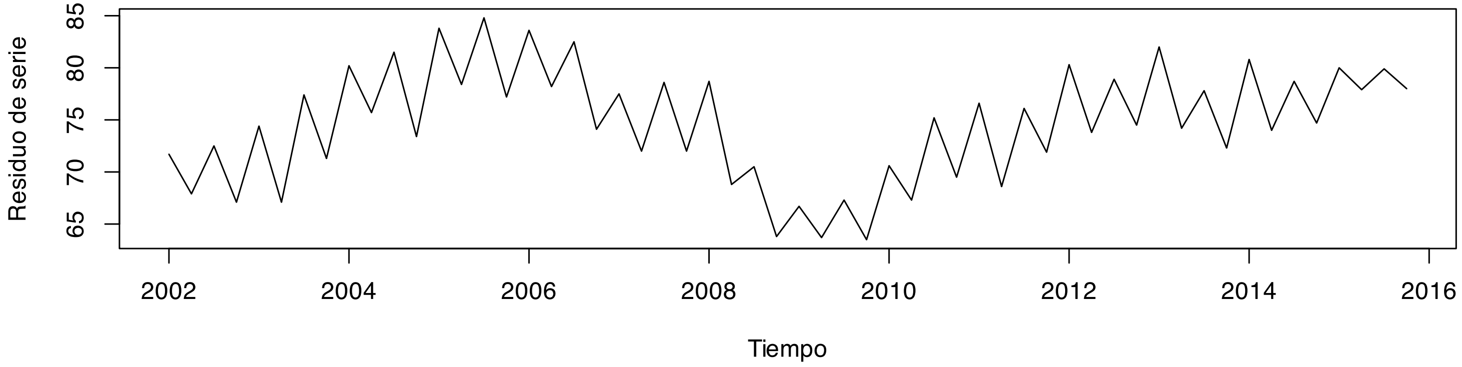
Componentes

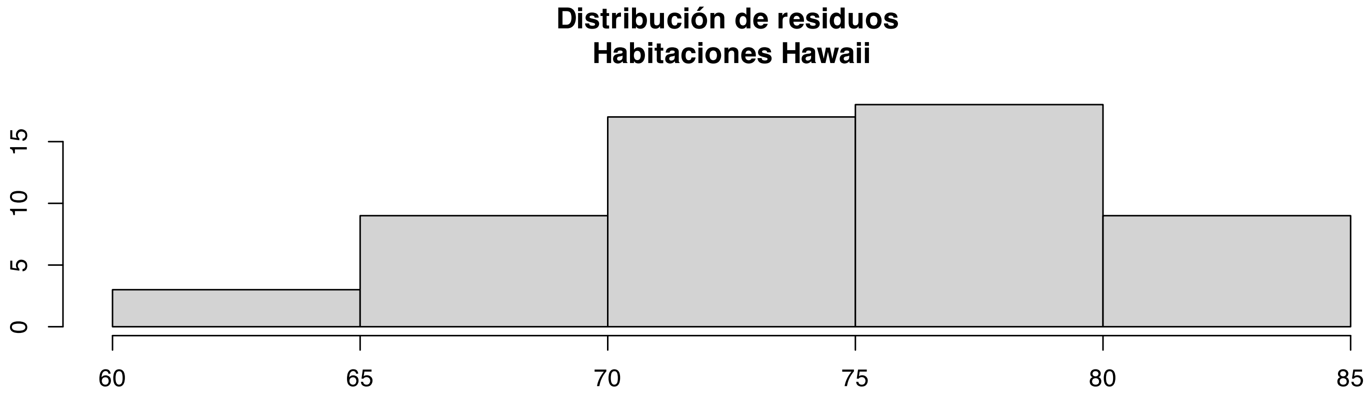
Irregular

El componente irregular hace referencia a (ε_t) conocido anteriormente como residuo de la regresión. Toda serie de tiempo lo tiene, ahonda todo lo que incide en el comportamiento de ella, pero es inobservable.

> Es un componente impredecible, hace parte de factores de corto plazo (coyunturales), no recurrentes que de cierta manera afectan el comportamiento de la serie.

Componentes





Bibliografía

Chatfield, C. (2000). *Time-series forecasting*. CRC press.

Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: principles and practice*, 3rd edition, OTexts: Melbourne, Australia.

Righetti, N., (2022). *Time Series Analysis With R*. Bookdown.

Shumway, R., & Stoffer, D. (2019). *Time series: a data analysis approach using R*. CRC Press.

¡Gracias!

Componentes

Seguimos aprendiendo

Syllabus/ Curso

@keynes37

cayanes@uninorte.edu.co