

# Series Temporales y Predicción

## Práctica 2

### Extracción de la tendencia y la estacionalidad con R

La descomposición de series temporales es un procedimiento que transforma una serie en múltiples series; generalmente, en tres componentes:

- **Estacional.** Patrones que se repiten en un período **fijo** de tiempo. Por ejemplo, un sitio web puede recibir más visitas durante los fines de semana que los días laborables, lo que producirá datos con una estacionalidad de 7 días. A tener en cuenta que no todas las series tienen componentes estacionales.
- **Tendencia.** Se trata de movimientos crecientes o decrecientes sostenidos en el tiempo. Por ejemplo, un sitio web que se está volviendo cada vez más popular, debería mostrar una tendencia creciente a medida que va avanzando el tiempo.
- **Aleatorio.** También conocido como ruido. Es lo que queda de la serie original después de quitar la componente estacional y la tendencia.

En la práctica 1 vimos en el ejemplo de las ventas de vino tinto que la función `decompose` nos permite aislar la componente estacional y la tendencia, y obtener la serie original como suma o producto (según sea el caso) de una tendencia, una componente estacional y un ruido.

A continuación veremos cómo hacerlo paso a paso, para entender y reproducir el procedimiento que hay dentro de la función.

## 1. Descomposición aditiva

Si la variación estacional parece constante (por ejemplo, no crece cuando crecen los valores de la serie) entonces usaremos una descomposición aditiva

$$X_t = m_t + s_t + Y_t$$

$m_t$ : componente estacional

$s_t$ : tendencia

$Y_t$ : ruido

### Ejemplo

El conjunto de datos ausbeer de la librería fpp, que corresponde a la producción trimestral de cerveza en Australia (en megalitros) entre 1956:Q1 y 2008:Q3, exhibe una componente estacional que no parece cambiar con la magnitud de las observaciones.

Dibujemos la serie y hagamos la descomposición paso a paso:

## Paso 1 Obtener y mirar los datos

### Práctica 1.1

Ejecuta el siguiente código y pega a continuación la imagen de cómo viene representada la base de datos y el gráfico resultante.

---

```
install.packages("fpp");  
library(fpp)  
data(ausbeer)  
head(ausbeer)  
tail(ausbeer)  
plot.ts(ausbeer)
```

---

Se pide:

- i. ¿Qué periodicidad presentan los datos?
- ii. ¿La serie presenta estacionalidad?
- iii. ¿Dirías que existe una tendencia creciente o decreciente en el tiempo?
- iv. ¿De qué año a qué año observas un cambio de tendencia?

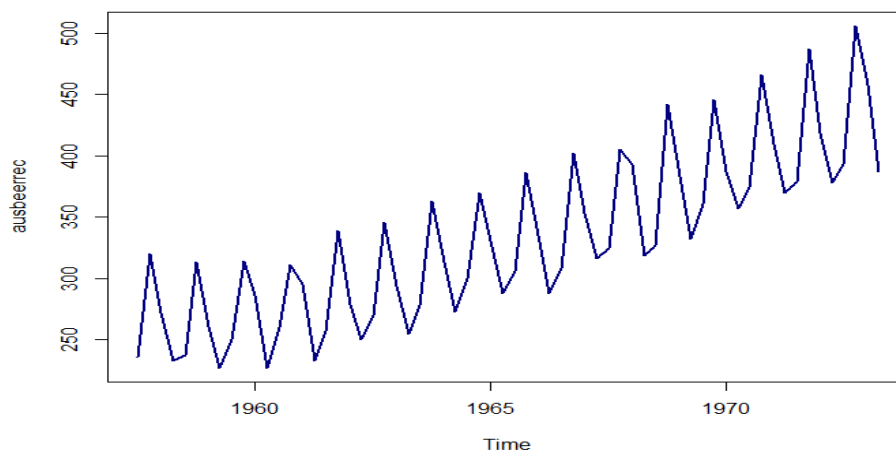
Para los siguientes pasos nos quedaremos con un trozo más corto de la serie, el comprendido entre el Q3 de 1957 y el Q2 de 1973 para evitar el aparente cambio de tendencia (que observamos en el gráfico).

Ejecutando el siguiente código obtenéis el gráfico de más abajo.

---

```
ausbeerrec = tail(head(ausbeer, 17*4+2), 17*4-4)  
# hay muchas otras formas de hacer esto, experimentad!  
ausbeerrec  
plot.ts(ausbeerrec, col="navy", lwd=2)
```

---



## Paso 2 Detectar la tendencia (Trend)

### Ajuste de la tendencia con Regresión lineal

Para detectar la tendencia podríamos utilizar un modelo de regresión:

$$X_t = B_0 + B_1 * t + Y_t$$

Donde  $Y_t$  es el ruido

### Práctica 1.2

Para realizar el modelo de regresión en R de la serie ausbeerrec que hemos creado en el anterior apartado, se pide:

- i. Pasar la serie a vector: ausbeerrec\_num
- ii. Crear un vector de la misma longitud con los valores (1,2,...) que será nuestro vector tiempo.
- iii. Construid con R y pegad a continuación el modelo de regresión donde la variable ausbeerrec\_num es la variable explicada y t es la variable explicativa. Comentad los resultados.
- iv. Construid el gráfico de la serie añadiendo la recta de regresión obtenida en el anterior apartado. ¿Qué observas?
- v. Construid el gráfico de los residuos. ¿Qué observas?

### Ajuste de la tendencia con Media Móvil (MA)

Otro camino para detectar la tendencia subyacente es suavizar la serie usando un promedio móvil centrado.

### Media Móvil con R

https://www.rdocumentation.org/packages/forecast/versions/8.13/topics/ma

Search for packages, functions, etc

**ma**

From forecast v8.13  
by Rob Hyndman 99.99th Percentile

**Moving-Average Smoothing**

`ma` computes a simple moving average smoother of a given time series.

**Keywords** [ts](#)

**Usage**

```
ma(x, order, centre = TRUE)
```

**Arguments**

**x** Univariate time series

**order** Order of moving average smoother

**centre** If TRUE, then the moving average is centred for even orders.

**Details**

The moving average smoother averages the nearest `order` periods of each observation. As neighbouring observations of a time series are likely to be similar in value, averaging eliminates some of the randomness in the data, leaving a smooth trend-cycle component.

$$\hat{T}_t = \frac{1}{m} \sum_{j=-k}^k y_{t+j}$$

where  $k = \frac{m-1}{2}$

When an even `order` is specified, the observations averaged will include one more observation from the future than the past ( $k$  is rounded up). If `centre` is TRUE, the value from two moving averages (where  $k$  is rounded up and down respectively) are averaged, centering the moving average.

Put your R skills to the test [Start Now](#)

## Práctica 1.3

Probar de suavizar la serie `ausbeerrec` con la función MA utilizando el orden 2, 4 y 10.

Se pide:

- Dad los resultados de los primeros registros de la serie y de la MA en orden 3 y replica el cálculo manualmente del primer registro obtenido en la MA(3).
- Agregad todas las medias móviles, MA(2), MA(4) y MA(10) en el mismo gráfico con la serie original. ¿Qué orden crees que ajusta mejor?

Para realizar el ejercicio puedes ayudarte con el siguiente código:

```
trend_beer = ma(ausbeerrec, order = 4, centre = T)
plot(as.ts(ausbeerrec), col="navy",lwd=2)
lines(trend_beer, col="gold",lwd=3)
```

Con este ejercicio práctico vemos que es importante usar como orden el de la estacionalidad. Si la serie la tiene, si no, no es tan relevante y se pueden usar promedios móviles de cualquier orden.

En nuestro ejemplo usaremos a partir de ahora el orden 4 ya que los datos son trimestrales, hay 4 observaciones por año.

### Paso 3 Quitar la tendencia (Trend)

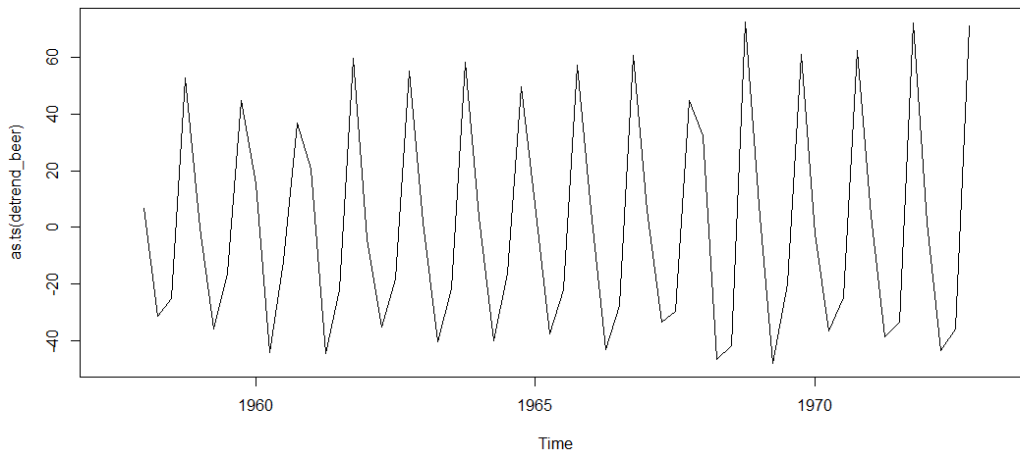
Al quitar la tendencia de la serie, en este caso, restándola, obtendremos una nueva serie que muestra más claramente la componente estacional.

Si ejecutamos el siguiente código obtenemos la nueva serie sin tendencia:

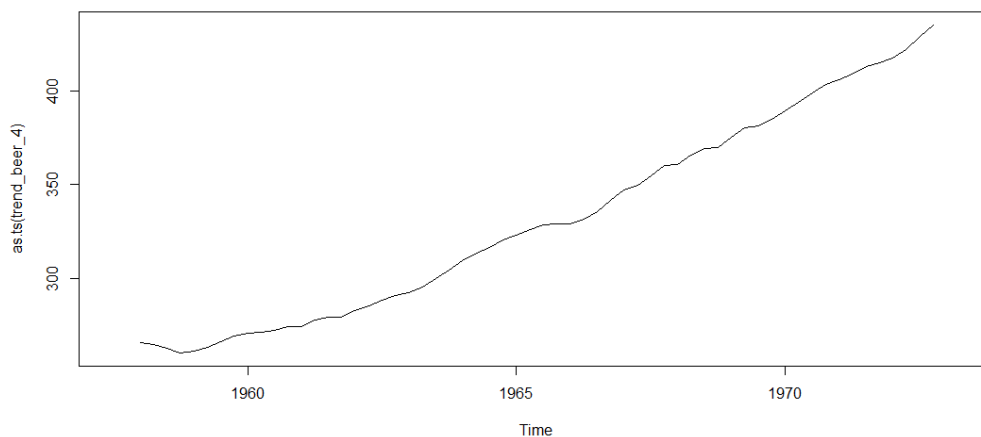
---

```
detrend_beer = ausbeerrec - trend_beer_4  
plot.ts(detrend_beer)
```

---



Y la tendencia queda registrada en la serie trend\_beer\_4.



Así, la serie original la podemos obtener como la suma de las series trend\_beer\_4 y detrend\_beer.

```
ausbeerrec = trend_beer_4 + detrend_beer
```

### Paso 4 Promediar la estacionalidad (Seasonal)

A partir de la serie `detrended` es fácil calcular la estacionalidad promedio.

Para hacerlo, ponemos la serie en una matriz, de manera que cada columna contenga los elementos correspondientes a cada período (mismo día, mes, trimestre, etc).

Finalmente, promediamos cada columna y el valor obtenido lo consideramos la **componente estacional**.

## Práctica 1.4

Para la serie `detrend_beer`, dad para cada trimestre la componente estacional como el valor promedio de cada trimestre. ¿En cuál de los cuatro trimestres el componente estacional es más alto? ¿Y el más bajo? ¿Tiene sentido con lo observado en la gráfica de la serie? Razonad vuestra respuesta.

### Paso 5 Examinar el ruido restante

Al quitarle a la serie original la tendencia y la estacionalidad, nos quedamos con ruido aleatorio. Sobre éste último propondremos modelos para poder capturar las dependencias temporales.

## Práctica 1.5

Para la serie `ausbeerrec`, dibuja el ruido aleatorio que aparece al descomponer la serie en su media móvil de orden 4 (`trend_beer_4`) y las componentes estacionales (`seasonal_beer`) obtenidas en los ejercicios prácticos anteriores.

Comprobad manualmente que la primera componente del primer trimestre de la serie `random beer` se obtiene mediante la fórmula:

$$\text{random\_beer} = \text{ausbeerrec} - \text{trend\_beer\_4} - \text{seasonal\_beer}$$

### Paso 6 Reconstrucción de la serie original

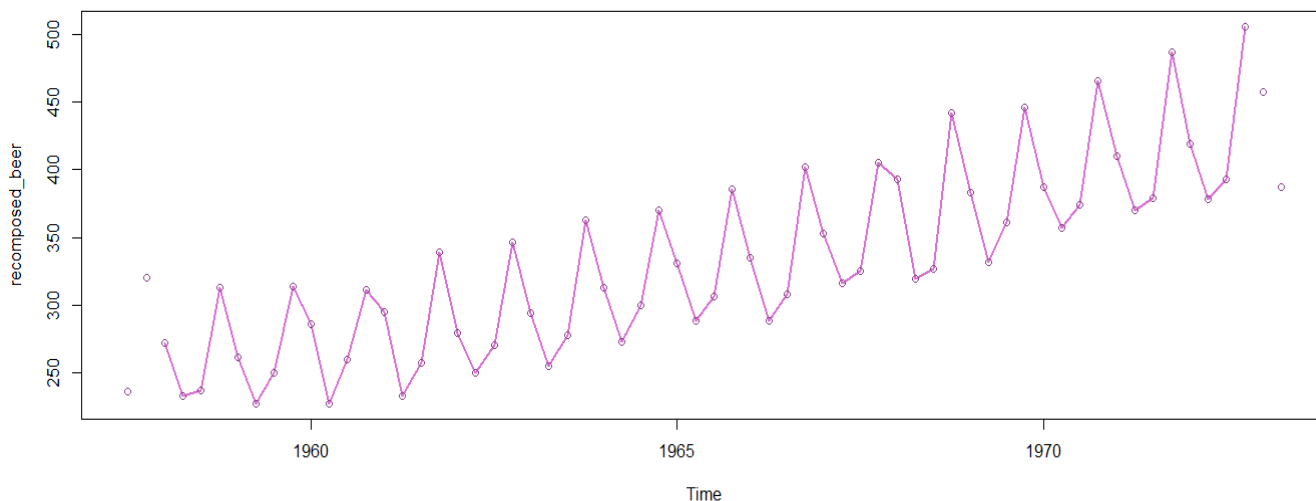
En el anterior ejercicio práctico (1.5) podemos ver que para recuperar la señal original, basta con sumar las componentes que acabamos de extraer:

$$X_t = m_t + s_t + Y_t$$

Perderemos algunos de los puntos al principio y al final de la serie, porque los promedios móviles consumen datos antes de producir promedios.

Lo podéis comprobar ejecutando el siguiente código:

```
recomposed_beer =  
trend_beer_4 + seasonal_beer + random_beer  
plot.ts(recomposed_beer,col="orchid",lwd=2)  
points(ausbeerrec,col="orchid4") #observaciones originales
```



## **Paso 7** Descomposición utilizando la serie decompose o stl Reconstrucción de la serie original

Finalmente, hacemos la descomposición usando las funciones de R, decompose y stl. (Mirar el help de ambas funciones).

### **Práctica 1.6**

Utilizad la función decompose para descomponer la serie ausbeerrec. Dad los valores de los componentes estacionales que calcula la función. ¿Son los mismos que hemos calculado en el anterior ejercicio práctico?

### **Práctica 1.7**

Utilizad la función stl para descomponer la serie ausbeerrec. Buscad la ayuda de la función en help para conocer la descomposición. Dad los valores de los componentes estacionales que calcula la función. ¿Son los mismos que hemos calculado en el anterior ejercicio práctico?

## **2. Descomposición multiplicativa**

### **Práctica 2.1**

Calculad las desviaciones típicas de los cuatro trimestres para cada año de las series ausbeer y AirPassengers (trabajada en la práctica 1) y dibuja las dos series de desviaciones. Si la serie anual de las desviaciones típicas se mantiene estable se deduce una descomposición aditiva. Si la serie anual crece o decrece se deduce una descomposición multiplicativa. ¿Qué corresponde a cada una de nuestras dos series?

Los datos mensuales de pasajeros internacionales AirPassengers de Box y Jenkins son un buen ejemplo para la descomposición multiplicativa. Cuantos más pasajeros hay, más efecto estacional se observa.

Los pasos para hacer la descomposición son muy similares al caso aditivo.

### **Práctica 2.2**

Realizad los mismos pasos que los realizados con la serie ausbeerc para la serie AirPassengers teniendo en cuenta que la descomposición es multiplicativa.