Técnicas de Predición: Regresión y series de tiempo

Evelyn Gutierrez

Predicción

Métodos simples para la predicción.

Métodos simples para la predicción

Dada la serie:

$$y_1, y_2, ..., y_T$$

Queremos predecir:

$$y_{T+h|T}$$

Método de la media

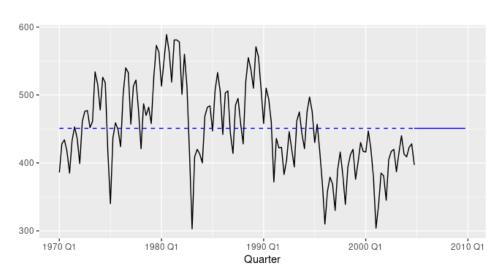
$$\hat{y}_{T+h|T} = \bar{y} = (y_1 + \cdots + y_T)/T$$

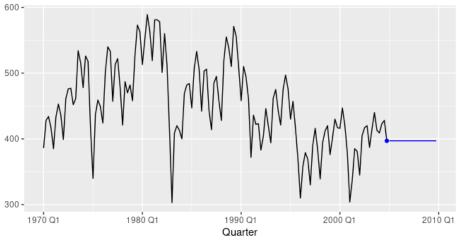
El valor predicho es la media de todo.

Método Naïve

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_T$$

El valor predicho es el último valor de la serie. También se llama "Random Walk" porque funcióna bien en una serie paseo aleatorio.





Métodos simples para la predicción

Método Naïve Estacional

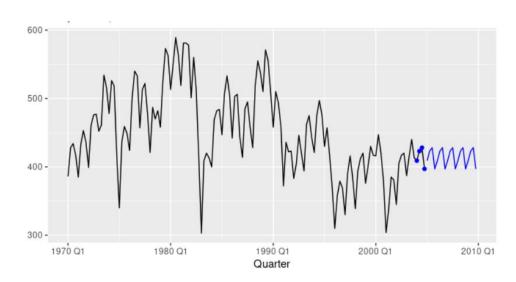
$$\hat{y}_{T+h|T} = y_{T+h-m(k+1)}$$
: m : periodo estacional $h = floor(rac{h-1}{m})$

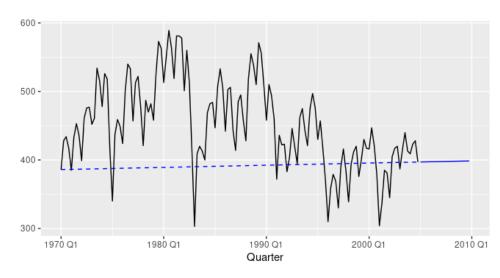
El valor predicho repite el último periodo estacional.

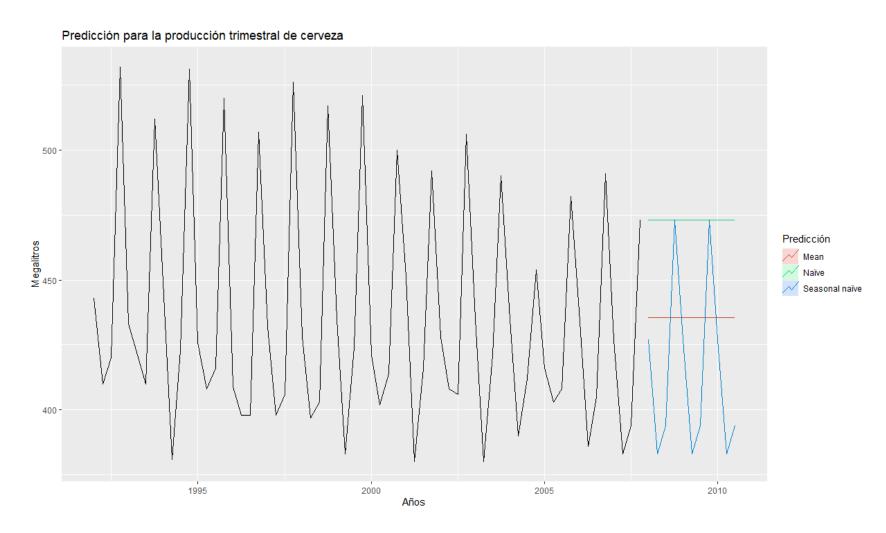
• Método de la deriva (drif)

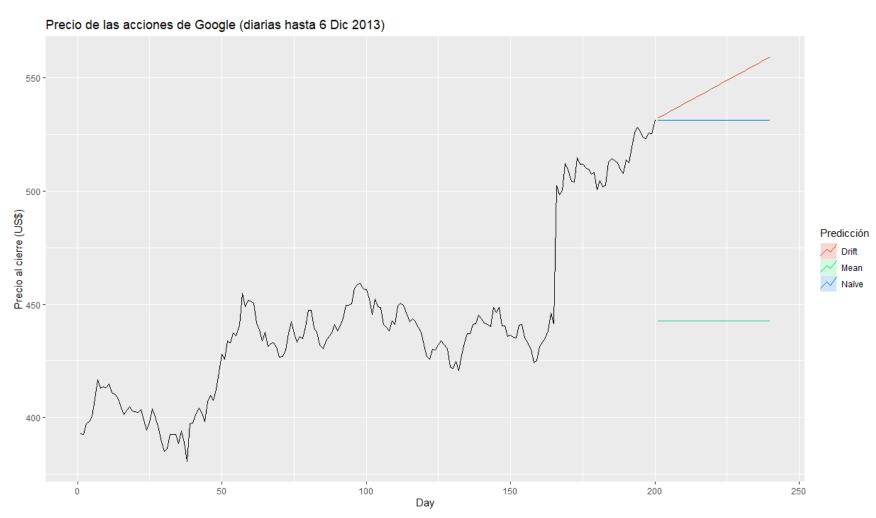
$$\hat{y}_{T+h|T} = y_T + rac{h}{T-1} \sum_{t=2}^T (y_t - y_{t-1}) = y_T + h\left(rac{y_T - y_1}{T-1}
ight)$$

El valor predicho el cambio promedio de la serie.









Regresión lineal

En el contexto de series de tiempo

Regresión Lineal

 ${f \cdot}$ Supongamos que la serie y_t esta influenciada por variables independientes

$$x_{t1}, x_{t2}, x_{t3}, ..., x_{tq}$$

La relación planteada es una relación lineal

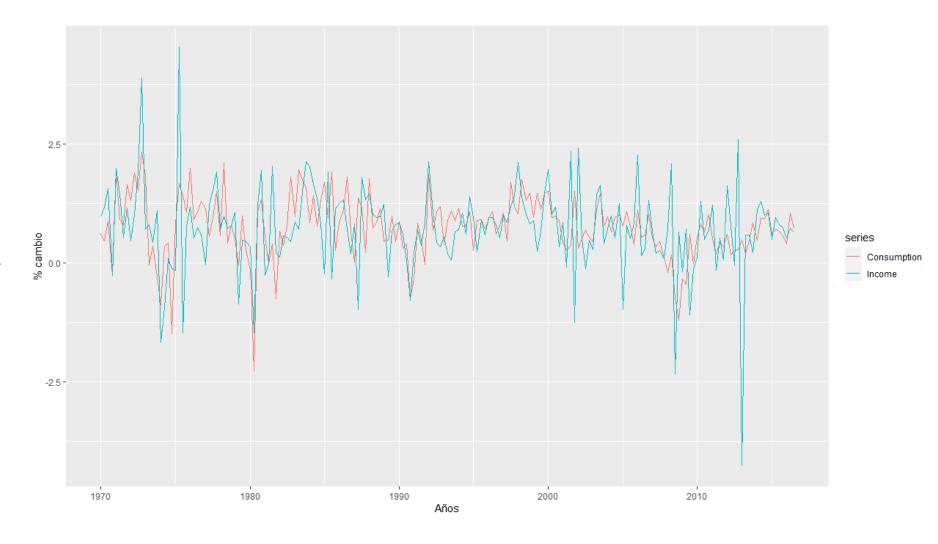
$$y_t = \beta_1 x_{t1} + \beta_2 x_{t2} + \dots + \beta_q x_{tq} + w_t$$

donde

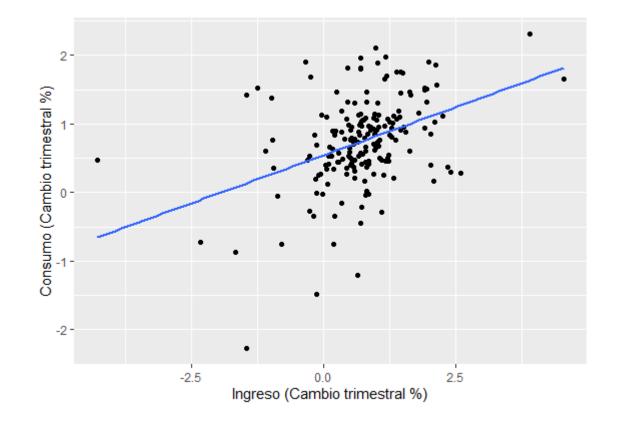
- $\{\beta_i\}_{i=1,...q}$ son coeficientes de regresión
- $\{w_t\}$ error aleatorio o proceso de ruido independiente normal de media cero y varianza σ_w^2

Para una regresión de series de tiempo, el error no suele ser ruido blanco. Relajaremos un poco los supuestos.

Se tienen los datos trimestrales para la tasa de crecimiento del gasto de consumo personal (y) e ingreso disponible personal (x) en EE. UU. desde el primer trimestre de 1970 hasta el tercer trimestre de 2016.



Se tienen los datos trimestrales para la tasa de crecimiento del gasto de consumo personal (y) e ingreso disponible personal (x) en EE. UU. desde el primer trimestre de 1970 hasta el tercer trimestre de 2016.



Regresión lineal múltiple

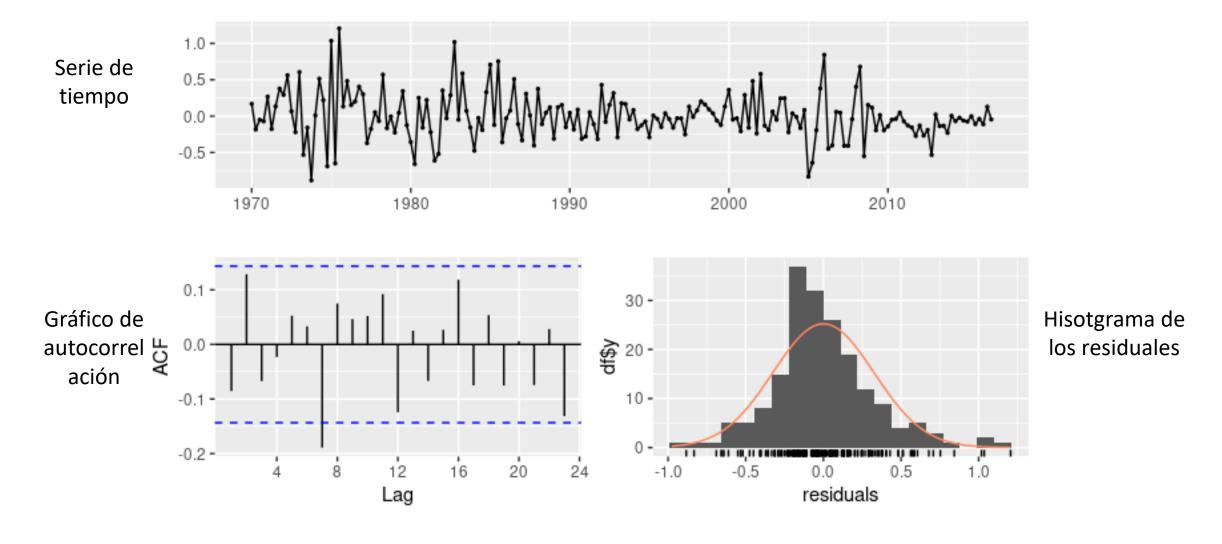
También será posible el uso de regresiones con múltiples variables regresoras

Las métricas estudiadas para la evaluación de la bondad de ajuste del modelo serán las que se estudiaron previamente (R^2 ajustado)

Una verificación especial que debe realizarse es sobre los residuales.

```
Call:
tslm(formula = Consumption ~ Income + Production + Unemployment +
   Savings, data = uschange)
Residuals:
     Min
              10 Median
                                        Max
-0.88296 -0.17638 -0.03679 0.15251 1.20553
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)
             0.26729
                        0.03721
                                  7.184 1.68e-11 ***
             0.71449
                        0.04219 16.934 < 2e-16 ***
Income
             0.04589
                        0.02588
Production
                                          0.0778 .
                                 1.773
Unemployment -0.20477
                        0.10550 -1.941
                                          0.0538 .
            -0.04527
                        0.00278 -16.287 < 2e-16 ***
Savings
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '1
Residual standard error: 0.3286 on 182 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.754,
                               Adjusted R-squared: 0.7486
F-statistic: 139.5 on 4 and 182 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Verificación de los supuestos



Verificación de los supuestos

- Test para la autocorrelación en los residuales
 - Test de Breusch-Godfrey
 - Hipótesis nula: No hay correlación hasta el orden p

```
> checkresiduals(fit.consMR)

Breusch-Godfrey test for serial correlation of order up
to 8
```

```
data: Residuals from Linear regression model LM test = 14.874, df = 8, p-value = 0.06163
```

Predictores útiles en series de tiempo:

Tendencia

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t$$

Variables indicadoras de estacionalidad

Podemos usar variable que capturen los patrones estacionales a través del uso de variables indicadoras

	d_1t	d_2t	d_3t	d_4t	d_5t	d_6t
Lunes	1	0	0	0	0	0
Martes	0	1	0	0	0	0
Miercoles	0	0	1	0	0	0
Jueves	0	0	0	1	0	0
Viernes	0	0	0	0	1	0
Sabado	0	0	0	0	0	1
Domingo	0	0	0	0	0	0
Lunes	1	0	0	0	0	0
Martes	0	1	0	0	0	0
Miercoles	0	0	1	0	0	0
Jueves	0	0	0	1	0	0

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 d_{1t} + \dots + \beta_6 d_{6t}$$

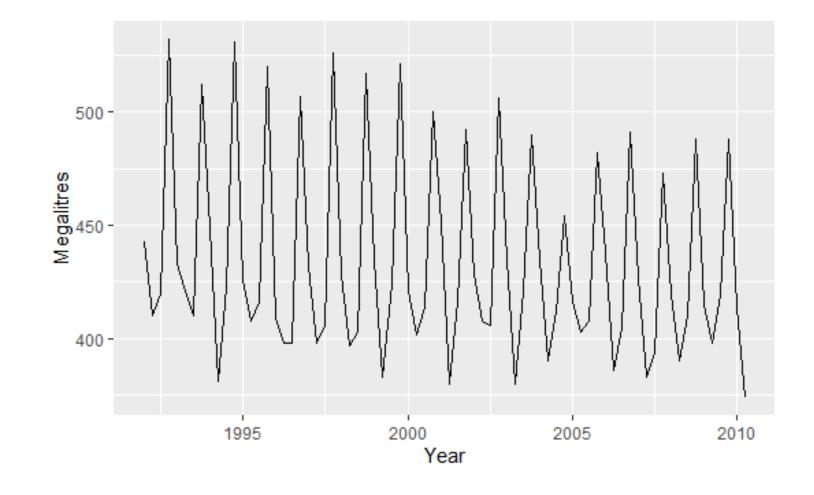
Interpretación del coeficiente para d_{it} :

Efecto del día i relativo al día 7 (domingo)

Ejemplo: Regresión lineal

La serie de la producción de cerveza entre el año 1992 y 2011 se modelo utilizando una regresión lineal con:

- Tendencia
- Variables indicadores estacionales



Ejemplo: Regresión lineal

Se ajusta una regresión linear con la tendencia y variables indicadoras para cada trimestre.

• season1: Trim1 (Referencia)

season2: Trim2

season3: Trim3

season4: Trim4

```
Call:
tslm(formula = beer2 ~ trend + season)
Residuals:
   Min
           10 Median
                          3Q
                                 Max
-42.903 -7.599 -0.459 7.991 21.789
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 441.80044
                       3.73353 118.333 < 2e-16 ***
trend -0.34027 0.06657 -5.111 2.73e-06 ***
season2 -34.65973 3.96832 -8.734 9.10e-13 ***
season3 -17.82164 4.02249 -4.430 3.45e-05 ***
season4 72.79641
                       4.02305 18.095 < 2e-16 ***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 12.23 on 69 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.9243, Adjusted R-squared: 0.9199
F-statistic: 210.7 on 4 and 69 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Ejemplo: Regresión lineal

- Tendencia a la baja de -0,34 megalitros por trimestre.
- En promedio, el 2do trimestre tiene producción de 34.7 megalitros menor que el primer trimestre.
- En promedio, el 3r trimestre tiene una producción de 17.8 megalitros menor que el primer trimestre.
- Finalmente, en promedio, el 4to trimestre tiene una producción de 72.8 megalitros mayor que el primer trimestre.

```
Call:
tslm(formula = beer2 ~ trend + season)
Residuals:
   Min
           10 Median
                          30
                                 Max
-42.903 -7.599 -0.459
                       7.991
                              21.789
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 441.80044
                       3.73353 118.333 < 2e-16 ***
trend -0.34027
                      0.06657 -5.111 2.73e-06
season2 -34.65973
                       3.96832 -8.734 9.10e-13
season3 -17.82164
                      4.02249 -4.430 3.45e-05
season4 72.79641
                       4.02305 18.095 < 2e-16 ***
              0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Signif. codes:
Residual standard error: 12.23 on 69 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.9243, Adjusted R-squared: 0.9199
```

F-statistic: 210.7 on 4 and 69 DF, p-value: < 2.2e-16