

Coefficiente de correlación de Pearson

Debe satisfacer las siguientes condiciones

- La relación que se quiere estudiar entre ambas variables es lineal
- Las dos variables deben de ser cuantitativas
- Normalidad: ambas variables se tienen que distribuir de forma normal (test K-S)
- Homocedasticidad: La varianza de Y debe ser constante a lo largo de la variable X (test de Bartlett)

Características

- Toma valores entre $[-1, +1]$, siendo $+1$ una correlación lineal positiva perfecta y -1 una correlación lineal negativa perfecta. Si es 0 significa que NO existe relación lineal entre las variables consideradas.
- No varía si se aplican transformaciones a las variables
- no equivale a la pendiente de la recta de regresión
- es necesario calcular su significatividad (p-valor) si no es significativo, se ha de interpretar que la correlación de ambas variables es 0

1.1. Evidencias gráficas: Scatterplot

```
library(ggplot2)
ggplot(data = Cars93,
  aes(x = Weight, y = Horsepower)) +
  geom_point(colour = "red4") +
  ggtitle("Diagrama de dispersión") +
  theme_bw() +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```

1.2. Evidencias gráficas: Análisis de normalidad

```
par(mfrow = c(1, 2))
hist(Cars93$Weight, breaks = 10, main = "",
  xlab = "Weight", border = "darkred")
hist(Cars93$Horsepower, breaks = 10,
  main = "",
  xlab = "Horsepower", border = "blue")
par(mfrow = c(1, 1))
```

Coefficiente de correlación de Pearson (cont)

1.3. Evidencias gráficas: gráfico quantil-q-uantil (Q-Q plot)

```
qqnorm(Cars93$Weight, main = "Weight",
  col = "darkred")
qqline(Cars93$Weight)
qqnorm(Cars93$Horsepower, main = "Horsepower",
  col = "blue")
qqline(Cars93$Horsepower)
```

```
par(mfrow = c(1, 2))
qqnorm(Cars93$Weight, main = "Weight",
  col = "darkred")
qqline(Cars93$Weight)
qqnorm(Cars93$Horsepower, main = "Horsepower",
  col = "blue")
qqline(Cars93$Horsepower)
par(mfrow = c(1, 1))
```

2.1 Evid. contr.: test K-S-L (H_0 = dist. normal)

```
require(nortest)
lillie.test(Cars93$Weight)
lillie.test(Cars93$Horsepower)
```

2.2 Si no es dist. normal: tipificación

a cada observación se resta la media y se divide por la desviación típica.

```
xt = scale(x)
```

2.3 Si no es dist. normal: transformación no lineal

Asimetría negativa: x^2
 Asimetría positiva: $\sqrt{x}$ (poco) $\ln(x)$ (medio) $1/x$ (alto)
 Ahora se repiten todos los pasos a partir de evidencias gráficas: normalidad

Coefficiente de correlación de Pearson (cont)

3.1. Análisis de la homocedasticidad: Gráficas

```
ggplot(data = Cars93, aes(x = Weight,
  y = Horsepower)) + geom_point(colour = "red") +
  geom_segment(aes(x = 1690, y = 70, xend = 1690,
  yend = 300), linetype = "dashed") +
  geom_segment(aes(x = 1690, y = 45, xend = 1690,
  yend = 100), linetype = "dashed") +
  ggtitle("Diagrama de dispersión") + theme_minimal()
```

3.2. Análisis de la homocedasticidad: ev. cont. Bartlett

El p-valor menor que 5% permite rechazar la hipótesis nula H_0

```
bartlett.test(list(Cars93$Weight, Cars93$Horsepower))
bartlett.test(list(log(Cars93$Weight), log(Cars93$Horsepower)))
```

4.1. Coeficiente de Pearson (ev. num. solo)

```
cor(x = Cars93$Weight, y = log(Cars93$Horsepower),
  method = "pearson")
```

4.2. Coeficiente de Pearson (ev. contrastada)

Comprobamos que p-valor sea menor que $0,05$

```
cor.test(x = Cars93$Weight, y = log(Cars93$Horsepower),
  alternative = "two.sided", conf.level = 0.95,
  method = "pearson")
```

Coeficiente de correlación de Pearson (cont)

5. Coeficiente de determinación R^2

cantidad de varianza de la variable Y explicada por X y que se obtiene elevando al cuadrado el coeficiente de correlación r

El R^2 presenta valores entre 0 y 1. Lo más próximo a 1 significará que con nuestra variable X seremos capaces de explicar en gran medida el comportamiento de nuestra variable Y . En cambio, si se aproxima a 0 querrá decir que si nuestro objetivo es explicar la variable Y en función de X , tendremos que cambiar de variable explicativa (X) ya que prácticamente no nos aporta información sobre la variable Y .

Si no se cumplen condiciones del coef. Pearson

Coeficiente Rho de Spearman

Cuando estamos ante variables categóricas (no numéricas) (género y educación)

Cuando los valores no pertenecen a una distribución normal

```
require(MASS)
```

```
cor.test(birthwt$bwt, birthwt$lwt, alternative="two.sided", method="spearman")
```

```
cor.test(birthwt$bwt, birthwt$lwt, alternative="less", method="spearman")
```

```
cor.test(birthwt$bwt, birthwt$lwt, alternative="greater", method="spearman")
```

Coeficiente Tau de Kendall

Cuando estamos ante variables categóricas (no numéricas) (género y educación)

Cuando los valores no pertenecen a una distribución normal

```
require(MASS)
```

```
cor.test(birthwt$bwt, birthwt$lwt, alternative="two.sided", method="kendall")
```

etc

La matriz de correlaciones

```
cor(x = datos, method = "pearson")
```

```
pairs(x = datos, lower.panel = NULL)
```

```
require(corrplot)
```

```
corrplot(corr = cor(x = datos, method = "pearson"), method = "number")
```

```
require(psych)
```

```
pairs.panels(x = datos, ellipses = FALSE, lm = TRUE, method = "pearson")
```

El coeficiente de correlación parcial

Se quiere estudiar la relación entre las variables precio y peso de los automoviles. Se sospecha que esta relación podría estar influenciada por la variable potencia del motor, ya que a mayor peso del vehículo se requiere mayor potencia y, a su vez, motores más potentes son más caros.

```
ggplot(data = Cars93, aes(x = Weight, y = log(Price))) +
```

```
geom_point(colour = "red4") +
```

```
ggtitle("Diagrama de dispersion") +
```

```
theme_bw() +
```

```
theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```

```
cor.test(x = Cars93$Weight, y = log(Cars93$Price), method = "pearson")
```

```
require(ppcor)
```

```
pcor.test(x = Cars93$Weight, y = log(Cars93$Price),
```

```
z = Cars93$Horsepower, method = "pearson")
```

El coeficiente de correlación parcial (cont)

La correlación entre el peso y el logaritmo del precio es alta ($r=0.764$) y significativa ($p\text{-value} < 2.2e-16$). Sin embargo, cuando se estudia su relación bloqueando la variable potencia de motor, a pesar de que la relación sigue siendo significativa ($p\text{-value} = 6.288649e-05$) pasa a ser baja ($r=0.4047$).

Luego, podemos concluir que la relación lineal existente entre el peso y el logaritmo del precio está influenciada por el efecto de la variable potencia de motor. Si se controla el efecto de la potencia, la relación lineal existente es baja ($r=0.4047$).

