

### 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 cuantil-q-quantil (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 (H0= 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()
theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```

#### 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")
```

### Coefficiente 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

#### Coefficiente 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")
```

#### Coefficiente 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 ( $r=0.4047$ ).