#### Modelos estadísticos

Técnicas estadísticas avanzadas para la conservación de la biodiversidad - Universidad de Huelva

David García Callejas 01/2021

#### Hasta ahora:

• Sabemos cómo cuantificar una muestra o una población

- Sabemos cómo cuantificar una muestra o una población
- Sabemos los fundamentos del diseño experimental

- Sabemos cómo cuantificar una muestra o una población
- Sabemos los fundamentos del diseño experimental
- Sabemos cómo comparar dos muestras

- Sabemos cómo cuantificar una muestra o una población
- Sabemos los fundamentos del diseño experimental
- Sabemos cómo comparar dos muestras
- Pero aun queda todo un mundo de preguntas que podemos resolver:

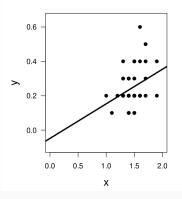
- Sabemos cómo cuantificar una muestra o una población
- Sabemos los fundamentos del diseño experimental
- Sabemos cómo comparar dos muestras
- Pero aun queda todo un mundo de preguntas que podemos resolver:
  - ¿Cómo afecta una variable independiente a una respuesta?

- Sabemos cómo cuantificar una muestra o una población
- Sabemos los fundamentos del diseño experimental
- Sabemos cómo comparar dos muestras
- Pero aun queda todo un mundo de preguntas que podemos resolver:
  - ¿Cómo afecta una variable independiente a una respuesta?
  - ¿Podemos predecir una variable en función de otras?

- Sabemos cómo cuantificar una muestra o una población
- Sabemos los fundamentos del diseño experimental
- Sabemos cómo comparar dos muestras
- Pero aun queda todo un mundo de preguntas que podemos resolver:
  - ¿Cómo afecta una variable independiente a una respuesta?
  - ¿Podemos predecir una variable en función de otras?
  - ¿Qué ocurre cuando tenemos más de dos tratamientos en una población?

- Sabemos cómo cuantificar una muestra o una población
- Sabemos los fundamentos del diseño experimental
- Sabemos cómo comparar dos muestras
- Pero aun queda todo un mundo de preguntas que podemos resolver:
  - ¿Cómo afecta una variable independiente a una respuesta?
  - ¿Podemos predecir una variable en función de otras?
  - ¿Qué ocurre cuando tenemos más de dos tratamientos en una población?
- Respuesta: y = a + bx

$$y_{i} = a + bx_{i} + \varepsilon_{i}$$
 
$$\varepsilon_{i} \sim N\left(0, \sigma^{2}\right)$$



#### Data

y = response variable

x = predictor

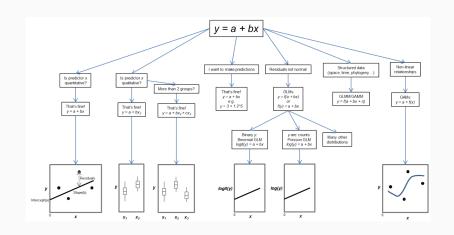
#### **Parameters**

a = intercept

 $b = \mathsf{slope}$ 

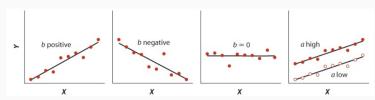
 $\sigma = {\sf residual} \ {\sf variation}$ 

 $\varepsilon = \mathsf{residuals}$ 



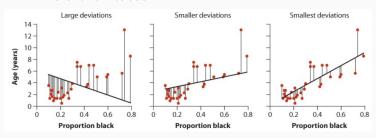
#### Regresión lineal:

• Relación lineal entre las variables

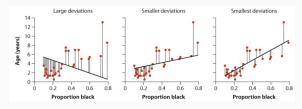


#### Regresión lineal:

Minimiza el error residual



 ¿Cómo calcular la recta con menor error residual? Método de mínimos cuadrados



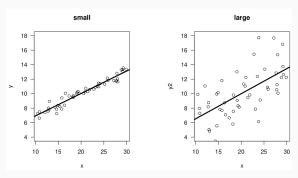
$$b = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - x)^2}$$
 (1)

$$a = \bar{y} - b\bar{x} \tag{2}$$

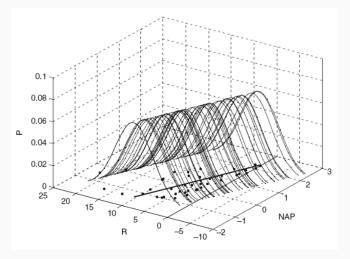
- Residuos: diferencia entre valor observado y predicho
- Recuerda:

$$y_i = a + bx_i + \varepsilon_i$$
$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$$

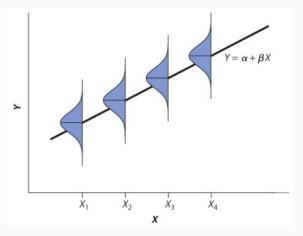
• Residuos: diferencia entre valor observado y predicho



- Para que la estimación sea correcta, la distribución de residuos debe ser normal
- y la varianza debe ser homogénea



 Again: Para que la estimación sea correcta, la distribución de residuos debe ser normal y la varianza residual, homogénea



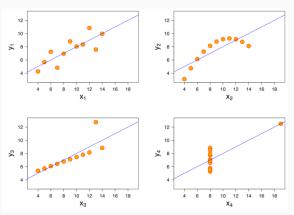
*Importante*: Esto no implica que la variable respuesta, o la variable independiente, deban tener una distribución normal!

¿Podemos predecir la altura de un árbol a partir de su dbh?

```
trees <- read.csv(here::here("datasets","trees.csv"))</pre>
```

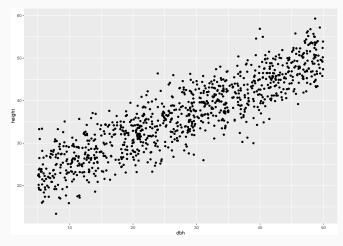
#### Siempre

Visualiza los datos como primer paso



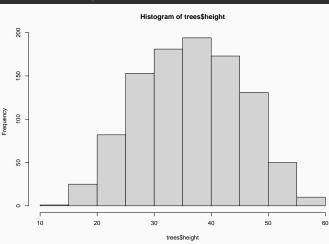
### ¿Hay outliers en los datos?

```
ggplot(trees, aes(dbh, height)) +
geom_point()
```



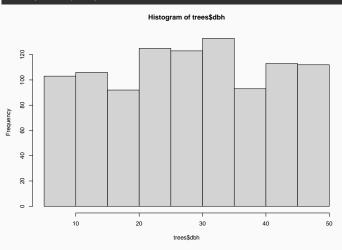
¿Cómo están distribuidas las variables independientes y respuesta?

#### hist(trees\$height)



 $\cite{C\'omo est\'an distribuidas las variables independientes y respuesta?}$ 

hist(trees\$dbh)



Después del análisis exploratorio, si no hay nada raro, ajustamos el modelo:

que se corresponde con:

$$height_i = a + b \cdot DBH_i + \varepsilon_i$$
  
 $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ 

### ¿Y ahora?

m1

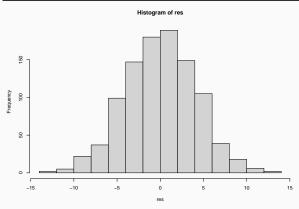
```
##
## Call:
## lm(formula = height ~ dbh, data = trees)
##
## Coefficients:
## (Intercept) dbh
## 19.3392 0.6157
```

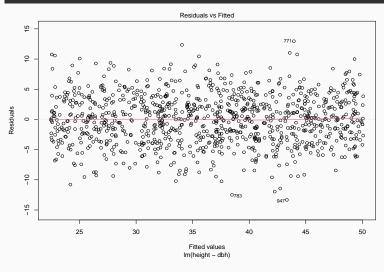
#### summary(m1)

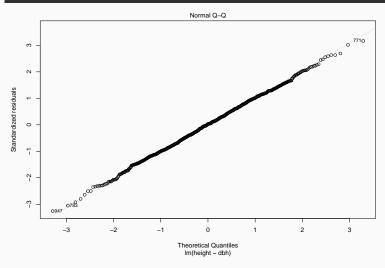
```
##
## Call:
## lm(formula = height ~ dbh, data = trees)
##
## Residuals:
##
      Min 1Q Median 3Q
                                      Max
## -13.3270 -2.8978 0.1057 2.7924 12.9511
##
## Coefficients:
##
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 19.33920 0.31064 62.26 <2e-16 ***
## dbh 0.61570 0.01013 60.79 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 4.093 on 998 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.7874, Adjusted R-squared: 0.7871
```

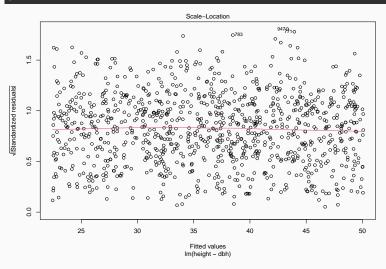
Antes de interpretar el resultado, comprobamos que los residuos se ajustan a una distribución normal

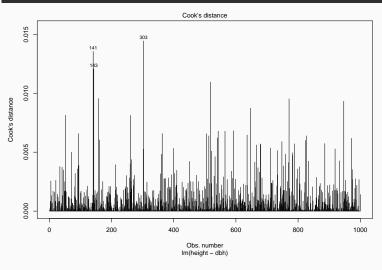
```
res <- resid(m1)
hist(res)</pre>
```











Una vez comprobamos que el modelo ajusta bien

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

https://bookdown.org/speegled/foundations-of-statistics/

marco general (UHU, WS p671)

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

https://bookdown.org/speegled/foundations-of-statistics/

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

https://bookdown.org/speegled/foundations-of-statistics/

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal
- datos paco trees, primer lm

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal
- datos paco trees, primer lm
- visualización

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal
- datos paco trees, primer lm
- visualización
- ajuste

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal
- datos paco trees, primer lm
- visualización
- ajuste
- interpretación y comunicación de resultados (incluyendo effect sizes)

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal
- datos paco trees, primer lm
- visualización
- ajuste
- interpretación y comunicación de resultados (incluyendo effect sizes)
- validación (asunciones)

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal
- datos paco trees, primer lm
- visualización
- ajuste
- interpretación y comunicación de resultados (incluyendo effect sizes)
- validación (asunciones)
- predicción

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal
- datos paco trees, primer lm
- visualización
- ajuste
- interpretación y comunicación de resultados (incluyendo effect sizes)
- validación (asunciones)
- predicción
- tipos de variables independientes (continuas y categóricas)

- Caso básico:
  - variable respuesta continua
  - Una variable independiente continua

- marco general (UHU, WS p671)
- residuos (WS p689)
- distribucion normal
- datos paco trees, primer lm
- visualización
- ajuste
- interpretación y comunicación de resultados (incluyendo effect sizes)
- validación (asunciones)
- predicción
- tipos de variables independientes (continuas y categóricas)
- selección de modelos (R2)

distribuciones continuas y discretas

- distribuciones continuas y discretas
- likelihood (WS p814)

- distribuciones continuas y discretas
- likelihood (WS p814)
- esquema general: distribución de residuos, fórmula, función de enlace

- distribuciones continuas y discretas
- likelihood (WS p814)
- esquema general: distribución de residuos, fórmula, función de enlace
- regresión logística (WS p701)

- distribuciones continuas y discretas
- likelihood (WS p814)
- esquema general: distribución de residuos, fórmula, función de enlace
- regresión logística (WS p701)
- regresión de conteos (poisson, negbin)

- distribuciones continuas y discretas
- likelihood (WS p814)
- esquema general: distribución de residuos, fórmula, función de enlace
- regresión logística (WS p701)
- regresión de conteos (poisson, negbin)
- selección de modelos (AIC)