

# Validación cruzada

## Contents

1	Introducción	1
2	El método del subconjunto de validación (validation set approach)	1
3	Validación cruzada ( k-fold Cross-Validation)	3

## 1 Introducción

Si el modelo se ajusta muy bien a los datos que con los que hemos estimado dicho modelo podemos pensar que en principio es un buen modelo para predecir. Pero en la práctica, queremos el modelo para predecir datos que no conocemos. El objetivo es analizar la predicción del modelo frente a datos no conocidos.

Los métodos explicados a continuación se emplean para comparar modelos desde el punto de vista de la predicción.

## 2 El método del subconjunto de validación (validation set approach)

- Dividimos en dos partes los datos (40%-60%, 20%-80%,...).
- En el **training set** estimamos el modelo.
- En el **test set** (**validation set**) predecimos la respuesta y calculamos el error entre la variable respuesta observada y la predicha. Para calcular el error podemos utilizar, por ejemplo, el Mean Squared Error (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

```
datos = read.csv("datos/Advertising.csv")
str(datos)
```

```
## 'data.frame':    200 obs. of  5 variables:
## $ X           : int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
## $ TV          : num  230.1 44.5 17.2 151.5 180.8 ...
## $ radio       : num  37.8 39.3 45.9 41.3 10.8 48.9 32.8 19.6 2.1 2.6 ...
## $ newspaper: num  69.2 45.1 69.3 58.5 58.4 75 23.5 11.6 1 21.2 ...
## $ sales      : num  22.1 10.4 9.3 18.5 12.9 7.2 11.8 13.2 4.8 10.6 ...
```

- Dividimos los datos en training set y test set. En general, el training test ha de ser mayor o igual que el test set:

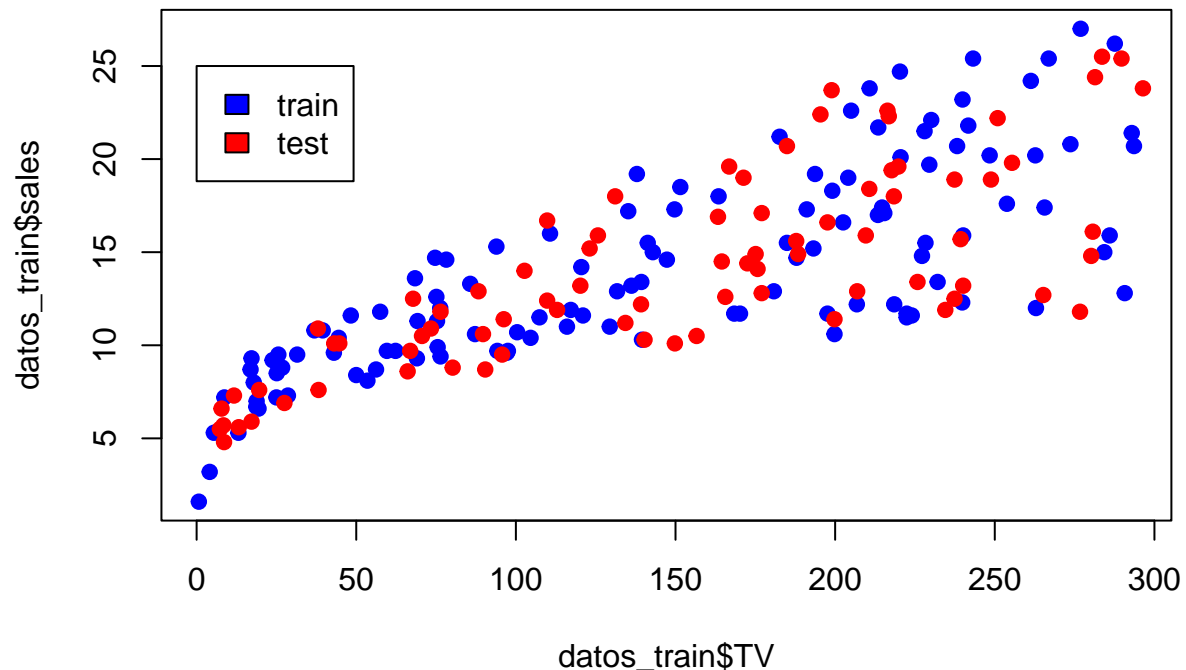
```
n = nrow(datos)
n_train = round(0.6*n)
n_test = n - n_train
```

```
set.seed(115)

pos = 1:n
pos_train = sample(pos, n_train, replace = F) # muestreo sin reemplazamiento
pos_test = pos[-pos_train]

# dividimos los datos en training set y validation set
datos_train = datos[pos_train,]
datos_test = datos[pos_test,]

plot(datos_train$TV, datos_train$sales, pch = 19, col = "blue")
points(datos_test$TV, datos_test$sales, pch = 19, col = "red")
legend(x=0,y=25, legend=c("train","test"), fill=c("blue","red"))
```



- En el training set estimamos el modelo:

```
m1 = lm(sales ~ TV, data = datos_train)

# error en el training set
y_train = datos_train$sales
y_train_p = predict(m1,datos_train)
```

- Para calcular el MSE se puede utilizar la función (descargar):

```
source("funciones/MSE.R")
MSE # se muestra la definición de la funcion

## function(y,yp){
##
##   y = as.numeric(y)
##   yp = as.numeric(yp)
##
##   n = length(y)
##   d = (y - yp)^2
```

```
## suma = sum(d)
## MSE = 1/n*suma
## return(MSE)
## }
```

```
(mse_train = MSE(y_train,y_train_p))
```

```
## [1] 10.62459
```

- Error en el test set:

```
y_test = datos_test$sales
y_test_p = predict(m1,datos_test)
```

```
(mse_test = MSE(y_test,y_test_p))
```

```
## [1] 10.38168
```

Problemas:

- El MSE cambia en función de como se elija el training set y el validation set.
- Sólo se incluye una parte de los datos para estimar el modelo, por lo que la estimación es peor que incluyéndolos a todos.

### 3 Validación cruzada ( k-fold Cross-Validation)

Se divide aleatoriamente los datos en **k** partes (o folds). Cada parte tiene  $n1 = n/k$  datos.

- Para  $i = 1:k$ 
  - la parte  $i$  constituye el test set.
  - las otras partes constituyen el train set.
  - se calcula el  $MSE(i)$
- El error total es:

$$MSE_{TOTAL} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k MSE_i$$

- Se ha programado una función que calcula las posiciones de train y test dado el número de folds (descargar):

```
source("funciones/cross_val_pos.R")
```

```
cross_val_pos # se muestra el contenido de la función
```

```
## function(num_datos,num_folds){
## # -----
## # esta función calcula las posiciones que corresponden al train
## # y las posiciones que corresponden al test en cross validation
## #
## # num_datos: número de datos
## # num_folds: número de folds
## #
## # javier.cara@upm.es, version 2019.10
## # -----
##
## # número de datos de cada fold
## n1 = trunc(num_datos/num_folds)
## }
```

```
## v = sample(1:num_datos,num_datos,replace = F)
## train = list()
## test = list()
## for (k in 1:(num_folds-1)){
##   pos_test = ((k-1)*n1+1):(k*n1)
##   test[[k]] = v[pos_test]
##   train[[k]] = v[-pos_test]
## }
## # el ultimo puede tener un numero diferente de datos (por trunc)
## pos_test = ((num_folds-1)*n1+1):num_datos
## test[[num_folds]] = v[pos_test]
## train[[num_folds]] = v[-pos_test]
##
## return(list(train = train, test = test))
## }
```

Por ejemplo, supongamos que tenemos 10 datos y definimos 3 folds:

```
set.seed(342)
num_datos = 10
num_folds = 3
cross_val_pos(num_datos,num_folds)
```

```
## $train
## $train[[1]]
## [1] 7 4 1 9 8 6 3
##
## $train[[2]]
## [1] 10 5 2 9 8 6 3
##
## $train[[3]]
## [1] 10 5 2 7 4 1
##
##
## $test
## $test[[1]]
## [1] 10 5 2
##
## $test[[2]]
## [1] 7 4 1
##
## $test[[3]]
## [1] 9 8 6 3
```

Con los dados del ejemplo:

```
# numero de folds
num_folds = 5
n = nrow(datos)

# se definen las posiciones de test de cada fold
pos = cross_val_pos(n,num_folds)

error_k = rep(0,num_folds)
for (k in 1:num_folds){
  # datos de training y de test de cada fold
```

```

pos_test = pos$test[[k]]
pos_train = pos$train[[k]]
datos_train = datos[pos_train,]
datos_test = datos[pos_test,]

# estimamos el modelo
mk = lm(sales ~ TV, data = datos_train)

# error de prediccion
yk = datos_test$sales
yk_p = predict(mk,datos_test)

error_k[k] = MSE(yk,yk_p)
}
(errork_media = mean(error_k))

## [1] 11.03013

```