Regresión Logística (R)

La regresión logísitica es un modelo que puede predecir la probabilidad que tiene una variable binaria (que puede aceptar 2 valores) de pertenecer a una clase o a otra.

Es por tanto un método utilizado para la clasificación categórica de variables, especialmente útil por su simplicidad e interpretabilidad

Escenario del problema

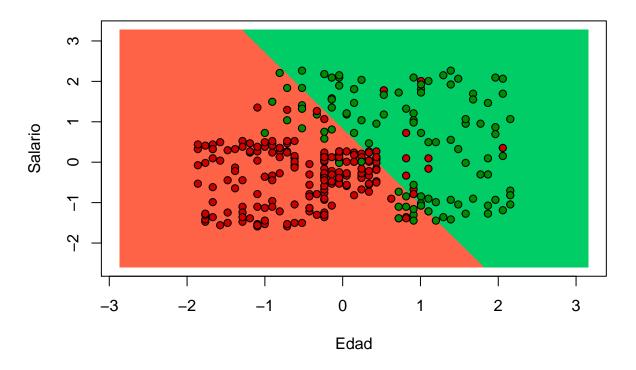
Una empresa de coches ha sacado un nuevo modelo al mercado. Le ha preguntado a una red social quién ha comprado el producto, recaudando el sexo, la edad y el salario de cada uno de ellos.

Ahora queremos construir un modelo que nos permita determinar con estos atributos si la persona comprará el producto o no, para tomar medidas en función de la respuesta para que lo acabe comprando. ¡Vamos a ello!

```
# 1. Importar librerías
library(caTools)
library(ggplot2)
library(ElemStatLearn) # Nos va a permitir dibujar las clasificaciones
# 2. Importar datos
datos <- read.csv('../Datos/4.2.Compras.csv')</pre>
datos <- datos[3:5] # Eliminamos la columna del sexo
head(datos, 5)
##
     Edad Salario Compra
            19000
## 1
       19
                        0
## 2
       35
            20000
## 3
       26
            43000
                        0
       27
                        0
## 4
            57000
## 5
       19
            76000
Compra puede ser 0 (compró) o 1 (no compró) -> Distribución binomial (Bernouilli)
# 3. Separar en Entrenamiento y Validación
set.seed(123)
split <- sample.split(datos$Compra, SplitRatio = 0.75)</pre>
train <- subset(datos, split==TRUE)</pre>
test <- subset(datos, split==FALSE)</pre>
dim(train)/dim(test)
## [1] 3 1
# 4. Hacer las prediciones para el conjunto de Validación
train[-3] <- scale(train[-3])</pre>
test[-3] <- scale(test[-3])</pre>
# 5. Construir el Modelo
clasificador <- glm(formula = Compra ~ .,</pre>
                     family = binomial,
                     data = train)
# 6. Hacer las prediciones para el conjunto de Validación
# 6.1. Calculamos las probabilidades
prob_pred = predict(clasificador, type = 'response', newdata = test[-3])
```

```
# 6.2. Las hacemos pasar por la función sigmoid
y_pred = ifelse(prob_pred > 0.5, 1, 0)
# 7. Hacer la matriz de confusión
cm = table(test[, 3], y_pred > 0.5)
cm
##
##
       FALSE TRUE
          57
##
          10
               26
##
     1
# 8. Echemos un vistazo a la pinta que tienen las predicciones
# 8.1. Conjunto de entrenamiento
set = train
X1 = seq(min(set[, 1]) - 1, max(set[, 1]) + 1, by = 0.01)
X2 = seq(min(set[, 2]) - 1, max(set[, 2]) + 1, by = 0.01)
grid_set = expand.grid(X1, X2)
colnames(grid_set) = c('Edad', 'Salario')
prob_set = predict(clasificador, type = 'response', newdata = grid_set)
y_grid = ifelse(prob_set > 0.5, 1, 0)
plot(set[, -3],
     main = 'Regresión Logística (Conjunto de entrenamiento)',
     xlab = 'Edad', ylab = 'Salario',
     xlim = range(X1), ylim = range(X2))
contour(X1, X2, matrix(as.numeric(y_grid), length(X1), length(X2)), add = TRUE)
points(grid_set, pch = '.', col = ifelse(y_grid == 1, 'springgreen3', 'tomato'))
points(set, pch = 21, bg = ifelse(set[, 3] == 1, 'green4', 'red3'))
```

Regresión Logística (Conjunto de entrenamiento)



```
# 8.2. Conjunto de validación
set = test
X1 = seq(min(set[, 1]) - 1, max(set[, 1]) + 1, by = 0.01)
X2 = seq(min(set[, 2]) - 1, max(set[, 2]) + 1, by = 0.01)
grid_set = expand.grid(X1, X2)
colnames(grid_set) = c('Edad', 'Salario')

prob_set = predict(clasificador, type = 'response', newdata = grid_set)
y_grid = ifelse(prob_set > 0.5, 1, 0)
plot(set[, -3],
    main = 'Regresión Logística (Conjunto de entrenamiento)',
    xlab = 'Edad', ylab = 'Salario',
    xlim = range(X1), ylim = range(X2))
contour(X1, X2, matrix(as.numeric(y_grid), length(X1), length(X2)), add = TRUE)
points(grid_set, pch = '.', col = ifelse(y_grid == 1, 'springgreen3', 'tomato'))
points(set, pch = 21, bg = ifelse(set[, 3] == 1, 'green4', 'red3'))
```

Regresión Logística (Conjunto de entrenamiento)

