

# Aplicaciones del modelo de regresión logística: analisis de relaciones entre variables

## Contents

<b>1</b>	<b>Datos</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Análisis</b>	<b>1</b>
2.1	Probabilidad de supervivencia de la tripulacion frente a los pasajeros . . . . .	1
2.2	Probabilidad de supervivencia de primera y segunda clase . . . . .	2
2.3	Probabilidad de supervivencia de mujeres de tripulación y mujeres pasajeras . . . . .	3
2.4	Probabilidad de supervivencia de hombres de tripulación y hombres pasajeros . . . . .	5

## 1 Datos

```
d = read.table("datos/titanic.txt", header = T)
str(d)
```

```
## 'data.frame':    2201 obs. of  4 variables:
## $ Class      : chr  "First" "First" "First" "First" ...
## $ Age        : chr  "Adult" "Adult" "Adult" "Adult" ...
## $ Sex        : chr  "Male"  "Male"  "Male"  "Male"  ...
## $ Survived: int   1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
```

donde Survived = 1 indica que el pasajero sobrevivió, y Survived = 0 indica que el pasajero no sobrevivió.

Primero convertimos a factor las variables:

```
d$Class = factor(d$Class)
d$Age = factor(d$Age)
d$Sex = factor(d$Sex)
```

## 2 Análisis

### 2.1 Probabilidad de supervivencia de la tripulacion frente a los pasajeros

```
m1 = glm(Survived ~ Class, data = d, family = binomial)
summary(m1)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Survived ~ Class, family = binomial, data = d)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -1.15516    0.07876 -14.667  < 2e-16 ***
## ClassFirst   1.66434    0.13902  11.972  < 2e-16 ***
```

```
## ClassSecond 0.80785 0.14375 5.620 1.91e-08 ***
## ClassThird 0.06785 0.11711 0.579 0.562
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 2769.5 on 2200 degrees of freedom
## Residual deviance: 2588.6 on 2197 degrees of freedom
## AIC: 2596.6
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

El nivel de referencia de Class es tripulación (Crew). Por tanto,  $\beta_1$  representa diferencias en la probabilidad de supervivencia entre Crew y First;  $\beta_2$  representa diferencias entre Crew y Second;  $\beta_3$  representa diferencias entre Crew y Third.

Los pvalores para  $\beta_1$  y  $\beta_2$  son menores que 0.05, por lo que son distintas de cero, luego hay diferencias en la probabilidad de supervivencia. Como  $\hat{\beta}_1 = 1.664344 > 0$ , la probabilidad de supervivencia de la primera clase es mayor que la de la tripulación; lo mismo para la segunda clase.

El pvalor de  $\beta_3$  es mayor que 0.05, luego  $\beta_3 = 0$ , no hay diferencias entre tripulación y tercera clase.

Estos resultados se pueden comprobar numéricamente:

```
(predP = predict(m1, newdata = data.frame(Class = c("Crew", "First", "Second", "Third")), type = "response"))
```

```
##          1          2          3          4
## 0.2395480 0.6246154 0.4140351 0.2521246
```

con intervalos de confianza

```
predL = predict(m1, newdata = data.frame(Class = c("Crew", "First", "Second", "Third")), type = "link",
#
alfa = 0.05
Lp = predL$fit - qnorm(1-alfa/2)*predL$se.fit
Up = predL$fit + qnorm(1-alfa/2)*predL$se.fit
#
data.frame(pred = predP, confintL = exp(Lp)/(1+exp(Lp)), confintP = exp(Up)/(1+exp(Up)))
```

```
##      pred confintL confintP
## 1 0.2395480 0.2125668 0.2687850
## 2 0.6246154 0.5706887 0.6756185
## 3 0.4140351 0.3582390 0.4721282
## 4 0.2521246 0.2214588 0.2854798
```

Donde podemos comprobar que algunos intervalos se solapan y otros no.

## 2.2 Probabilidad de supervivencia de primera y segunda clase

```
d$Class = relevel(d$Class, ref = "Second")
m2 = glm(Survived ~ Class, data = d, family = binomial)
summary(m2)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Survived ~ Class, family = binomial, data = d)
##
```

```
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)  -0.3473     0.1203  -2.888  0.00388 **
## ClassCrew     -0.8078     0.1438  -5.620  1.91e-08 ***
## ClassFirst     0.8565     0.1661   5.157  2.51e-07 ***
## ClassThird    -0.7400     0.1482  -4.992  5.98e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 2769.5 on 2200 degrees of freedom
## Residual deviance: 2588.6 on 2197 degrees of freedom
## AIC: 2596.6
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

El pvalor de  $\beta_2$  es menor que 0.05, luego hay diferencias entre probabilidades de supervivencia. En concreto, como  $\beta_2 > 0$ , la probabilidad de supervivencia de la primera clase es mayor.

## 2.3 Probabilidad de supervivencia de mujeres de tripulación y mujeres pasajeras

Podemos utilizar relever de nuevo:

```
d$Class = relever(d$Class, ref = "Crew")
m3a = glm(Survived ~ Class * Sex, data = d, family = binomial)
summary(m3a)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Survived ~ Class * Sex, family = binomial, data = d)
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)      1.89712     0.61914   3.064  0.00218 **
## ClassSecond      0.07053     0.68630   0.103  0.91815
## ClassFirst       1.66535     0.80026   2.081  0.03743 *
## ClassThird      -2.06075     0.63551  -3.243  0.00118 **
## SexMale          -3.14690     0.62453  -5.039  4.68e-07 ***
## ClassSecond:SexMale -0.63882     0.72402  -0.882  0.37760
## ClassFirst:SexMale -1.05911     0.81959  -1.292  0.19627
## ClassThird:SexMale  1.74286     0.65139   2.676  0.00746 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 2769.5 on 2200 degrees of freedom
## Residual deviance: 2163.7 on 2193 degrees of freedom
## AIC: 2179.7
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

Aunque se puede utilizar relever, quiero mantener el orden de los niveles Crew-First-Second-Third. Para ello:

```
d$Class = factor(d$Class, levels = c("Crew", "First", "Second", "Third"))
m3 = glm(Survived ~ Class * Sex, data = d, family = binomial)
summary(m3)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Survived ~ Class * Sex, family = binomial, data = d)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)      1.89712    0.61914   3.064  0.00218 **
## ClassFirst       1.66535    0.80026   2.081  0.03743 *
## ClassSecond      0.07053    0.68630   0.103  0.91815
## ClassThird      -2.06075    0.63551  -3.243  0.00118 **
## SexMale         -3.14690    0.62453  -5.039 4.68e-07 ***
## ClassFirst:SexMale -1.05911    0.81959  -1.292  0.19627
## ClassSecond:SexMale -0.63882    0.72402  -0.882  0.37760
## ClassThird:SexMale  1.74286    0.65139   2.676  0.00746 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##    Null deviance: 2769.5  on 2200  degrees of freedom
## Residual deviance: 2163.7  on 2193  degrees of freedom
## AIC: 2179.7
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

Como vemos, los resultados son iguales. Se han creado las siguientes variables auxiliares (entre paréntesis la abreviatura)

- ClassFirst (F)
- ClassSecond (S)
- ClassThird (T)
- SexMale (M)

El modelo que se ha estimado es:

$$P(Y_i = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 F_i + \beta_2 S_i + \beta_3 T_i + \beta_4 M_i + \beta_5 F_i \cdot M_i + \beta_6 S_i \cdot M_i + \beta_7 T_i \cdot M_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 F_i + \beta_2 S_i + \beta_3 T_i + \beta_4 M_i + \beta_5 F_i \cdot M_i + \beta_6 S_i \cdot M_i + \beta_7 T_i \cdot M_i)}$$

Para mujeres de tripulación F = 0, S = 0, T = 0, M = 0. Por tanto el modelo es:

$$P(Y_i = 1) = \frac{\exp(\beta_0)}{1 + \exp(\beta_0)}$$

Para mujeres de tercera clase, por ejemplo, F = 0, S = 0, T = 1, M = 0. Por tanto el modelo es:

$$P(Y_i = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_3)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_3)}$$

Por tanto,  $\beta_3$  modela las diferencias de probabilidad de supervivencia. Como pvalor de  $\beta_3 < 0.05$ , las probabilidades no son iguales. Como  $\beta_3 < 0$ , las probabilidades de las mujeres de tripulación son mayores que las mujeres de tercera clase.

## 2.4 Probabilidad de supervivencia de hombres de tripulación y hombres pasajeros

Utilizamos el mismo modelo del apartado anterior.

Para hombres de tripulación  $F = 0$ ,  $S = 0$ ,  $T = 0$ ,  $M = 1$ . Por tanto el modelo es:

$$P(Y_i = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_4)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_4)}$$

Para hombres de tercera clase,  $F = 0$ ,  $S = 0$ ,  $T = 1$ ,  $M = 1$ . Por tanto el modelo es:

$$P(Y_i = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_7)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_7)}$$

Por tanto,  $\beta_3 + \beta_7$  modela las diferencias de probabilidad de supervivencia. Se formula el siguiente contraste:

$$\beta_3 + \beta_7 = 0 \quad \beta_3 + \beta_7 \neq 0$$

El estadístico del contraste es:

$$\hat{\beta}_3 + \hat{\beta}_7 \sim N(\beta_3 + \beta_7, se(\hat{\beta}_3 + \hat{\beta}_7))$$

donde

$$se(\hat{\beta}_3 + \hat{\beta}_7) = \sqrt{Var(\hat{\beta}_3) + Var(\hat{\beta}_7) + 2Cov(\hat{\beta}_3, \hat{\beta}_7)}$$

```
source("funciones/logit_funciones.R")
H = logit_hess(coef(m3), model.matrix(m3))
V = -solve(H)
(se = sqrt(V[4,4] + V[8,8] + 2*V[4,8]))
```

```
## [1] 0.1429482
```

El estadístico se reescribe como

$$z = \frac{\hat{\beta}_3 + \hat{\beta}_7}{se(\hat{\beta}_3 + \hat{\beta}_7)}$$

```
(z = (coef(m3)[4] + coef(m3)[8])/se)
```

```
## ClassThird
## -2.223786
```

```
(pvalor = 2*(1-pnorm(abs(z))))
```

```
## ClassThird
## 0.02616282
```

Como es menor que 0.05 SI hay diferencias en la probabilidad de supervivencia. Como  $\hat{\beta}_3 + \hat{\beta}_7 = -2.0607494 + 1.7428632 = -0.3178862 < 0$ , la probabilidad de supervivencia de los hombres de tripulación es mayor que la de los hombres de tercera clase.