

Modelo de regresión logística con k regresores

Contents

1	Modelo	1
2	Estimación de los parámetros del modelo: máxima verosimilitud	2
2.1	La función de verosimilitud	2
2.2	El máximo de la función de verosimilitud	3
2.3	Algoritmo de Newton-Raphson	5
2.4	Algoritmo BFGS	7
2.5	Estimacion con R	7

1 Modelo

El archivo *MichelinNY.csv* contiene linformación de 164 restaurantes franceses incluidos en la guía *Zagat Survey 2006: New York City Restaurants*.

```
d = read.csv("datos/MichelinNY.csv")
str(d)
```

```
## 'data.frame':    164 obs. of  6 variables:
## $ InMichelin      : int  0 0 0 1 0 0 1 1 1 0 ...
## $ Restaurant.Name: chr  "14 Wall Street" "212" "26 Seats" "44" ...
## $ Food            : int  19 17 23 19 23 18 24 23 27 20 ...
## $ Decor           : int  20 17 17 23 12 17 21 22 27 17 ...
## $ Service         : int  19 16 21 16 19 17 22 21 27 19 ...
## $ Price           : int  50 43 35 52 24 36 51 61 179 42 ...
```

El objetivo es utilizar un modelo que relacione una serie de regresores con una variable respuesta binaria:

$$P(y_i = \{0, 1\}) = f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki})$$

donde:

- $P(y_i = 1) = \pi_i$
- $P(y_i = 0) = 1 - \pi_i$.

$$\pi_i = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki})}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki})}$$

Se puede escribir que

$$\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} = \begin{bmatrix} 1 & x_{1i} & x_{2i} & \dots & x_{ki} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \dots \\ \beta_k \end{bmatrix} = x_i^T \beta$$

Es decir

$$\pi_i = \frac{\exp(x_i^T \beta)}{1 + \exp(x_i^T \beta)}$$

2 Estimación de los parámetros del modelo: máxima verosimilitud

Para estimar los parámetros del modelo (β_0 y β_1) se utiliza el método de máxima verosimilitud, que consiste en:

- Definir la función logaritmo de la verosimilitud;
- Los estimadores de los parámetros son aquellos que maximizan la función log-verosimilitud.

2.1 La función de verosimilitud

La función de verosimilitud es la probabilidad de obtener la muestra dada. Por tanto, dada la muestra $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, la probabilidad de obtener dicha muestra es:

$$P(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_n = y_n) = \prod_{i=1}^n P(Y_i = y_i) = \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i}$$

Se denomina función de verosimilitud a la probabilidad de obtener la muestra:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i}$$

El logaritmo de la función de verosimilitud es:

$$\begin{aligned} \log L(\beta) &= \log \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i} = \sum_{i=1}^n (y_i \log \pi_i + (1 - y_i) \log (1 - \pi_i)) \\ &= \sum_{i=1}^n \left(y_i \log \left(\frac{\exp(x_i^T \beta)}{1 + \exp(x_i^T \beta)} \right) + (1 - y_i) \log \left(1 - \frac{\exp(x_i^T \beta)}{1 + \exp(x_i^T \beta)} \right) \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \left(y_i \log \left(\frac{\exp(x_i^T \beta)}{1 + \exp(x_i^T \beta)} \right) + (1 - y_i) \log \left(\frac{1}{1 + \exp(x_i^T \beta)} \right) \right) \\ &= \sum_{i=1}^n (y_i \log(\exp(x_i^T \beta)) - y_i \log(1 + \exp(x_i^T \beta)) - (1 - y_i) \log(1 + \exp(x_i^T \beta))) \\ &= \sum_{i=1}^n (y_i (x_i^T \beta) - \log(1 + \exp(x_i^T \beta))) \end{aligned}$$

En R, la función de verosimilitud la podemos calcular así:

```
logit_logL = function(beta,y,X){  
  # asumimos que beta es un vector  
  # beta = [beta0 beta1 .. betak]  
  # y = [y1 y2 ... yn]  
  # X es la matriz de regresores
```

```

n = length(y)
suma = 0
for (i in 1:n){
  suma = suma + y[i]*sum(X[i,]*beta) -
    log(1 + exp( sum(t(X[i,])*beta) ))
}
return(suma)
}

```

Por ejemplo, para $\beta_0 = -2$ y $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0.5$, la función de verosimilitud vale:

```

beta = c(-2,0.05,0.05,0.05,0.05)
X = cbind(rep(1,nrow(d)), d[,3:6])
logit_logL(beta,d$InMichelin,X)

```

```
## [1] -261.6999
```

2.2 El máximo de la función de verosimilitud

Derivando e igualando a cero:

$$\frac{\partial \log L(\beta)}{\partial \beta} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \log L(\beta)}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial \log L(\beta)}{\partial \beta_1} \\ \dots \\ \frac{\partial \log L(\beta)}{\partial \beta_k} \end{bmatrix} = X^T (y - \pi) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix}$$

donde X :

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & \dots & x_{k2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{1n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad \pi = \begin{bmatrix} \pi_1 \\ \pi_2 \\ \dots \\ \pi_n \end{bmatrix}$$

Sin embargo no es posible despejar las incógnitas del vector β de las ecuaciones anteriores. El máximo de la función log-verosimilitud se tiene que hacer numéricamente.

En los siguientes apartados se va a necesitar la matriz de derivadas segundas o matriz hessiana. Su valor es:

$$\frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta \partial \beta^T} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \dots & \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} \\ \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_1 \partial \beta_0} & \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_1 \partial \beta_k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_k \partial \beta_0} & \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_k \partial \beta_1} & \dots & \frac{\partial^2 \log L(\beta)}{\partial \beta_k^2} \end{bmatrix} = -X^T W X$$

donde W es una matriz diagonal con

$$W_{ii} = \pi_i(1 - \pi_i)$$

En R:

```

logit_grad = function(beta,y,X){
  X = as.matrix(X)
  n = length(y)

```

```

y = matrix(y, nrow = n, ncol = 1)
pi = matrix(0, nrow = n, ncol = 1)
for (i in 1:n){
  pi[i,1] = exp(sum(X[i,]*beta))/(1 + exp(sum(X[i,]*beta)))
}
grad = t(X) %*% (y - pi)
return(grad)
}

```

Comprobacion:

```

beta = c(-2,0.05,0.05,0.05,0.05)
X = cbind(rep(1,nrow(d)), d[,3:6])
logit_grad(beta, d$InMichelin, X)

```

```

##                [,1]
## rep(1, nrow(d)) -82.17658
## Food            -1638.18822
## Decor           -1425.64297
## Service         -1512.89102
## Price           -3366.03967

```

```

logit_hess = function(beta,X){
  X = as.matrix(X)
  n = nrow(X)
  W = matrix(0, nrow = n, ncol = n)
  for (i in 1:n){
    pi = exp(sum(X[i,]*beta))/(1 + exp(sum(X[i,]*beta)))
    W[i,i] = pi*(1-pi)
  }
  hess = - t(X) %*% W %*% X
  return(hess)
}

```

```

beta = c(-2,0.05,0.05,0.05,0.05)
X = cbind(rep(1,nrow(d)), d[,3:6])
logit_hess(beta, X)

```

```

##                rep(1, nrow(d))      Food      Decor      Service      Price
## rep(1, nrow(d))    -7.216586 -144.6739 -122.702 -128.918 -279.872
## Food              -144.673934 -2935.8604 -2466.220 -2601.383 -5614.096
## Decor              -122.702048 -2466.2196 -2144.581 -2206.913 -4883.881
## Service             -128.917957 -2601.3826 -2206.913 -2345.857 -5104.190
## Price              -279.872024 -5614.0957 -4883.881 -5104.190 -11574.359

```

```

nlme::fdHess(beta,logit_logL, y = d$InMichelin, X)

```

```

## $mean
## [1] -261.6999
##
## $gradient
## [1] -82.17658 -1638.18822 -1425.64297 -1512.89102 -3366.03967
##
## $Hessian
##                [,1]      [,2]      [,3]      [,4]      [,5]
## [1,]    -7.214614 -144.6798 -122.729 -129.0228 -279.9345

```

```
## [2,] -144.679824 -2932.3514 -2466.672 -2601.8495 -5615.4312
## [3,] -122.729044 -2466.6724 -2142.991 -2210.5800 -4887.4590
## [4,] -129.022841 -2601.8495 -2210.580 -2342.6567 -5108.8271
## [5,] -279.934455 -5615.4312 -4887.459 -5108.8271 -11571.9056
```

2.3 Algoritmo de Newton-Raphson

El algoritmo de Newton-Raphson para la función log-verosimilitud es:

$$\beta_{k+1} = \beta_k - \alpha_k H_k^{-1} G_k$$

donde $\beta = [\beta_0 \ \beta_1 \ \dots \ \beta_k]^T$. Este algoritmo para la función log-verosimilitud se puede implementar en R de manera sencilla:

```
logit_Newton = function(beta_i, y, X, max_iter = 100, tol = 10^(-6), alfa = 0.1){
  # punto de partida
  beta = beta_i

  iter = 1
  tol1 = Inf
  while ((iter <= max_iter) & (tol1 > tol)){
    f = logit_logL(beta,y,X)
    grad = logit_grad(beta,y,X)
    hess = logit_hess(beta,X)
    beta = beta - alfa*solve(hess) %*% grad
    f1 = logit_logL(beta,y,X)
    tol1 = abs((f1-f)/f)
    print(paste("Iteracion ",iter," log-verosimilitud ",f1))
    iter = iter + 1
  }
  return(beta)
}
```

Como punto de partida podemos utilizar por ejemplo la solución de mínimos cuadrados:

```
m = lm(InMichelin ~ Food + Decor + Service + Price, data = d)
beta_i = coef(m)
X = cbind(rep(1,nrow(d)), d[,3:6])
logit_Newton(beta_i,d$InMichelin,X)
```

```
## [1] "Iteracion 1 log-verosimilitud -103.697764191695"
## [1] "Iteracion 2 log-verosimilitud -99.4843006321041"
## [1] "Iteracion 3 log-verosimilitud -95.9467514594377"
## [1] "Iteracion 4 log-verosimilitud -92.9381705910832"
## [1] "Iteracion 5 log-verosimilitud -90.3511527629658"
## [1] "Iteracion 6 log-verosimilitud -88.1070168072994"
## [1] "Iteracion 7 log-verosimilitud -86.1493000858726"
## [1] "Iteracion 8 log-verosimilitud -84.4384134102019"
## [1] "Iteracion 9 log-verosimilitud -82.945869738486"
## [1] "Iteracion 10 log-verosimilitud -81.6488396319208"
## [1] "Iteracion 11 log-verosimilitud -80.5266972236002"
## [1] "Iteracion 12 log-verosimilitud -79.559837244052"
## [1] "Iteracion 13 log-verosimilitud -78.7297318616064"
## [1] "Iteracion 14 log-verosimilitud -78.0192580762245"
```

```

## [1] "Iteracion 15 log-verosimilitud -77.4129016978385"
## [1] "Iteracion 16 log-verosimilitud -76.8967965069963"
## [1] "Iteracion 17 log-verosimilitud -76.4586572635604"
## [1] "Iteracion 18 log-verosimilitud -76.087662365363"
## [1] "Iteracion 19 log-verosimilitud -75.774319874001"
## [1] "Iteracion 20 log-verosimilitud -75.5103336404772"
## [1] "Iteracion 21 log-verosimilitud -75.2884766341897"
## [1] "Iteracion 22 log-verosimilitud -75.1024738677408"
## [1] "Iteracion 23 log-verosimilitud -74.9468952611843"
## [1] "Iteracion 24 log-verosimilitud -74.8170580259202"
## [1] "Iteracion 25 log-verosimilitud -74.7089379461753"
## [1] "Iteracion 26 log-verosimilitud -74.6190889452876"
## [1] "Iteracion 27 log-verosimilitud -74.5445703893246"
## [1] "Iteracion 28 log-verosimilitud -74.4828816408913"
## [1] "Iteracion 29 log-verosimilitud -74.4319034137962"
## [1] "Iteracion 30 log-verosimilitud -74.3898454952845"
## [1] "Iteracion 31 log-verosimilitud -74.3552004038294"
## [1] "Iteracion 32 log-verosimilitud -74.326702544819"
## [1] "Iteracion 33 log-verosimilitud -74.3032924202697"
## [1] "Iteracion 34 log-verosimilitud -74.2840854462996"
## [1] "Iteracion 35 log-verosimilitud -74.2683449358644"
## [1] "Iteracion 36 log-verosimilitud -74.2554588149883"
## [1] "Iteracion 37 log-verosimilitud -74.2449196580623"
## [1] "Iteracion 38 log-verosimilitud -74.2363076507231"
## [1] "Iteracion 39 log-verosimilitud -74.2292761159564"
## [1] "Iteracion 40 log-verosimilitud -74.2235392689607"
## [1] "Iteracion 41 log-verosimilitud -74.2188618975581"
## [1] "Iteracion 42 log-verosimilitud -74.2150506963734"
## [1] "Iteracion 43 log-verosimilitud -74.2119470136566"
## [1] "Iteracion 44 log-verosimilitud -74.2094207987802"
## [1] "Iteracion 45 log-verosimilitud -74.2073655656118"
## [1] "Iteracion 46 log-verosimilitud -74.2056942118484"
## [1] "Iteracion 47 log-verosimilitud -74.2043355568448"
## [1] "Iteracion 48 log-verosimilitud -74.2032314804837"
## [1] "Iteracion 49 log-verosimilitud -74.2023345632666"
## [1] "Iteracion 50 log-verosimilitud -74.2016061432063"
## [1] "Iteracion 51 log-verosimilitud -74.2010147184303"
## [1] "Iteracion 52 log-verosimilitud -74.2005346358697"
## [1] "Iteracion 53 log-verosimilitud -74.2001450161937"
## [1] "Iteracion 54 log-verosimilitud -74.1998288734636"
## [1] "Iteracion 55 log-verosimilitud -74.1995723950056"
## [1] "Iteracion 56 log-verosimilitud -74.1993643529104"
## [1] "Iteracion 57 log-verosimilitud -74.1991956235178"
## [1] "Iteracion 58 log-verosimilitud -74.1990587953824"
## [1] "Iteracion 59 log-verosimilitud -74.1989478496529"
## [1] "Iteracion 60 log-verosimilitud -74.1988578996574"
## [1] "Iteracion 61 log-verosimilitud -74.1987849788507"

## [1]
## rep(1, nrow(d)) -11.15839984
## Food 0.40328290
## Decor 0.10005790
## Service -0.19161023
## Price 0.09123707

```

2.4 Algoritmo BFGS

La función que vamos a minimizar es:

```
logit_logL_optim = function(beta,y,X){  
  logL = logit_logL(beta,y,X)  
  return(-logL)  
}
```

Utilizando el mismo punto de partida que para el algoritmo Newton:

```
mle = optim(par = beta_i, fn = logit_logL_optim, y = d$InMichelin, X = X, gr = NULL, method = "BFGS", h
```

```
## initial  value 108.793234  
## iter    2 value 108.179208  
## iter    3 value 95.583943  
## iter    4 value 94.546080  
## iter    5 value 93.925129  
## iter    6 value 76.862843  
## iter    7 value 74.881601  
## iter    8 value 74.297605  
## iter    9 value 74.231461  
## iter   10 value 74.210848  
## iter   11 value 74.202494  
## iter   12 value 74.199408  
## iter   13 value 74.199353  
## iter   14 value 74.199254  
## iter   15 value 74.199238  
## iter   16 value 74.199235  
## iter   17 value 74.198614  
## iter   18 value 74.198479  
## iter   19 value 74.198474  
## iter   19 value 74.198474  
## iter   19 value 74.198474  
## final   value 74.198474  
## converged
```

```
mle$par
```

```
## (Intercept)      Food      Decor      Service      Price  
## -11.19660070  0.40483799  0.09992470 -0.19249028  0.09175322
```

2.5 Estimacion con R

```
m2 = glm(InMichelin ~ Food + Decor + Service + Price, data = d, family = binomial)  
summary(m2)
```

```
##  
## Call:  
## glm(formula = InMichelin ~ Food + Decor + Service + Price, family = binomial,  
##      data = d)  
##  
## Coefficients:  
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)  
## (Intercept) -11.19745    2.30896  -4.850 1.24e-06 ***  
## Food         0.40485    0.13146   3.080 0.00207 **  
## Decor        0.09997    0.08919   1.121 0.26235
```

```

## Service      -0.19242    0.12357   -1.557   0.11942
## Price        0.09172    0.03175    2.889   0.00387 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 225.79  on 163  degrees of freedom
## Residual deviance: 148.40  on 159  degrees of freedom
## AIC: 158.4
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 6

```

El modelo que estamos estimando es:

$$P(Y_i = 1) = \frac{\exp(x_i^T \beta)}{1 + \exp(x_i^T \beta)}$$