

## **Práctica 4: Entrenamiento de redes neuronales**

Gabriel Sellés Salvà

Manuel Antonio Fernández Alonso

Aprendizaje Automático UCM 2018

# 1-Función de coste & retro-propagación

Para la resolución de este apartado hemos implementado una función que calcula el coste y el gradiente asociado a una red neuronal. La función se llama **costeRN**. Para calcular el gradiente, hemos utilizado el algoritmo de retro-propagación.

La implementación de esta función se encuentra a continuación:

```
#Implementa la función de coste de una red neuronal (con regularización).

function [J,grad] = costeRN (params_rn, num_entradas, num_ocultas, num_etiquetas, X,y,lambda)
    #Añadimos la columna de unos a X
    X = [ones(rows(X),1),X];

    #Obtenemos Thetal y Theta2.
    Thetal= reshape(params_rn(1:num_ocultas*(num_entradas+1)),num_ocultas,(num_entradas+1));
    Theta2= reshape(params_rn((1+(num_ocultas* (num_entradas+1))):end), num_etiquetas, (num_ocultas+1));

    #Modificamos y para que cumpla los requisitos que se explican en el enunciado.
    Y=zeros(rows(y),num_etiquetas);
    for i=1: rows(y)
        Y(i,y(i))= 1;
    endfor

    #Primero calculamos el coste de la red neuronal.
    J=J_REG(X,Y,Thetal,Theta2,1);

    #Después, el gradiente.
    #Debe tener la misma forma que params_rn
    grad=retro_propagacion(X,Y,Thetal,Theta2,lambda);

endfunction
```

Esta función utiliza una serie de funciones (también implementadas por nosotros) para realizar dicha tarea:

- **sigmoide**: implementa la función sigmoide.

```
#FUNCIÓN SIGMOIDE.
#REUTILIZADA DE LA PRÁCTICA 2.
function result = sigmoide(Z)
    result = (1+ exp(Z*(-1))) .^ (-1);
endfunction
```

- **derivadaSigmoide**: calcula la derivada de la función sigmoide.

```
function result= derivadaSigmoide(Z)
    result=sigmoide(Z) .* (1-sigmoide(Z));
endfunction
```

- **hipothesisRN:** calcula ( $h_0(X)$ ), el resultado de los cálculos de la red neuronal.

```
#Reutilizada de la práctica 3.
function result= hipothesisRN(X,Thetal,Theta2)

    a_1= X ;      #Add a_0(1). Ya tiene añadidos los unos.

    a_2=sigmoide(a_1*Thetal'); #Matriz resultante de dimensiones 5000x25
    a_2=[ ones(rows(a_2),1) a_2 ]; #add a_0(2). Matriz resultante de dimensiones 5000x26

    a_3=sigmoide(a_2*Theta2'); # Matriz resultante de dimensiones 5000x10

    result=a_3;

endfunction
```

- **J\_NR:** realiza el cálculo del coste, sin regularización.

```
#Cálculo del coste, sin añadir el término de regularización.

function res= J_NR(X,y,Thetal,Theta2)
    res= sum(sum((-y).*log(hipothesisRN(X,Thetal,Theta2)) - (1-y).*(log(1-hipothesisRN(X,Thetal,Theta2)))))/rows(y);
endfunction
```

- **J\_REG:** realiza el cálculo del coste, con regularización.

```
#Cálculo del coste, añadiendo el término de regularización.

function result= J_REG(X,y,Thetal,Theta2,lambda)
    result= sum(sum((-y).*log(hipothesisRN(X,Thetal,Theta2)) - (1-y).*(log(1-hipothesisRN(X,Thetal,Theta2)))))/rows(X);
    result=result + (sum(sum((Thetal(:,2:end)).^2)) +sum(sum((Theta2(:,2:end)).^2)))*(lambda/(rows(y)*2));
endfunction
```

- **retro\_propagacion:** calcula el gradiente utilizando el algoritmo de retro-propagación.

```
function result= retro_propagacion(X,Y, Theta1,Theta2,lambda)
    #Igual que la función hypothesisRN.
    a_1=X ;      #Add a_0(1).Ya tiene añadidos los unos.

    a_2=sigmoide(a_1*Theta1'); #Matriz resultante de dimensiones 5000x25
    a_2=[ ones(rows(a_2),1) a_2 ]; #add a_0(2). Matriz resultante de dimensiones 5000x26

    a_3=sigmoide(a_2*Theta2'); # Matriz resultante de dimensiones 5000x10

    #Aplicamos las fórmulas del propio enunciado.
    sigma3= a_3-Y; #Ya se ha realizado el arreglo a Y.
    sigma2=(sigma3*Theta2) (:,2:end);
    sigma2= sigma2.*derivadaSigmoide(a_1*Theta1');
    delta1= sigma2' * X;
    delta2= sigma3' * a_2;

    #Calculo del gradiente sin regularizar.
    grad1= delta1/rows(Y);
    grad2= delta2/rows(Y);

    #Regularizamos el gradiente.
    Theta1(:,1)=0;
    Theta2(:,1)=0;
    grad1=grad1+(lambda/rows(Y))*Theta1;
    grad2=grad2+(lambda/rows(Y))*Theta2;

    #El resultado será una sola columna que contendrá ambos gradientes.
    result=[grad1(:); grad2(:)];
endfunction
```

- **pesosAleatorios:** Genera un vector con valores aleatorios entre -e\_ini y e\_ini (ambos inclusive).

```
function W= pesosAleatorios (L_in, L_out)
    e_ini=0.12;
    W=rand(L_out, L_in+1); #Generamos una matriz de vectores con numeros entre 0 y 1.

    #https://octave.sourceforge.io/octave/function/mod.html
    #https://stackoverflow.com/questions/3680637/generate-a-random-double-in-a-range
    W=mod(W,2*e_ini) - e_ini;
endfunction
```

## 2-Aprendizaje de los parámetros de la red neuronal

Hechas las funciones del apartado anterior, hemos implementado otra para el entrenamiento de la red neuronal, **aprendizajeRN**. Esta función calcula cuáles son los parámetros para los que nuestra red neuronal tiene un menor coste (respecto a los datos de entrenamiento) y devuelve el porcentaje de acierto que tiene con esos parámetros, utilizando dichos datos de entrenamiento.

La implementación de esta función se encuentra a continuación:

```
function porcentajeAcierto=aprendizajeRN(lambda)

    num_entradas=400;
    num_ocultas=25;
    num_etiquetas=10;

    load('ex4data1.mat'); #Los resultados se almacenan en X e y.

    Theta1=pesosAleatorios(num_entradas, num_ocultas);
    Theta2=pesosAleatorios(num_ocultas,num_etiquetas);

    #Igual que en el propio enunciado.
    options= optimset('MaxIter',50);
    cost = @(p) costeRN(p, num_entradas,num_ocultas,num_etiquetas,X,y,lambda);
    [params_rn, cost]= fmincg(cost, [Theta1(:);Theta2(:)],options);

    Theta1= reshape(params_rn(1:num_ocultas*(num_entradas+1)),num_ocultas,(num_entradas+1));
    Theta2= reshape(params_rn((1+(num_ocultas* (num_entradas+1))):end), num_etiquetas, (num_ocultas+1));

    #Añadimos los unos a X.
    X = [ones(rows(X),1),X];
    #Con los siguientes cálculos, calculamos las probabilidades.
    probabilities= hipotesisRN(X,Theta1,Theta2);
    [aux, predictions] = max(probabilities,[],2);
    porcentajeAcierto=mean(predictions==y)*100;
endfunction
```

Con este sistema implementado, los resultados utilizando  $\lambda = 1$  son los siguientes:

```
>> aprendizajeRN(1)
Iteration    50 | Cost: 4.736171e-001
ans =    95.620
```

Y utilizando  $\lambda = 0.5$

```
>> aprendizajeRN(0.5)
Iteration    50 | Cost: 4.860174e-001
ans =    95.120
```

Por último, usando  $\lambda = 0.1$

```
>> aprendizajeRN(0.1)
Iteration    50 | Cost: 5.325567e-001
ans =    94.900
```