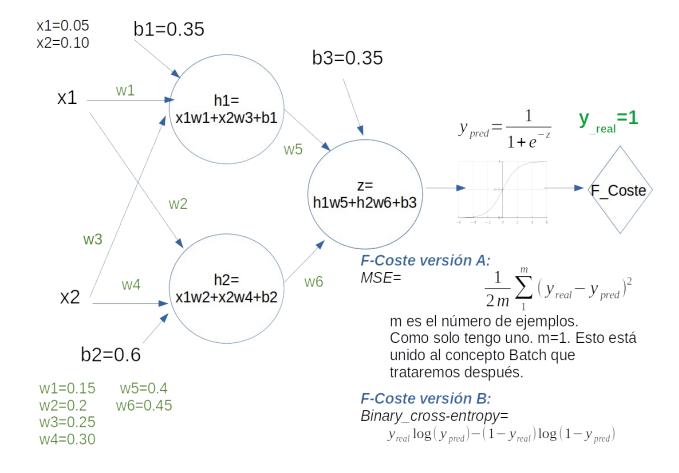
Ejercicio de Clase con Redes Neuronales:

Propagación hacia delante y hacia atrás clasificación binaria:

Calcular la predicción de esta red asuminedo que la función de coste es *MSE* y la clase real es 1. Para ello habrá que realizar lo que se llama un apropagación hacia adelante (forward propagation). Es importante apuntar bien los calculos intermedios (h1,h2,z,y_pred,F_Coste). m es el número de ejemplos que en este caso es 1. Cuando empleamos batches (o agrupaciones de items de entrenamiento) entonces m será el tamaño del batch.

$$\mathbf{MSE} = \frac{1}{2m} \sum_{1}^{m} (y_{real} - y_{pred})^2$$



Calcular la predicción de esta red asuminedo que la función de coste es *Binary_Cross_entropy*. Para ello habrá que realizar lo que se llama un apropagación hacia adelante (forward propagation). Es importante apuntar bien los calculos intermedios (h1,h2,z,y_pred,F_Coste)
Haz una pasada hacia adelante de esta red asuminedo que la función de coste es

Binary_Cross_Entropy=
$$y_{real}\log(y_{pred})-(1-y_{real})\log(1-y_{pred})$$

Propagación hacia atrás:

Para llevar a cabo la propagación hacia atrás, es importante entender que la propagación hacia atrás implica emplear el error cometido para las actualizaciones de los parámetros (w) y las derivadas que nos miden "cuanta parte de culpa" tiene una variable con respecto a ese error. Es decir, en cuanto la

variación de esa variable "influye" sobre la función. En nuestro caso queremos saber cuanta ha sido la influencia de w_5 sobre el coste (F-Coste o error) porque esa "cantidad de influencia" es lo que me permitirá actualizar el peso. Así a mayor influencia w_5 sobre F-Coste, mayor debería de ser el cambio, porque ha influido mucho en el error.

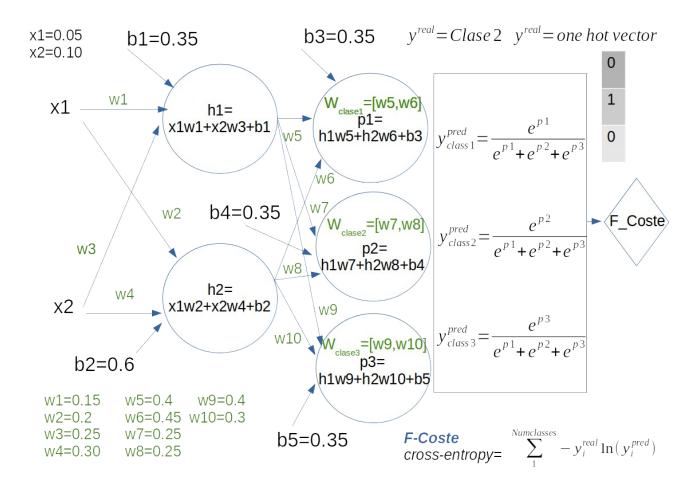
La "cantidad de actualización" de w₅ será:

$$w5 = w5 - \eta \nabla_{w5}(FCoste)$$

¿Cómo calculo esto?

$$\nabla_{w5}(FCoste) = \frac{\partial (FCoste)}{\partial (y_{pred})} \frac{\partial (y_{pred})}{\partial (z)} \frac{\partial (z)}{\partial (w5)}$$

Propagación hacia delante y hacia atrás multiclase:



Recordad que la salida real *Y* es un one-hot vector que tendrá un 1 en una de las *i*-s (la que corresponda) y un 0 en las otras. En el ejemplo que nos ocupa tendrá un 1 cuando la *i* valga 2 y 0 en el resto de las *i*-s. Así el sumatorio y por lo tanto el valor del error quedará:

-0 $ln(y_{pred1})$ - 1 $ln(y_{pred2})$ -0 $ln(y_{pred3})$ | y_{predi} es el softmax correspondiente a cada clase i