

Conceptos previos acerca de redes neuronales

1. Minimización de la función de coste asociada.

Cuando se entrena una red neuronal, el objetivo principal es obtener el menor error posible a la hora de realizar una predicción de clases. Esta predicción de clases viene dada por una distribución de probabilidad:

$$P(x_1, x_2 \dots x_n | \sigma) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \sigma)$$

El objetivo principal es obtener un vector:

$$(\sigma_1, \sigma_2 \dots \sigma_n)$$

Este vector va a estar formado por los conocidos **estimadores de verosimilitud**, que se corresponderán con los pesos de las conexiones, y que tiene como objetivo maximizar la distribución probabilidad que rige la **función de verosimilitud** (*likelihood function*). Maximizar esta función de verosimilitud va a implicar forzosamente que se minimice la **función de coste asociada** (si aumentamos $f(x)$, disminuimos $-f(x)$).

Es importante decir también que estas distribuciones de probabilidad vienen dadas por una función de separación de clases, ya sea lineal o no lineal. En este caso supondremos que la función de separación es una recta con ecuación:

$$y = wx + b$$

Para maximizar (o minimizar) una función, simplemente hay que estimar su derivada e igualarla a cero (de esta forma se obtienen los máximos y mínimos)

1.1 Datos que siguen una distribución continua (Gaussiana)

En este caso estudiaremos el caso en que los datos siguen una distribución continua (no suele ser así). Cuando es así, podemos expresar la función de separación de clases de la siguiente forma:

$$y \approx N(wx, b)$$

donde:

$$\begin{aligned}\mu &= wx \\ \sigma &= b(cte)\end{aligned}$$

De esta forma la distribución de probabilidad queda de la siguiente forma:

$$P(x_i | \sigma) = P(y | wx)$$

Como hemos mencionado antes, el objetivo es minimizar el error de nuestra red o lo que es lo mismo, maximizar la función de verosimilitud de la distribución que siguen los datos. Por tanto debemos estimar la derivada de nuestra distribución de probabilidad:

$$\prod_{i=1}^n P(x_i|\sigma) = \sum_{i=1}^n \log(P(x_i|\mu_i, \sigma)) = \sum_{i=1}^n \log \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma}(y_i - \mu_i)^2\right)$$

Hemos supuesto el valor cte 1 para que al derivar el cuadrado se anule con 1/2 y de esta forma la expresión final sea más sencilla. Podemos ver que la exponencial y el logaritmo se anulan. Nuestra expresión final a derivar es la siguiente:

$$\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} - \frac{1}{2}(y_i - \mu_i)^2$$

A continuación derivamos esta expresión:

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} - \frac{1}{2}(x_i - \mu)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_i)$$

Por tanto la igualdad que buscábamos es:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_i) &= 0 \\ \mu_i &= w_i x_i \\ \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_i) &= \sum_{i=1}^n (y_i - w_i x_i) \\ \sum_{i=1}^n (y_i - w_i x_i) &= 0 \end{aligned}$$

1.2 Datos que siguen una distribución discreta (Bernoulli)

Otra posibilidad (más frecuente) es que los datos sigan una distribución discreta. En este caso asumiremos que la distribución discreta que siguen es una Bernoulli.

En este caso la función de probabilidad cambia, puesto que la Bernoulli sigue la siguiente función de probabilidad.

$$\mu^{x_i} (1 - \mu)^{1-x_i}$$

En este caso la distribución acepta solo dos valores (0,1). Nuestro objetivo sin embargo es el mismo que el anterior. Estimar la derivada de la función de verosimilitud para maximizarla.

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^n \mu^{x_i} (1 - \mu)^{1-x_i} &= \sum_{i=1}^n x_i \log(\mu) + \sum_{i=1}^n (1 - x_i) \log(1 - \mu) = \\ \sum_{x_i} x_i \frac{1}{\log(\mu)} - \sum_{x_i} (1 - x_i) \frac{1}{\log(1 - \mu)} &= 0 \end{aligned}$$

Como antes, tenemos una función de separación de clases, en este caso lineal, con la misma forma que antes. Así, tenemos:

$$\sum_{x_i} x_i \frac{1}{\log(w x_i)} - \sum_{x_i} (1 - x_i) \frac{1}{\log(1 - w x_i)} = 0$$

Finalmente obtenemos la función de verosimilitud, que es la siguiente:

$$\sum_{i=1}^n y_i \log(w_i x_i) + (1 - y_i) \log(1 - w_i x_i)$$

Podemos observar que esta función de verosimilitud obtenida es muy parecida a la función de **entropía cruzada** (básicamente es igual pero cambiada de signo). La función de entropía cruzada (o cross entropy) es otro tipo de función de coste (antes obteníamos el error cuadrático medio, ahora hemos obtenido la función de entropía cruzada).

El objetivo es maximizar esa función de verosimilitud, y minimizar su inversa (recordamos, maximizar $f(x)$ y minimizar $-f(x)$). Por tanto, vamos a minimizar la función de entropía cruzada, que para unos datos que siguen una distribución Bernoulli, es la función de coste asociada.

La distribución de Bernoulli está estrechamente relacionada al concepto de entropía en informática. La entropía en información mide la cantidad de incertidumbre. En este caso, medirá la incertidumbre de la predicción realizada por nuestra red neuronal. Para entender la relación, basta con saber que cuanto más cerca se esté de los extremos (0,1) más baja será la entropía (siendo 0 el mínimo), ya que la probabilidad de que sea 0 o 1 será máxima o mínima, pero no habrá dudas. Sin embargo, para valores en torno al 0.5, la entropía será máxima (1) ya que será igual de probable que el valor pertenezca a una clase que a otra y por tanto la incertidumbre es mayor.

1.3 Conclusiones

En esta sección se ha visto que el objetivo principal será el de maximizar la función de verosimilitud y minimizar la función de coste asociada. Esto se lleva a cabo con la derivada de la función de probabilidad de la distribución que siguen los datos e igualando esta a 0 (obtenemos así máximos y mínimos).

Hemos visto dos posibilidades: los datos pueden estar regidos por una distribución de probabilidad continua (en este caso hemos supuesto que Gaussiana) o por una distribución de probabilidad discreta (Bernoulli).

- Para la Gaussiana hemos obtenido el siguiente gradiente de la función de verosimilitud, correspondiente con la inversa de la función de coste del error cuadrático medio (que sería con signo contrario)

$$\sum_{i=1}^n (y_i - w_i x_i)$$

- Para la Bernoulli, al cambiar la función de probabilidad, también cambiará la función de verosimilitud y por tanto su derivada. En este caso, obtenemos la correspondiente a la inversa de la función de coste de la entropía cruzada (cross entropy) o función de regresión logística

$$\sum_{i=1}^n y_i \log(w_i x_i) + (1 - y_i) \log(1 - w_i x_i)$$

