

Índice

1. Introducción y motivación
2. El perceptrón
3. **La neurona logística**
4. Redes neuronales



La neurona logística

- ¿En qué se basaba el algoritmo de aprendizaje del perceptrón?
 - ▣ En ir modificando los parámetros según fallamos la predicción
- Ahora debemos cambiar la filosofía
 - ▣ Modificar los parámetros de tal manera que la salida de la neurona se parezca cada vez más a lo que debería obtener en realidad (coste)



La neurona logística

- **Modificación sobre el perceptrón**
 - ▣ **Modificamos la función de activación de la neurona**
 - Evitamos la función escalón por una función “suave” (sigmoide)
$$h_{\theta}(x) = \sigma(\theta_0 x_0 + \dots + \theta_n x_n)$$
 - ▣ **Definimos una función de coste que queremos minimizar**
 - Evitamos el problema de la convergencia



La neurona logística

□ Objetivo

▣ Dado $\{(x^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})\}$, queremos $\hat{y}^{(i)} = y^{(i)}$ para todo i

□ ¿Cómo medimos lo alejados que están $\hat{y}^{(i)}$ de $y^{(i)}$?

$$L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}) = -(y^{(i)} \log \hat{y}^{(i)} + (1 - y^{(i)}) \log(1 - \hat{y}^{(i)}))$$

□ ¿Cómo definir una función de coste?

▣ Necesitamos encontrar los parámetros w, b tales que minimicemos $L(\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})$ para todo i



La neurona logística

- Definimos una función de coste $J: R^{n+1} \rightarrow R^+$ dada por

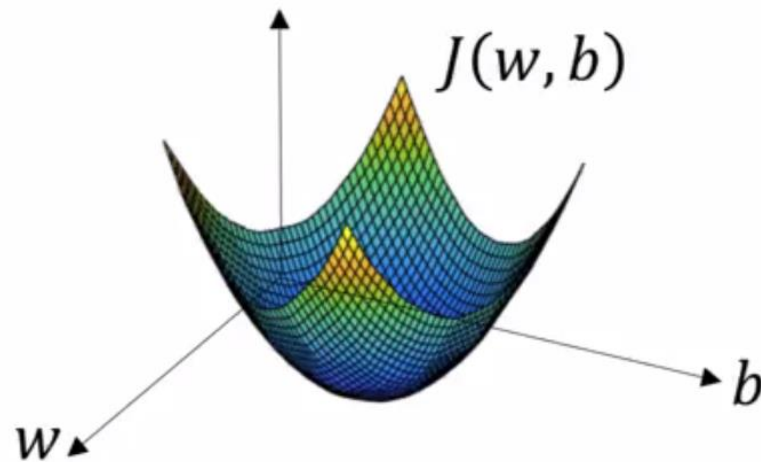
$$J(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L(\hat{y}^{(i)} - y^{(i)}) =$$

$$-\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y^{(i)} \log(\hat{y}^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - \hat{y}^{(i)})]$$



La neurona logística

- Objetivo
 - ▣ Encontrar los mejores valores de w y b



La neurona logística

