Deep Learning

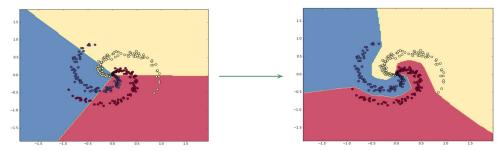
Sesión 2 - Resumen

De un vistazo

- Qué son las redes neuronales
- ¿Para qué sirven y para qué no?
- ¿Cómo aprenden las redes neuronales?
- Forward- y back- propagation
- Ejemplos y comparación TF1.x y TF2.x

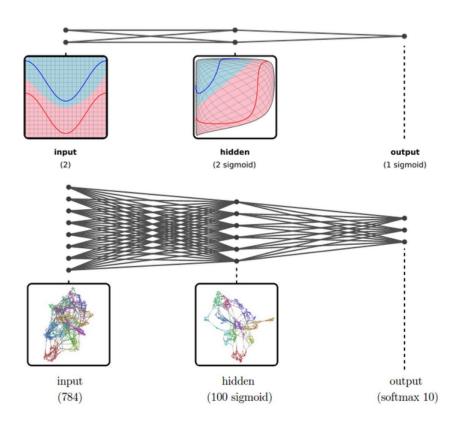
Qué son las redes neuronales

- Detectores de patrones muy complejos que permiten aproximar funciones
- Mapean los datos de entrada a un espacio diferente donde es más fácil resolver el problema en cuestión



- Son capaces de aproximar cualquier función, siempre que:
 - Sea continua
 - La aproximación se haga en un rango limitado de valores

Qué son las redes neuronales



¿Para qué sirven y para qué no?

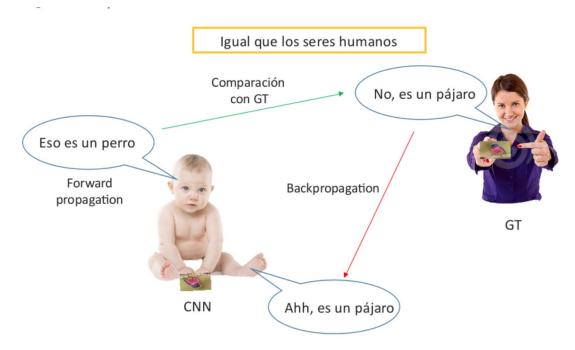
Sirven para:

- Dar soluciones a problemas concretos y específicos que pueden ser modelados matemáticamente (incluso aquellos muy complejos)

No sirven para:

- "Pensar" o actuar de forma "inteligente" → La inteligencia la ponemos nosotros

¡Exactamente igual que nosotros!



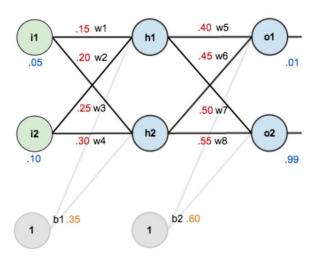
Los mecanismos de los que disponen las redes neuronales para aprender son:

- **Forward propagation**: cuando el modelo hace una predicción basado en unos datos de entrada
- **Backward propagation**: cuando el modelo compara la predicción que ha realizado con la "ground truth", calcula el error que ha cometido y actualiza sus parámetros (pesos) para tratar de dar una mejor predicción la próxima vez

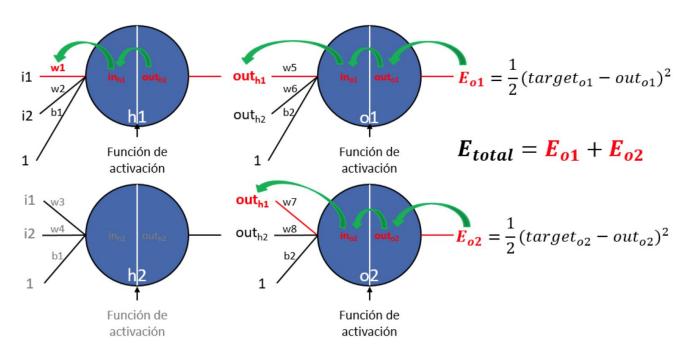
La corrección del error, es decir, **el entrenamiento**, se realiza mediante el algoritmo de **descenso del gradiente** (gradient descent)

Para **entrenar la red**, calculamos la variación del error con respecto a cada parámetro

$$\frac{\partial E_{o1}}{\partial w_1} = \frac{\partial E_{o1}}{\partial out_{o1}} \cdot \frac{\partial out_{o1}}{\partial in_{o1}} \cdot \frac{\partial in_{o1}}{\partial out_{h1}} \cdot \frac{out_{h1}}{\partial in_{h1}} \cdot \frac{\partial in_{h1}}{\partial w_1}$$



Veamoslo con un poco de zoom:



Los pesos se actualizan en iteraciones a la velocidad que marca el learning rate

$$w_{1}^{+} = w_{1} - \eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{1}} \qquad w_{5}^{+} = w_{5} - \eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{5}}$$

$$w_{2}^{+} = w_{2} - \eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{2}} \qquad w_{6}^{+} = w_{6} - \eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{6}}$$

$$w_{3}^{+} = w_{3} - \eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{3}} \qquad w_{7}^{+} = w_{7} - \eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{7}}$$

$$w_{4}^{+} = w_{4} - \eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{4}} \qquad w_{8}^{+} = w_{8} - \eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{8}}$$

$$1 \quad b_{1.35} \quad b_{2.50} \quad b_{2.50} \quad b_{3.50} \quad b_{4.50} \quad b_{5.50} \quad b_$$

Ejemplos y comparación TF1.x y TF2.x

- Por lo general TF1.x resulta más rápido que TF2.x, ya que al generar un grafo se realizan determinadas optimizaciones que permiten una ejecución más rápida
- TF2.x tiene la ventaja de que realiza una ejecución secuencial que permite su depuración paso a paso, a costa de ser, a menudo, más lenta
- Recurso interesante donde se comparan:
 https://stackoverflow.com/questions/58441514/why-is-tensorflow-2-much-slow-er-than-tensorflow-1