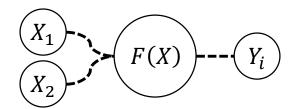
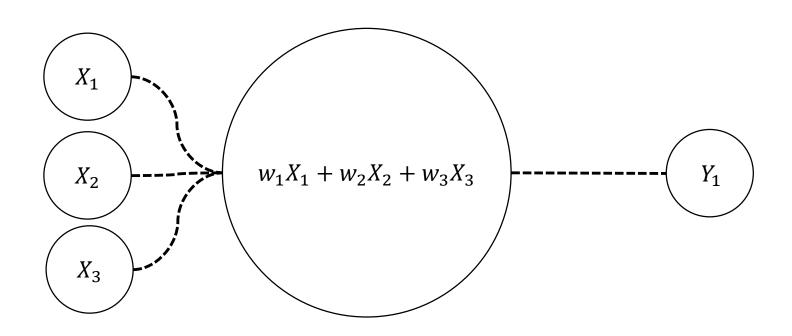
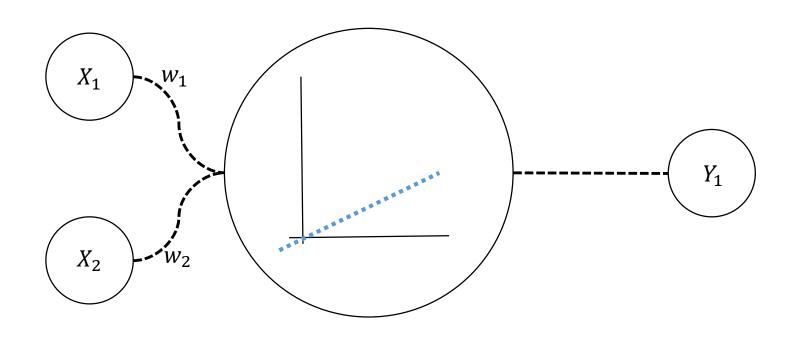
Parte 1

- Reconocimiento de caracteres, texto, voz, imágenes.
- Predicción bursátil
- Generación de texto
- Traducción de idiomas
- Prevención de fraude
- Conducción autónoma
- Pronóstico de enfermedades

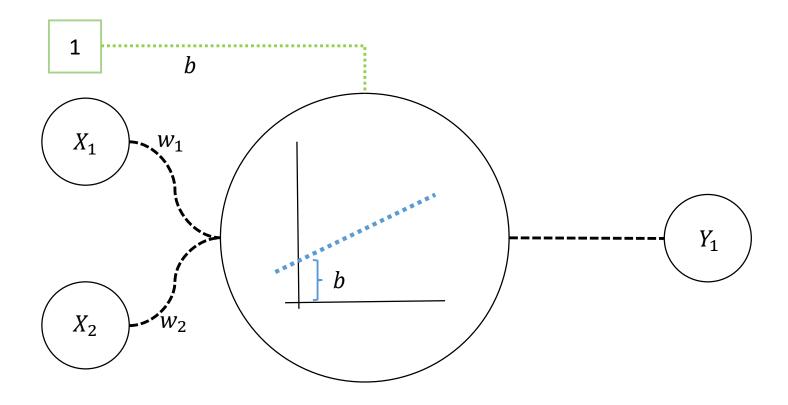
- Funcionan mediante la interacción de diferentes partes simples, las neuronas.
- Una neurona es la unidad básica de procesamiento en la red neuronal.
- Cada neurona:
 - Tiene conexiones de entrada para recibir estímulos externos (valores de entrada).
 - Realiza cálculos internos.
 - Genera un valor de salida.







$$y = w_1 X_1 + w_2 X_2$$

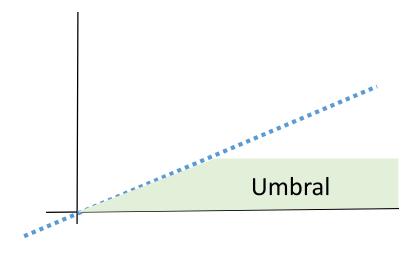


$$y = w_1 X_1 + w_2 X_2 + b$$

Donde b es conocido como sesgo (bias, en inglés)

- Supongan que estamos haciendo planes para hoy en la noche.
- Tenemos dos variables binarias que representan las entradas a nuestro modelo:
 - X1 = tener bastante dinero (si o no)
 - X2 = tener una buena compañía (si o no)
- También tendremos una variable binaria de salida que representa:
 - Y1 = la situación es perfecta (si o no)

- Nuestra neurona se parece a un modelo de aproximación lineal, el cual es continuo, pero nuestro problema es binario.
- Se recurre a un umbral para determinar cuando se asigna un valor de 0 o de 1



- Nuestra neurona se parece a un modelo de aproximación lineal, el cual es continuo, pero nuestro problema es binario.
- Se recurre a un umbral para determinar cuando se asigna un valor de 0 o de 1

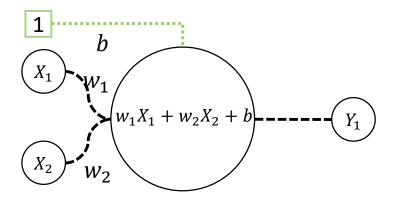
$$w_1X_1 + w_2X_2 + b \le Umbral \Rightarrow Y = 0$$

$$w_1X_1 + w_2X_2 + b > Umbral \Rightarrow Y = 1$$

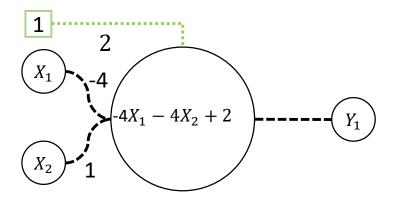
- Se puede "fusionar" el umbral en el término independiente y obtener un modelo más sencillo.
- En este caso la variable de salida sólo depende de obtener algo positivo o negativo.

$$w_1 X_1 + w_2 X_2 + b \le 0 \implies Y = 0$$

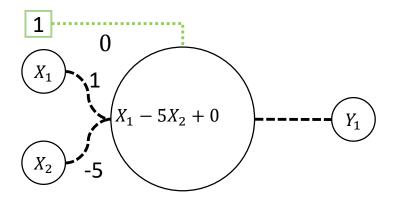
$$w_1X_1 + w_2X_2 + b > 0 \Rightarrow Y = 1$$



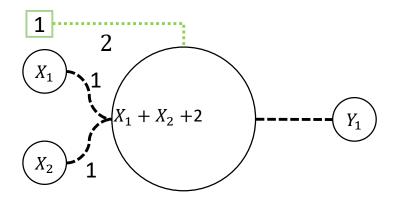
X1	X2	Objetivo	Υ
0	0	0	
1	0	0	
0	1	0	
1	1	1	



X1	X2	Objetivo	Υ
0	0	0	2
1	0	0	-2
0	1	0	3
1	1	1	-2

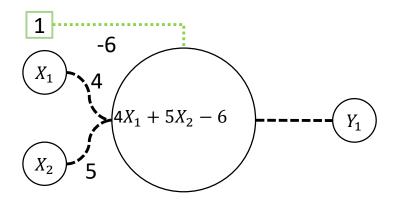


X1	X2	Objetivo	Υ
0	0	0	0
1	0	0	1
0	1	0	-5
1	1	1	-4



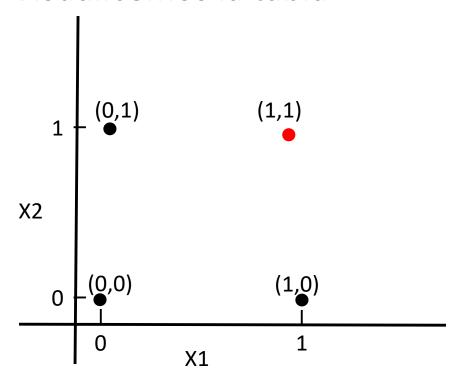
X1	X2	Objetivo	Υ
0	0	0	2
1	0	0	3
0	1	0	3
1	1	1	4

Por fin una combinación de valores que representa nuestra realidad.

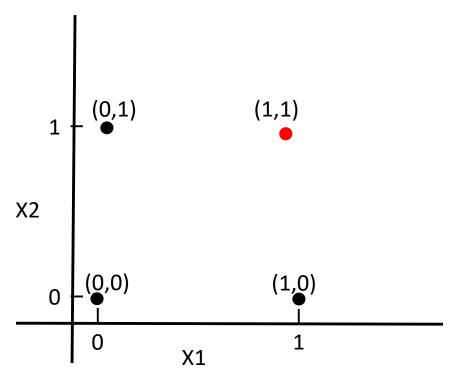


X1	X2	Objetivo	Υ
0	0	0	-6
1	0	0	-2
0	1	0	-1
1	1	1	3

• Visualicemos la tabla



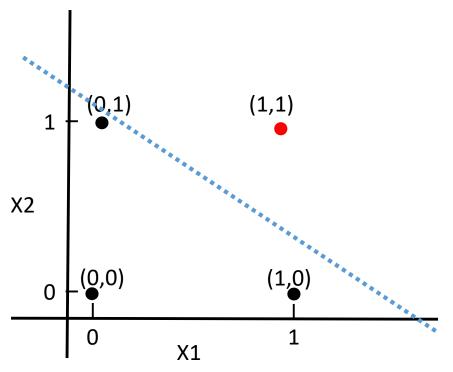
Veamos como una recta el modelo obtenido



$$4X_1 + 5X_2 - 6$$

$$X_2 = \frac{-2}{3}X_1 + \frac{6}{5}$$

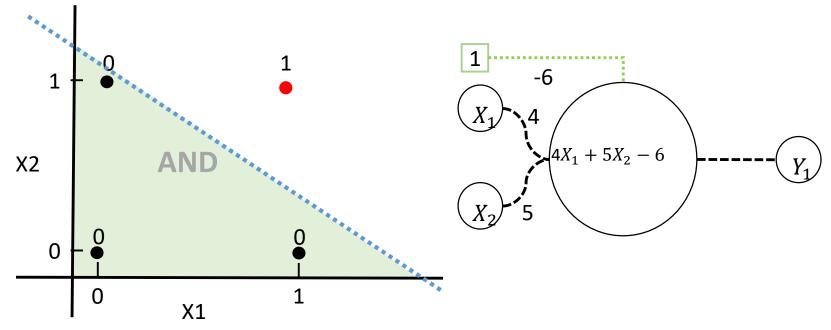
• La recta obtenida divide los valores en dos grupos



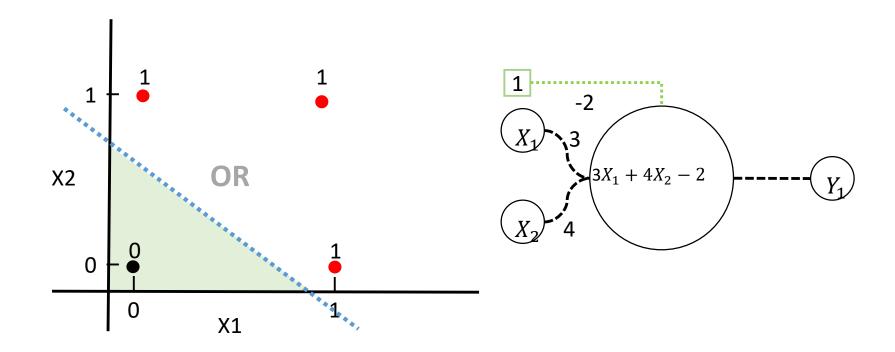
$$4X_1 + 5X_2 - 6$$

$$X_2 = \frac{-2}{3}X_1 + \frac{6}{5}$$

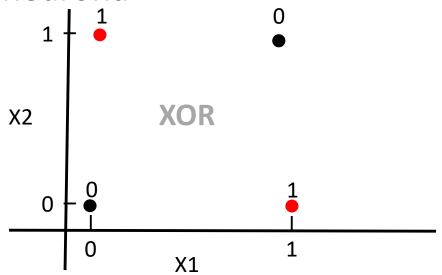
 Este ejemplo puede verse como los resultados obtenidos al usar el operador AND



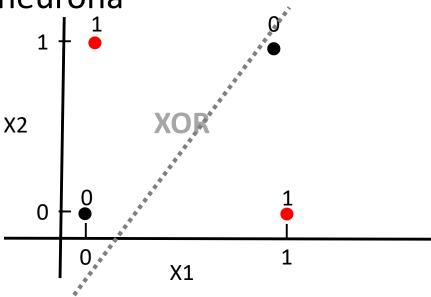
• Veamos que ocurre con el operador OR



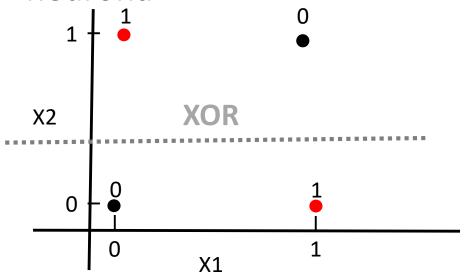
- Veamos que ocurre con el operador XOR
- En este caso no es posible separarlos con una sola neurona



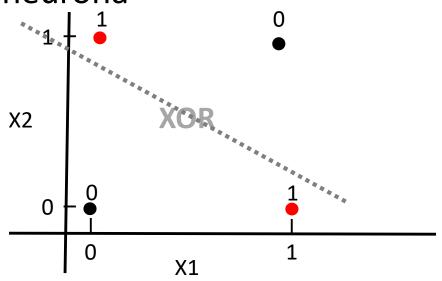
- Veamos que ocurre con el operador XOR
- En este caso no es posible separarlos con una sola neurona



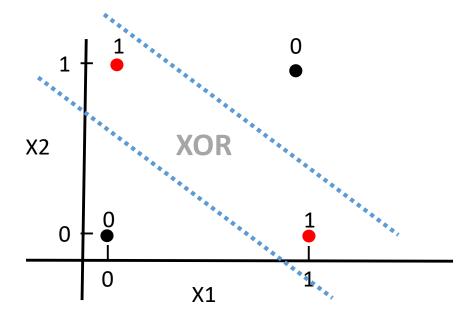
- Veamos que ocurre con el operador XOR
- En este caso no es posible separarlos con una sola neurona



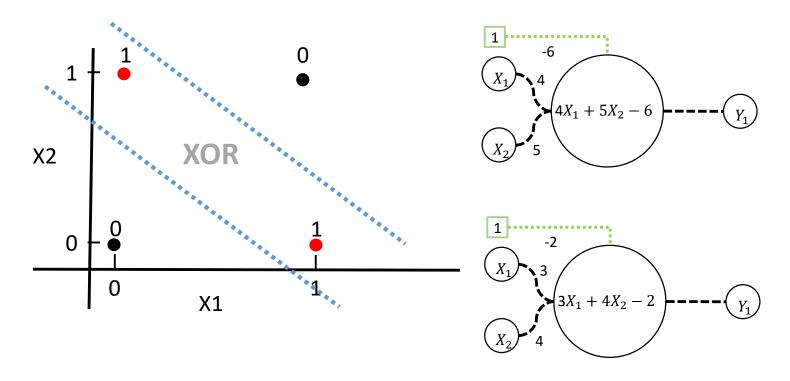
- Veamos que ocurre con el operador XOR
- En este caso no es posible separarlos con una sola neurona

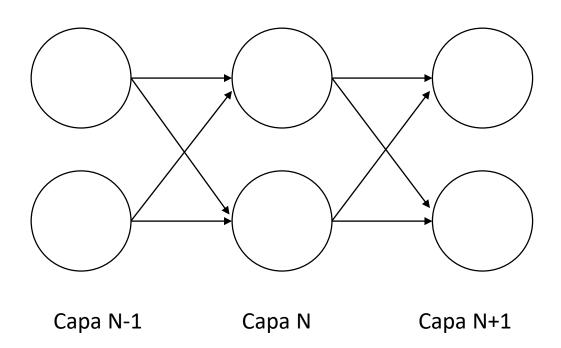


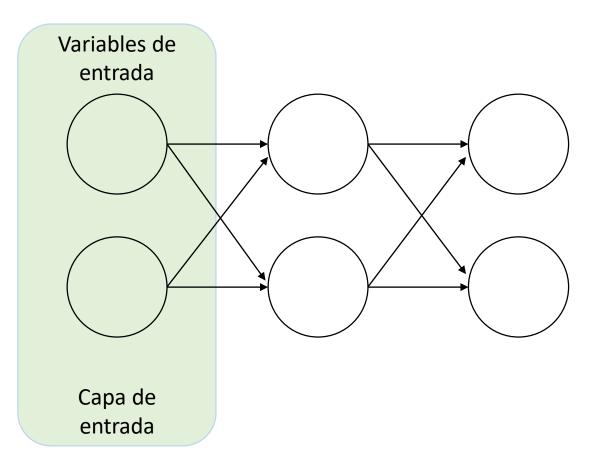
• Este problema es conocido desde 1969 y sugiere la necesidad de emplear varias neuronas.

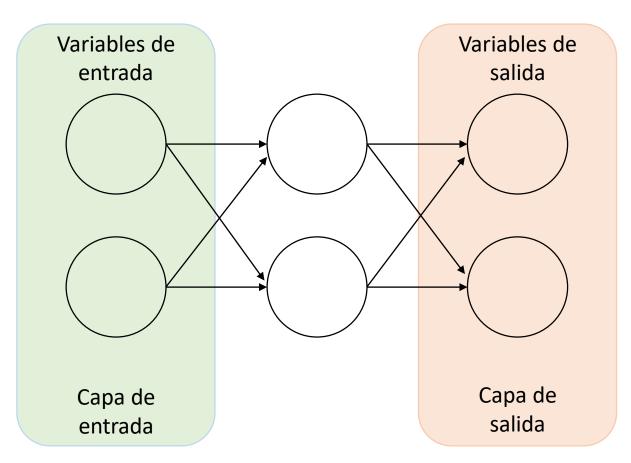


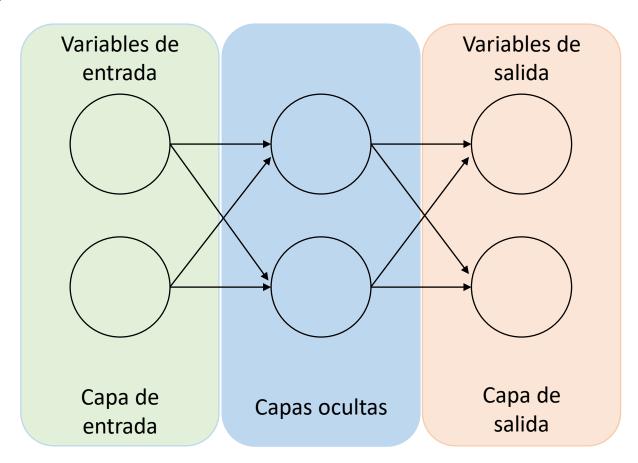
• Este problema es conocido desde 1969 e impulsa la necesidad de emplear varias neuronas.









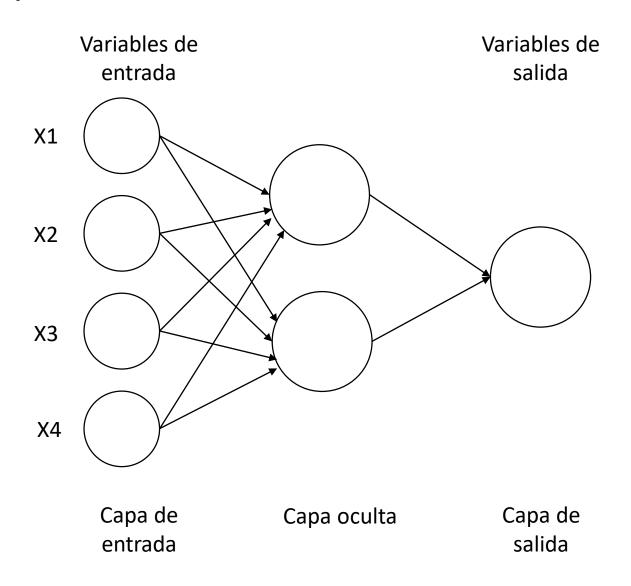


Acomodo de neuronas

- Acomodar las neuronas en un mayor número de capas les permite tener un aprendizaje más sofisticado.
- La información es procesada y combinada múltiples veces para un mejor aprendizaje.
- De esta forma la red adquiere conocimiento jerarquizado.

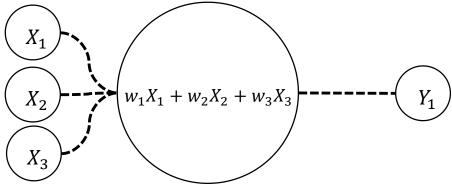
Acomodo de neuronas

- En caso de contar con mayor número de datos, podemos incluir más neuronas en la capa de entrada.
- Cada neurona en la misma capa puede especializarse en un objetivo diferente.
- Mientras más capas se incluyan, más complejo puede ser el conocimiento que se elabora.

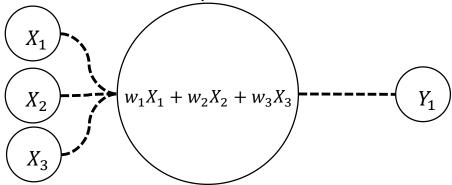


- Lamentablemente, las redes construidas hasta ahora son enlaces entre transformaciones lineales.
- Cualquier suma de transformaciones lineales sigue siendo lineal.
- Por lo tanto, la red de la diapositiva anterior se puede resumir a una red con una sola neurona en la capa interior.
- Es necesario incluir perturbaciones que permitan simular procesos no lineales.

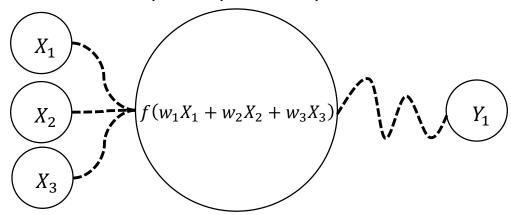
Originalmente nuestras neuronas solo producen relaciones lineales



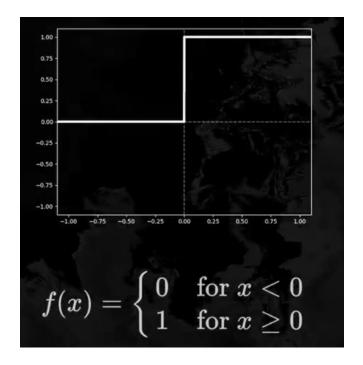
Originalmente nuestras neuronas solo producen relaciones lineales



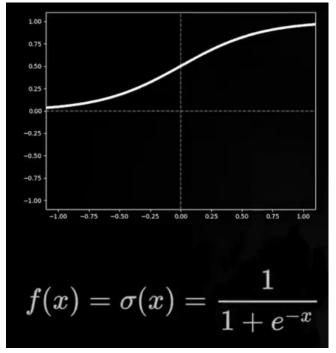
Vamos a introducir funciones que les permitan producir relaciones no lineales



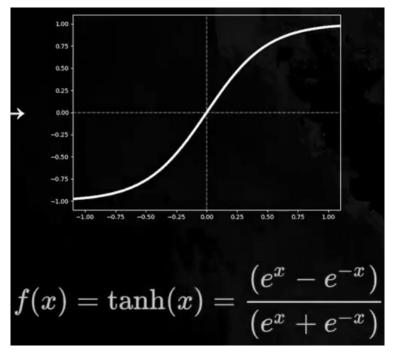
- Función escalonada
- No favorece el aprendizaje, por lo cual no será usada en el futuro



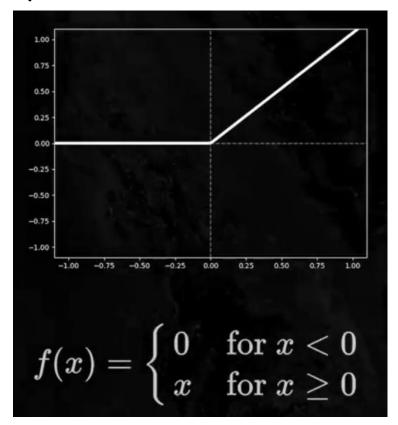
- Función sigmoide
- Valores muy grandes se saturan en 1 y valores muy pequeños se saturan en 0



- Función tangente hiperbólica
- Valores muy grandes se saturan en 1 y valores muy pequeños se saturan en -1

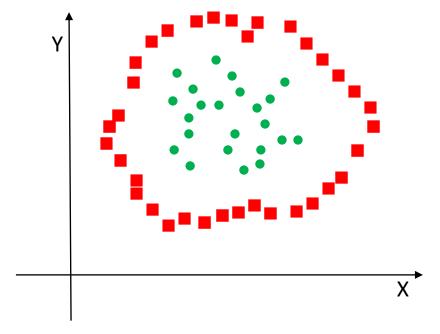


Función Relu (unidad rectificada lineal)

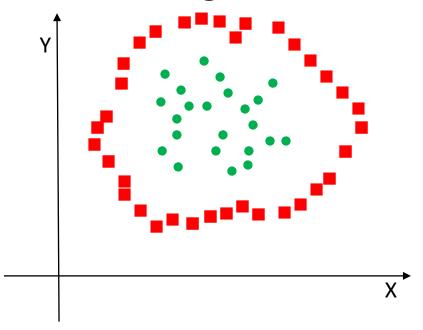


- Ahora si, al encadenar varias neuronas con sus funciones de activación, podemos generar comportamientos no lineales.
- Por lo tanto, la red es más potente que el uso de una sola neurona.

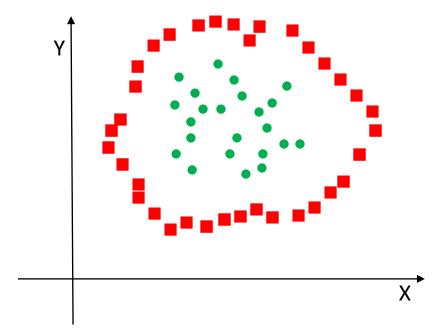
 Supongan que queremos generar una división de los puntos verdes con los rojos mediante una red neuronal



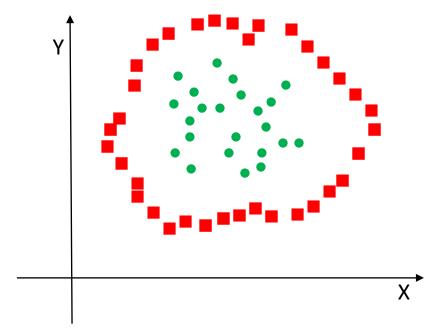
- Para este ejemplo vamos a usar una función de activación sigmoide.
- Veamos la gráfica con diferentes parámetros.



 Observa como la región de activación cambia al jugar con diferentes parámetros para X y Y.



 Ahora vamos a usar 4 neuronas, cada una con la función de activación sigmoide.



• Por último, podemos buscar los parámetros adecuados.

