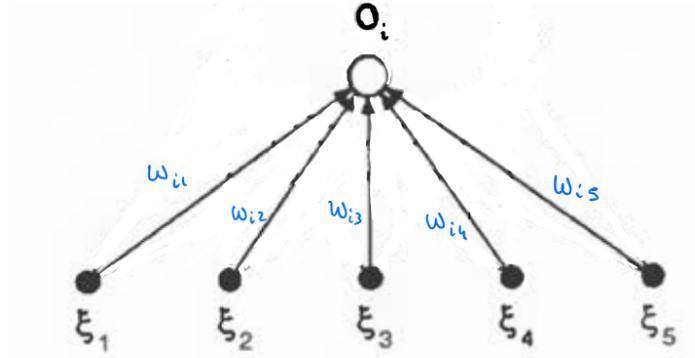


PERCEPTRON SIMPLE: UN CLASIFICADOR



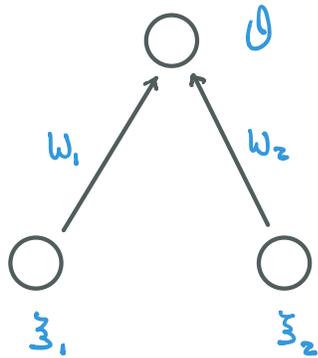
Vamos a analizar la red neuronal **más simple** posible, en la cual tenemos N entradas

$$\vec{\xi} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$$

y la salida es binaria. Entre las entradas está considerada la neurona del **umbral** (repara el pizarrón anterior).

Para simplificar aún más, asumiremos que tenemos solo 2 entradas.

Esto nos permitirá visualizar el problema.



Le recordamos el índice i pero no olvidemos que las percepciones se pueden combinar sin que se sobrepongan las sinapsis.

ξ_1 y ξ_2 pueden tomar cualquier valor real

$$\vec{\xi} \in \mathbb{R}^2 \quad \vec{\xi} = (\xi_1, \xi_2)$$

$$\vec{w} \in \mathbb{R}^2 \quad \vec{w} = (w_1, w_2)$$

Como es un clasificador binario, la salida puede tomar dos valores, que enumeraremos $+1$ o -1 .

$$\textcircled{1} = \text{signo}(h)$$

$$= \text{signo}\left(\sum_{k=1}^2 w_k \sum_k\right)$$

$$\textcircled{1} \in \{-1, +1\}$$

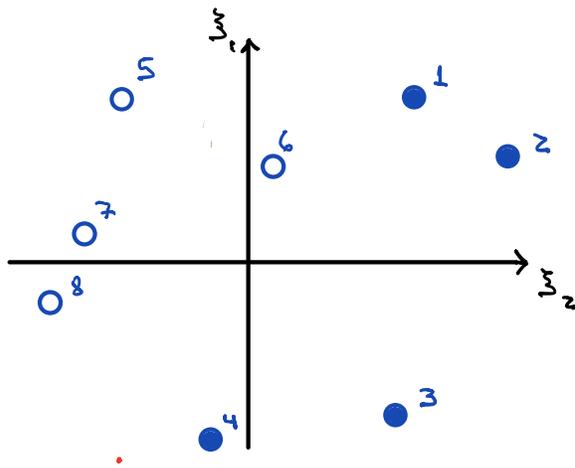
Tenemos relaciones INPUT-OUTPUT conocidas, e las que usamos para entrenar. Voy a suponer que tengo solo 8 (populaciones para un ejemplo real)

$$\sum^{\mu} \longrightarrow \sum^{\mu} \quad : \text{deseado o correcto}$$

$$\mu = 1, 2, 3, \dots, 8$$

$$\sum^{\mu} = \begin{cases} +1 & \text{si } \sum^{\mu} \text{ pertenece a la categoría A} \\ -1 & \text{si } \sum^{\mu} \text{ pertenece a la categoría B} \end{cases}$$

Voy a representar los puntos en \mathbb{R}^2



Cada uno de los 8 puntos representa uno de los 8 elementos del conjunto de entrenamiento, y en este caso 4 pertenecen a la categoría **A** y los representamos con círculos azules llenos \bullet ($\mu = 1, 2, 3$ y 4) y cuatro pertenecen a la categoría **B** y los representamos con círculos azules vacíos \circ ($\mu = 5, 6, 7$ y 8).

Hagamos algunas cuentas simples. Supongamos

$$0^M = \int^M \quad (\text{lo deseado})$$

$$\text{signo} \left(\sum_{k=1}^2 \omega_k \sum_k^M \right) = \int^M$$

$$\text{signo} \left(\vec{\omega} \cdot \vec{\sum}^M \right) = \int^M$$

$$\int^M \text{signo}(\bar{\omega} \cdot \bar{\xi}^M) = \int^M \int^M = +1 \quad \text{puisque } \int^M = \pm 1$$

$$\text{signo}(\int^M) \text{signo}(\bar{\omega} \cdot \bar{\xi}^M) = +1$$

$$\text{signo}((\bar{\omega} \cdot \bar{\xi}^M) \int^M) = 1$$

$$(\bar{\omega} \cdot \bar{\xi}^M) \int^M$$

$$\text{signo}(\bar{\omega} \cdot (\bar{\xi}^M \int^M)) = 1$$

$$\bar{\omega} \cdot (\bar{\xi}^M \int^M)$$

$$\text{signo}(\bar{\omega} \cdot \bar{X}^M) = 1$$

$$\bar{\omega} \cdot \bar{X}^M > 0$$

d'où

$$\bar{X}^M = \int^M \int^M$$

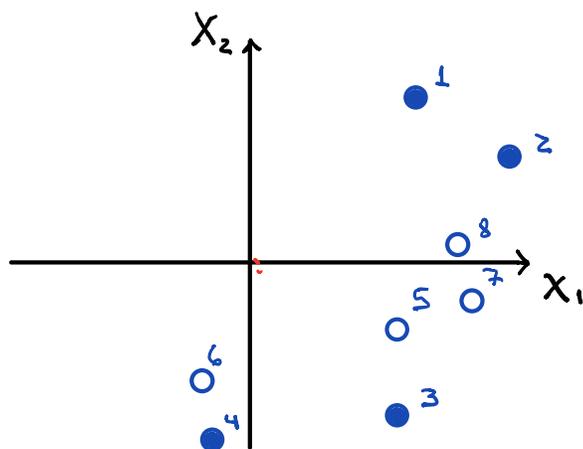
Notons que :

si $\int^M = +1$ entonces

$$\bar{X}^M = \int^M$$

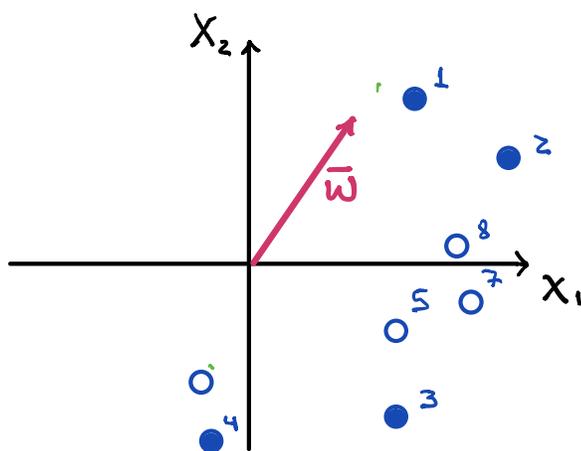
si $\int^M = -1$ entonces

$$\bar{X}^M = -\int^M$$



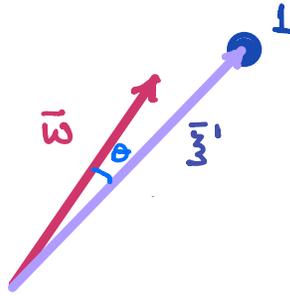
Ustedes saben que $\bar{w} \cdot \bar{x}^n > 0$ implica que la proyección de \bar{w} sobre **CADA UNO** de los elementos del conjunto de entrenamiento. O sea, de **TODOS LOS EJEMPLOS**.

Como vimos, el \bar{w} que buscamos, vive también en \mathbb{R}^2 .



Aquí dibujé un posible $\vec{\omega}$, pero hay infinitos $\vec{\omega}$ posibles. ¿Este $\vec{\omega}$ resuelve bien los ejemplos del conjunto de entrenamientos?

Observen que $\vec{\omega} \cdot \vec{x}^1$ es positivo

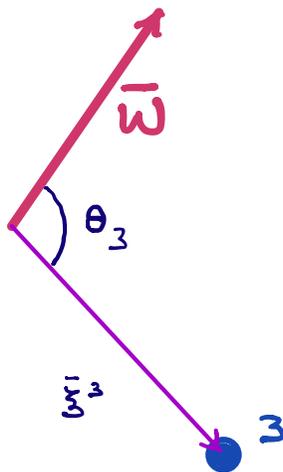


$$\vec{\omega} \cdot \vec{x}^1 = |\vec{\omega}| \cdot |\vec{x}^1| \cdot \cos(\theta) > 0$$

$>0 \quad >0 \quad >0$

pues $0 < \theta < \frac{\pi}{2}$ (agudo).

Pero aún que pasa con \vec{x}^3 , por ejemplo.

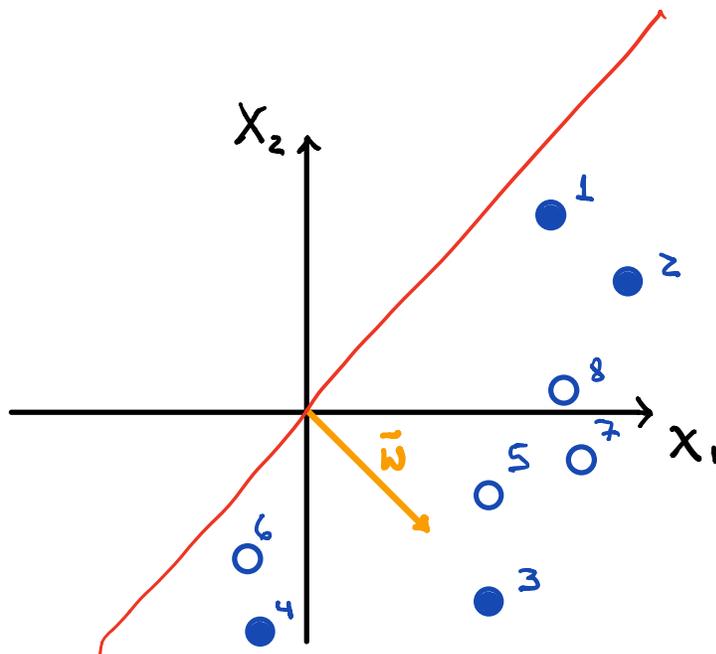


$$\bar{w} \cdot \bar{x}^3 = |\bar{w}| \cdot |\bar{x}^3| \cos(\theta_3) < 0$$

$$> 0 \quad > 0 \quad < 0$$

pues $\frac{\pi}{2} < \theta_3 < \pi$ (obtuso)

O sea, demos encontrar un \bar{w} que forme un ángulo agudo con los 8 elementos del conjunto de entrenamientos. En este caso existe no un posible \bar{w} , sino infinitos.



Este \bar{w} resuelve bien todos ejemplos. O sea, con este \bar{w} APRENDEREMOS a resolver el

problema de generalización. Resta saber si esto alcanza para resolver bien ejemplos que sin no parentesis.

Que exista uno o muchos \bar{w} requiere que \exists una recta que pase por el origen que separe \mathbb{R}^2 en dos semiplanos, uno que contenga todos los ejemplos, \exists otro que no tenga ningun ejemplo.

Si existe una o infinitas rectas que hacen esta deseada separación, diremos que el problema es:

LINEALMENTE SEPARABLE

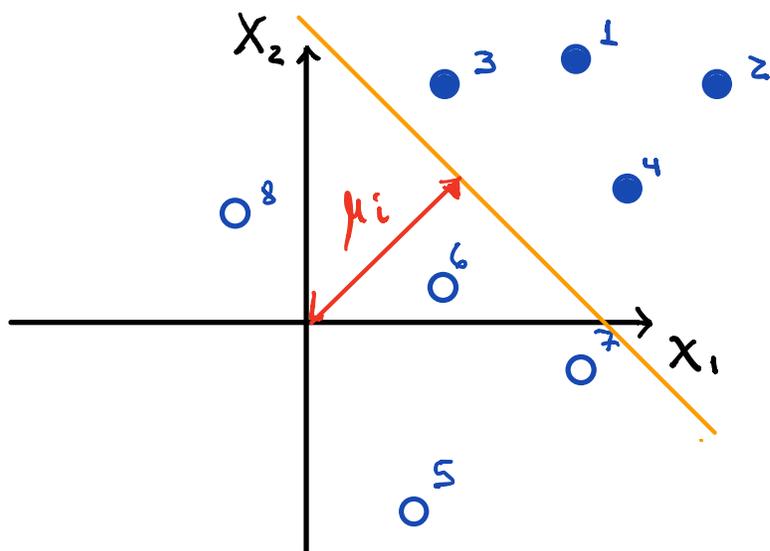
En el caso más general, **separabilidad lineal** significa que en \mathbb{R}^N debe existir un hiperplano \mathbb{R}^{N-1} que deje de un lado los vectores de entrenamiento.

¿Qué sucede si incluimos el umbral de la neurona de salida 0 ?

$$0 = \text{signo} \left(\sum_{k=1}^N w_k \sum_k - w_0 \right)$$

$$0 = \text{signo} \left(\bar{w} \cdot \bar{x} - w_0 \right)$$

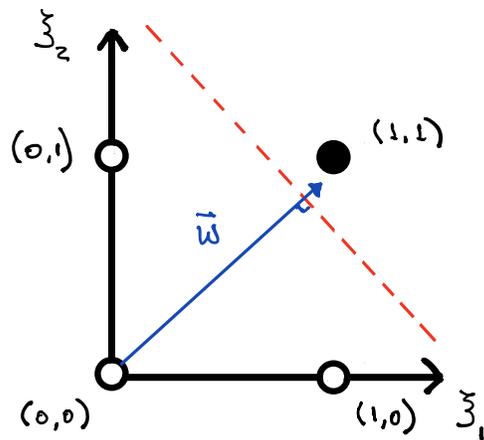
Ahora tenemos que el hiperplano $N-1$ dimensional debe pasar a una distancia w_0 del origen.

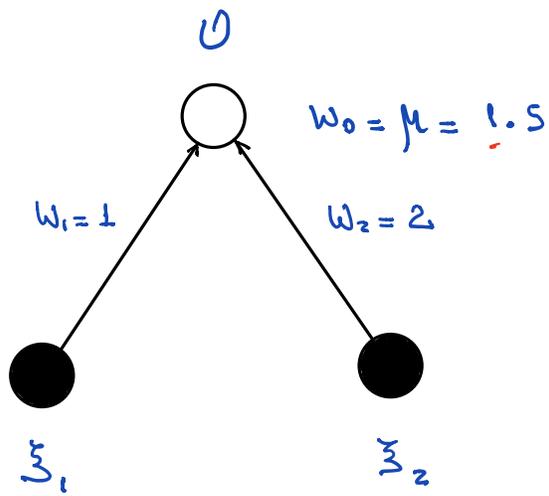


Miremos la función de lógica booleana AND (γ)

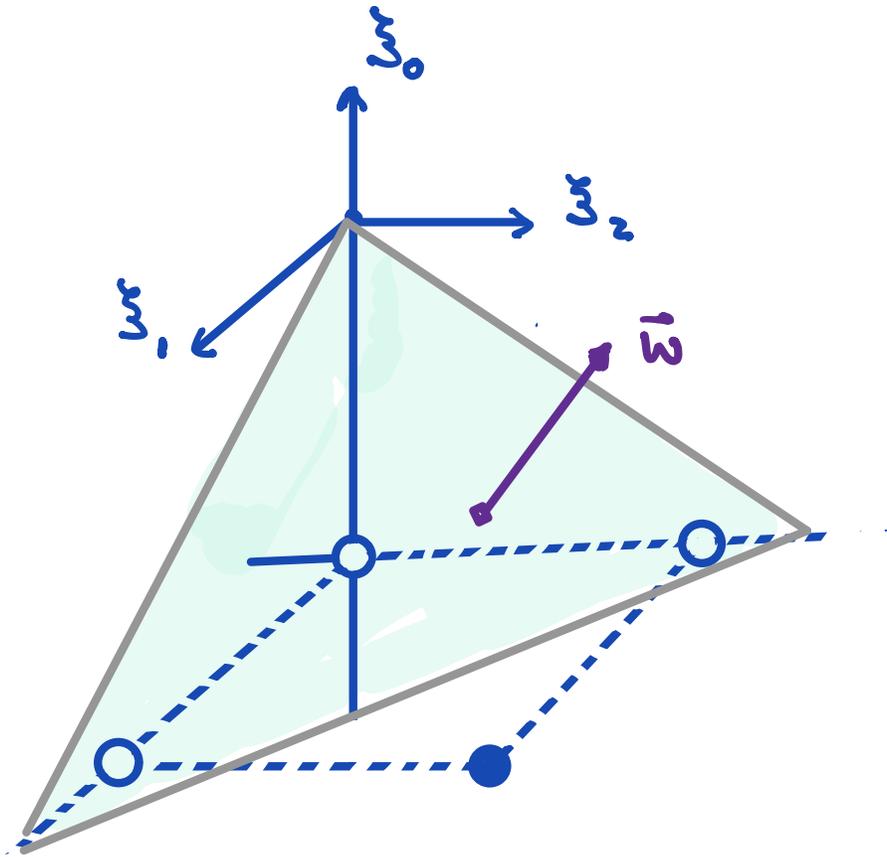
x_1	x_2	γ
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

-1 F
+1 V



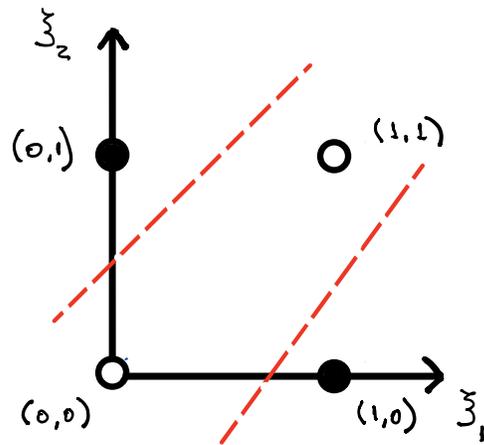


$$U = \text{sigmoid} \left(\sum_1 w_1 + \sum_2 w_2 - w_0 \right)$$



Miemos ahora la función XOR

ξ_1	ξ_2	ξ
0	0	-1
0	1	+1
1	0	+1
1	1	-1



• XOR NO ES LINEALMENTE SEPARABLE!



Minsky & Papert (1969) "Perceptrons"