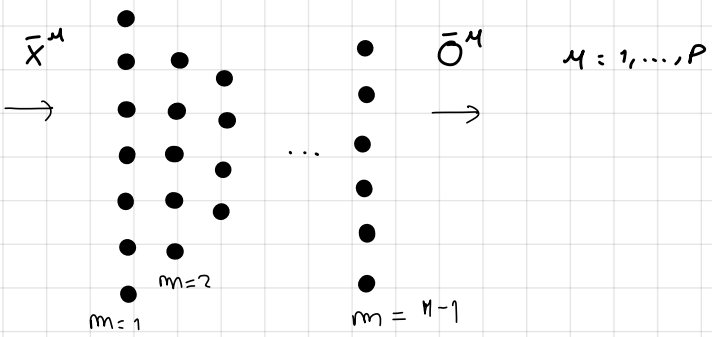


Si η es chico $\left(\Delta \bar{\bar{w}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \bar{\bar{w}}} \right)$ E disminuye

Algoritmo de propagación de errores

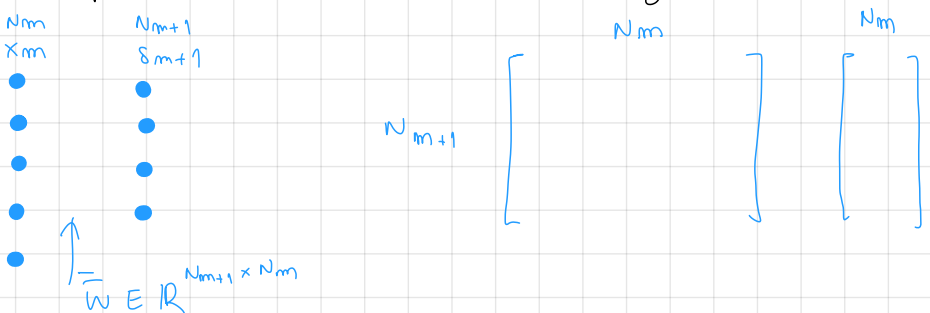
- inicializar los pesos $\bar{\bar{w}}$ "ÉPOCAS"
- loop en pasos de aprendizaje (τ fijo o hasta que pase algo)
  - $\Delta \bar{\bar{w}} = 0$
  - loop entre $\mu = 1, \dots, P$
    - $\bar{x}_1 \leftarrow \bar{x}^\mu$ (lleno x^μ con $\bar{x}_1$)
    - loop sobre capas $m = 1, \dots, M-1$
      - $\bar{h}_m = \bar{\bar{w}} \cdot \bar{x}_m$ → input de las neuronas en la capa m
      - $x_{m+1} = g(\bar{h}_m)$ → salida de la capa m
    - $\bar{O}^\mu \leftarrow \bar{x}_M$
    - $\delta_m = -\frac{\partial E}{\partial \bar{O}^\mu} g'(\bar{h}_m)$
    - loop sobre capas ($m = m, \dots, 2$ → para atrás)
      - $\delta \bar{m-1} = [\bar{\bar{w}}^T \bar{\delta}_m] \otimes g'(\bar{h}_{m-1})$
    - loop sobre capas $m = 1, \dots, m-1$
      - (*) $\Delta \bar{\bar{w}} \mathrel{+}= \eta \, \bar{\delta}_{m+1} \cdot \bar{x}_m$ para complicadas la voy que guardar las x

voy que guardar x, h, δ w y Δw

CONTROL DE DETERMINACIÓN

- $\bar{\bar{w}} = \bar{\bar{w}} + \Delta \bar{\bar{w}}$ (se puede hacer que si $\Delta w < w_0$ → break)

Por componentes está en el Hertz



para cada espacio entre capas hay una matriz

$$\Delta w_{ij} \mathrel{+}= \eta \, \delta_{m+1,i} \, x_{m\,j}$$

$j = 1, \dots, N_m$

$i = 1, \dots, N_{m+1}$

uno puede absorber los umbrales poniendo una neurona adicional

$$x_{m,i} = g\left(\sum_{j=1}^{m} W_{ij}\, x_{m,j} - b_0\right)$$

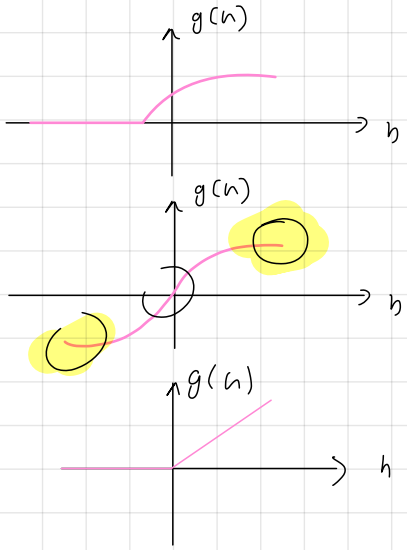
podemos poner una neurona con una salida cte, que nos de este parámetro
↓
esta neurona estaría en la capa de entrada y le mandaría señales a todas)

no hay un teorema que nos garantice la convergencia

Heurística

inicialización de los pesos

Si los pesos son muy grandes
↓
derivadas pequeñas, g' baja $\Delta \bar{W}$ pequeño ($|\Delta \bar{W}| << 1$)
↓
modificaciones muy pequeñas



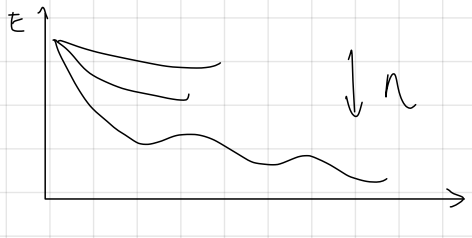
ritos típicos

sigmoide

tg h

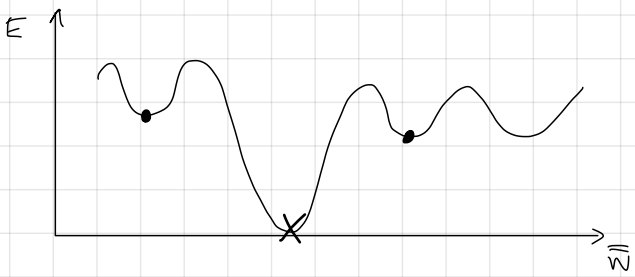
- se quiere que $|\bar{W} \cdot \bar{x}_0| \sim \underbrace{O(1)}_{\text{orden 1}}$
  ↓
  normalizar los inputs (nube de ptos, se puede poner con media 0 y varianza $1/N$ → no se pierde info) → N: dim de la capa de entrada
  ↓
  está por defecto en varios paquetes)

h vuelve a tener varianza



grafican lo que se quiere minimizar para los distintos valores de η

tiende a fallar por ser un método local
↓
el método puede quedar atrapado en mínimos locales o ptos silla no deseados



Para ver si nos quedamos en un mín local:
- se pueden pasar muchos CI distintos
- o bien modificar el método de aprendizaje

Podemos pensar que se trata de una pelota ⇒ si tiene impulso atravesará los mínimos locales

$E(\bar{w})$

$\bar{g} = \bar{\nabla}_w E(\bar{w}) \rightarrow$ MOMENTO

$\bar{V}_T = \beta \bar{V}_{T-1} + (1-\beta)\bar{g}_T$

↓ promedio del gradiente con una ventana de tiempo de $1/\beta$

ACOL (F) ↩ $\boxed{\Delta w = -\eta \bar{V}_T}$

guarda en memoria la dirección en la que es el movimiento

otra forma NESTEROV

$\bar{V}_{T+} = \beta \bar{V}_{T-1} + \eta \nabla E(\bar{w} - \beta \bar{V}_{T-1})$

$\Delta \bar{w} = -\bar{V}_T$

ADAM

$\bar{m}_t = \beta \bar{m}_{T-1} + (1-\beta)\bar{g}_T$

$V_t = \beta V_t + (1-\beta_t)|g_T|^2$

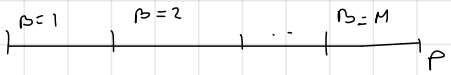
$\Delta \bar{w} = -\eta \frac{\bar{m}_t}{\sqrt{V_T} + \varepsilon}$

Stocastic gradient descent

SGD (parámetro. nº de elementos de un Batch)

$\Delta \bar{w}$ → suma sobre $\mu = 1, \ldots, P$

Podemos dividir el conjunto en subconjuntos



$$\Delta w = \sum_{\mu=1}^{P} \Delta \bar{w}^{\mu}$$

$$= \sum_{b=1}^{B} \underbrace{\left[\sum_{\mu_b=1}^{P/B} \Delta \bar{w}^{\mu_b} B \right] \frac{1}{B}}$$

cada uno de estos valores es una variable aleatoria que alterna entre el verdadero Δw