

Neurona = "afín + no linealidad"

$$z = w^T x + b, \quad a = \phi(z)$$

- x : Entradas (características)
- w, b : Parámetros de aprendizaje.
- ϕ : Activación no lineal
- a : Salida de la neurona.

Capas:

$$h^{(1)} = \phi(W^{(1)}x + b^{(1)})$$

$$h^{(2)} = \phi(W^{(2)}h^{(1)} + b^{(2)})$$

:

$$\hat{y} = g(W^{(L)}h^{(L-1)} + b^{(L)})$$

$$\text{Aprender} = \min_{\theta} \mathbb{E}_{(x,y) \sim \text{datos}} [l(f_{\theta}(x), y)]$$

Minimizar una pérdida.

Aprendizaje:

Descenso por gradiente

$$\theta \leftarrow \theta - \eta \nabla_{\theta} l \rightarrow \begin{array}{l} \text{Regla de la} \\ \text{cadena con} \\ \text{estereoides } x. \end{array}$$

Red Neuronal = Modelo paramétrico en forma $f_{\theta}(x)$

$$\text{Autoencoder: } \begin{cases} \text{Encoder: } z = f_{\phi}(x) \\ \text{Decoder: } \hat{x} = g_{\theta}(z) = g_{\theta}(f_{\phi}(x)) \end{cases}$$

$$\text{Entrenamiento: } \min_{\theta, \phi} \mathbb{E}_{x \sim D} [l(x, \hat{x})]$$

Autoencoder Undercomplete:

$$x \in \mathbb{R}^D, z \in \mathbb{R}^d : d < D$$

Si:

- f_{ϕ} y g_{θ} son lineales.
- $l(\cdot)$ es MSE. \rightarrow PCA.
- No hay activaciones no lineales.

VAE: $z \sim p(z)$ (prior, típicamente $N(0, I)$)

$x \sim P_{\theta}(x|z)$ (decoder probabilístico).

El objetivo probabilístico ideal sería una máxima verosimilitud:

$$\max_{\theta} \sum_i \log P_{\theta}(x_i) \text{ donde } P_{\theta}(z) = \int p(z)p_{\theta}(x|z) dz$$

Problema: $P_{\theta}(z)$ suele ser directamente intractable

Por lo tanto, el posterior:

$$P(z|x) = \frac{p(z)p_{\theta}(x|z)}{P_{\theta}(x)} \text{ también es intractable.}$$

Solución:

Aproximar posterior con una familia manejable

$$q_{\phi}(z|x) \text{ (típicamente) } = N(\mu_{\phi}(x), \text{diag}(\sigma_{\phi}^2(x)))$$

Entonces: VAE no da z sino su distribución.

ELBO (Evidence Lower Bound)

$$P_{\theta}(x) = \int q_{\phi}(z|x) \cdot \frac{P_{\theta}(x|z)p(z)}{q_{\phi}(z|x)} dz$$

Vía Jensen:

$$\log P_{\theta}(x) \geq \mathbb{E}_{q_{\phi}(z|x)} [\log p_{\theta}(x|z)] - \text{KL}(q_{\phi}(z|x) \| P_{\theta}(z))$$

ELBO

$$J(\theta, \phi; x) = \mathbb{E}_{q_{\phi}(z|x)} [\log p_{\theta}(x|z)] - \text{KL}(q_{\phi}(z|x) \| P_{\theta}(z))$$

Maximizar ELBO \Rightarrow Aproximarse al verdadero $P_{\theta}(x)$ mientras se fuerza a $q_{\phi}(z|x)$ a ser cercano al prior real.