

---

# Física e inteligencia artificial

---

**Leticia F. Cugliandolo**

Sorbonne Université

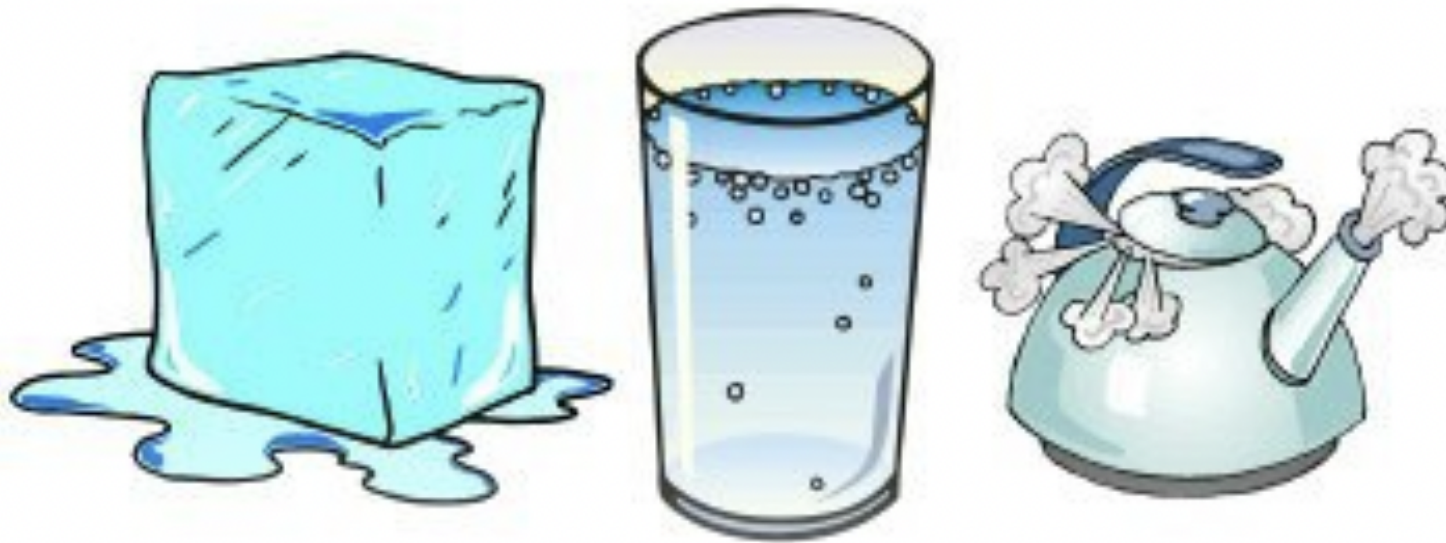
`leticia@lpthe.jussieu.fr`  
`www.lpthe.jussieu.fr/~leticia`

**Galicia, España, 2026**

# **Un poco de física**

# Los estados de la materia

Por ejemplo,  $\text{H}_2\text{O}$  y sus transiciones de fase



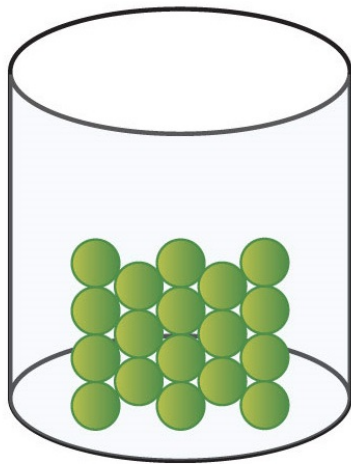
El hielo  $\xrightarrow{0^\circ\text{C}}$  el agua  $\xrightarrow{100^\circ\text{C}}$  el vapor

Las moléculas son siempre las mismas  $\text{H}_2\text{O}$   
Se produce un cambio físico, pero no químico

# Los estados de la materia

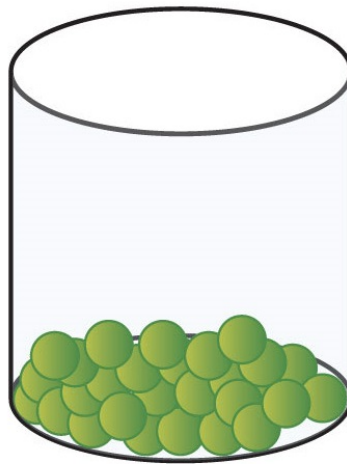
Por ejemplo,  $H_2O$  y sus propiedades microscópicas

El hielo



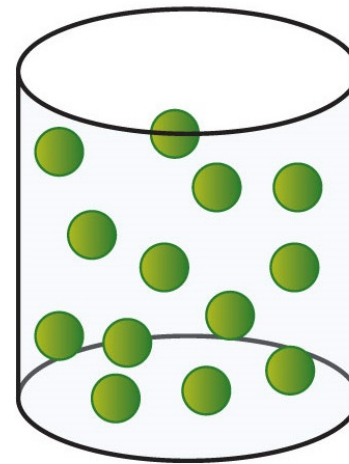
Solide

el agua bebible



Liquide

el vapor



Gaz

rigidez

sí

no

no

forma

fija

no

no

compresible

no

no

sí

fluye

**no**

**sí**

**sí**

estructura  
microscópica

ordenada

desordenada

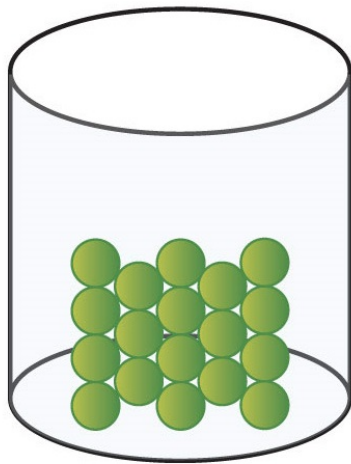
desordenada

Macroscópico

# Los estados de la materia

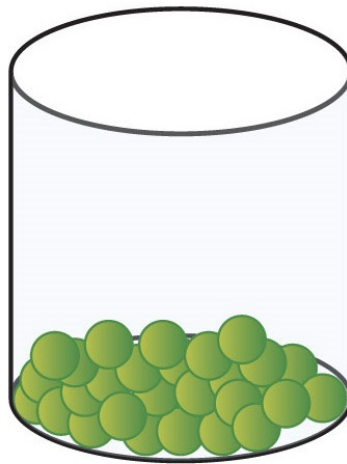
Por ejemplo,  $H_2O$  y sus propiedades macroscópicas

El hielo



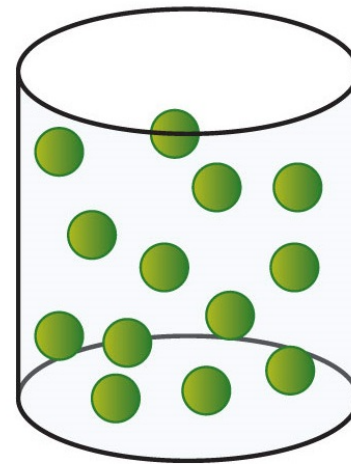
Solide

el agua bebible



Liquide

el vapor



Gaz

**rigidez**

sí

no

no

**forma**

fija

no

no

**compresible**

no

no

sí

**fluye**

no

sí

sí

**estructura  
microscópica**

**ordenada**

**desordenada**

**desordenada**

**Macroscópico**

---

# Modelos

---

## de la naturaleza

*Entender lo complejo, estudiando lo simple*

El marco: la física **clásica no relativista**

sin efectos cuánticos  $\hbar \rightarrow 0$ , bajas velocidades  $v/c \rightarrow 0$

Los **constituyentes**:

Simplificamos, pasamos de moléculas a esferas o hasta puntos.

Proponemos un modelo para las **interacciones** entre constituyentes:

Las fuerzas.

*Mecánica Newtoniana*

Lo que vimos en los últimos años de la secundaria  $z(t) = z_0 + v_0 t - \frac{g}{2} t^2$

# La física estadística

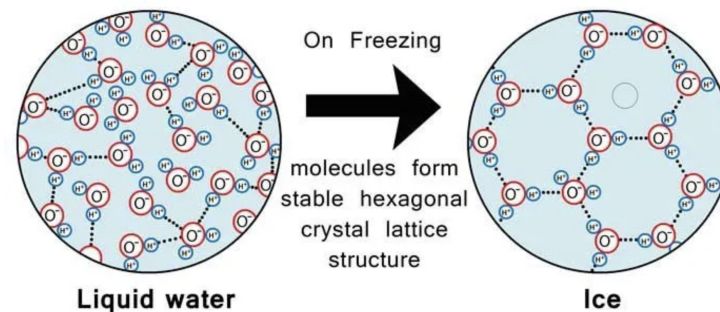
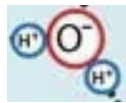
De lo microscópico al macroscópico : muchísimas partículas

Desarrolla modelos simples y métodos matemáticos para

microscópico



macroscópico



Describe lo **macroscópico** y las **transiciones de fase** (de manera muy precisa)

**La teoría de probabilidades y la estadística son centrales**  $1 \mapsto N \gg 1$

Durante mucho tiempo el interés principal se centró en los materiales,

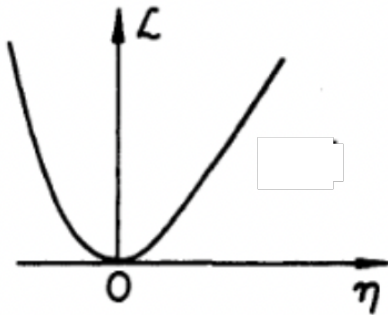
**F. D. Haldane (Princeton), J. M. Kosterlitz (Brown) & D. J. Thouless (Seattle) - UK**

**Nobel 2016** “for theoretical discoveries of topological phase transitions and topological phases of matter”

# Los paisajes

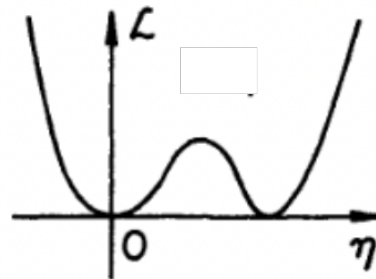
una representación útil - derivada matemáticamente

$$T = 30^{\circ}\text{C}$$



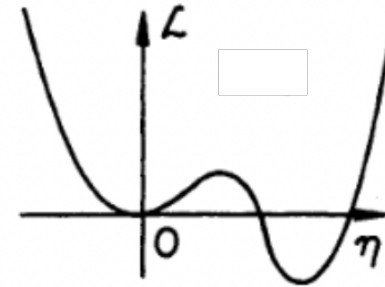
líquido

$$T = 0^{\circ}\text{C}$$



coexistencia líquido-hielo

$$T = -0.1^{\circ}\text{C}$$



hielo

la transición

$$\eta = 0$$

$\eta$  es una propiedad macroscópica

$$\eta \neq 0$$

Los estados de la materia son los valles más profundos

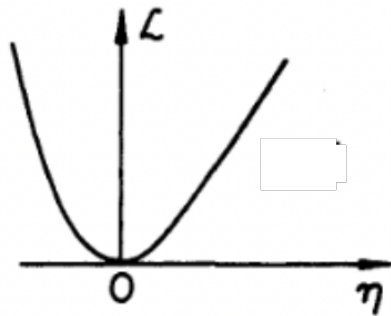
L. D. Landau *On the theory of phase transitions*, Zh. Eksp. Teor. Fiz. 7, 19 (1937)

(Kharkov/Moscou) **Nobel 1962**

# Los paisajes

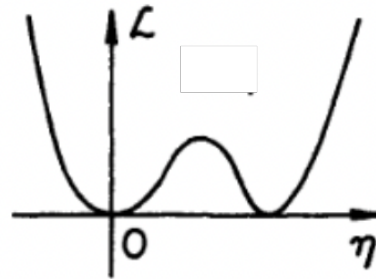
cada valle tiene una interpretación

$$T = 30^{\circ}\text{C}$$



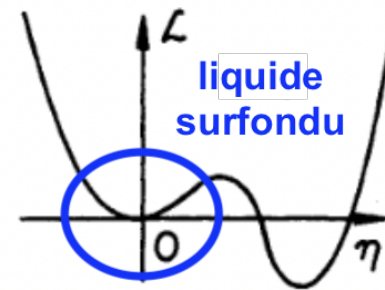
líquido

$$T = 0^{\circ}\text{C}$$



coexistencia líquido-hielo

$$T = -0.1^{\circ}\text{C}$$



hielo

la transición

El hielo (el valle más profundo) es estable por debajo de  $T = 0^{\circ}\text{C}$   
pero se puede sobreenfriar el agua líquida (metastable) a  $T \lesssim 0^{\circ}\text{C}$

L. D. Landau *On the theory of phase transitions*, Zh. Eksp. Teor. Fiz. 7, 19 (1937)

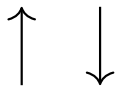
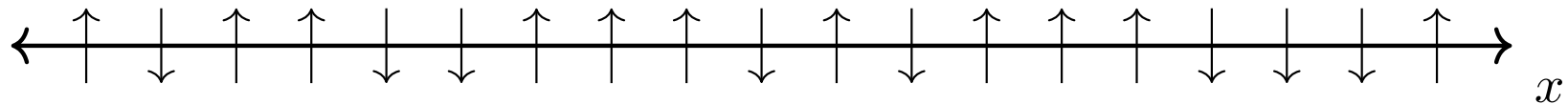
(Kharkov/Moscou) **Nobel 1962**

**Otro ejemplo físico**

# Los sistemas magnéticos

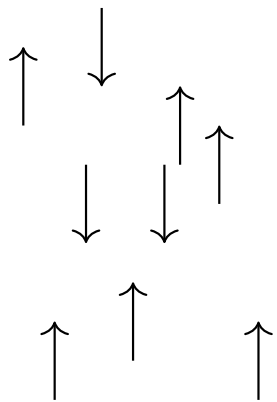
Los imanes son más sencillos y relevantes para el resto de la charla

Una red regular unidimensional



un momento magnético : una flecha o una variable  $s = \pm 1$

En el espacio tridimensional, las posiciones son regulares o **aleatorias**



La **interacción** (todas iguales) entre las **flechas** vecinas  
y la temperatura deciden

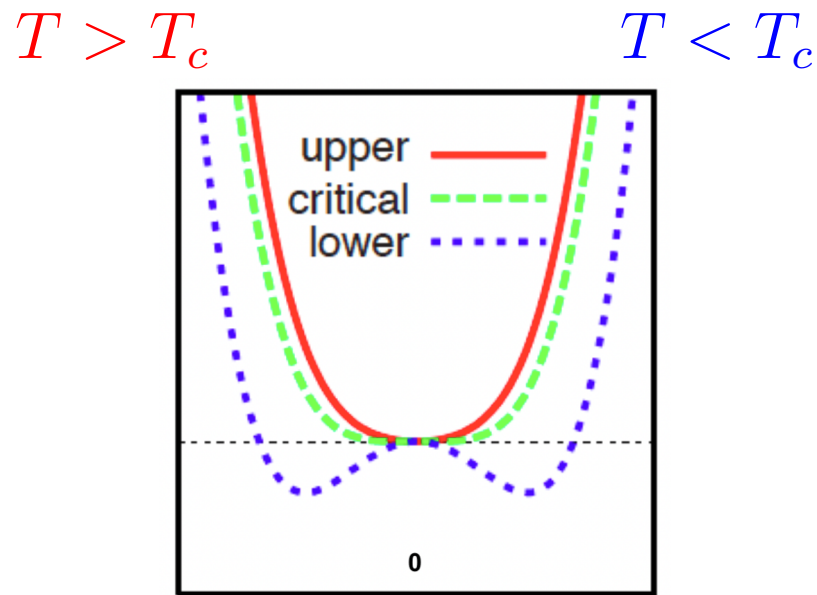
el orden (alineación de flechas) - **magnetismo**  $m \neq 0$

o el desorden (falta de alineación)  $m = 0$

de las flechas

# El paisaje

Energía libre: dos valles  $m \neq 0$  a baja temperatura



ninguna imantación

dos posibles imanes activos

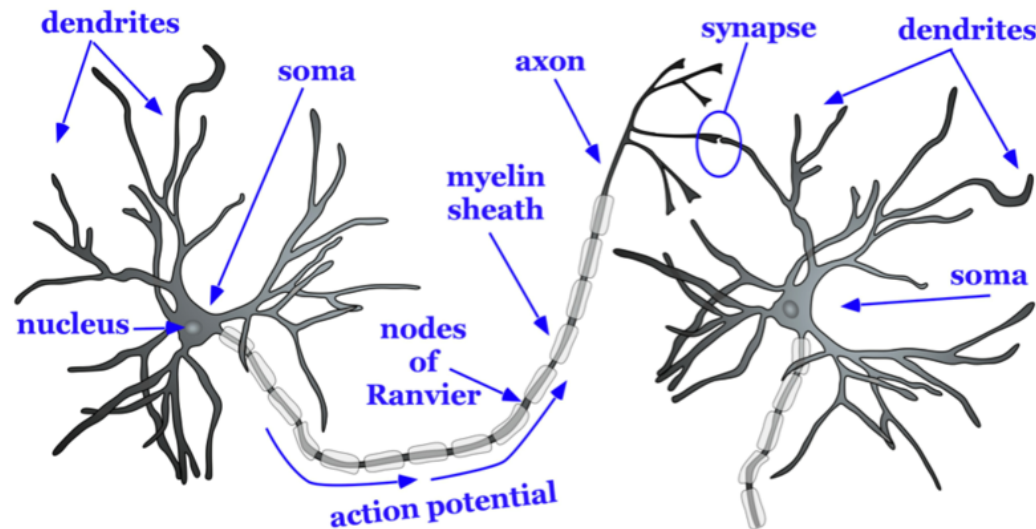
la transición

L. D. Landau *On the theory of phase transitions*, Zh. Eksp. Teor. Fiz. 7, 19 (1937)  
(Kharkov/Moscou) **Nobel 1962**

# **Neurociencias**

# Las neuronas

## y sus conexiones



neurona pre-sináptica – sinapsis – neurona post-sináptica

directional connection

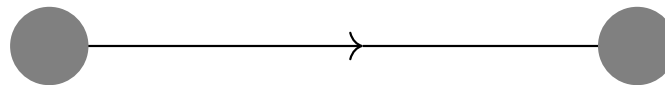
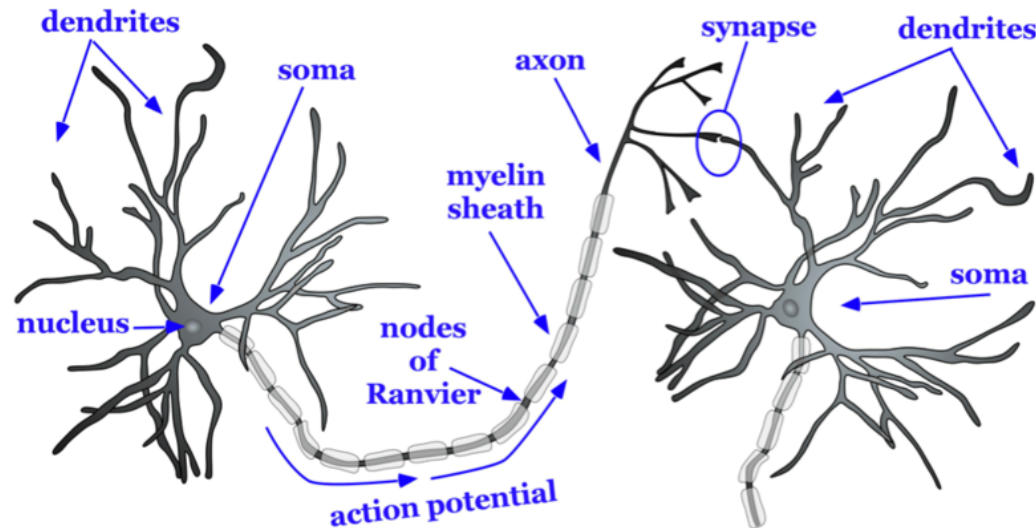
una “molécula”

otra “molécula”

**S. Ramón y Cajal, ca. 1890** (Madrid) **Nobel 1906** Medicina  
Imagen **M. J. Hove & S. A. Martínez**, *Brain & Behaviour* 2024

# Las neuronas

las modelamos de la manera más simple posible



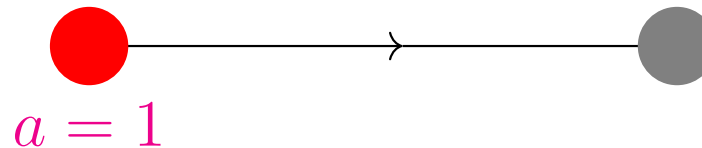
**W. S. McCulloch & W. Pitts** Bull. Math. Biophys. 5, 115 (1943)  
(psiquiatra/neurofisiólogo y lógico/matemático en Chicago)

# Las neuronas

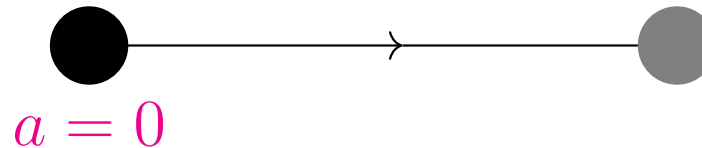
así como sus conexiones y su actividad

- la neurona pre-sináptica está activa y envía información (“fires”)

a la neurona post-sináptica



- la neurona pre-sináptica está en reposo y no envía nada



Se transforma de  $a = 0, 1$  (Booleano) a  $s = \pm 1$  (flecha) con  $a = (s + 1)/2$  o  
 $s = 2a - 1 \Rightarrow$  similitud con el imán

# Las neuronas

## y la señal recibida

- la neurona receptora recibe la información enviada por la neurona emisora  
ponderada por el peso  $w$  sináptico



- si la neurona pre-sináptica está en reposo, la segunda neurona no recibe señal



- Las sinapsis pueden ser inhibitorias ( $w$  negativo) o excitatorias ( $w$  positivo)

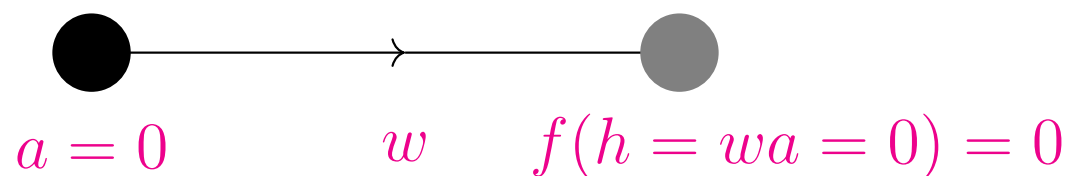
# Las neuronas

## y su interpretación de la señal recibida

- la neurona receptora recibe la información enviada por la neurona emisora ponderada por el peso  $w$  sináptico y la procesa aplicando una función llamada  $f$



- si la neurona pre-sináptica está en reposo, la segunda neurona no recibe señal



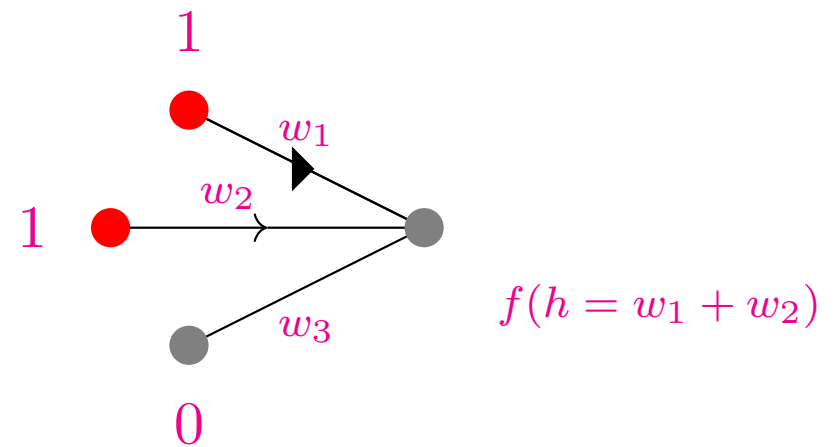
- Si la sinapsis  $w$  es :

inhibitoria, reduce el valor de  $h$  y pone a la receptora en reposo  $f(h) = 0$

excitatoria, aumenta el valor de  $h$  y hace emitir a la receptora  $f(h) = 1$

# Las redes de neuronas

grafos con numerosos vértices y todavía más aristas



En todo instante, cada neurona calcula la suma de las entradas enviadas por sus vecinas, ponderadas por los pesos de las sinapsis,  $h_i = \sum_j w_{ij} a_j$ , y aplica una función,  $f$ .

Si el resultado supera un umbral,  $f(h_i) > \theta$ , la neurona receptora emite a su vez,  $a_i = 1$

Si no lo supera, se pone en reposo. Y así sucesivamente, en toda la red.

# Las redes de neuronas

## Funcionamiento

**Dónde está la memoria ?** En las conexiones y las sinapsis, los  $w_{ij}$

**D. O. Hebb**, *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory* (1949)  
(psychologist, McGill, Montréal, Canada)

**Se puede construir una red de neuronas que reconozca un objeto previamente aprendido ?**

Truco de **físico teórico** : colocar las neuronas en un grafo completo ( $w_{ij} \neq 0$ ), usar flechas  $s_i = \pm 1$  y usar sinapsis simétricas

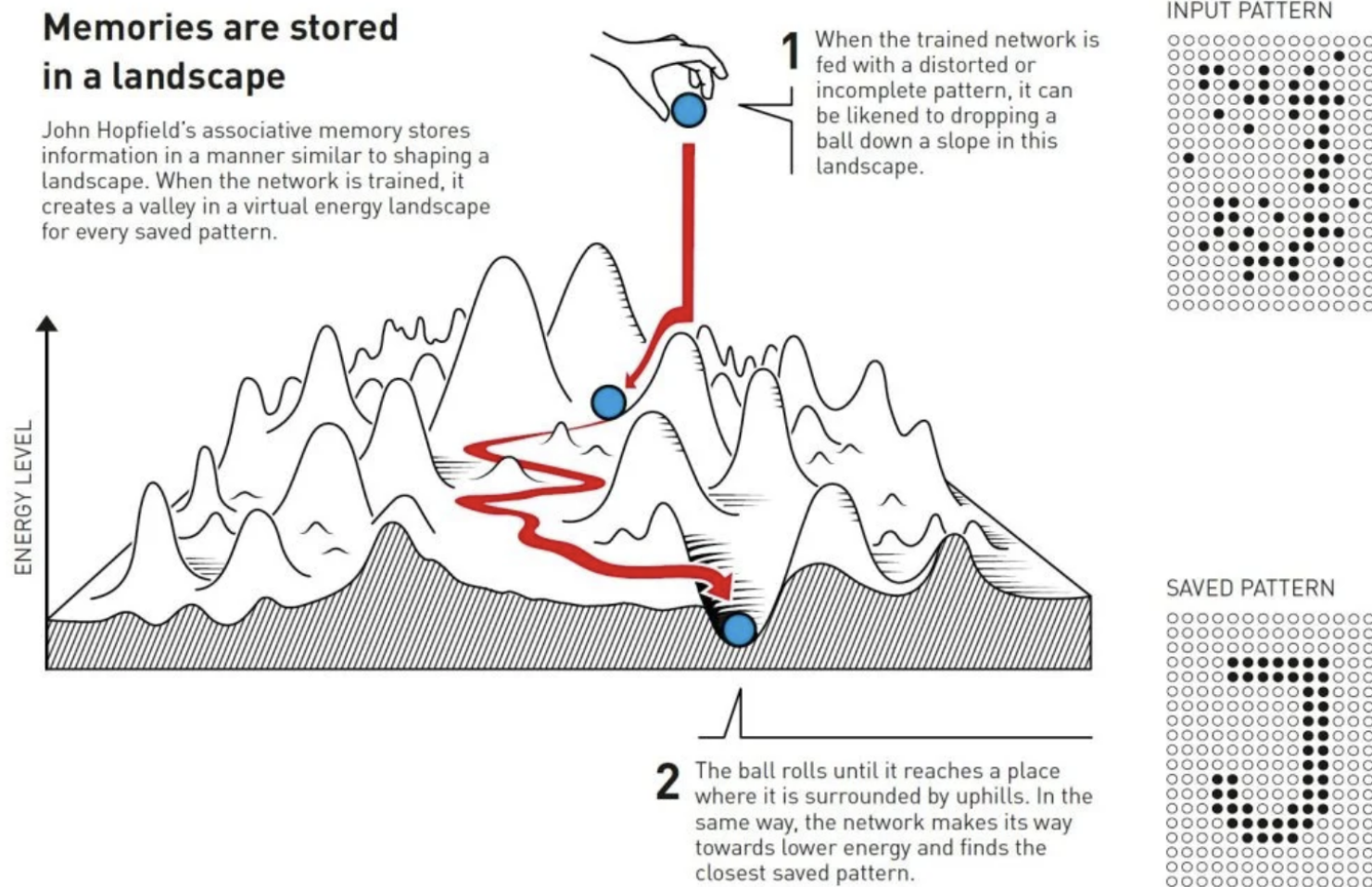


**= Sistema magnético**

**J. J. Hopfield**, *Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities.*, Proc. Nat. Acad. Sc. USA, 79, 2554 (1982) (**Princeton**) **Nobel 2024**

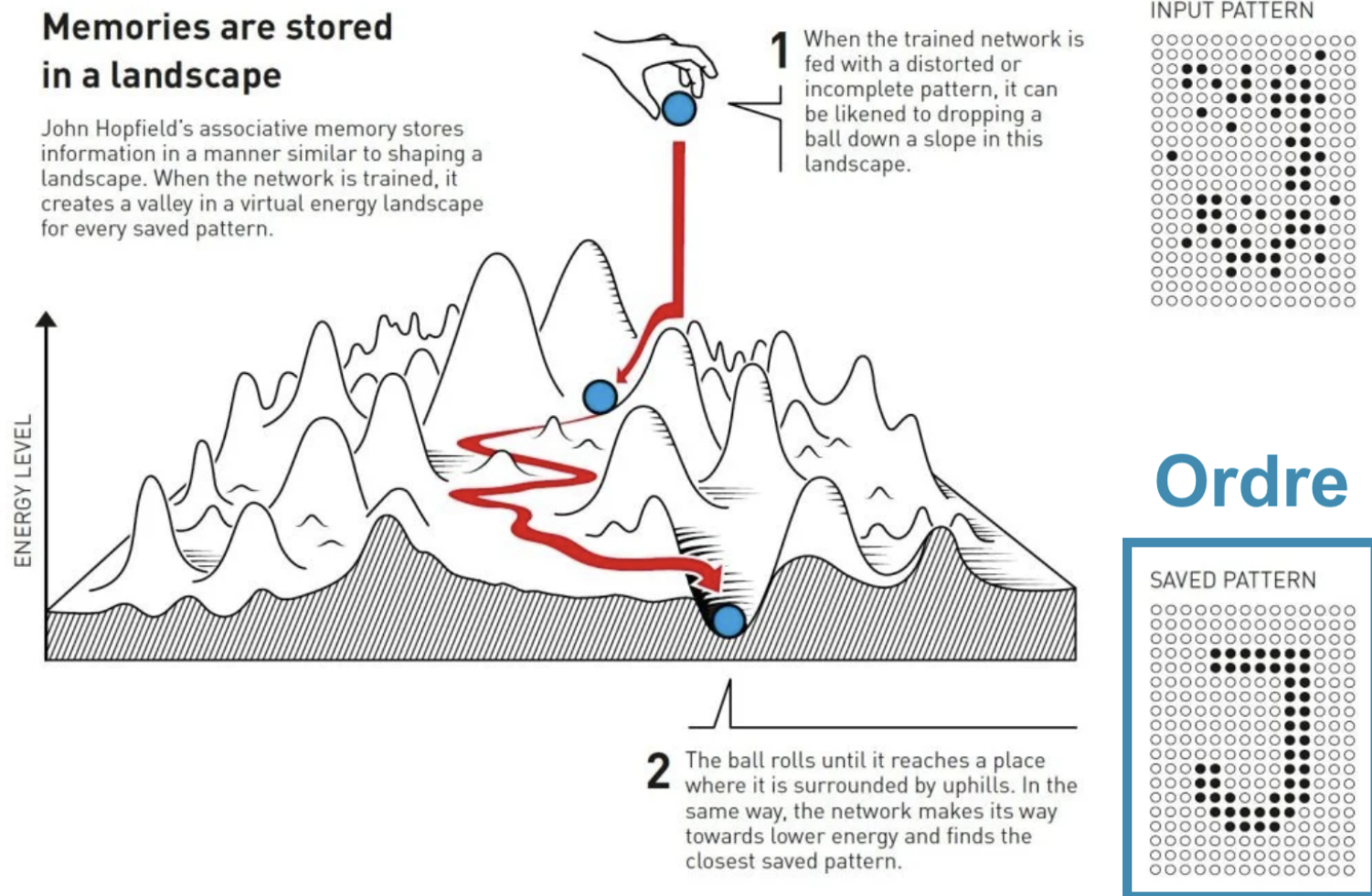
# El modelo de Hopfield

Las memorias asociativas - se preseleccionan los  $w_{ij}$



# El modelo de Hopfield

Las memorias asociativas - se eligen los  $w_{ij}$



---

# El modelo de Hopfield

---

## Propiedades

- Las sinapsis  $\{w_{ij}\}$  moldean el paisaje, la memoria.
- Cuencas de atracción: el objeto mostrado no debe ser demasiado diferente del esperado para que la red sea capaz de reconocerlo.
- La red tiene una capacidad limitada: existe un valor crítico de

$$\left( \frac{\text{cantidad de objetos aprendidos}}{\text{cantidad de neuronas}} \right)_c$$

más allá del cual la red deja de funcionar

### Transición de fase: orden (funcionamiento correcto) - desorden

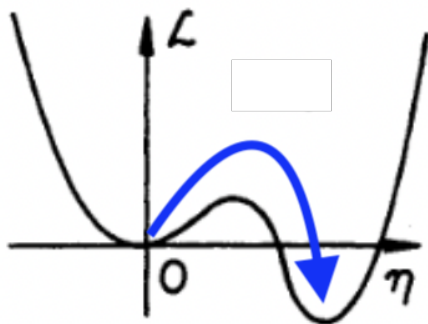
- La red crea valles ilegítimos que no corresponden a ningún objeto aprendido

**D. J. Amit, H. Gutfreund & H. Sompolinsky Phys. Rev. Lett. 55, 1530 (1985)** con las técnicas de la física estadística desarrolladas por G. Parisi **Nobel 2021**

# Máquinas de Boltzmann

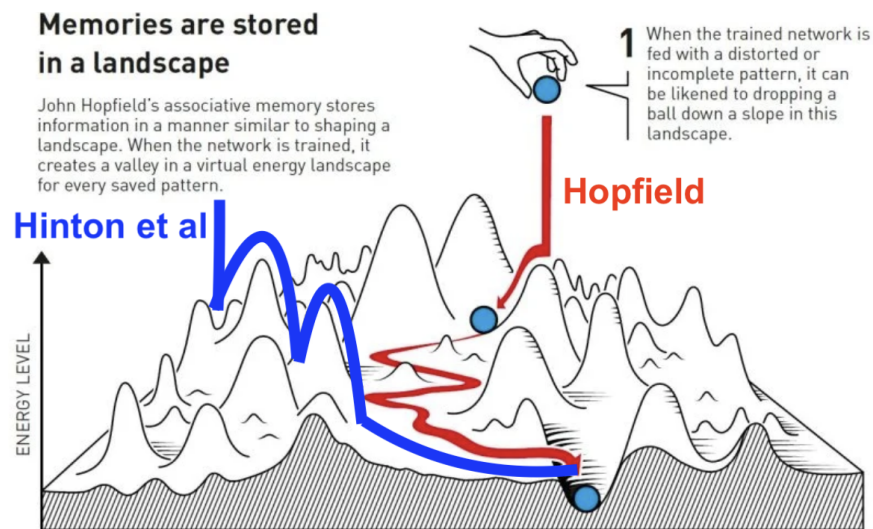
Física  $\Rightarrow$  dinámica estocástica  $\sim$  temperatura

$$T = -0.1^{\circ}\text{C}$$



líquido sobreenfriado

hielo



**D. Ackley, G. E. Hinton & T. Sejnowski**, *A Learning Algorithm for Boltzmann Machines*, Cognitive Science 9, 147 (1985) **G. E. Hinton Nobel 2024** Toronto desde 87, Google 2013-2023 cuando dimisionó para hablar libremente sobre los riesgos de la inteligencia artificial

---

# Trucos

---

## Numéricos y experimentales

### Métodos numéricos - Monte Carlo

Para evitar quedar atrapado en un valle,  
se acepta ir “contracorriente”  
y subir montañas.

Así, se va a mirar en otra parte y posiblemente  
se encuentran otros caminos para descender  
más en el paisaje global

### Recocido - annealing



ARMS ⊕ ARMOR

acero (aleación hierro carbón)

el recocido desplaza el carbón

# Informática

---

# Aprendizaje profundo

---

Máquina de Boltzmann restringida → redes multicapa

La geometría de las redes de neuronas de Hopfield está basada en la de nuestro cerebro.

¿Y si modificamos la arquitectura de las redes ?

¿Podemos construir redes más eficientes ?

Redes artificiales

El **perceptrón**

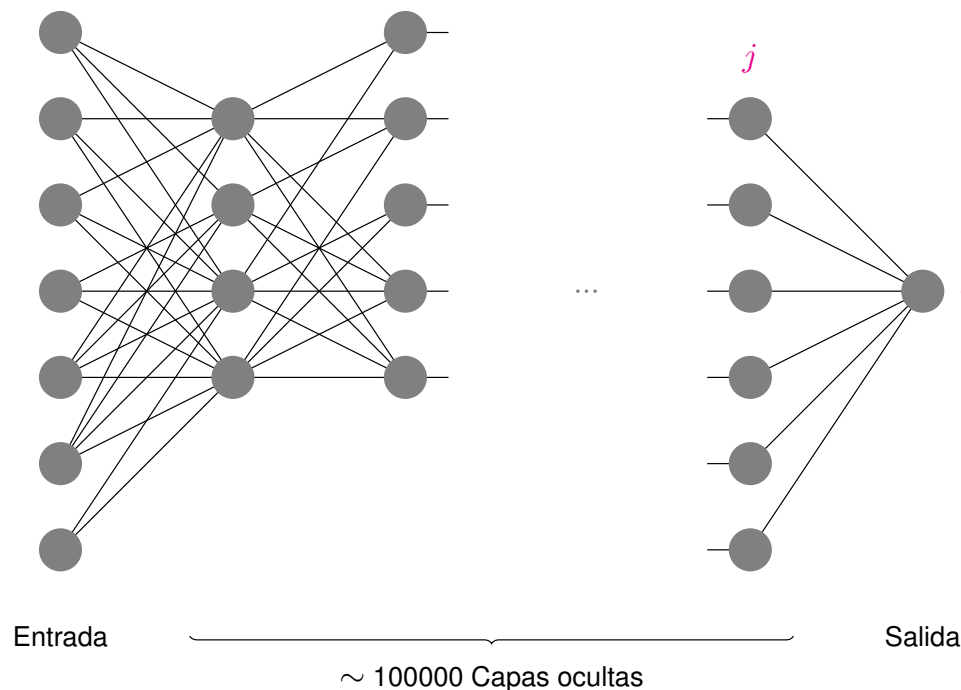
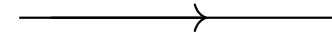
**Rosenblatt 57 Cornell USA**

Redes multicapa : el aprendizaje profundo

# Aprendizaje profundo

Máquina de Boltzmann restringida → redes multicapa

Todas las sinapsis están dirigidas de izquierda a derecha



$$s_i = f\left(\underbrace{\sum_j w_{ij} s_j}_{h_i}\right)$$

**G. E. Hinton**, numerosos artículos muy influyentes sobre **el aprendizaje** de estas redes, e.g.

**D. E. Rumelhart, G. E. Hinton & R. J. Williams**, *Learning representations by back-propagating errors*, Nature 323, 533 (1986)

Número de citas recibidas por G. E. Hinton desde 2021: **606 742**

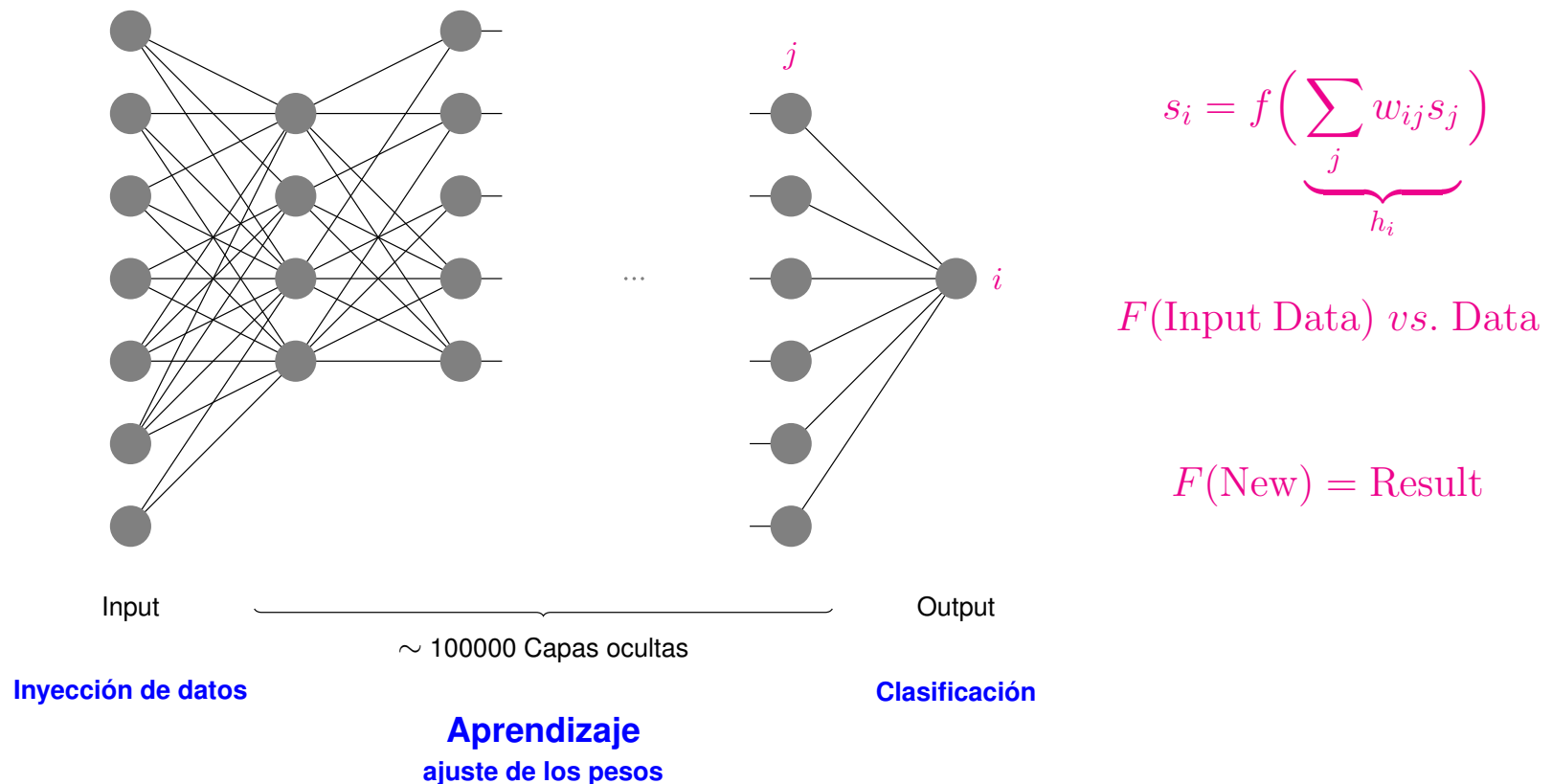
**Nobel 2024**

# Aprendizaje profundo

## Big Data y generalización

La red representa una correspondencia (función) entre un vector de entrada y la salida

La combinación de numerosas funciones  $f$  permite a la red aproximar funciones extremadamente complejas. Una vez aprendidas, dan nuevas respuestas

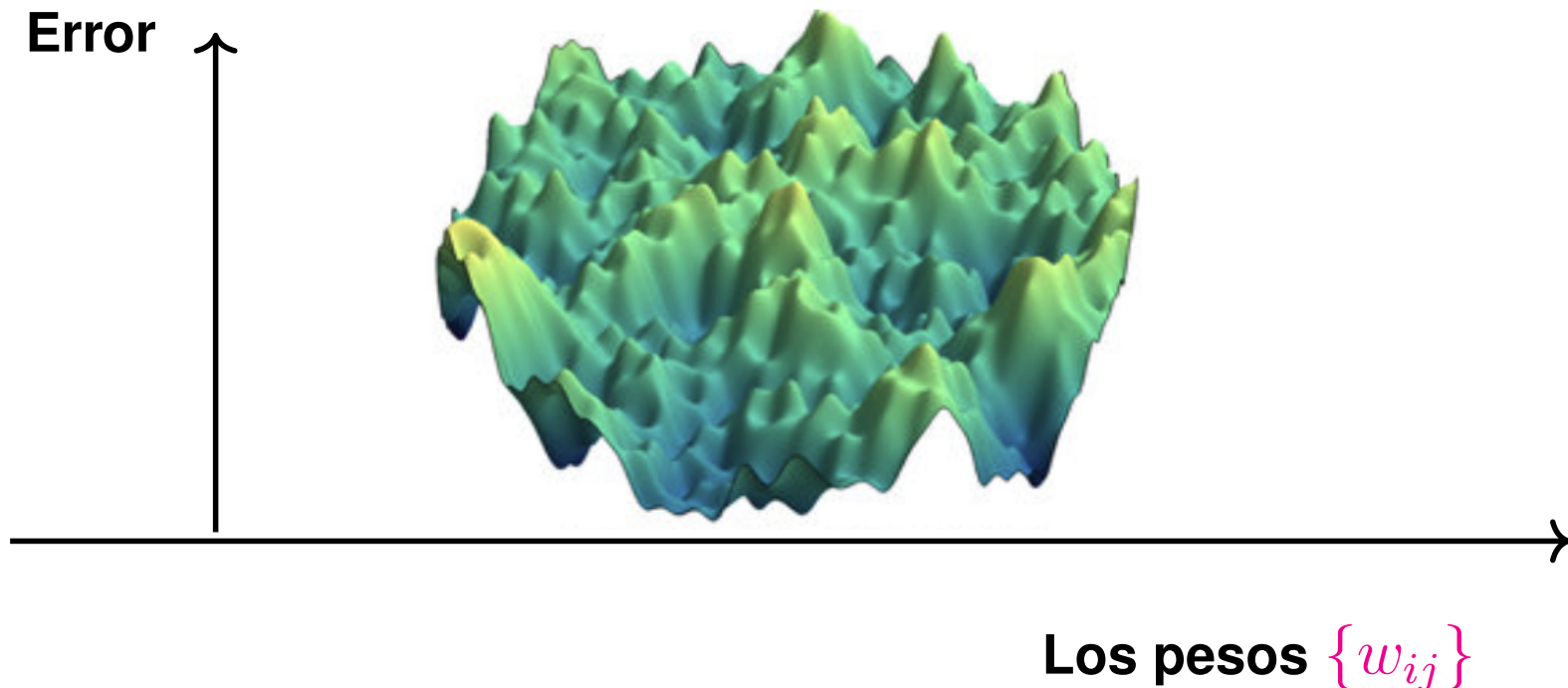


# La función error

encontrar el mínimo absoluto para entrenar la red

Diferencia entre la salida esperada y la propuesta por la red

(si se muestra un gato a la entrada, ¿se nos propone un gato a la salida ?)



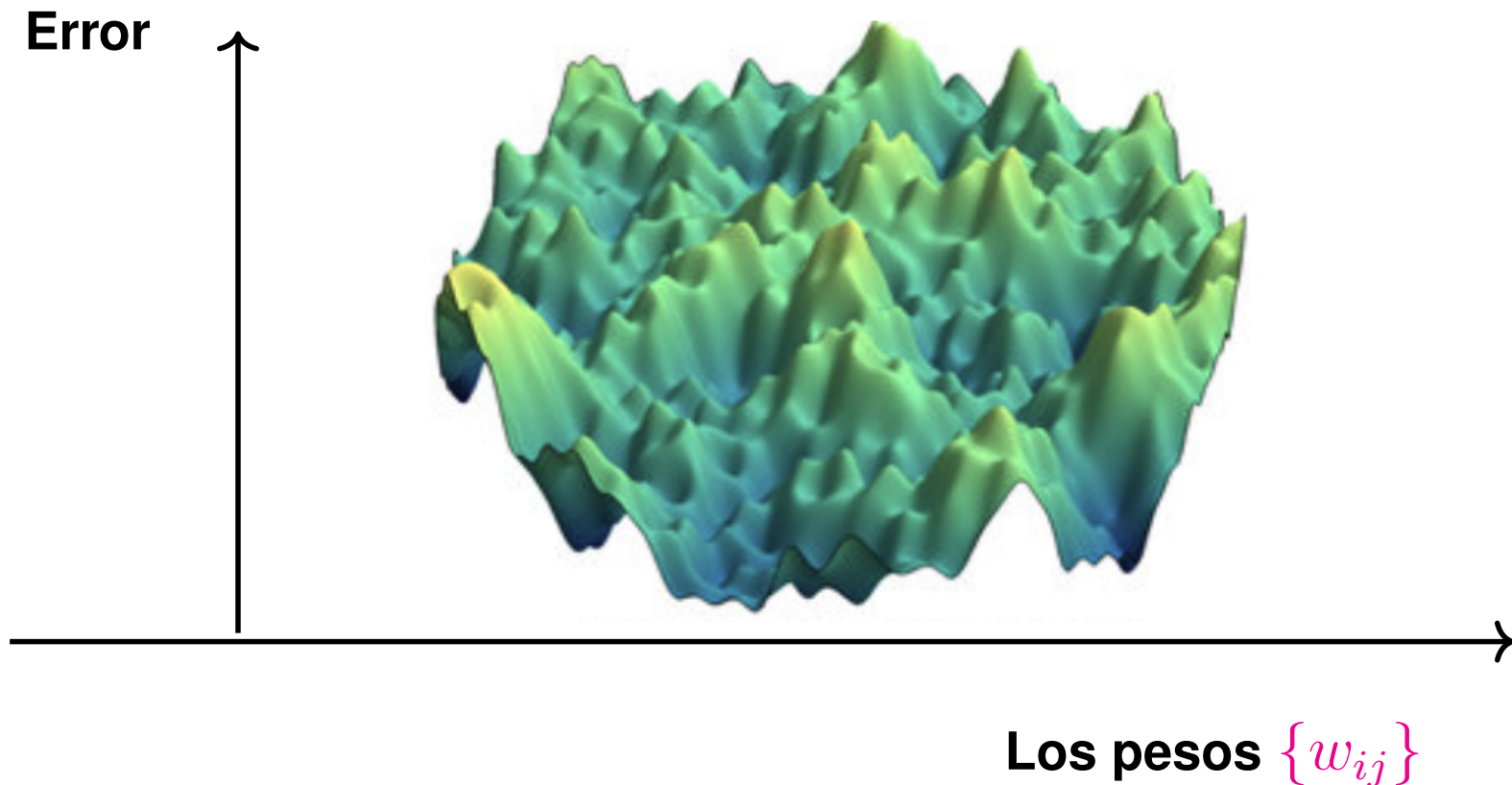
Función Error : mean square error entre salida y resultado esperado o bien la pérdida de entropía cruzada (comparación entre distribuciones de probabilidad)

**S. Solla, E. Levin & M. Fleisher 88** *Accelerated learning in layered neural networks*

# El aprendizaje

encontrar el mínimo absoluto para entrenar la red

El aprendizaje corresponde a encontrar el mínimo absoluto en este paisaje, las coordenadas son las configuraciones de los  $\{w_{ij}\}$



---

# ¿Qué pasó entre 1990 y 2020 ?

---

Winter was coming

Experimentos fisiológicos para entender el funcionamiento del **cerebro**

Técnicas pobres, pocas medidas

Desde el punto de vista de la **física estadística**, se volvió repetitivo

Las técnicas ya existían, poco interesante

**Redes digitales artificiales**

Demasiado pequeñas, mal entrenadas

**Redes analógicas artificiales**

Tres neuronas...

**Amit, Fusi & Salina, Sapienza**

---

# ¿Qué pasó entre 1990 y 2020 ?

---

Winter was coming

Experimentos fisiológicos para entender el funcionamiento del **cerebro**

Técnicas pobres, pocas medidas **progresos : medidas de locales, etc.**

Desde el punto de vista de la **física estadística**, se volvió repetitivo

Las técnicas ya existían, poco interesante **¿por qué funcionan ?**

**Redes digitales artificiales**

Demasiado pequeñas, mal entrenadas **enormes, bien entrenadas**

**Redes analógicas artificiales**

Tres neuronas... **neuromorfismo**

---

# Uso

---

una vez entrenada la red

Se puede usar para reconocer/clasificar,

e.g. seleccionar trazas provenientes de los colisionadores de partículas (CERN)

O para encontrar nuevas estructuras, nuevos “hielos”

**AlphaFold**, por **DeepMind**, predice las estructuras de las proteínas

**D. Baker (Seattle), D. Hassabis and J. M. Jumper (DeepMind)**

**Nobel Química 2024**

sin comprender realmente el mecanismo

Se puede entrenar una red con datos disponibles en gran cantidad (rostros) y luego perfeccionarla con datos menos disponibles (imágenes médicas) **transferencia**

---

# Algunas cifras

---

## Deep learning vs. nuestro cerebro

- Chat GPT es un *large language model* (son poco diferentes)

“The exact number of neurons & synapses in GPT-4 hasn’t been publicly disclosed”

Chat GPT-3 tiene 175 mil millones =  $\underbrace{175\,000\,000\,000}_{11} \sim 10^{11}$  parámetros

Chat GPT-4 hay versiones optimizadas

- El cerebro de un ser humano

tiene 86 mil millones  $\sim \underbrace{100\,000\,000\,000}_{11} \sim 10^{11}$  de neuronas

Cada neurona recibe  $\sim 10\,000 = 10^4$  sinapsis

$\underbrace{10\,000}_4 \times \underbrace{100\,000\,000\,000}_{11} = \underbrace{1\,000\,000\,000\,000\,000}_{15} \sim 10^{15}$  sinapsis

- $5 \times 10^{14}$  granos de arena en la playa de Biarritz

---

# Resumen

---

¿Cómo bajar a Mendoza desde el Aconcagua ?



Física

Estados de la materia

Hielo vs vidrio

Fisiología

Redes neuronales

Reconocimiento

Informática

Aprendizaje profundo

Generativo, LLMs, etc.

---

# Algunos comentarios

---

Desde los años 50 hubo interés en las redes neuronales pero poca gente trabajando en ellas, alrededor de 200 científicos hasta hace 20 años aprox.

La revolución tecnológica (capacidad de almacenamiento y cálculo, ingeniería) e inversión hizo que alrededor de un millón de investigadores lo hagan ahora

Utilidad en ciencia

Avance rapidísimo : ChatGPT-3 apareció en el 2020-22 y alucinaba. Ya no.

Large Language Models han logrado demostrar (usados de manera inteligente por humanos) resultados matemáticos abiertos.

Por ejemplo, **Parisi & Zamponi**, *A proof of an identity for the critical exponents of jamming*, J. Stat. Mech. (2026) 073301, uso Claude (Sonnet 4.6 & Opus 4.7). La interacción entre Claude y los autores está en Zenodo

---

# Algunos comentarios

---

## Consumo energético

Enorme esfuerzo de aprendizaje comparado con un humano ( ¿ es cierto ?)  
Probablemente se resolverá.

## Revolución científica

**Hinton:** *“tendremos que aceptar que la inteligencia no es solo biológica*

La posición del hombre cambia cfr. Copernico, Darwin

## Seguridad

**Hinton:** muy preocupado porque considera que Large Language Models entienden el lenguaje. Regulaciones necesarias para, por ejemplo, diseñar estos “seres” de modo que nos protejan

**Musk:** comité de control con los directores de las grandes compañías

**LeCun:** no está preocupado, la humanidad controlará estos modelos

---

# Algunos comentarios

---

## Yann LeCun y la escuela de física de Les Houches

Para **Yann LeCun**, el pueblo de Les Houches (en Alta Saboya, Francia) marca un punto de inflexión fundamental: fue durante un taller científico organizado allí en 1985 cuando estableció sus primeros contactos determinantes con la comunidad internacional de investigación en redes neuronales y aprendizaje automático.

Presentes : Hinton, Hopfield, Kirkpatrick, Toulouse (frustración), etc.

Ex post-doc de **Hinton**

Ex director científico de la IA de Meta