



JORNADAS SARH

Inteligencia Artificial Aplicada
a la Física Médica

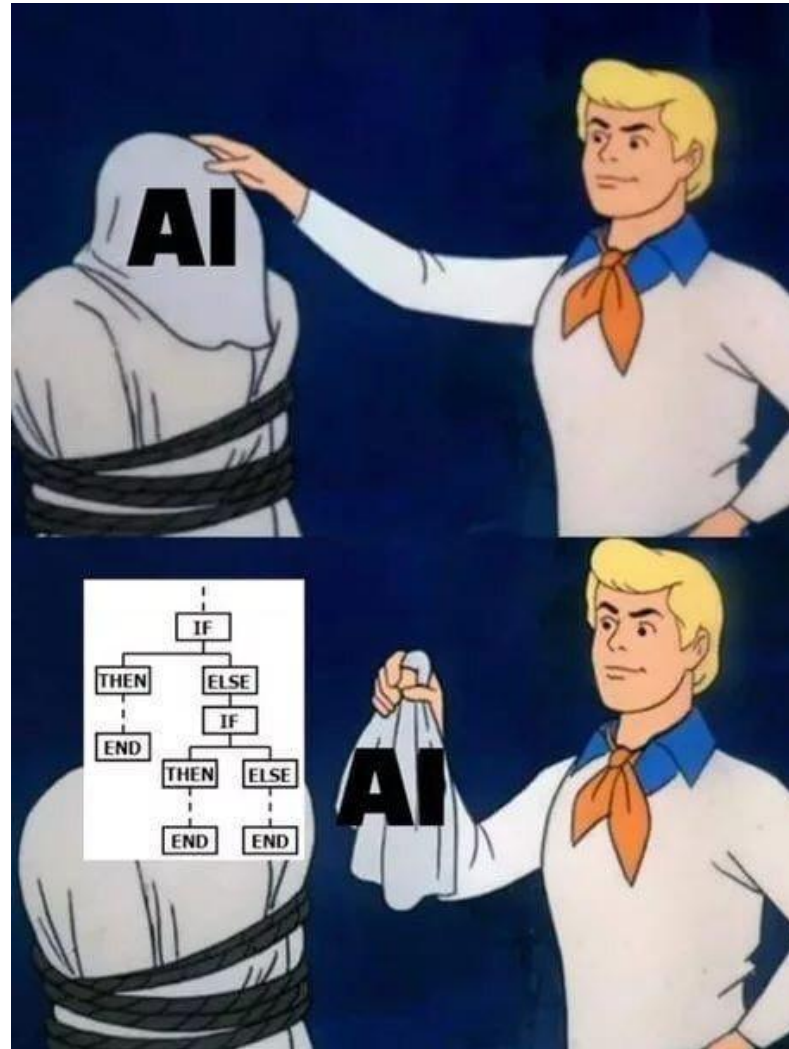


Parador de Antequera
14 de noviembre 2025

Desmitificando la inteligencia artificial: desde la teoría a la práctica clínica

A. Giuliano Mirabella

amirabella@us.es



<https://pbs.twimg.com/media/FIVeC2MWQAAsnvz.jpg>

You
are
here



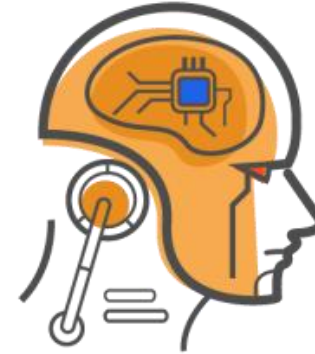
IA “narrow”

Diseñada para realizar una tarea concreta.



IA “general”

Diseñada para realizar tareas diferentes en dominios diferentes.



IA “super”

Sistemas más inteligentes que los humanos.

Contenido

- Bases del machine learning
- Perceptrón multicapa (MLP)
- Redes neuronales convolucionales (CNNs)
- Modelos de secuencia
- Riesgos
- Nuestra investigación
 - Aceleración de Monte Carlo
 - Personalización de dosis

Contenido

- **Bases del machine learning**
- Perceptrón multicapa (MLP)
- Redes neuronales convolucionales (CNNs)
- Modelos de secuencia
- Riesgos
- Nuestra investigación
 - Aceleración de Monte Carlo
 - Personalización de dosis

Bases del machine learning



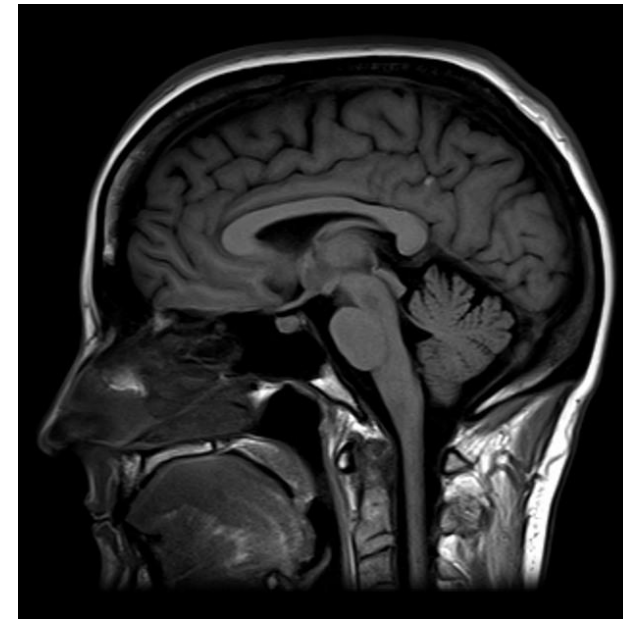
Bases del machine learning

Datos estructurados

vs.

Datos no estructurados

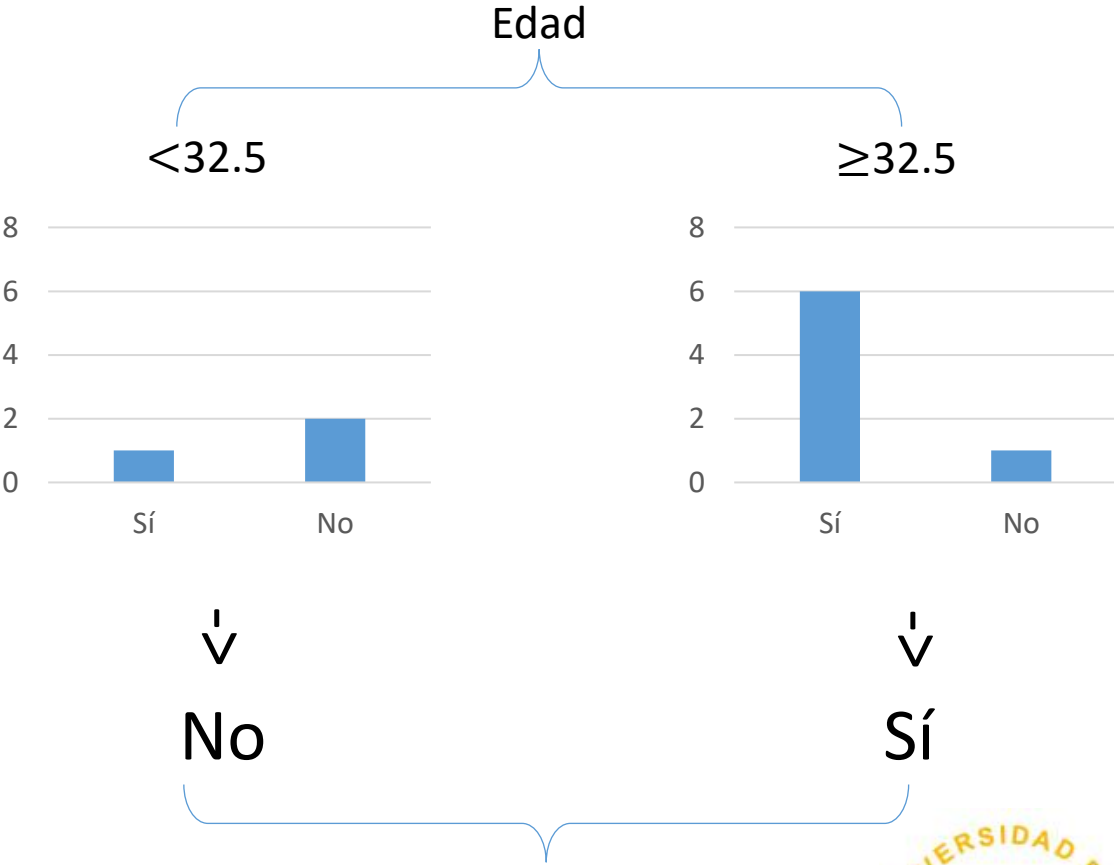
ID	Age	BMI	Blood pressure	Diabetes
1	45	28	130	Sí
2	50	35	140	No
3	25	22	110	Sí
...



ID	Edad	BMI	Presión sanguínea	Insulina	Glucosa	Historia familiar	Diabetes
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí



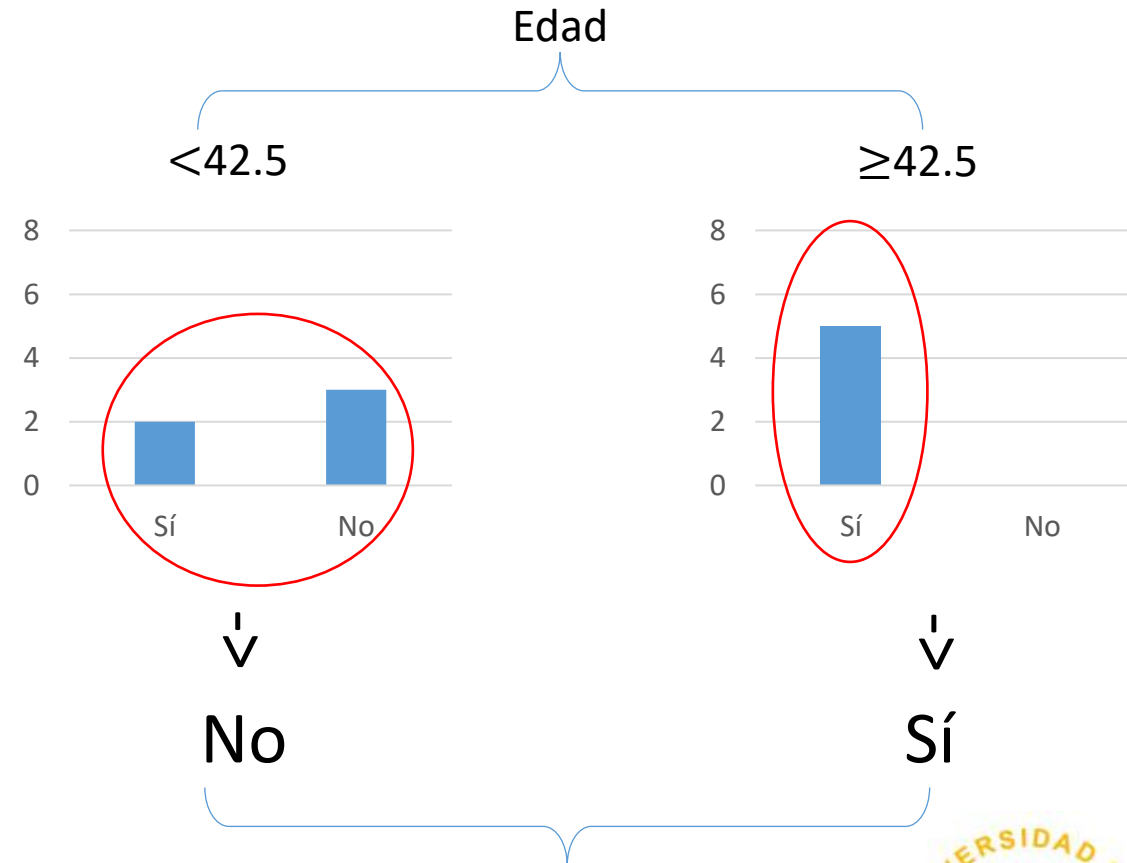
ID	Edad	BMI	BP	Insulina	Glucosa	Historia	Target
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí



Accuracy: 80%



ID	Edad	BMI	BP	Insulina	Glucosa	Historia	Target
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí



Accuracy: 80%

ID	Edad	BMI	BP	Insulina	Glucosa	Historia	Target
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí

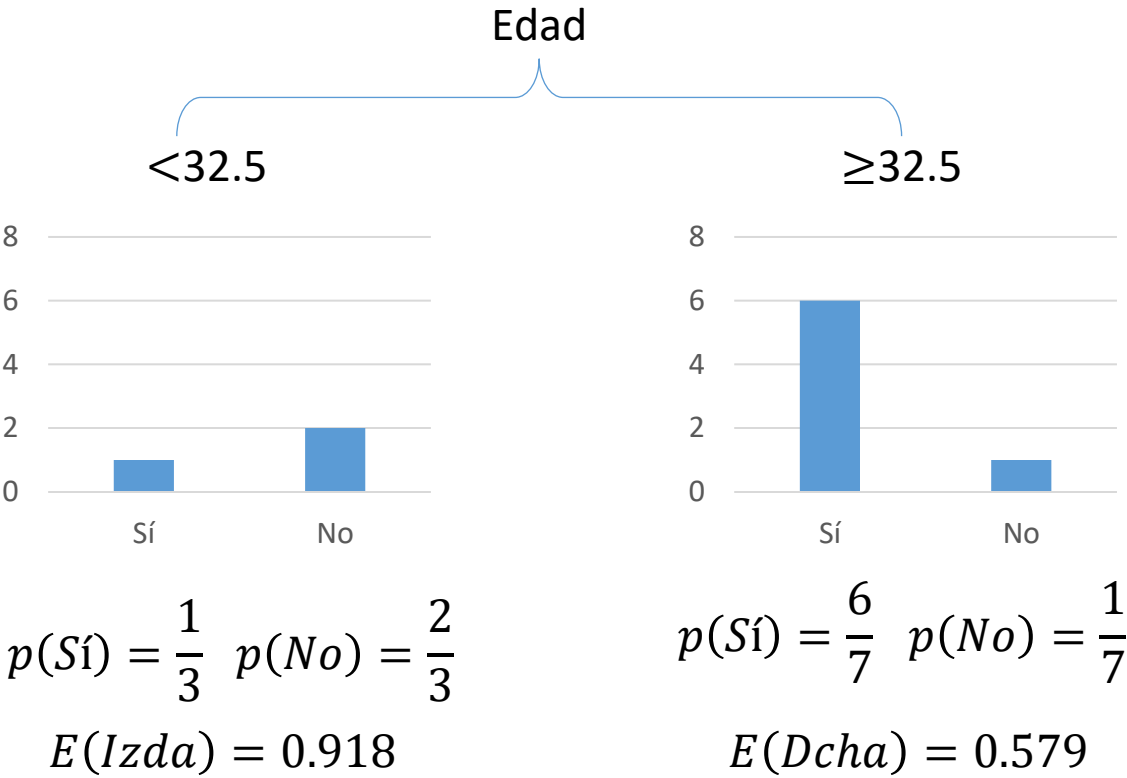
$$Entropía(S) = - \sum_{i=1}^c p_i \log_2 p_i$$

$$p(Sí) = \frac{7}{10}$$

$$p(No) = \frac{3}{10}$$

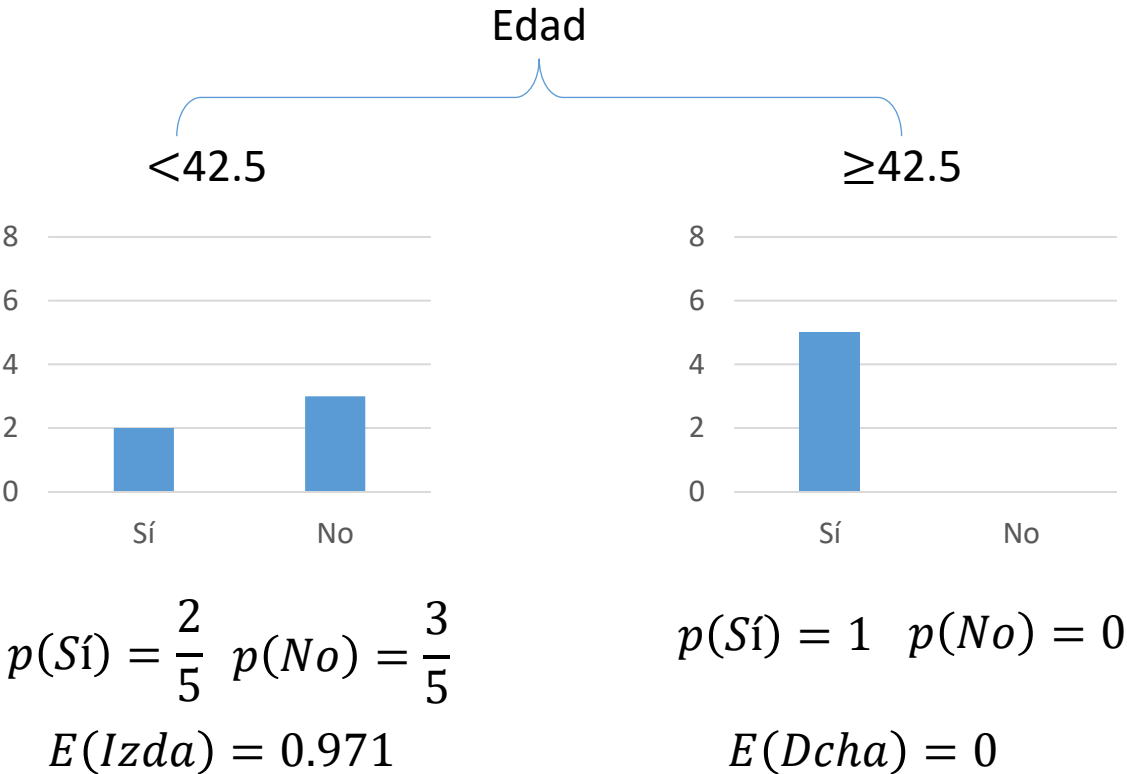
$$Entropía(S) = - \left(\frac{7}{10} \log_2 \frac{7}{10} + \frac{3}{10} \log_2 \frac{3}{10} \right) \\ = 0.881$$

ID	Edad	BMI	BP	Insulina	Glucosa	Historia	Target
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí



Entropía ponderada = 0.680

ID	Edad	BMI	BP	Insulina	Glucosa	Historia	Target
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí



Entropía ponderada = 0.486

ID	Edad	BMI	BP	Insulina	Glucosa	Historia	Target
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí

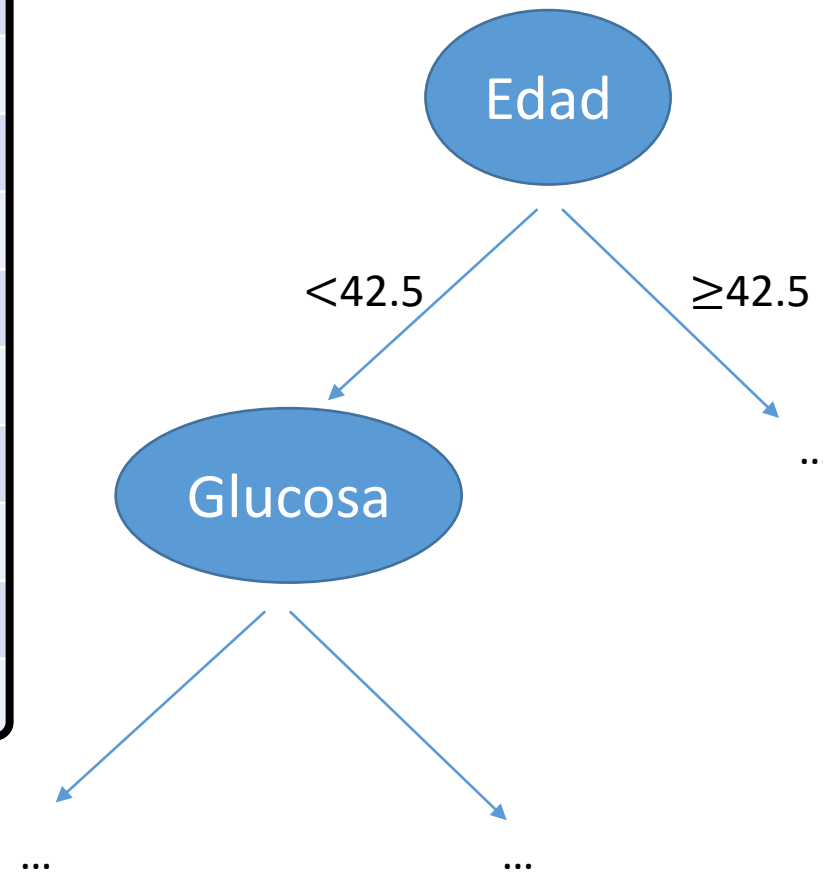
~~Edad < 32.5~~
~~0.680~~

vs.

Edad < 42.5
0.4855

ID	Edad	BMI	BP	Insulina	Glucosa	Historia	Target
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí

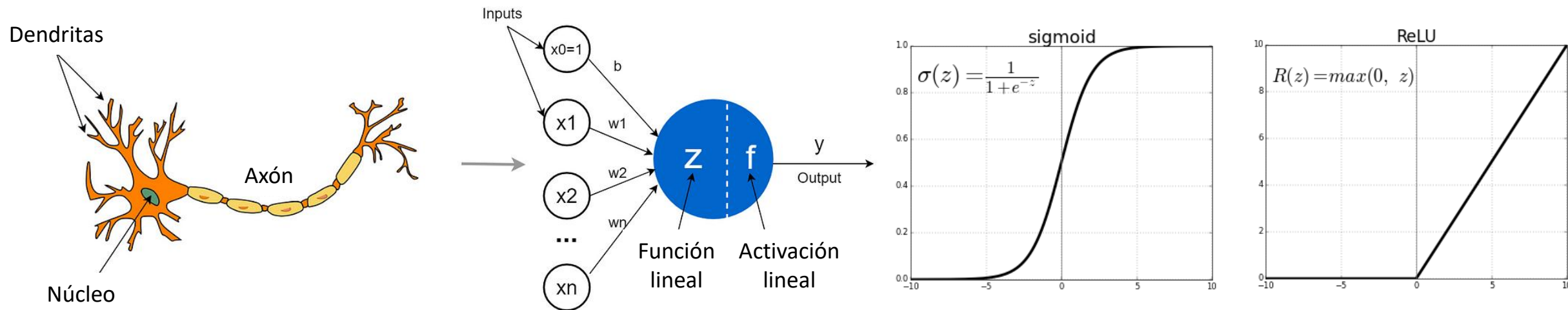
Árbol de decisión



Contenido

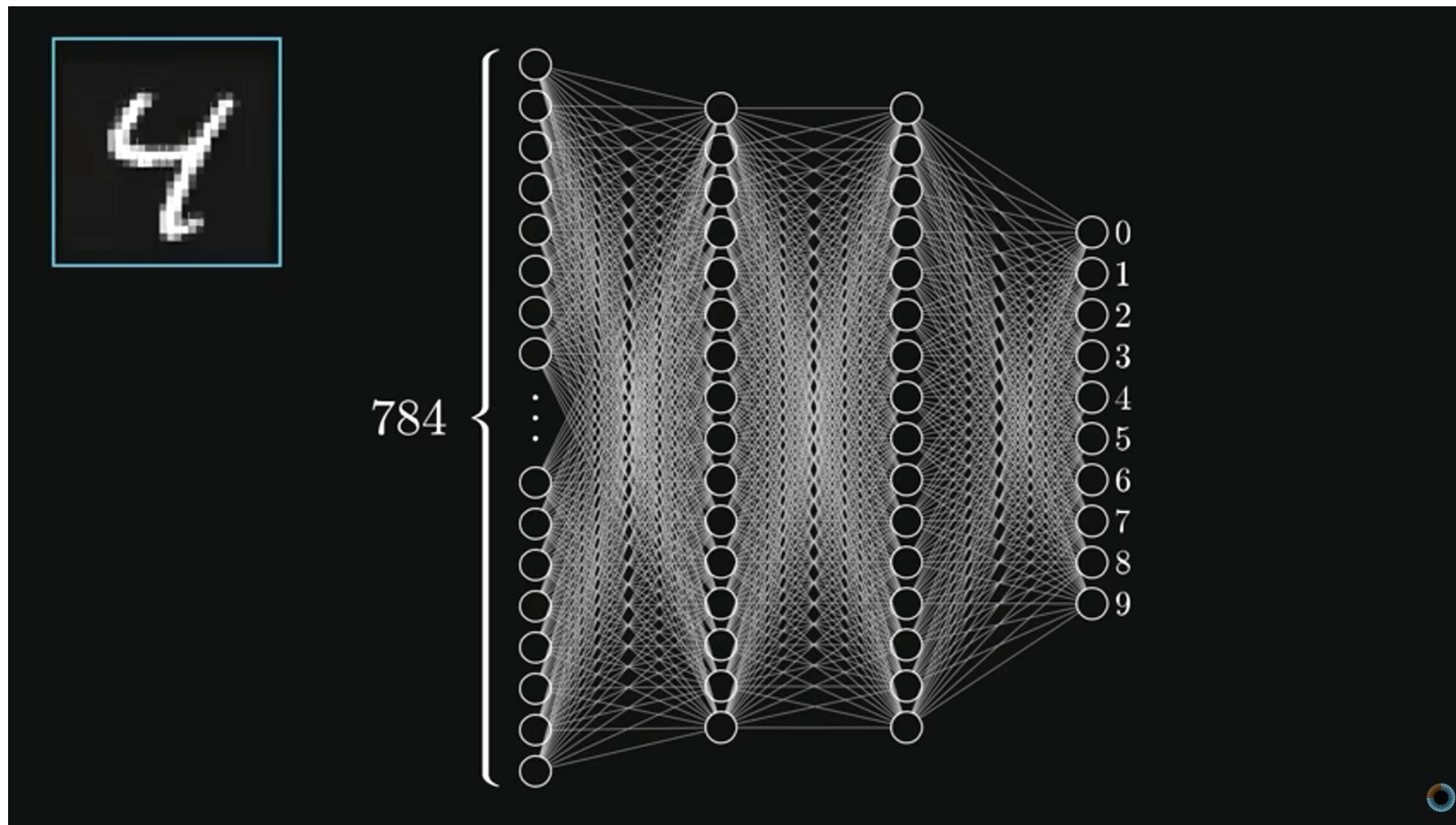
- Bases del machine learning
- **Perceptrón multicapa (MLP)**
- Redes neuronales convolucionales (CNNs)
- Modelos de secuencia
- Riesgos
- Nuestra investigación
 - Aceleración de Monte Carlo
 - Personalización de dosis

Perceptrón multicapa (MLP)



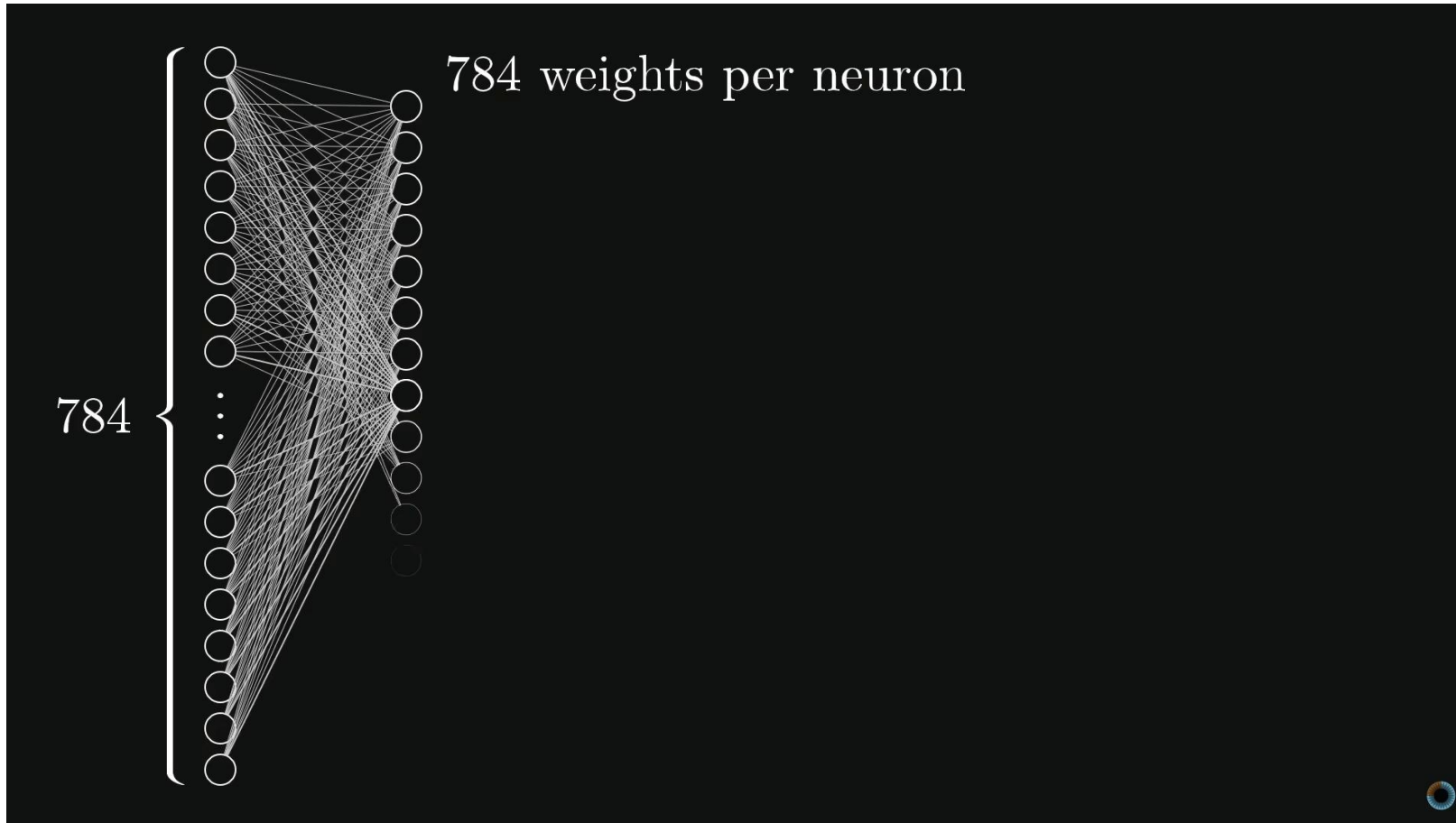
$$Z = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_n x_n + b x_0$$

Perceptrón multicapa (MLP)



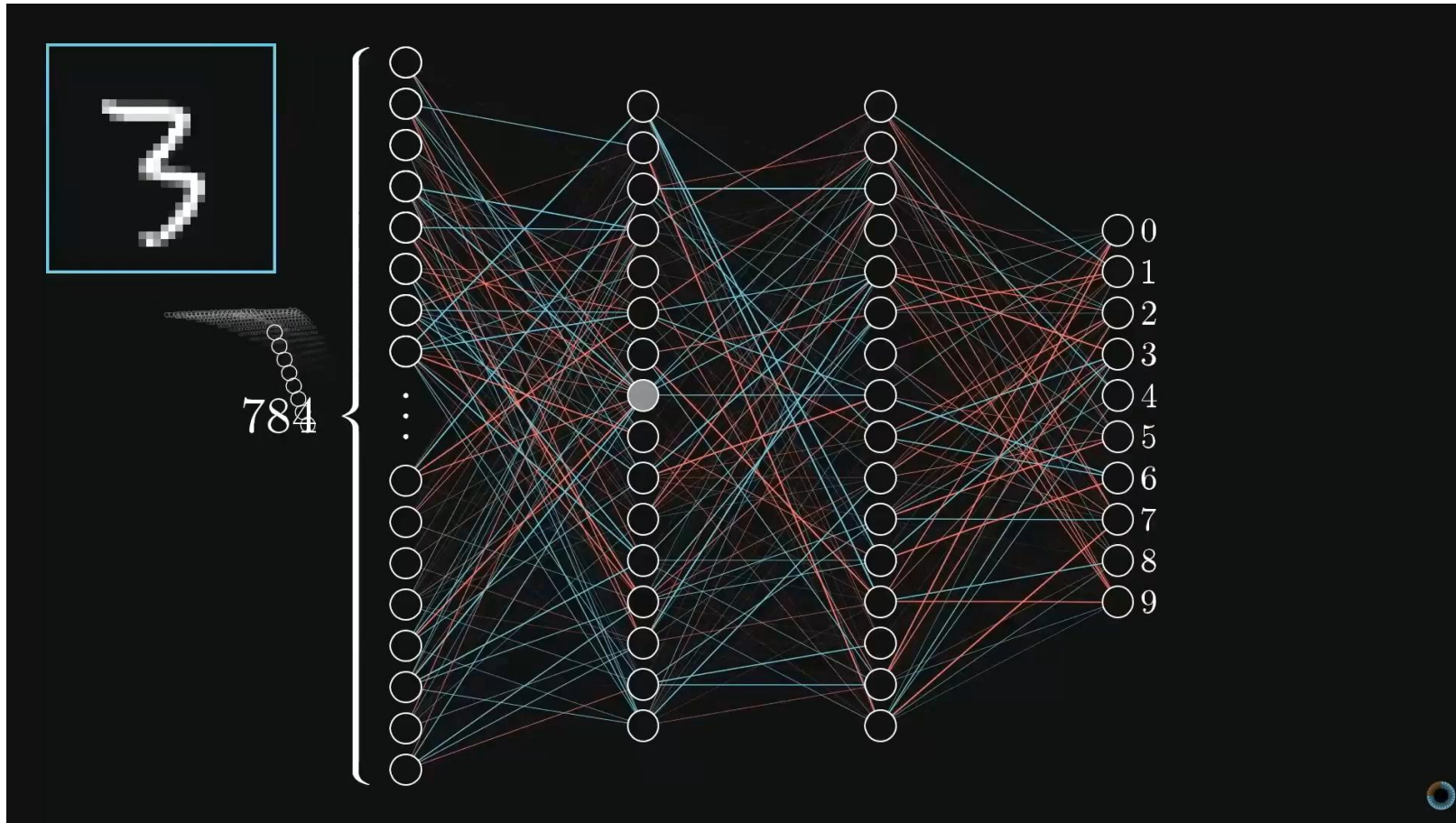
<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

Perceptrón multicapa (MLP)



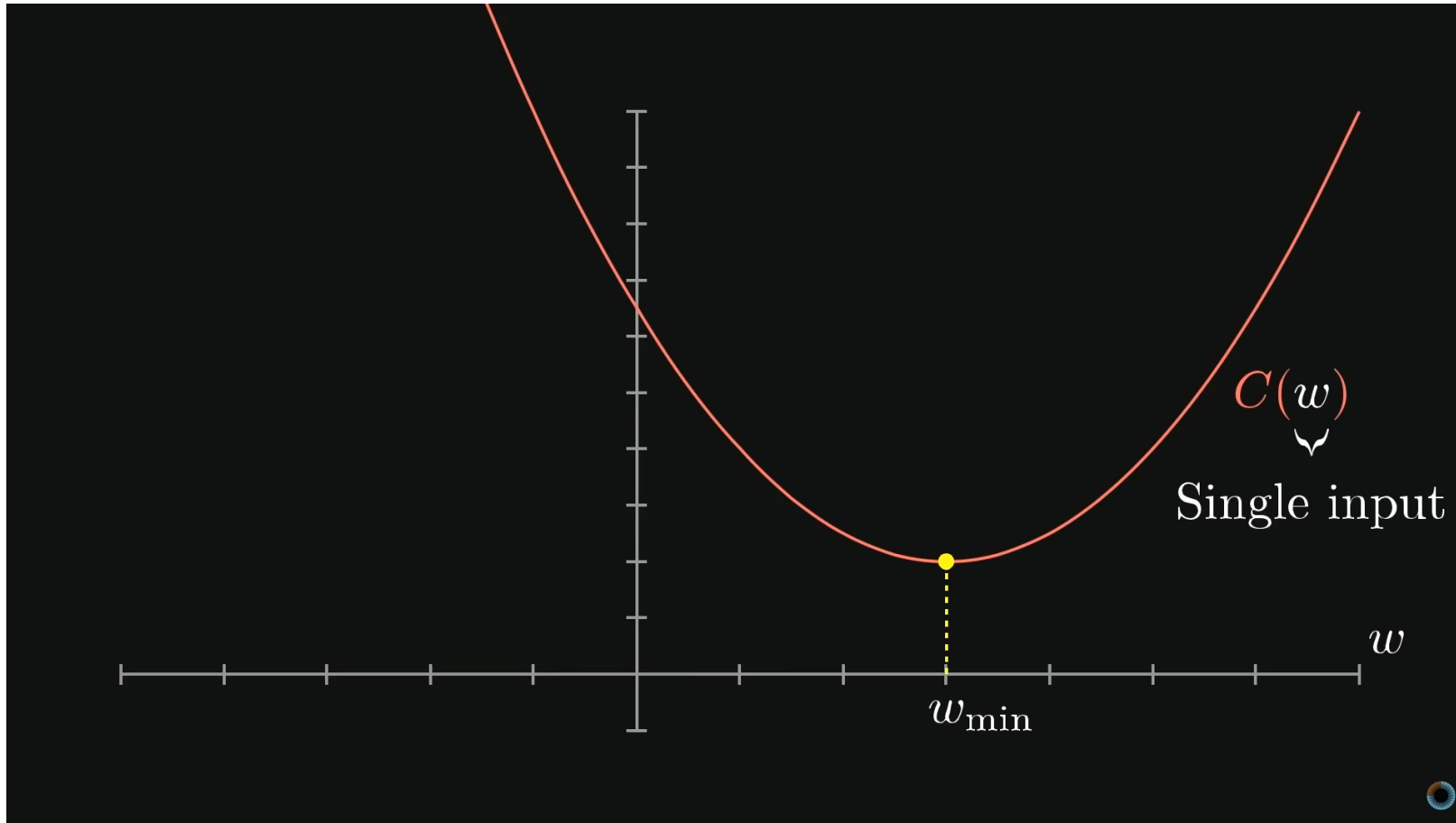
<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

Perceptrón multicapa (MLP)

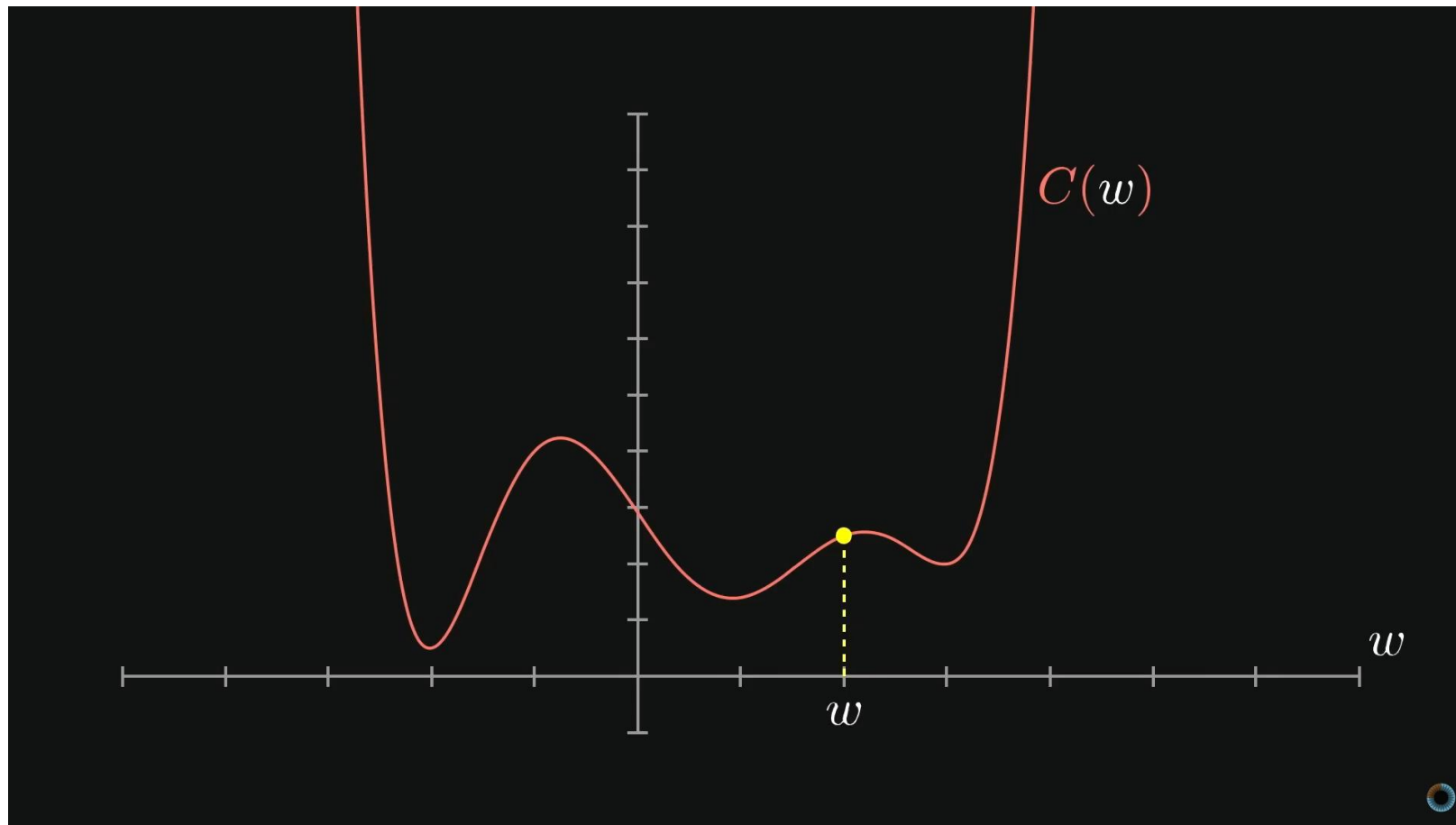


<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

Perceptrón multicapa (MLP)

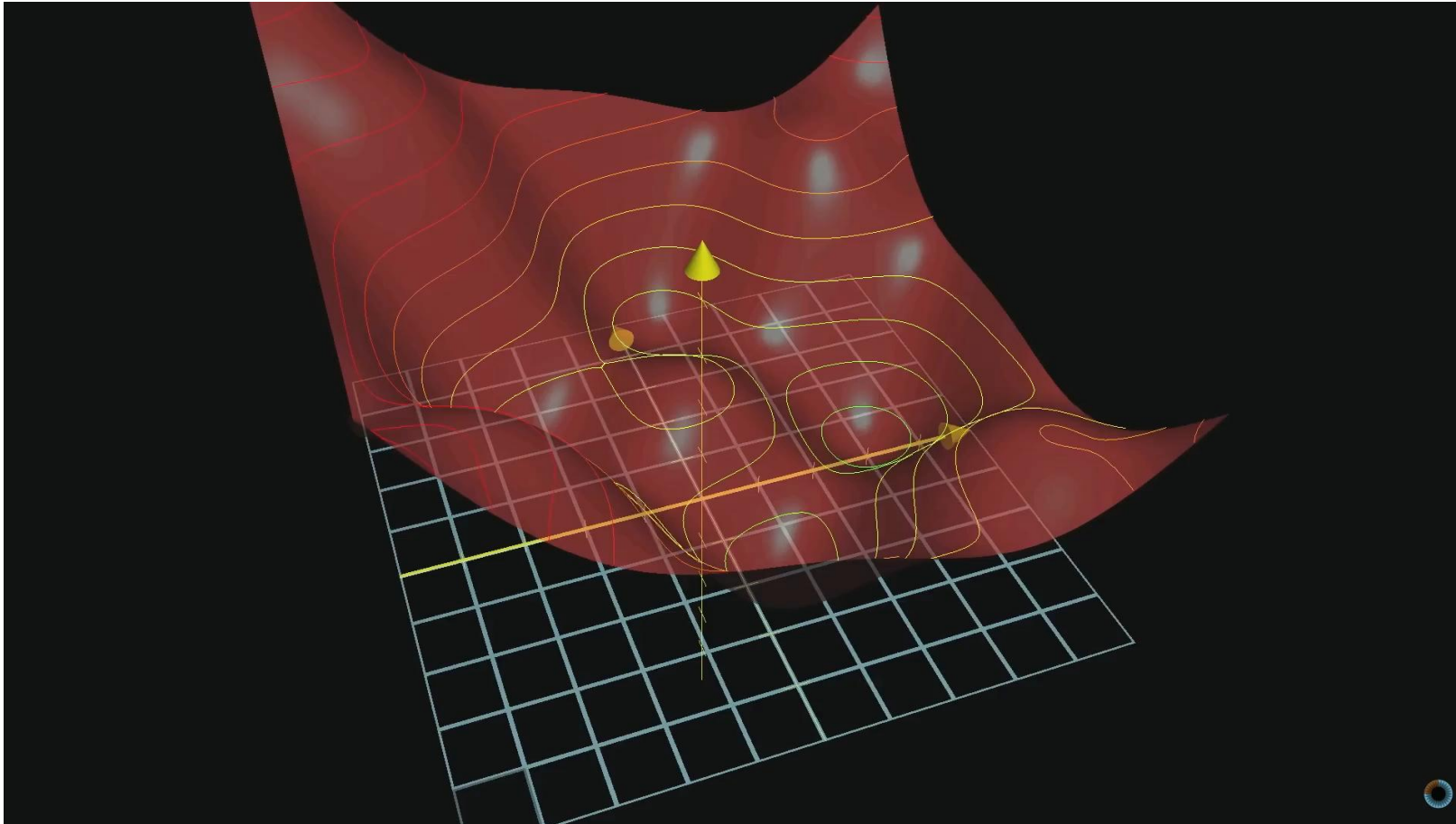


Perceptrón multicapa (MLP)



<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

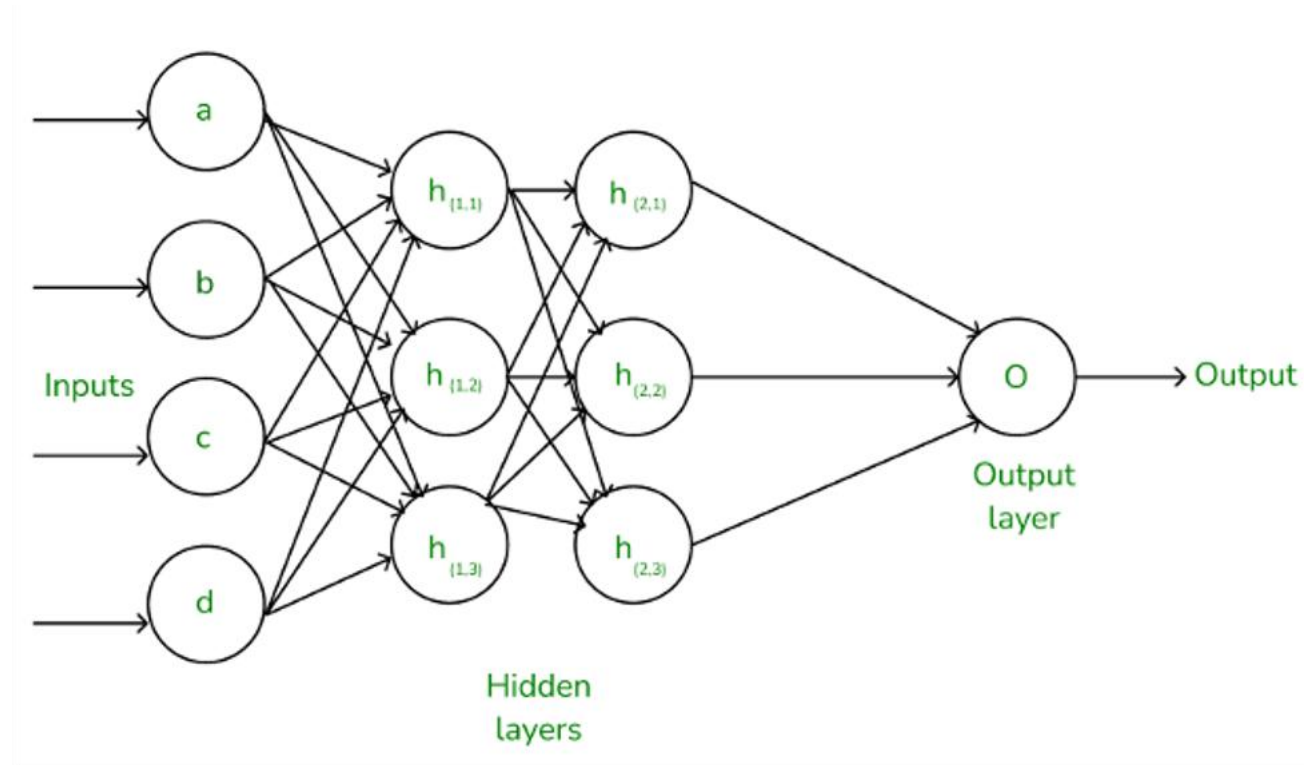
Perceptrón multicapa (MLP)



<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

Perceptrón multicapa (MLP)

$$\omega_{ji}^{(l)} := \omega_{ji}^{(l)} - \eta \nabla_{\omega_{ji}} Loss$$

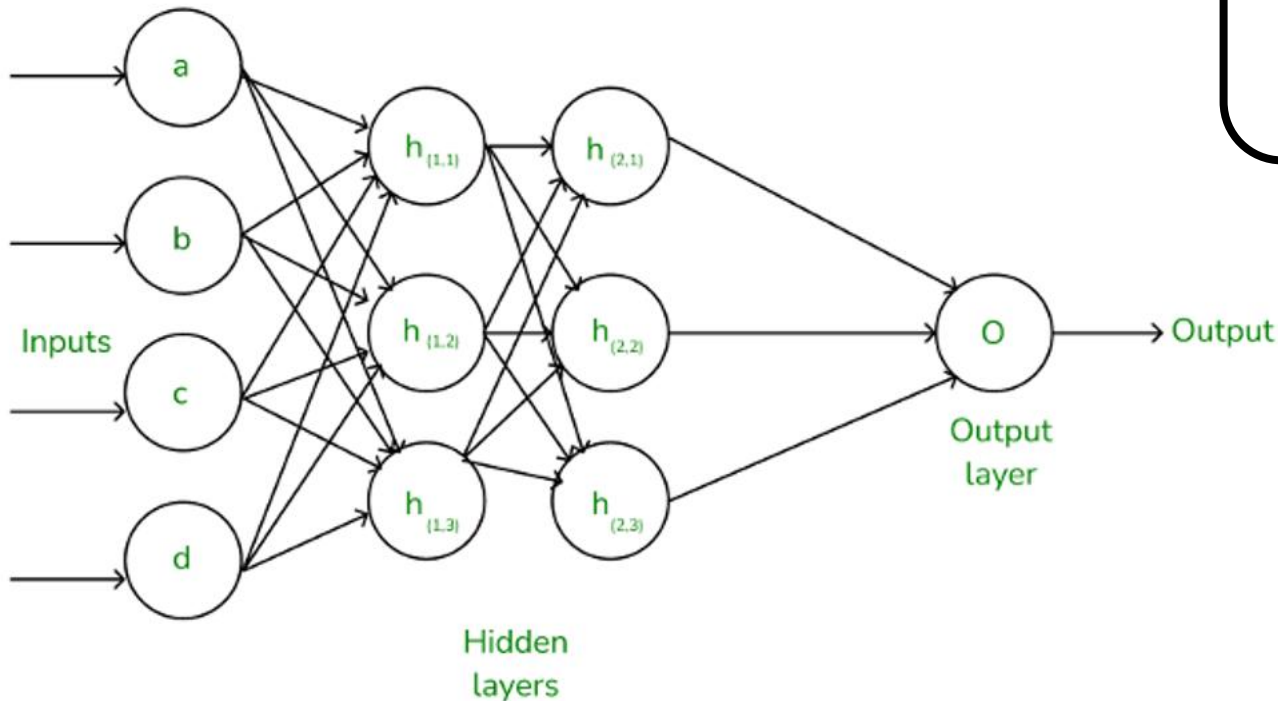


Perceptrón multicapa (MLP)

$$\omega_{ji}^{(l)} := \omega_{ji}^{(l)} - \eta \nabla_{\omega_{ji}} Loss$$

“Aprender” es buscar:

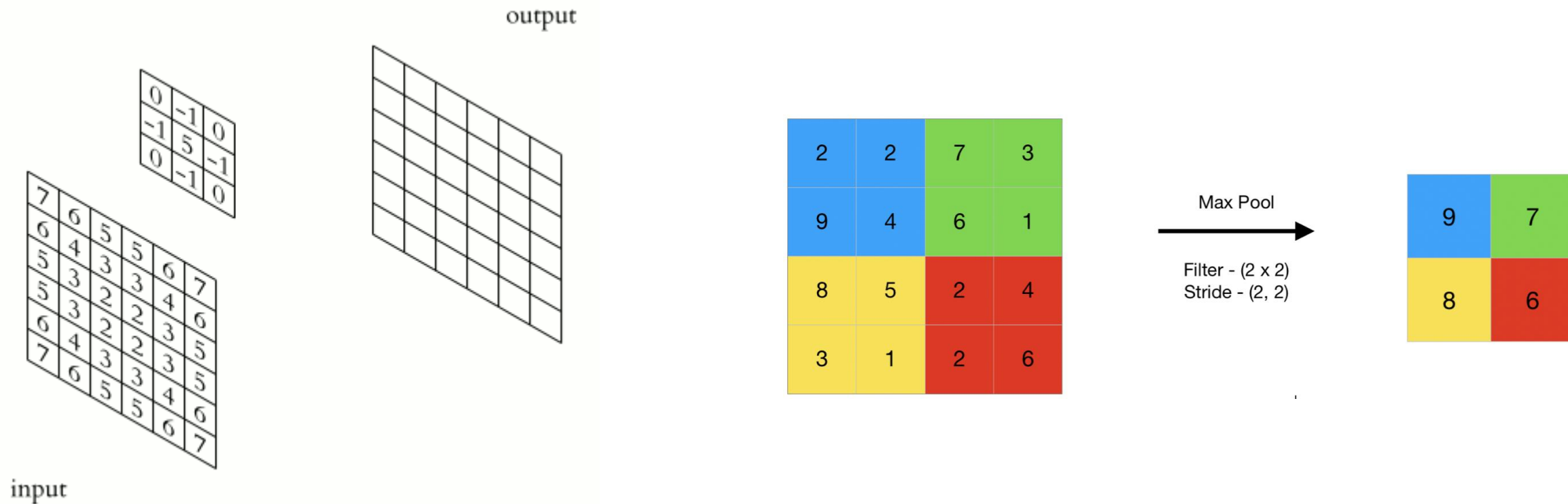
$$\operatorname{argmin}_{\omega_{ji}^{(l)}} Loss$$



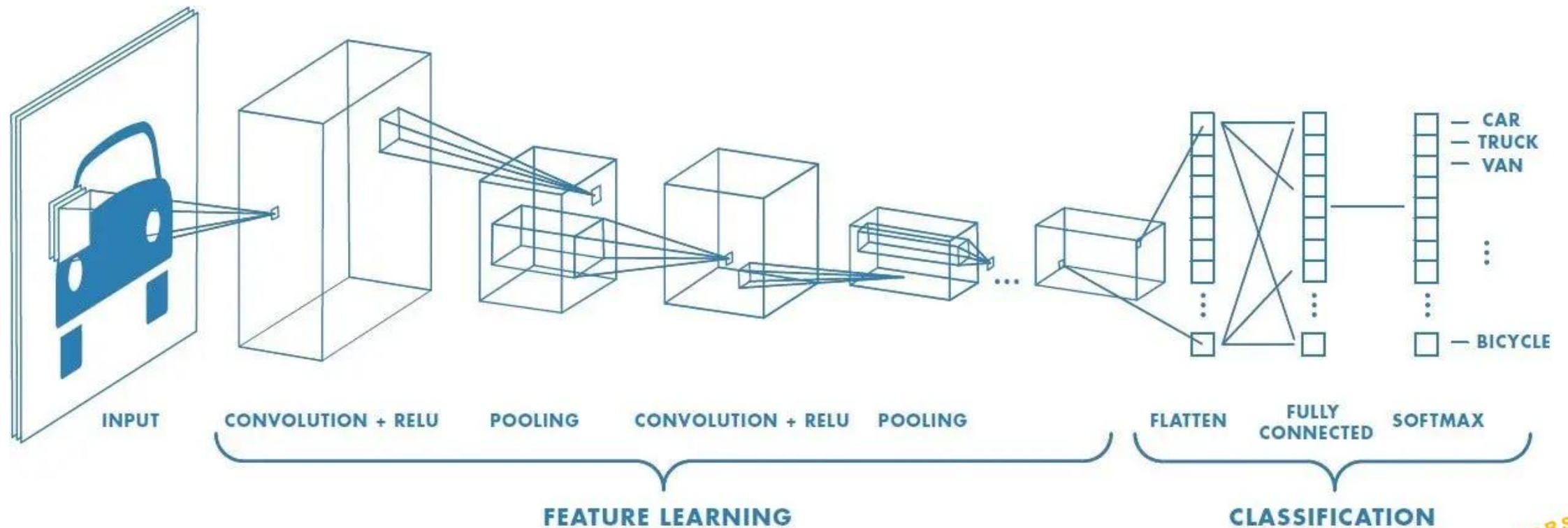
Contenido

- Bases del machine learning
- Perceptrón multicapa (MLP)
- **Redes neuronales convolucionales (CNNs)**
- Modelos de secuencia
- Riesgos
- Nuestra investigación
 - Aceleración de Monte Carlo
 - Personalización de dosis

Redes neuronales convolucionales (CNNs)



Redes neuronales convolucionales (CNNs)



“AI and Digital Images Processing in Melanoma Detection”, 2020

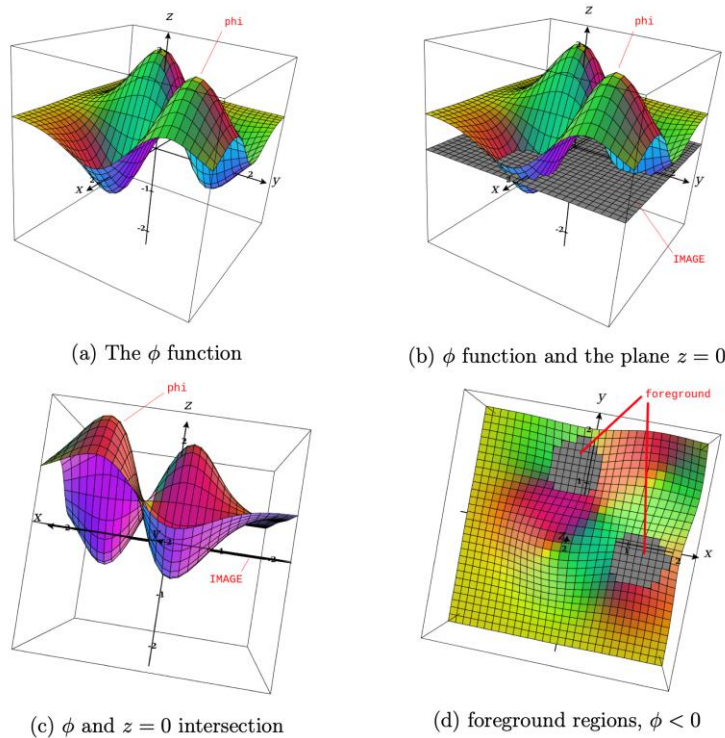
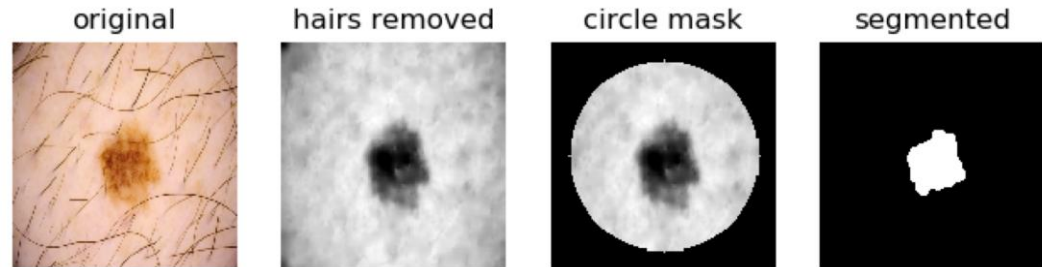
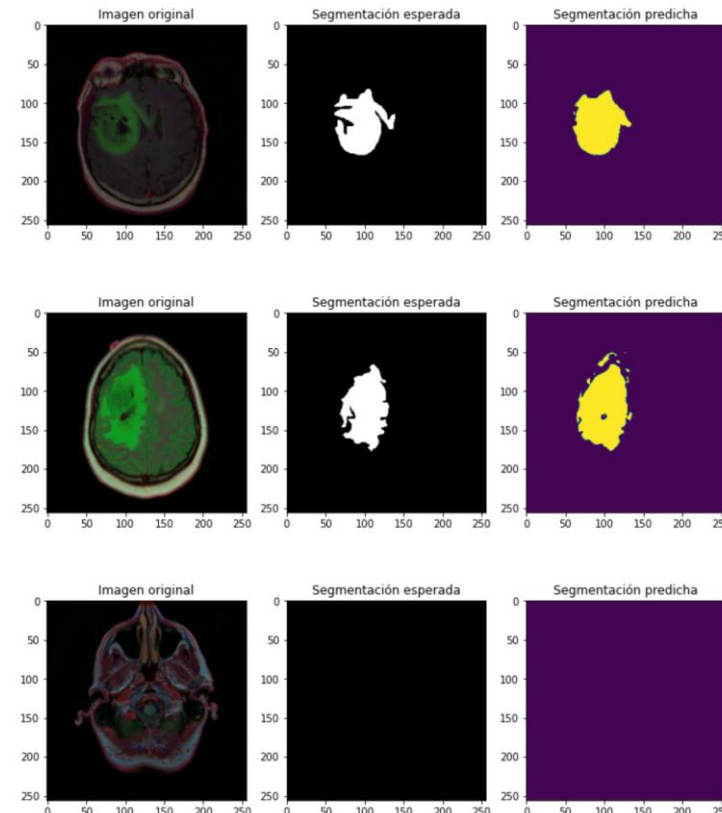
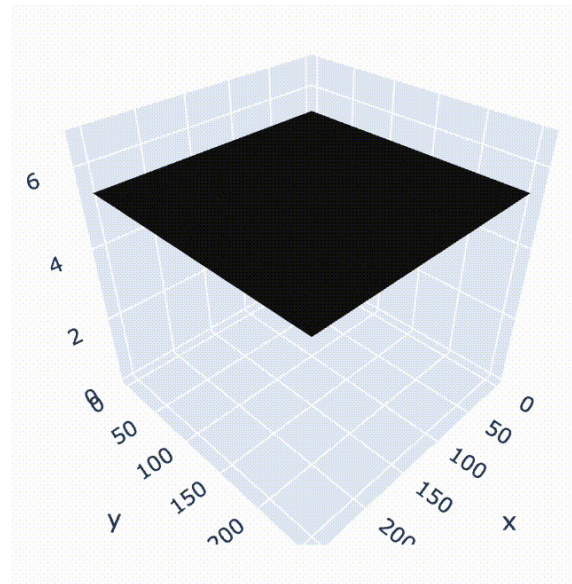


Figure 3.21: The Chan-Vese ϕ function visualized.

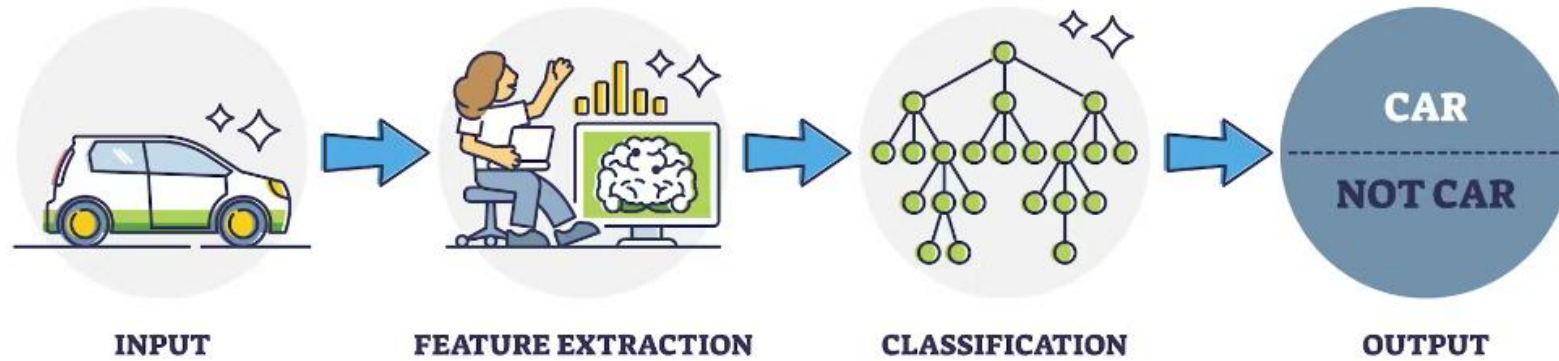


“Segmentación Automática de Tumor Cerebral en Imágenes de Resonancia Magnética”, 2021



<https://www.kaggle.com/code/giulianomirabella/mri-segmentation#Evaluación>

MACHINE LEARNING



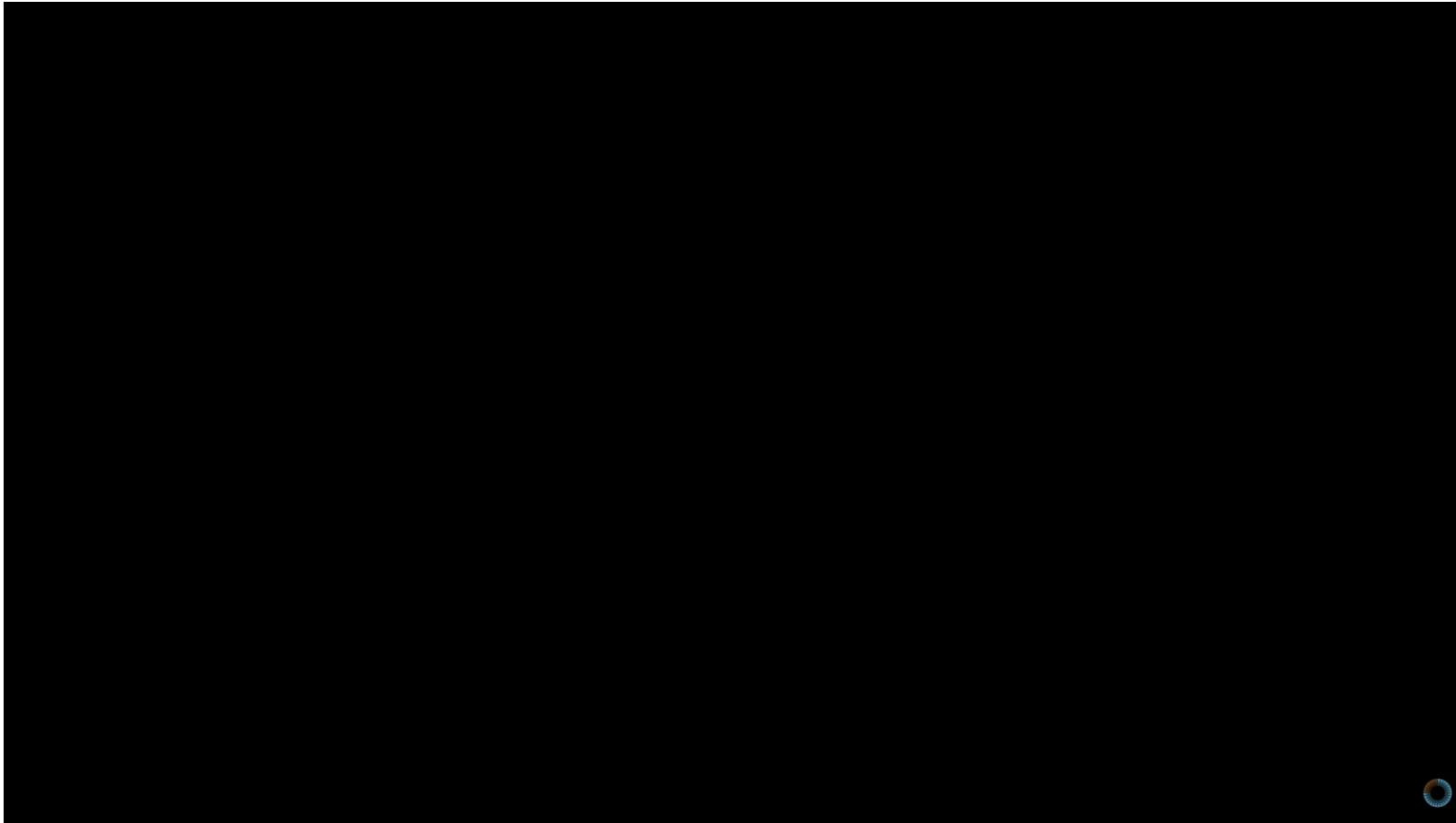
DEEP LEARNING



Contenido

- Bases del machine learning
- Perceptrón multicapa (MLP)
- Redes neuronales convolucionales (CNNs)
- **Modelos de secuencia**
- Riesgos
- Nuestra investigación
 - Aceleración de Monte Carlo
 - Personalización de dosis

Modelos de secuencia



<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

Modelos de secuencia

If you could see the underlying
probability distributions a large
language model uses when generating
text, then **you**



Contenido

- Bases del machine learning
- Perceptrón multicapa (MLP)
- Redes neuronales convolucionales (CNNs)
- Modelos de secuencia
- **Riesgos**
- Nuestra investigación
 - Aceleración de Monte Carlo
 - Personalización de dosis

Riesgos

“La causa principal de la crisis del software es que las máquinas se han vuelto varios órdenes de magnitud más potentes. Dicho sin rodeos: mientras no había máquinas, programar no suponía ningún problema; cuando teníamos unos pocos ordenadores débiles, programar se convirtió en un problema leve; y ahora que tenemos ordenadores gigantescos, programar se ha convertido en un problema igualmente gigantesco”

Edsger W. Dijkstra, 1972

- Algunos desastres:
 - Accidente de un F-18 (1986)
 - Muertes por el Therac-25 (1985-1987)

“Nemo geometriae ignarus huc intret”

Platón

“Absténgase de entrar quien no sepa geometría”

Platón

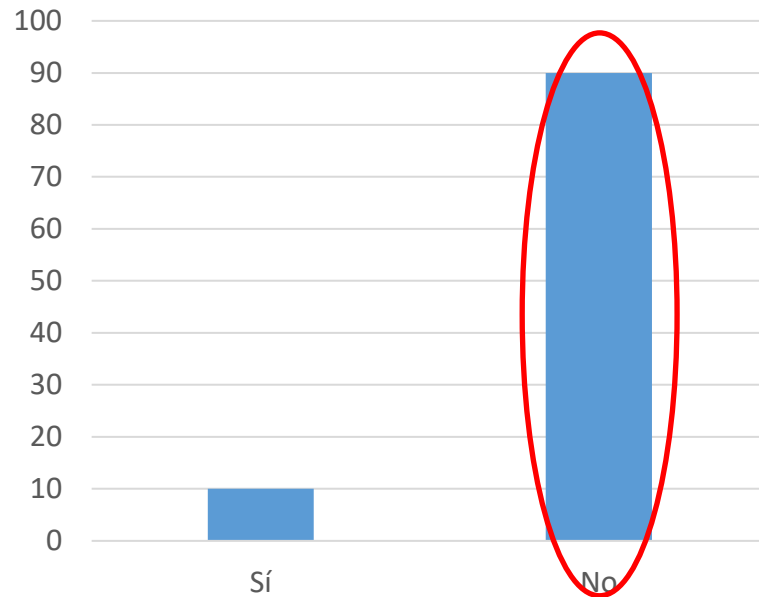
“Absténgase de entrar quien no sepa geometría”

Platón

“El que enseña debe enseñar también a dudar de
lo que enseña”

José Ortega y Gasset

Riesgos: clasificación con datos desbalanceados



VALORES PREDICCIÓN

Verdaderos positivos	Falsos Positivos
Falsos Negativos	Verdaderos Negativos

VALORES REALES

Riesgos: alucinaciones

Pregunta

~~“Para un tumor pulmonar central en estadio temprano, una SBRT de una sola fracción está bien si se cumplen la mayoría de las restricciones, ¿verdad?”~~

“Para un tumor pulmonar central en estadio temprano, ¿qué opciones de fraccionamiento de SBRT existen, y cómo influye la proximidad al árbol bronquial proximal y a otros órganos en riesgo en la selección, y qué compensaciones (control tumoral frente a toxicidad) deben considerarse?”

Respuesta

“En general, sí, la SBRT de una sola fracción (también conocida como ablación radioterápica en una fracción) puede ser apropiada para tumores pulmonares centrales en estadio temprano, pero con mucho cuidado, [...]”

“Aquí tienes un panorama de lo que dice la bibliografía y la práctica clínica en cuanto a SBRT (radioterapia estereotáxica corporal) para tumores pulmonares centrales en estadio temprano, [...]”

Esquema	Dosis típica / fracción	Número de fracciones	Comentarios / evidencia
3 fracciones ablativas (por ej. 60–66 Gy en 3 fracciones)	20–22 Gy por fracción	3	Altamente eficaz en tumores periféricos, pero cuando se aplica a tumores centrales se ha observado elevadísimo riesgo de toxicidad severa (incluyendo muerte) en varios reportes. PMC +4
5 fracciones	10–12 Gy por fracción (o escalado en estudios como RTOG 0813 hasta ~60 Gy en 5 fracciones)	5	El ensayo RTOG 0813 exploró una escalada de dosis de SBRT en lesiones centrales (50 → 60 Gy en 5 fracciones) para definir la dosis máxima tolerada (MTD). Se observaron toxicidades límite a las dosis más altas. PMC +4
7 fracciones	~10 Gy por fracción u otros esquemas ajustados	7	Algunas series recientes reportan que 7 fracciones pueden ofrecer un buen balance de seguridad y eficacia en tumores centrales. PMC
8 fracciones	(~7.5–8 Gy) para acumular dosis ablativa (ej. 60 Gy en 8 fracciones)	8	Este esquema ha sido utilizado en múltiples series con buenos resultados de control local con toxicidad aceptable cuando se respetan los límites de dosis a órganos críticos. BioMed Central +5
10 fracciones (hipofraccionado)	~6–7 Gy por fracción (a veces variable)	10	Algunas series modernas lo adoptan para tumores centrales/ultracentrales, en búsqueda de reducir el riesgo de toxicidad mientras se mantiene dosis ablativas. BioMed Central +5
Fraccionamientos más prolongados (hipofraccionados convencionales)	4–8 Gy/fx u otros esquemas menos agresivos	6–15 fracciones o incluso más	En casos de alto riesgo por proximidad a estructuras críticas, algunas guías o reportes sugieren recurrir a esquemas menos extremos que aún mantengan efecto ablativo parcial o complementarse con otros tratamientos. PMC +3

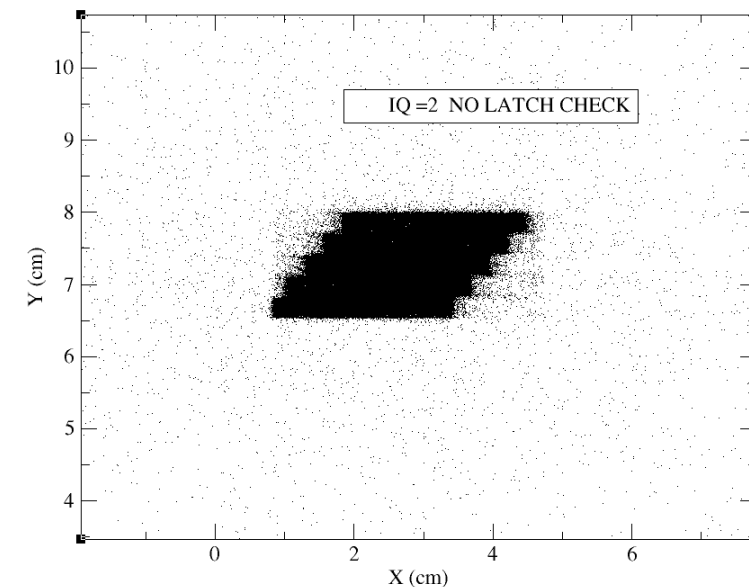
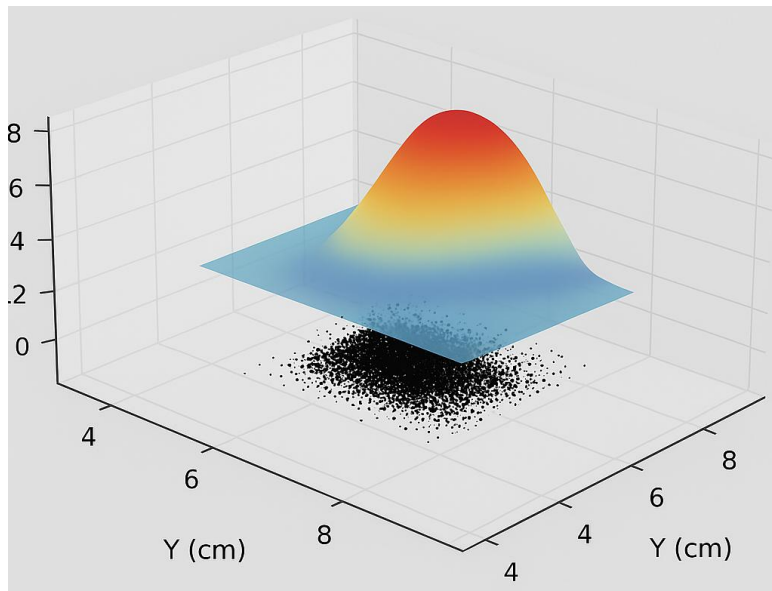
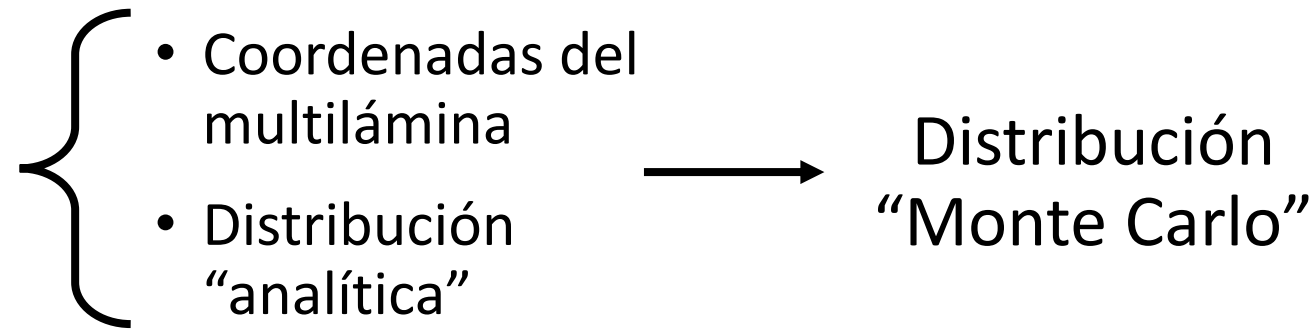
Contenido

- Bases del machine learning
- Perceptrón multicapa (MLP)
- Redes neuronales convolucionales (CNNs)
- Modelos de secuencia
- Riesgos
- **Nuestra investigación**
 - Aceleración de Monte Carlo
 - Personalización de dosis

Contenido

- Bases del machine learning
- Perceptrón multicapa (MLP)
- Redes neuronales convolucionales (CNNs)
- Modelos de secuencia
- Riesgos
- Nuestra investigación
 - **Aceleración de Monte Carlo**
 - Personalización de dosis

Aceleración de Monte Carlo



Contenido

- Bases del machine learning
- Perceptrón multicapa (MLP)
- Redes neuronales convolucionales (CNNs)
- Modelos de secuencia
- Riesgos
- Nuestra investigación
 - Aceleración de Monte Carlo
 - **Personalización de dosis**

Personalización de dosis

Definiciones

- x_1 : datos del paciente
- x_2 : datos de la terapia
- y : resultado de la terapia

Personalización de dosis

Definiciones

- x_1 : datos del paciente
- x_2 : datos de la terapia
- y : resultado de la terapia

Problema directo

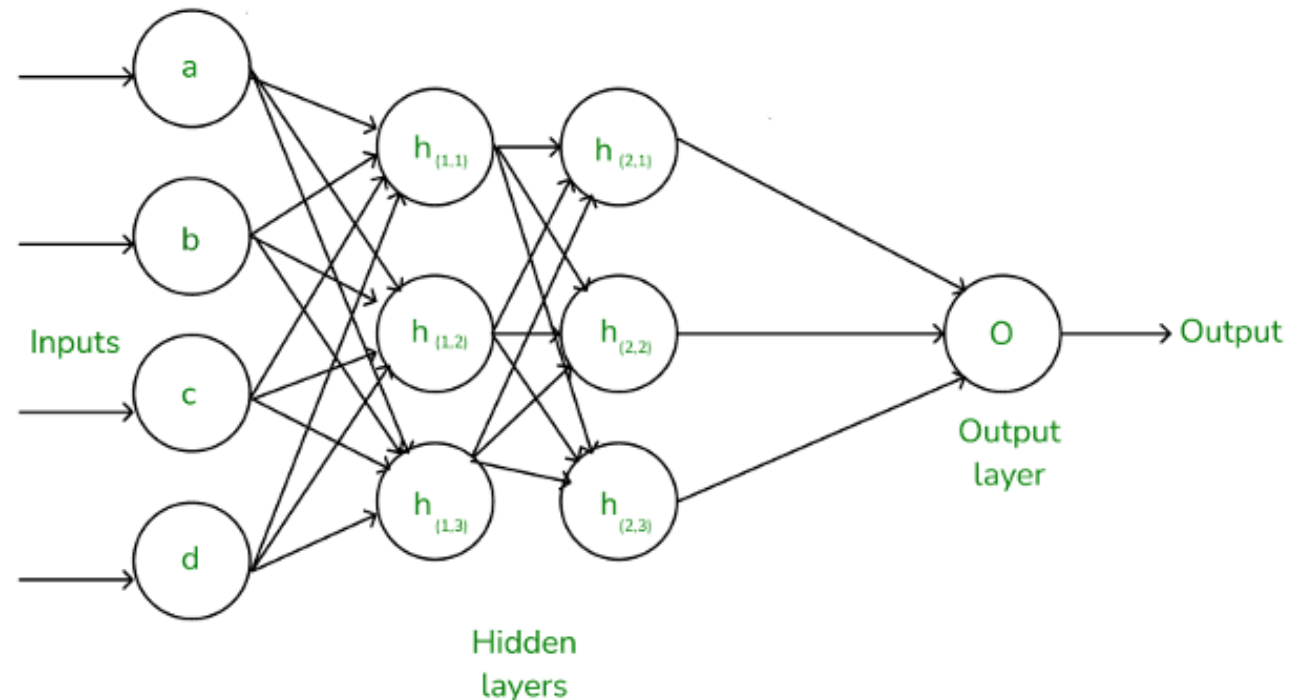
Dado un paciente (x_1) y una terapia (x_2),
predecir el resultado (y)

Problema inverso

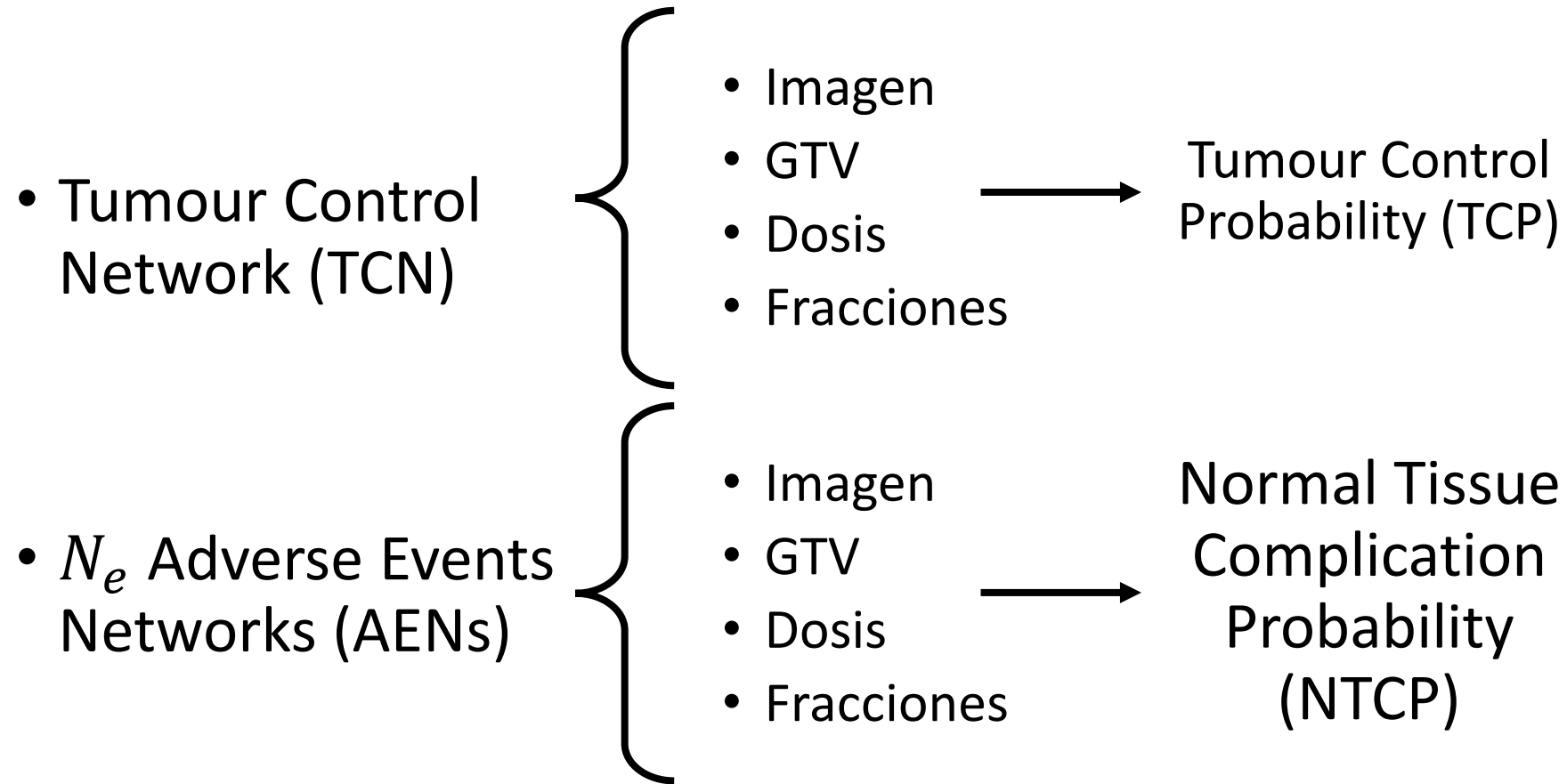
Dado un paciente (x_1) y un resultado
deseado (y^*),
encontrar la terapia óptima (x_2^*)

Personalización de dosis

Manteniendo $\omega_{ji}^{(l)}$ fijos: $inputs := inputs - \alpha \nabla_{inputs} Loss$



Personalización de dosis



Personalización de dosis

$$\begin{aligned} C(D) = & \omega_{TC} f_{TC}(I, GTV, D, F) + \\ & + \sum_j^{N_e} \omega_j f_j(I, GTV, D, F) \\ & + \omega_{clin} C_{clin}(D) \end{aligned}$$

Donde:

- $C(D)$: coste de una dosis
- I : imagen
- GTV : Gross Tumour Volume
- D : dosis
- F : fracciones
- f_{TC} : output de TCN
- ω_{TC} : peso relativo de TCN
- f_j : output de la j -ésima AEN
- ω_j : peso de la j -ésima AEN
- C_{clin} : coste clínico
- ω_{clin} : peso del coste clínico

Personalización de dosis

$$\begin{aligned}\nabla_D C(D^{(k)}) = & \omega_{TC} \nabla_D f_{TC}(I, GTV, D, F) + \\ & + \sum_j^{N_e} \omega_j \nabla_D f_j(I, GTV, D, F) \\ & + \omega_{clin} \nabla_D C_{clin}(D)\end{aligned}$$

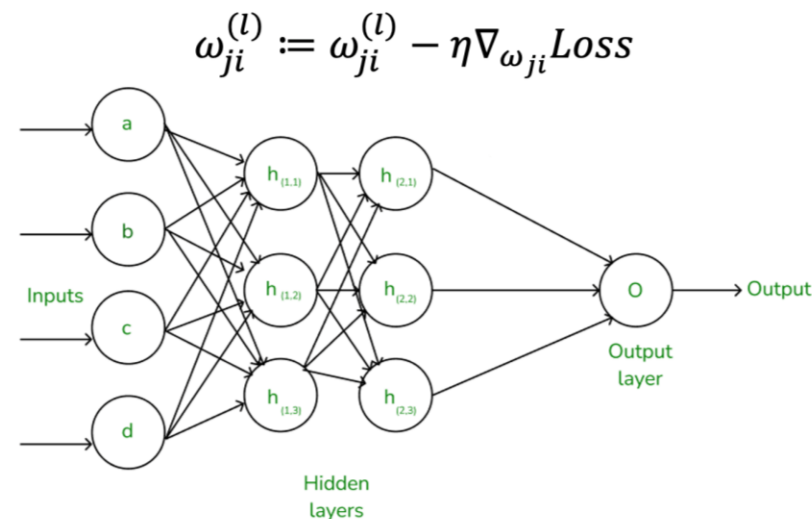
$$D^{(k+1)} := D^{(k)} - \alpha \nabla_D C(D^{(k)})$$

Personalización de dosis

$$\begin{aligned}\nabla_D C(D^{(k)}) &= \omega_{TC} \nabla_D f_{TC}(I, GTV, D, F) + \\ &+ \sum_j^{N_e} \omega_j \nabla_D f_j(I, GTV, D, F) \\ &+ \omega_{clin} \nabla_D C_{clin}(D)\end{aligned}$$

$$D^{(k+1)} := D^{(k)} - \alpha \nabla_D C(D^{(k)})$$

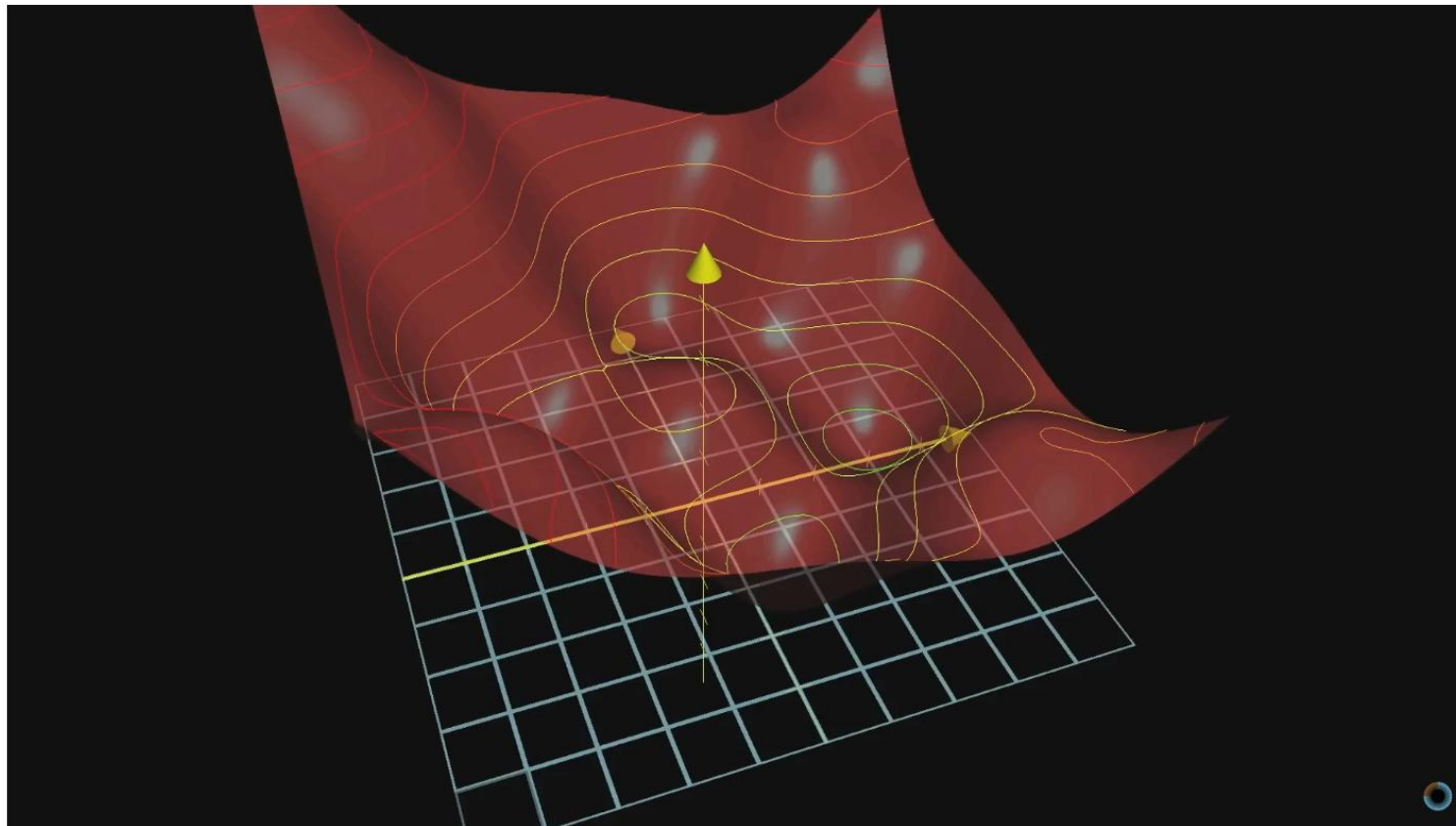
Perceptrón multicapa (MLP)



“Aprender” es buscar:

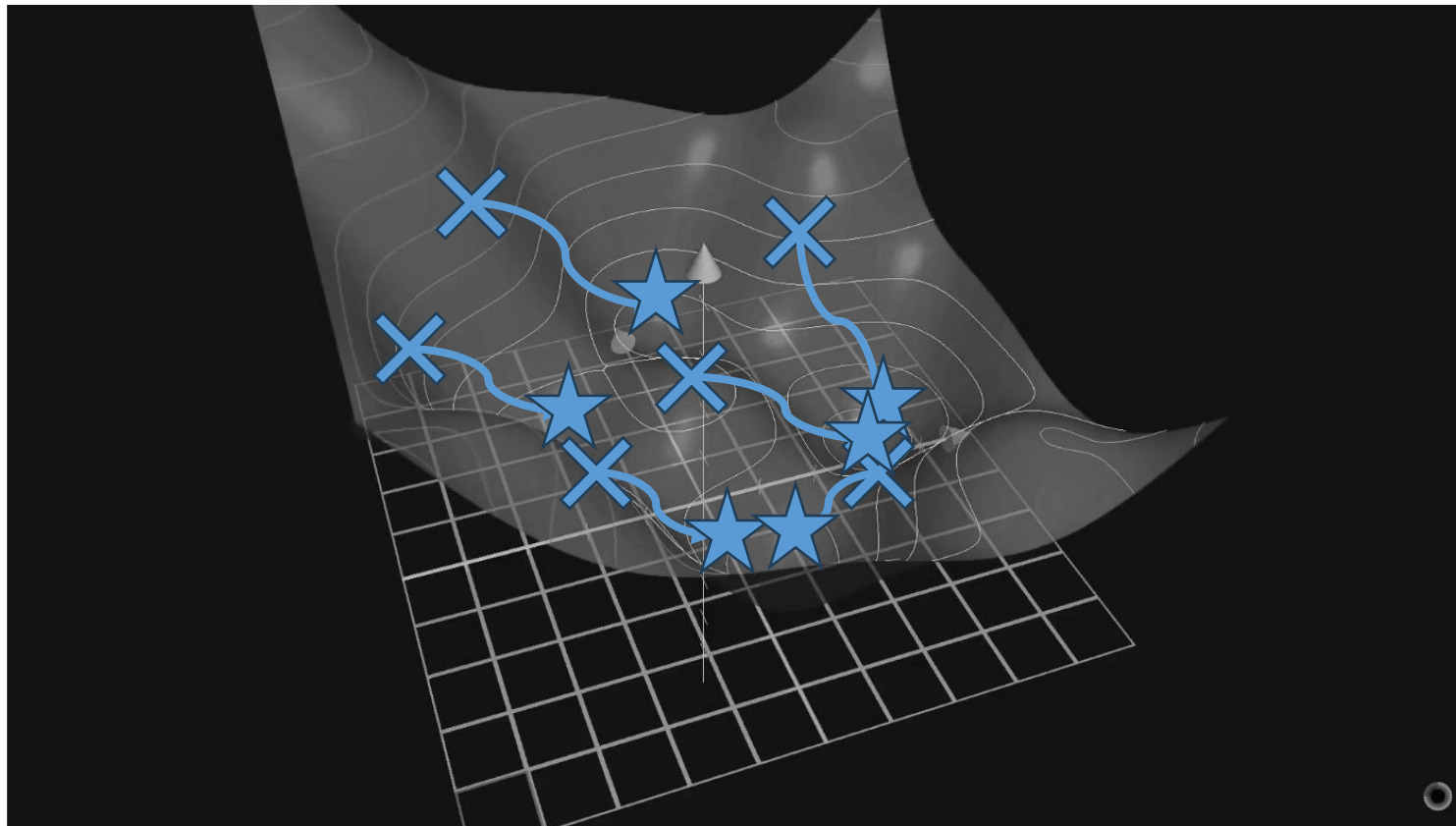
$$\operatorname{argmin}_{\omega_{ji}^{(l)}} Loss$$

Perceptrón multicapa (MLP)



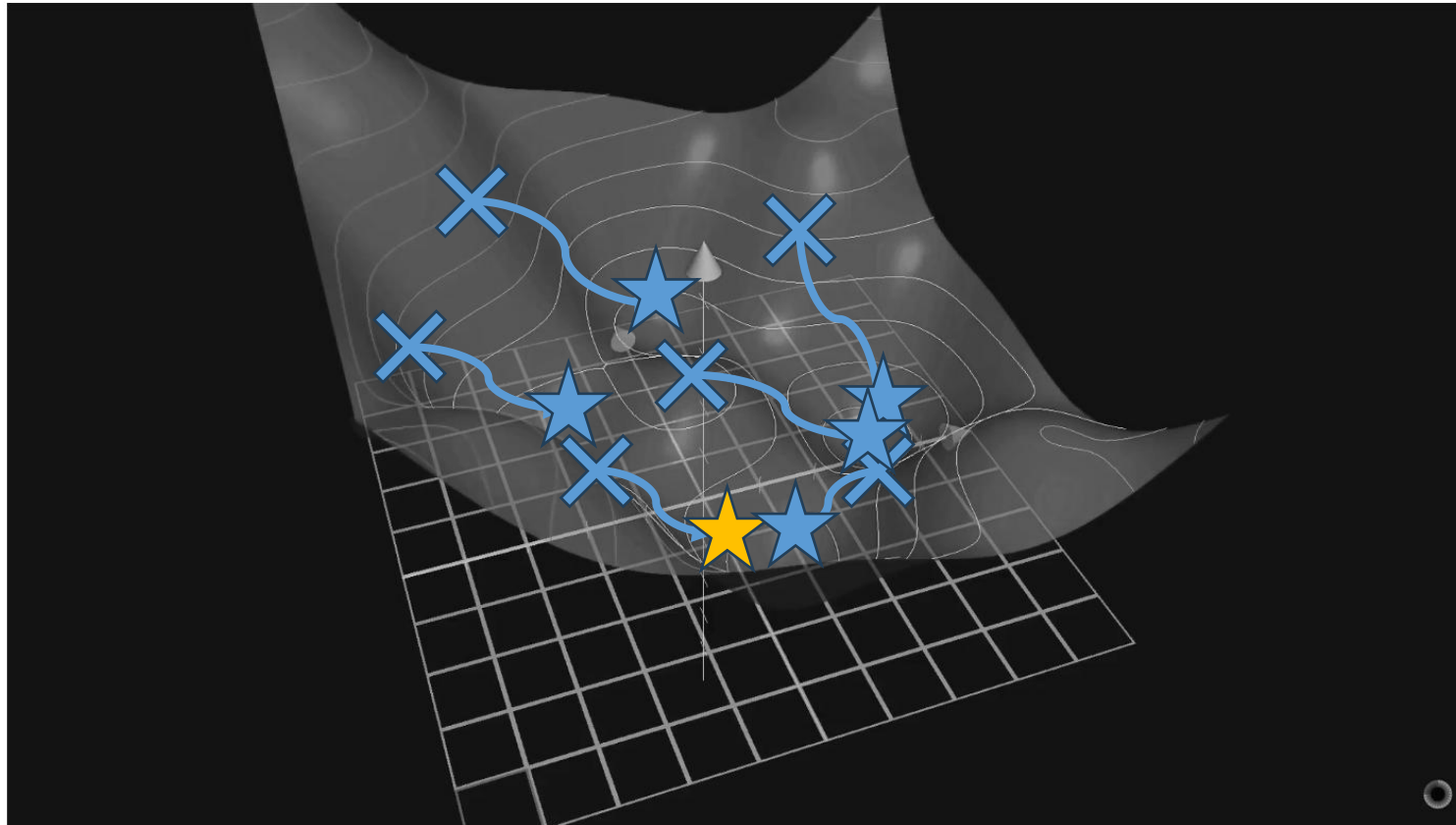
<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

Perceptrón multicapa (MLP)



<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

Perceptrón multicapa (MLP)



<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>

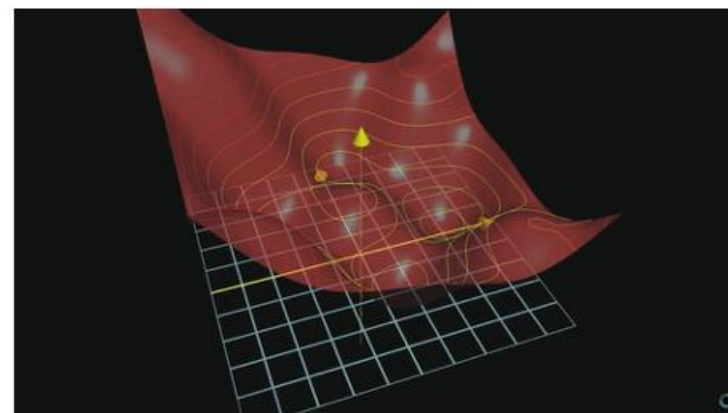
ID	Edad	BMI	BP	Insulina	Glucosa	Historia	Target
1	45	28	130	85	180	Sí	Sí
2	50	35	140	90	200	Sí	Sí
3	25	22	110	70	120	No	No
4	30	30	120	80	150	No	Sí
5	35	32	125	85	160	Sí	Sí
6	40	29	135	78	140	No	No
7	55	27	145	95	220	Sí	Sí
8	60	31	150	100	240	Sí	Sí
9	22	19	105	60	110	No	No
10	48	33	138	88	190	Sí	Sí



Accuracy: 80%



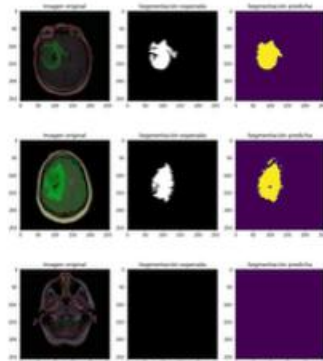
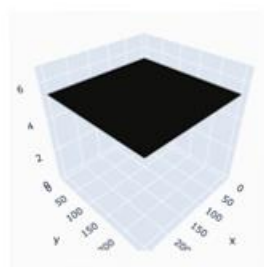
Perceptrón multicapa (MLP)



<https://www.youtube.com/c/3blue1brown>



"Segmentación Automática de Tumor Cerebral en Imágenes de Resonancia Magnética", 2021



<https://www.kaggle.com/code/ciulianomirabella/mri-segmentation/Evaluación>

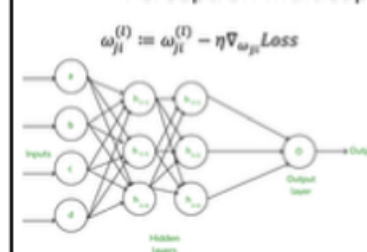


Personalización de dosis

$$\nabla_D C(D^{(k)}) = \omega_{TC} \nabla_D f_{TC}(I, GTV, D, F) + \sum_j^N \omega_j \nabla_D f_j(I, GTV, D, F) + \omega_{clin} \nabla_D C_{clin}(D)$$

$$D^{(k+1)} := D^{(k)} - \alpha \nabla_D C(D^{(k)})$$

Perceptrón multicapa (MLP)



"Aprender" es buscar:
 $\arg\min_{\omega_{ji}^{(l)}} Loss$

Muchas gracias

A. Giuliano Mirabella

amirabella@us.es



JORNADAS SARH

Inteligencia Artificial Aplicada a la Física Médica



Parador de Antequera
14 de noviembre 2025

Q&A

- ¿Cuál es tu experiencia con los conceptos de IA que hemos tratado?
¿Qué consideras un desafío interesante de esta presentación?
- ¿Te atreves a compartir alguna otra aplicación de la IA en medicina?
- ¿Qué crees que la IA podría resolver en tu trabajo y/o investigación?