

Pontificia Universidad Católica de Chile
Escuela de Ingeniería
Departamento de Ciencia de la Computación



IIC2613 - Inteligencia Artificial

Introducción a Machine Learning

Hans Löbel

Dpto. Ingeniería de Transporte y Logística
Dpto. Ciencia de la Computación

Algunos temas administrativos antes de empezar

- Todo sigue igual en cuanto a estructura (controles, interrogación, ayudantías, tareas).
- Controles:
 - 12/05 (en horario de ayudantía)
 - 20/05, 03/06, 17/06 (al inicio de la clase)
- Interrogación: 02/07 (fecha y horario examen)
- Tareas:
 - T4: 22/05 -> 05/06
 - T5: 12/06 -> 26/06
- Todo el material queda en Canvas.

| Fecha | Tema |
|-------|-------------------------------|
| 06/05 | Fundamentos de ML |
| 08/05 | |
| 13/05 | Árboles y ensambles |
| 15/05 | |
| 20/05 | |
| 22/05 | Support Vector Machines (SVM) |
| 27/05 | |
| 29/05 | |
| 03/06 | Aprendizaje Reforzado |
| 05/06 | |
| 10/06 | |
| 12/06 | Redes Neuronales |
| 17/06 | |
| 19/06 | |
| 24/06 | |
| 26/06 | |

Algunos temas administrativos antes de empezar

La nota de interrogaciones y controles está definida como:

$$IC = 0,2 \cdot C + 0,8 \cdot I,$$

donde C el promedio de controles e I el promedio de las interrogaciones.

Si $IC \geq 3,95$ y $T \geq 3,95$, la nota final se calcula de la siguiente manera:

$$NF = 0,5 \cdot IC + 0,5 \cdot T,$$

y en caso contrario $NF = \min\{3,9, 0,5 \cdot IC + 0,5 \cdot T\}$.

Algunos temas administrativos antes de empezar

Para las tareas está permitido usar el material del curso y todo aquel disponible públicamente, por ejemplo, libros o contenidos tomados de Internet, **siempre y cuando se incluya la referencia correspondiente y que lo extraído se modifique sustancialmente**, a fin de no incurrir en fraude académico.

El uso de agentes inteligentes como ChatGPT, Gemini o Copilot, está permitido en las tareas **siempre y cuando se indique, al inicio de la respuesta, que sí se utilizaron, que se especifique de manera clara su uso (al menos el *prompt* y respuesta) y que las respuestas de estos sean modificadas sustancialmente**.

Para todos los casos, se entiende que una modificación sustancial involucra el análisis crítico de la información extraída o la respuesta del asistente, y todas las modificaciones y mejoras que de este análisis se desprendan.

La nota de tareas (T) se obtiene como el promedio de las 5 tareas.

¿Cómo es esta segunda parte del curso?

- Tomaremos un enfoque de la IA con los datos como foco => **qué podemos aprender de ellos para resolver problemas.**
- Combinaremos la intuición con la formalización matemática de estas ideas.
- Más materia, algo menos de discusión y mucho menos código en clases.
- **Menos modelación, más aprendizaje.**

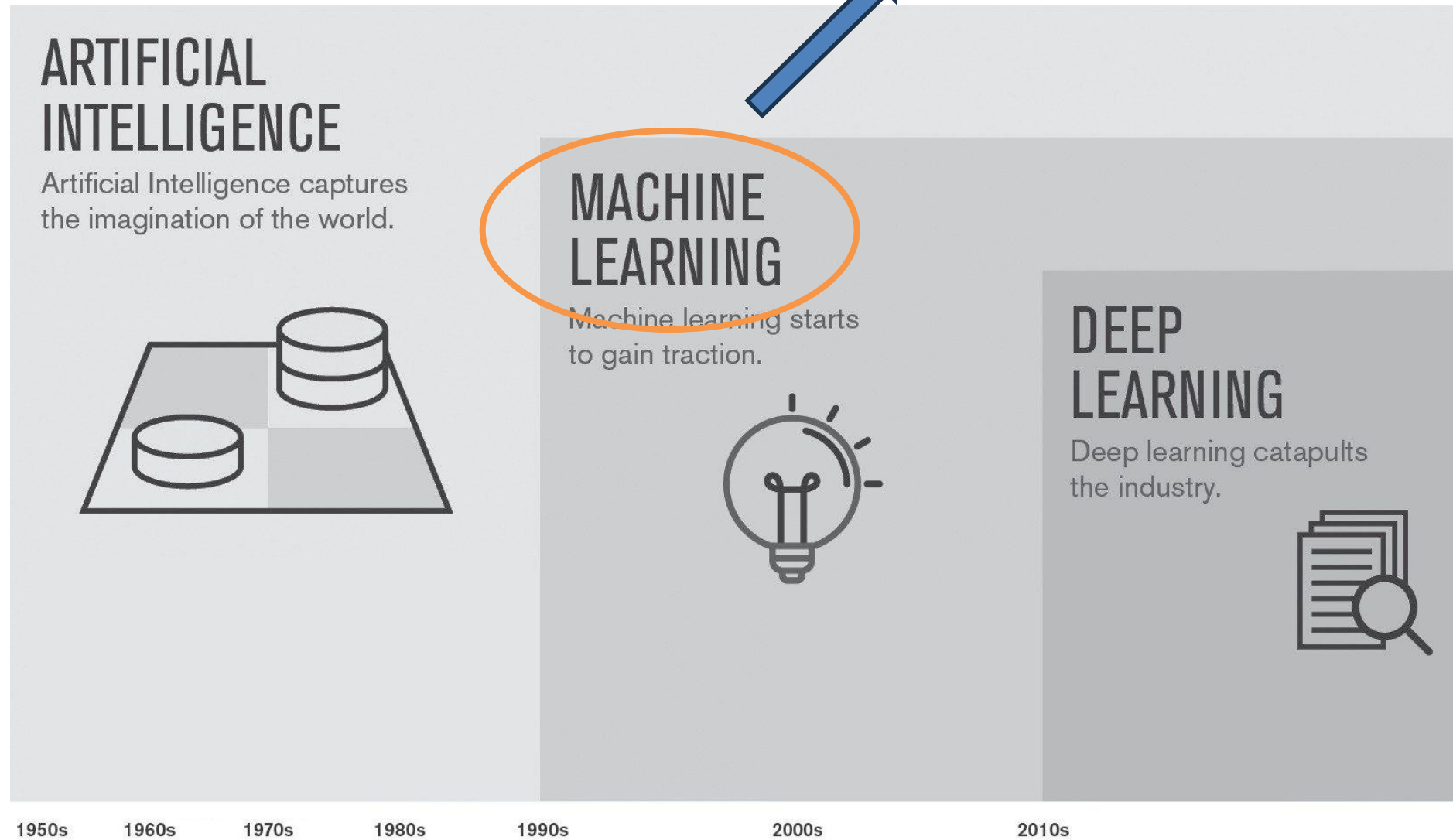


¿Qué se entiende por Inteligencia Artificial?

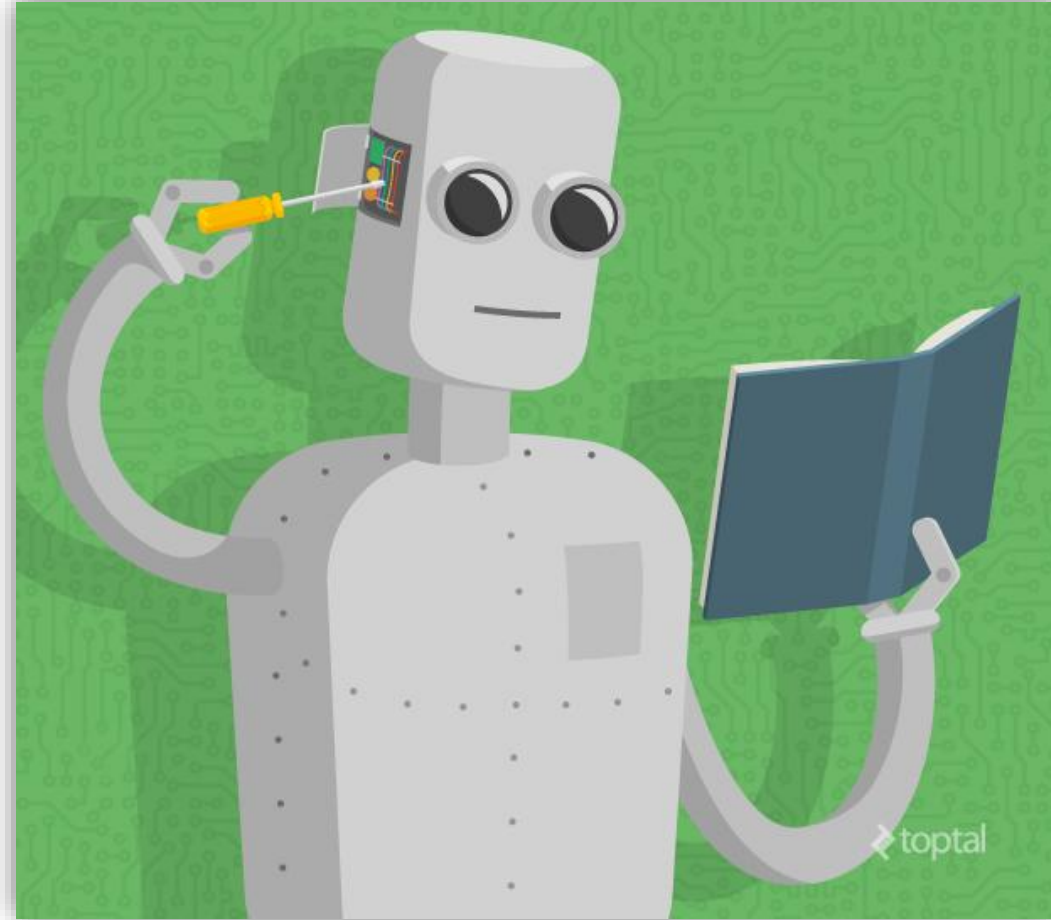
- Término creado a mediados de los años 50.
- **Métodos, algoritmos y tecnologías** que permiten que una **máquina (software)** muestre un comportamiento **inteligente**, (ojalá) **indistinguible** del de un **humano**.
- En la práctica, significa que las máquinas deben percibir, razonar y actuar con **gran flexibilidad**.
- Capturó el interés, imaginación y financiamiento de gran cantidad de personas y entidades.
- En la actualidad, a esta concepción de la IA se le conoce como AGI (Artificial General Intelligence)



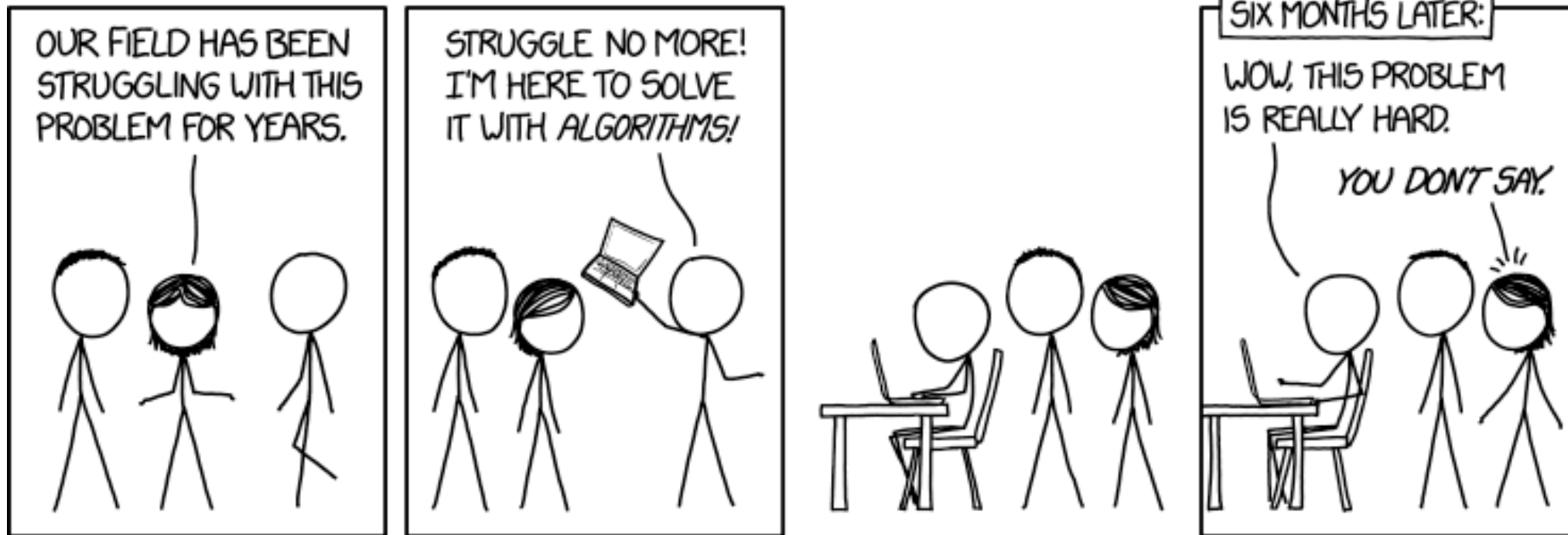
Aprendizaje de máquina
o
aprendizaje automático



¿Qué significa que una máquina aprenda?



¿Por qué no **programamos a la máquina** desde el principio con la capacidad de realizar lo que queremos?



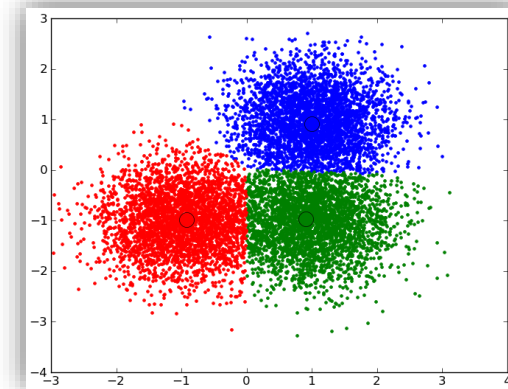
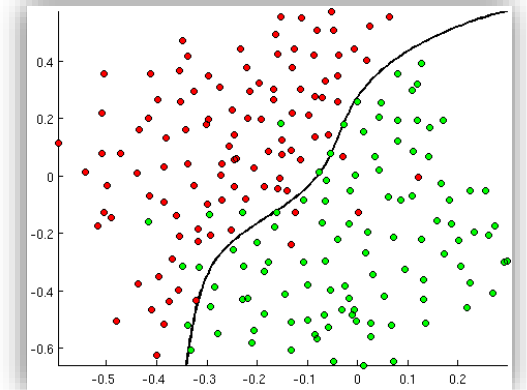
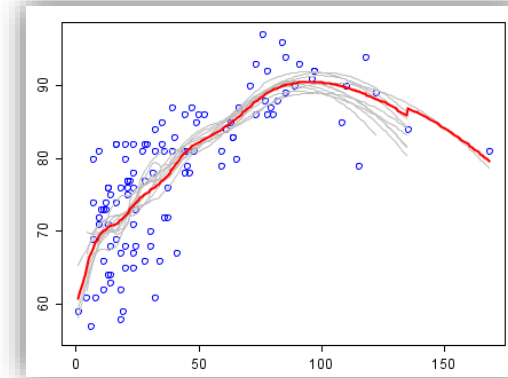
¿Por qué no **programamos a la máquina** desde el principio con la capacidad de realizar lo que queremos?



Ok, entiendo, no queda otra que **aprender** a resolver algunos problemas, pero **¿cómo?**

Machine Learning se centra en el estudio de técnicas que permitan a los computadores aprender inductivamente, mejorando su rendimiento en una tarea, a través de la experiencia

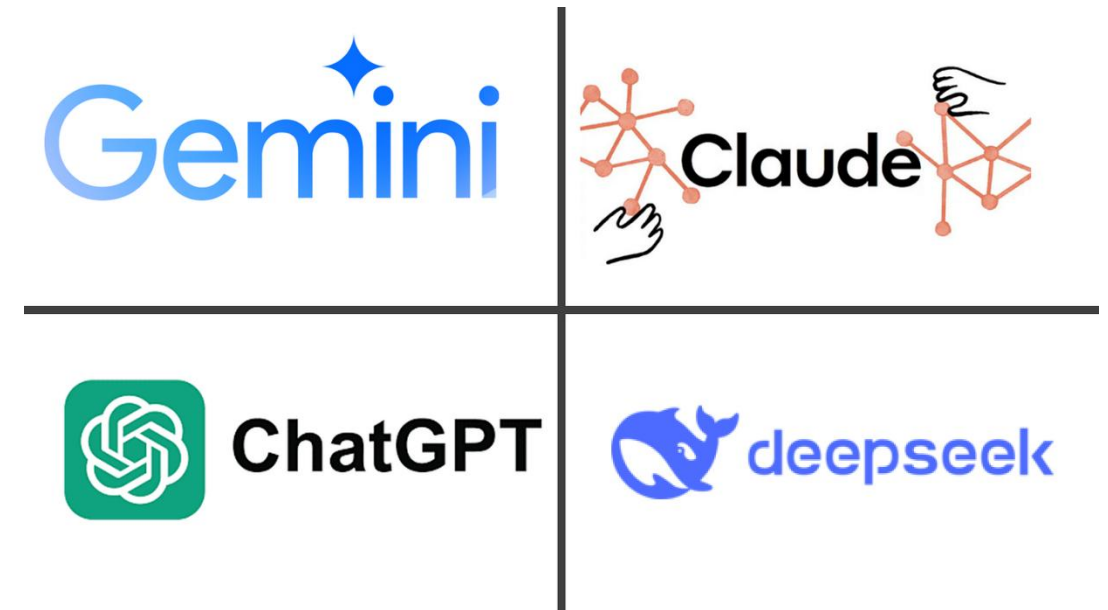
- Sistemas dedicados a resolver tareas/problemas.
- Aprenden inductivamente, generalizando a nuevos casos a partir de la experiencia (datos).
- Generalmente, mejoran su rendimiento al estar expuestos a más experiencia (mientras más datos, mejor).
- Buscan aprendizaje más que modelación de los datos (representaciones útiles del mundo)
- Sólidas bases teóricas (pero lo práctico va más rápido que la teoría)



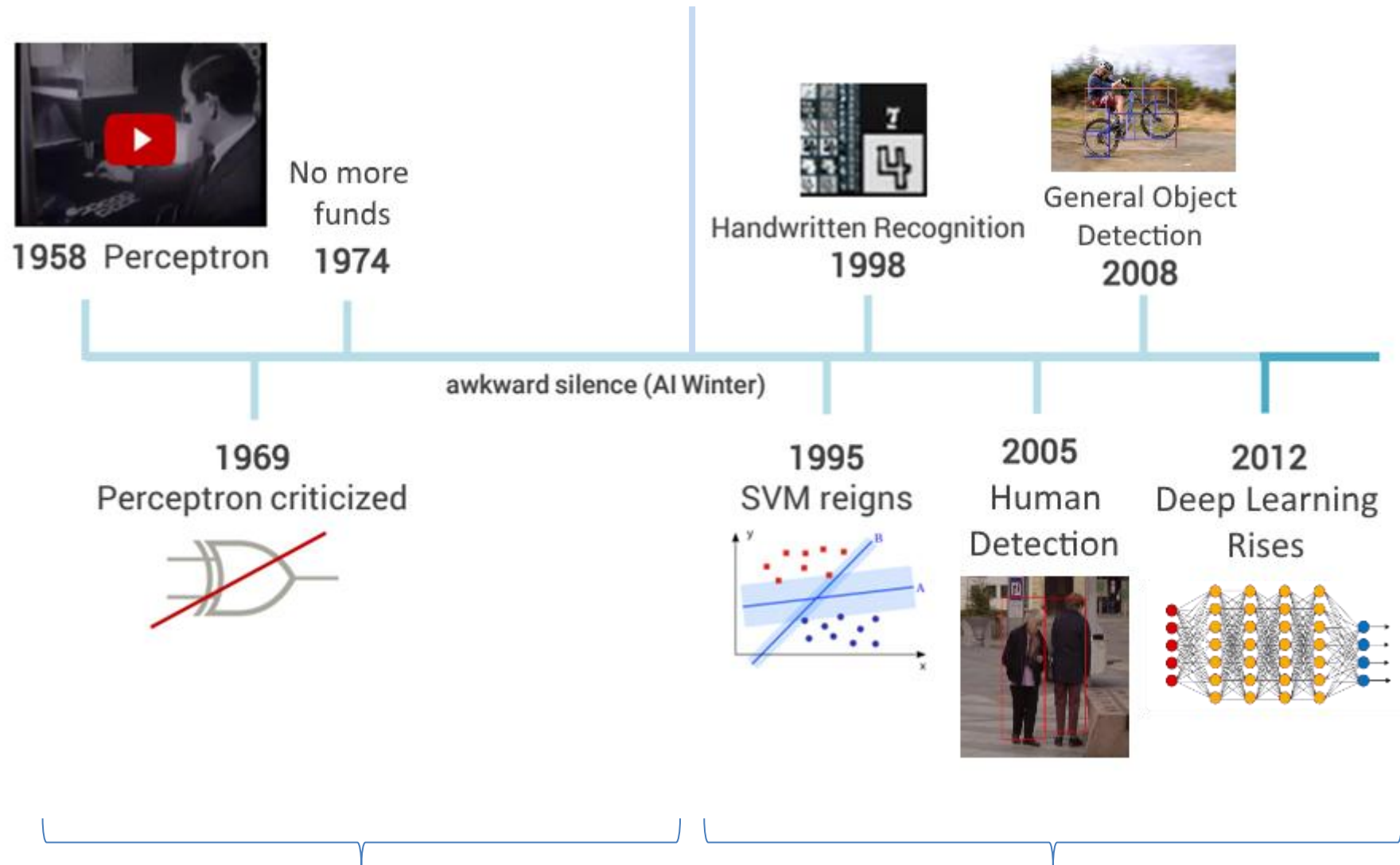


Entonces, de acuerdo a esto, ¿el ChatGPT es Machine Learning o no?

- Los grandes modelos de lenguaje (LLM), que son el motor de los asistentes inteligentes tipo ChatGPT, son contruidos mediante técnicas de machine learning.
- Sin embargo, su comportamiento parece alinearse más bien con la visión de la IA tradicional, al ser capaces de percibir, razonar y actuar con gran flexibilidad.
- La situación es en realidad algo que se encuentra en un punto medio entre ambas concepciones, y si bien esto no es parte de los contenidos del curso, sí desarrollaremos algo de la intuición sobre cómo se llega a sistemas como estos.

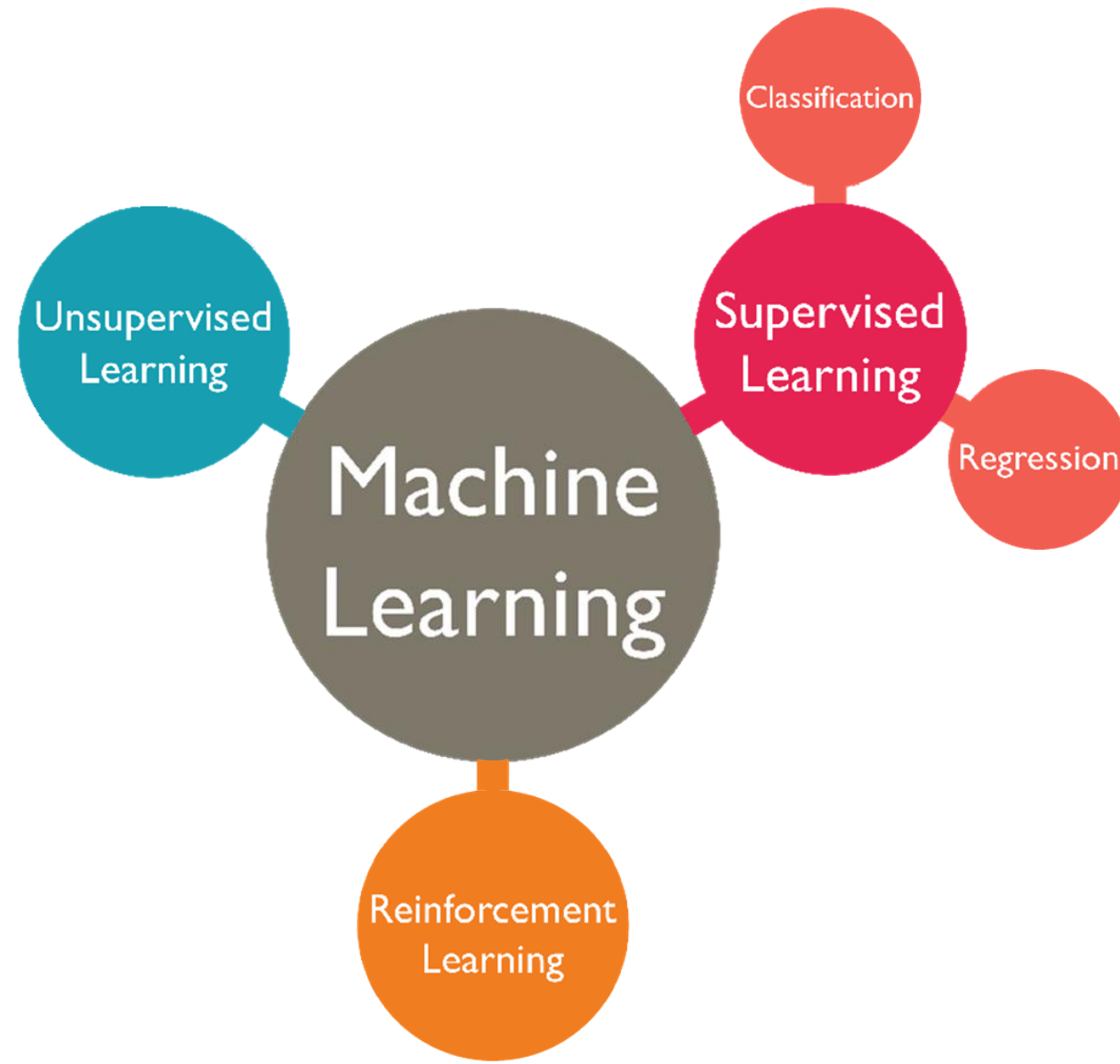


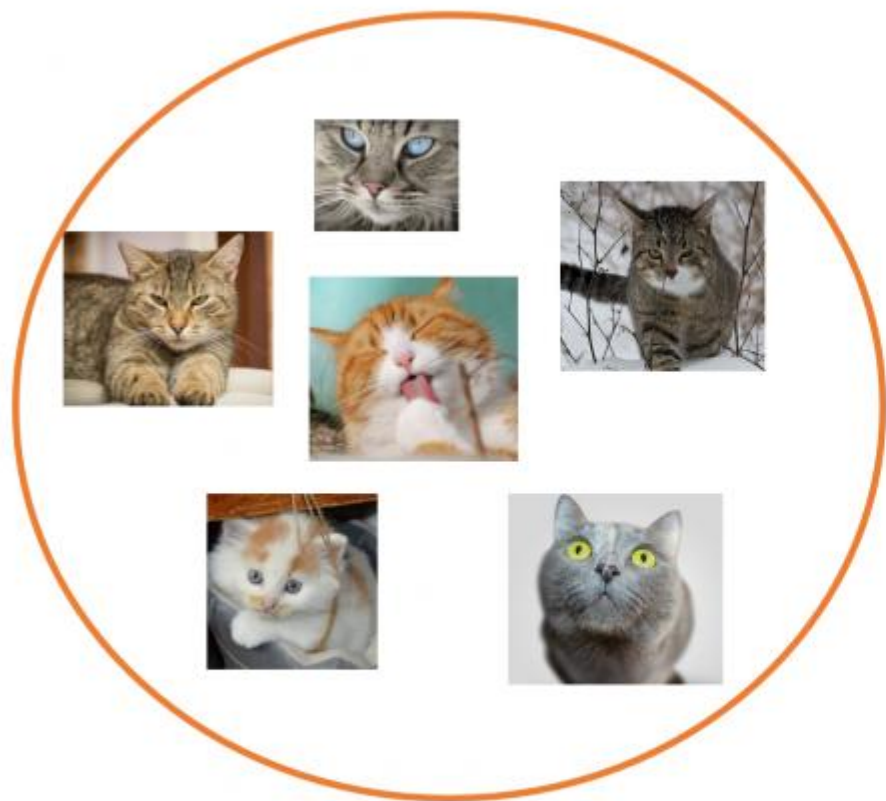
Explosión digital (Big Data, IoT, etc) ≈ 1990



IA tradicional: aspiraba a construir máquinas tan inteligentes como un humano

Machine Learning: máquinas especializadas, que aprenden **INDUCTIVAMENTE**, pueden superar a los humanos en la(s) **tarea(s) asignada(s)**





Cat

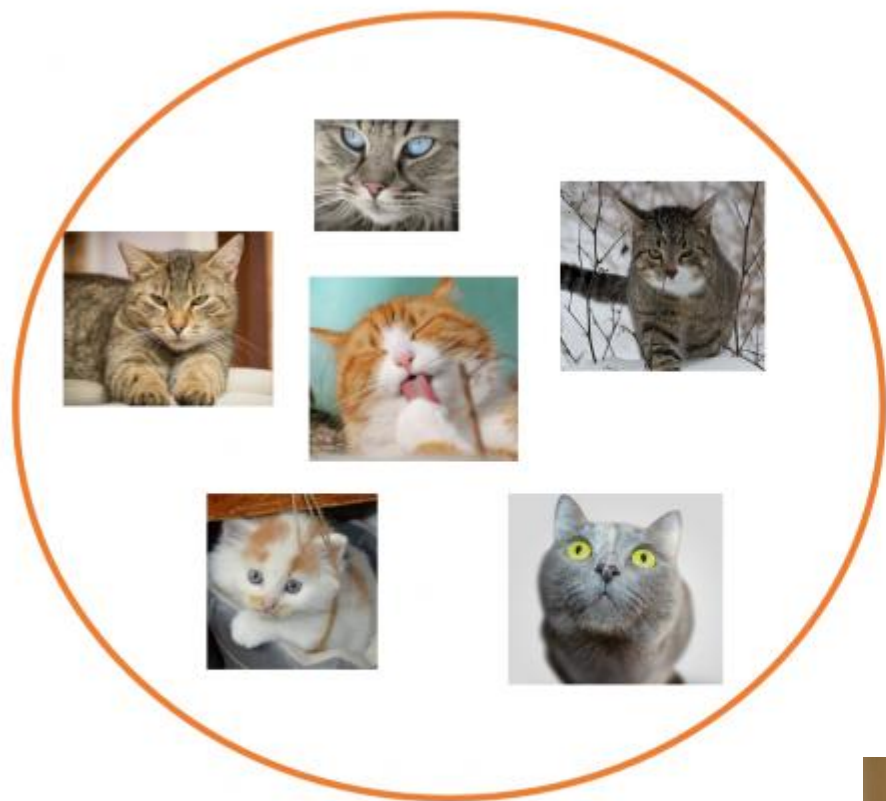


Dog

¿



?



Cat

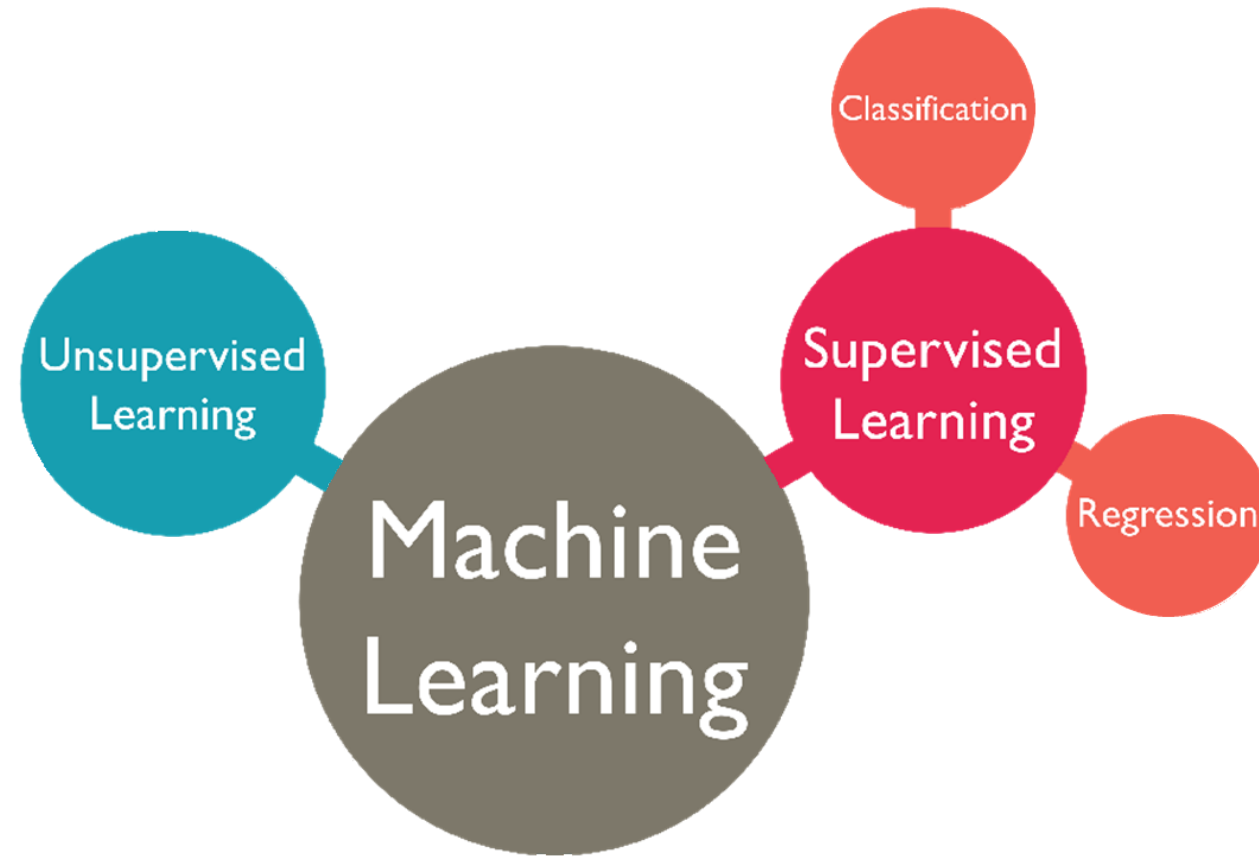


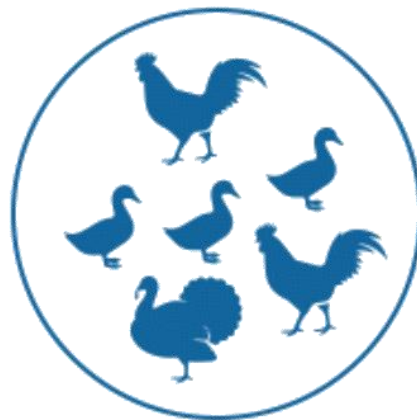
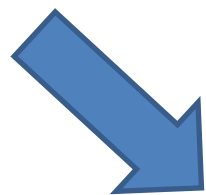
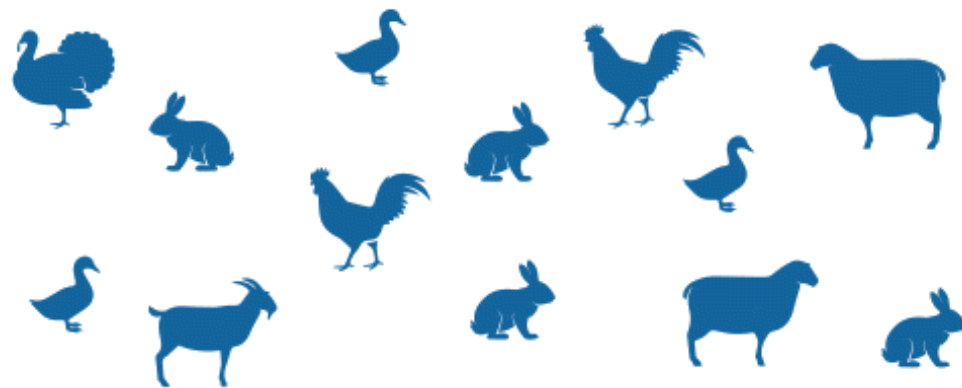
Dog

¿



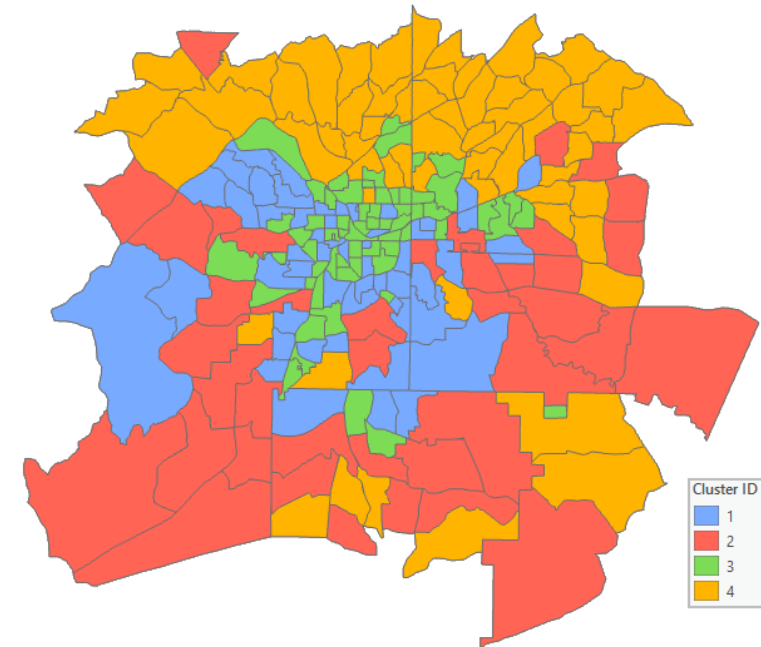
?

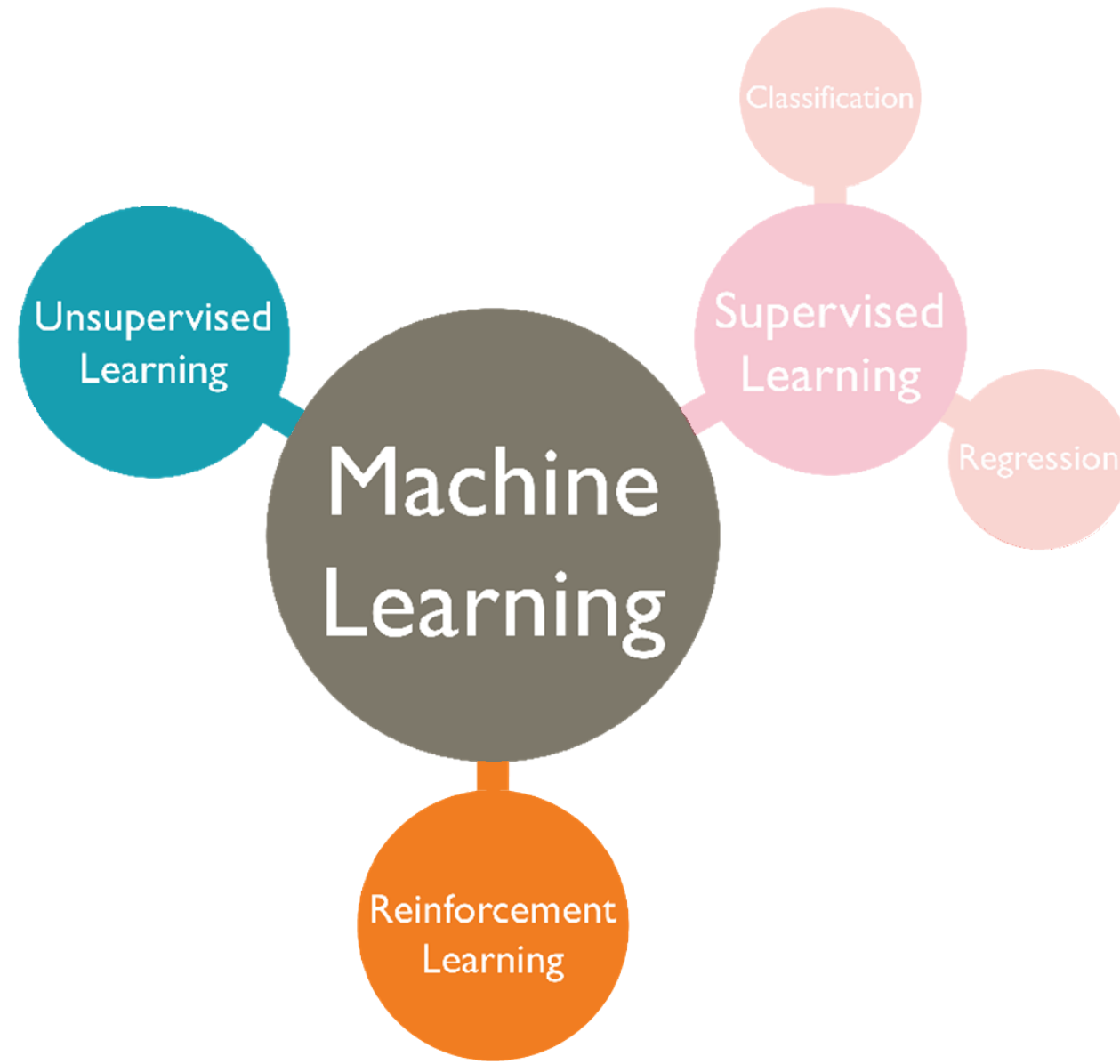


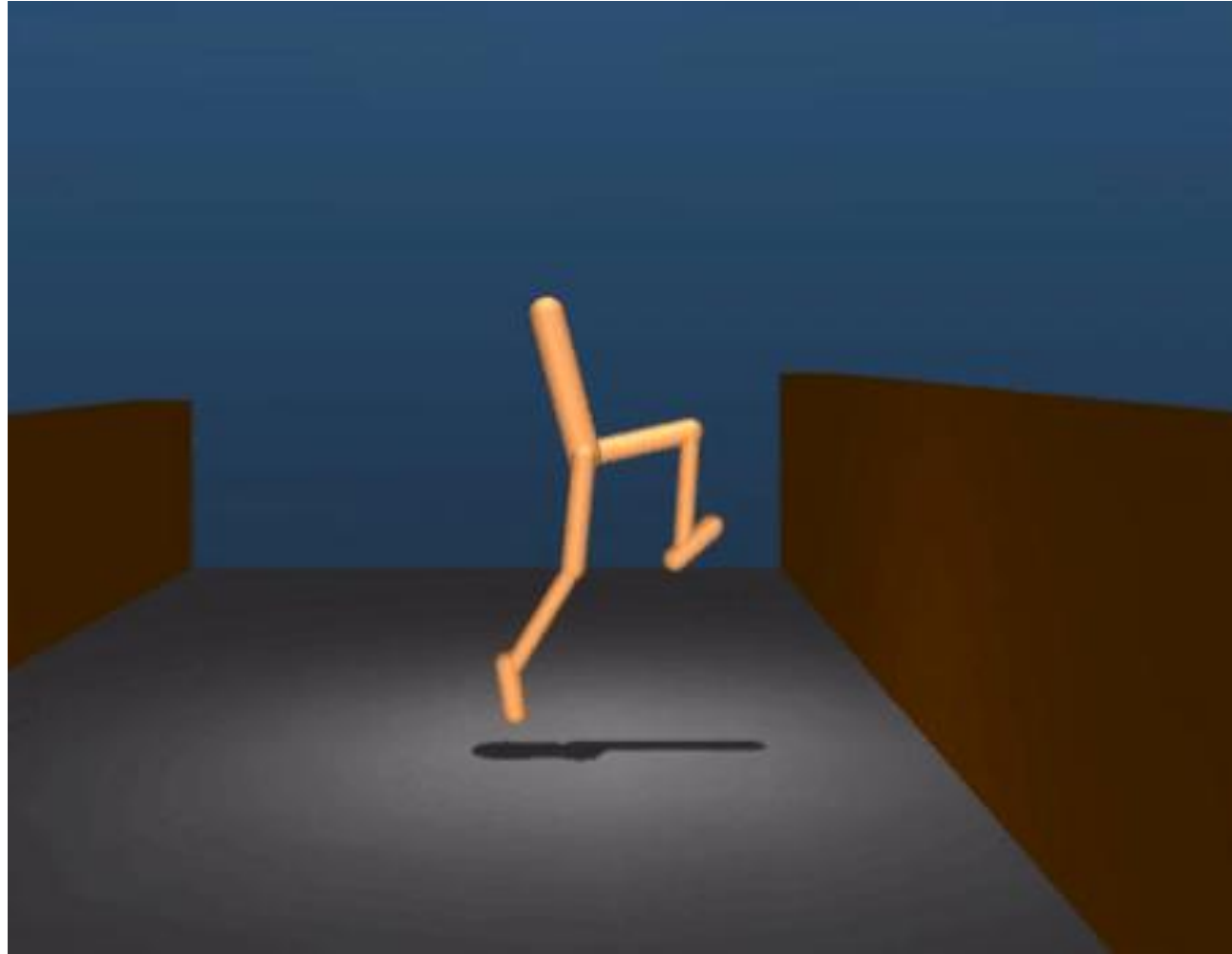




| Type | Level | Description |
|-------------|------------------|--|
| Location | I/B [†] | Geocoded position of the unit |
| SES | I B | Socioeconomic status |
| Aesthetic | I/B | Aesthetic perception index of the nearest geocoded image (individual) or averaged at the urban block level |
| Political | I/B | Proportion of a political choice in the Constitutional plebiscite or in the Chilean Presidential Elections (first round) |
| Land use | I/B | Proportion/ $M^{2\ddagger}$ of land use of the urban block according to a land use typology* |
| Demographic | I B | Sex, age, proportion of immigrants Age, proportion of immigrants/women |



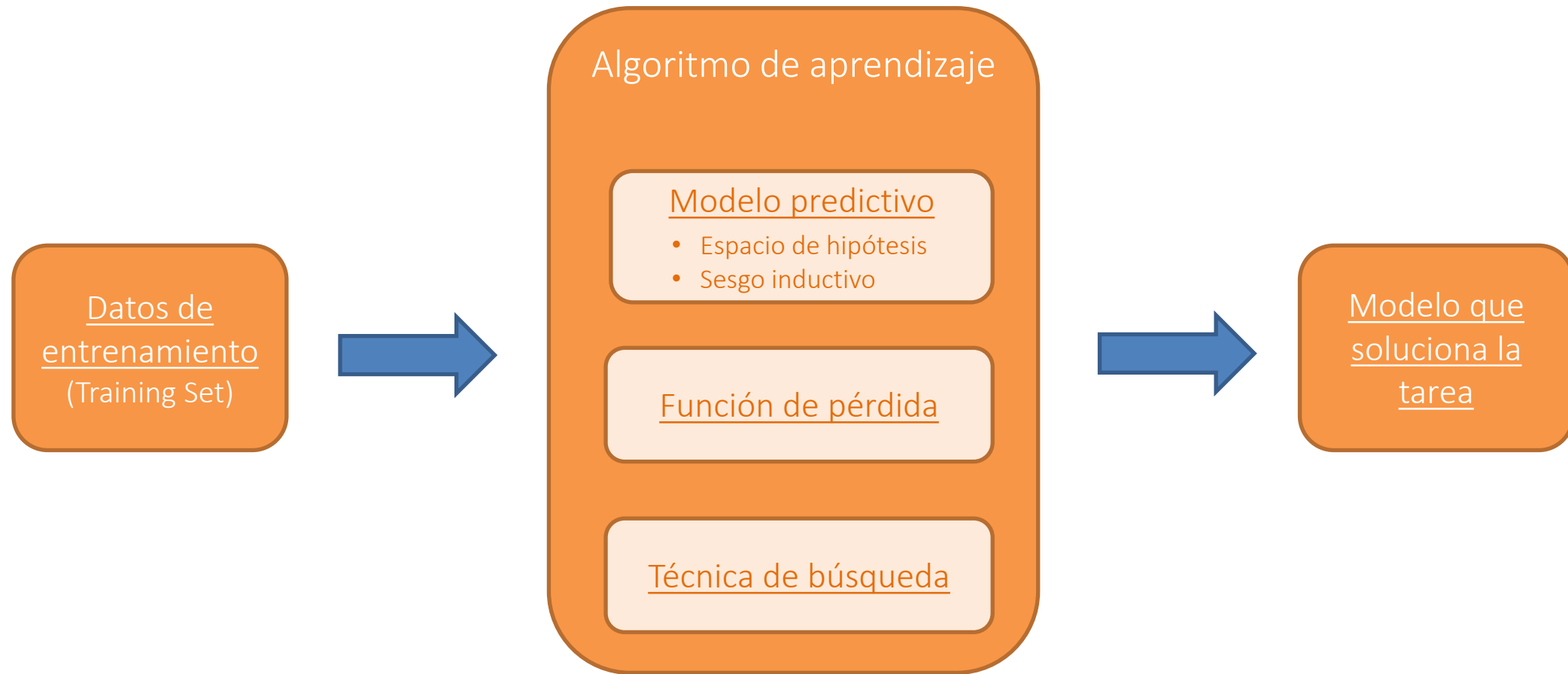






<https://youtu.be/KHMwq9pv7mg>

Todos los sistemas de Machine Learning presentan, a alto nivel, un esquema de funcionamiento similar



Buscamos, en el **espacio de hipótesis** del modelo, aquella hipótesis con mejor rendimiento (**menor pérdida**) en los datos de **entrenamiento**, apoyándonos en el **sesgo inductivo** del modelo.

¿Cómo se ve esto matemáticamente?

Problema de optimización: búsqueda sobre el espacio de hipótesis

Parámetros: viven en el espacio de hipótesis del modelo

Función de pérdida: captura el rendimiento del modelo al cuantificar su error en los datos de entrenamiento

Etiqueta: valor a predecir (tarea)

$$\operatorname{argmin}_W J(X, Y; W) = \lambda \mathcal{R}(W) + \sum_i^N \mathcal{L}(f(x_i; W), y_i)$$

Datos de entrenamiento: incluyen los datos en sí y sus etiquetas.

Regularizador: función que induce sesgo inductivo en el modelo predictivo a través de sus parámetros

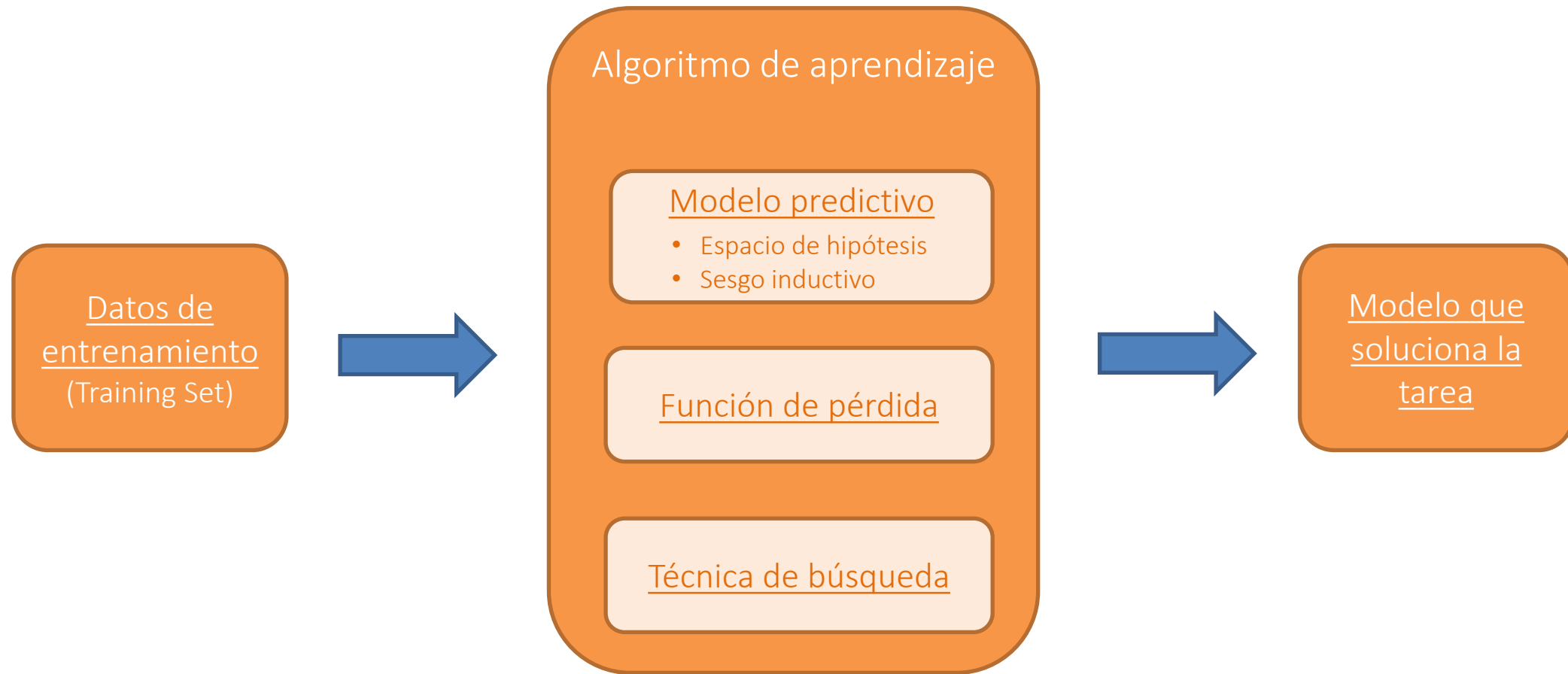
Modelo predictivo: función parametrizada, que mapea desde el espacio de los datos hacia el de las etiquetas

Buscamos, en el **espacio de hipótesis** del modelo, aquella que genera la solución con mejor **rendimiento**, usando el **sesgo inductivo** y los datos de **entrenamiento** para guiar la **búsqueda**.

Ok, súper lindo, pero ¿cómo funciona?

¿Cómo podemos construir un detector de vehículos?

¿Cómo podemos construir un detector de vehículos?

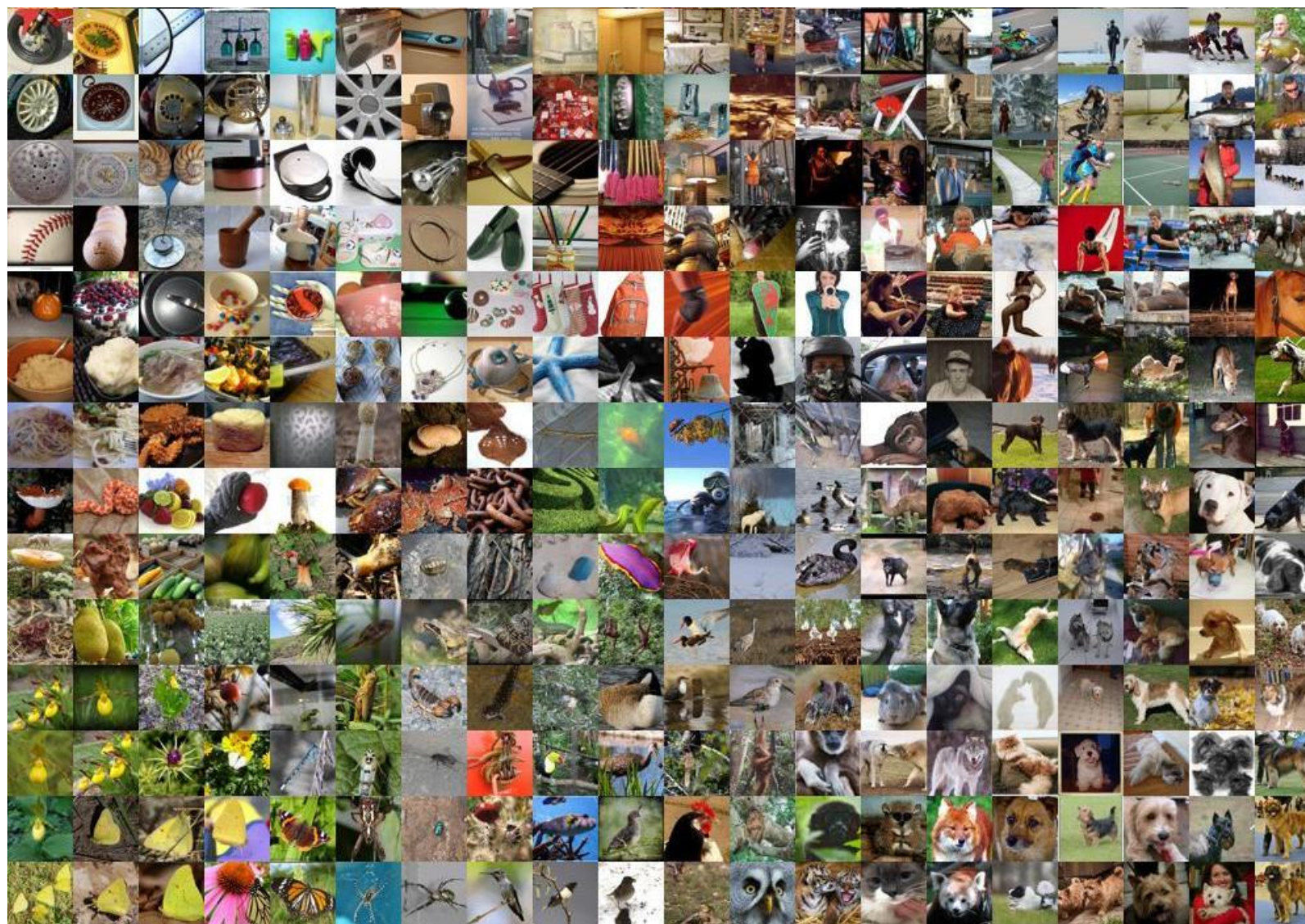


¿Qué es lo primero que necesitamos?

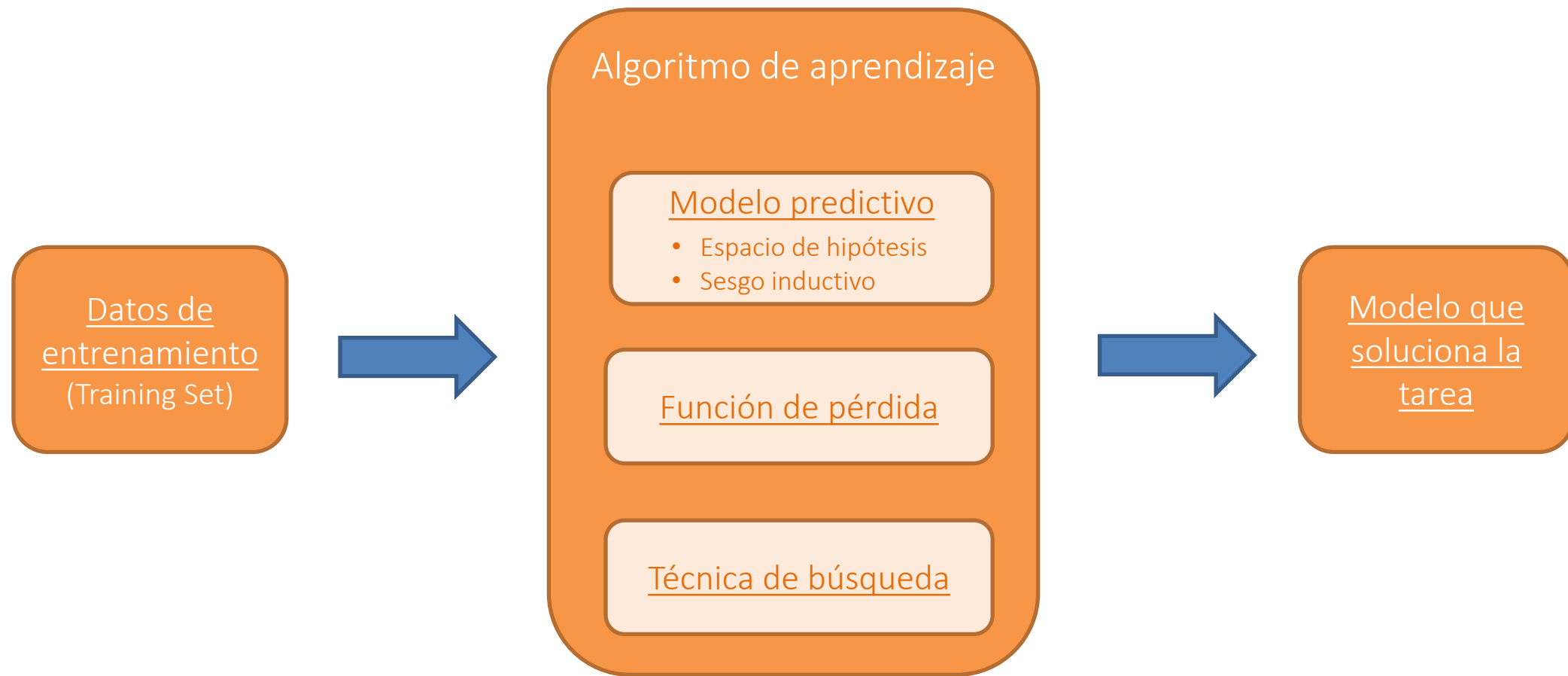
Algoritmo de aprendizaje: estos SON vehículos



Algoritmo de aprendizaje: estos **NO SON** vehículos

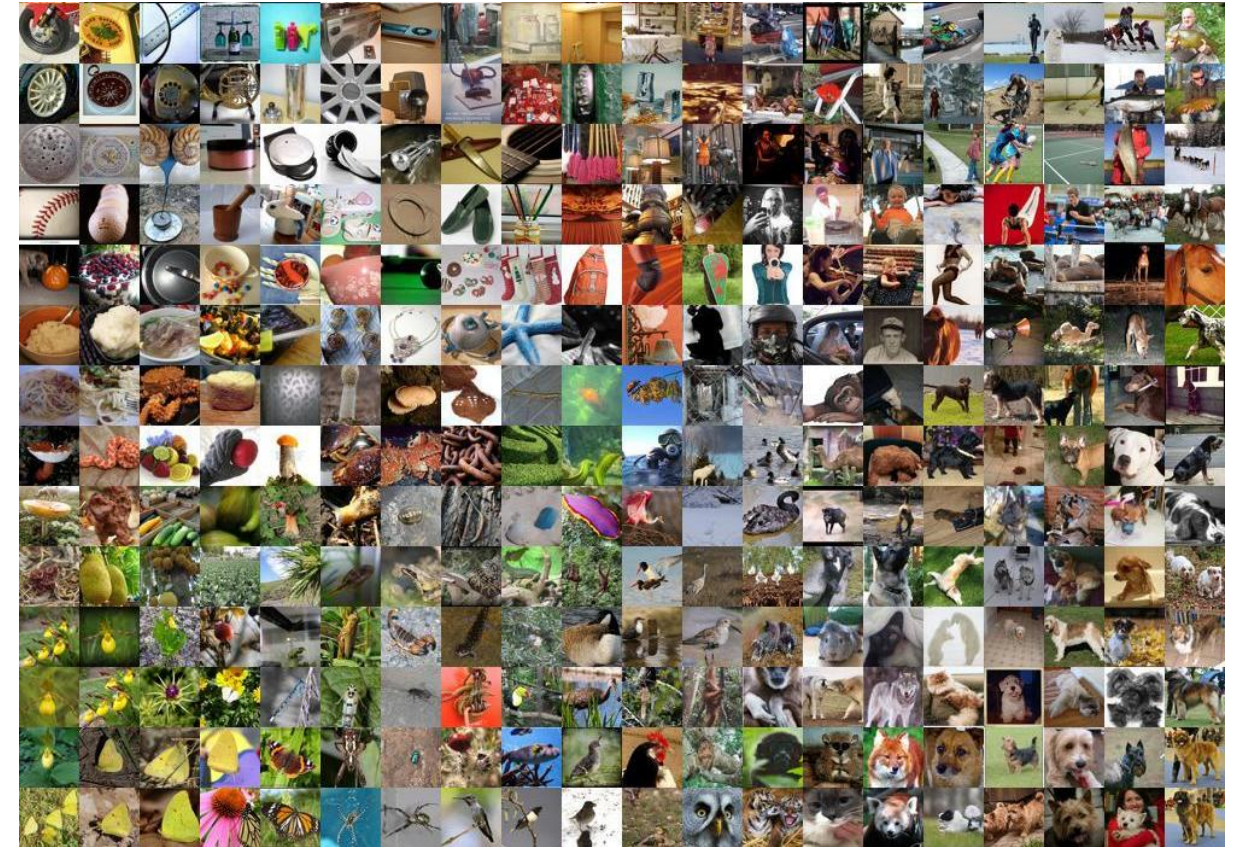


¿Cómo podemos construir un detector de vehículos?

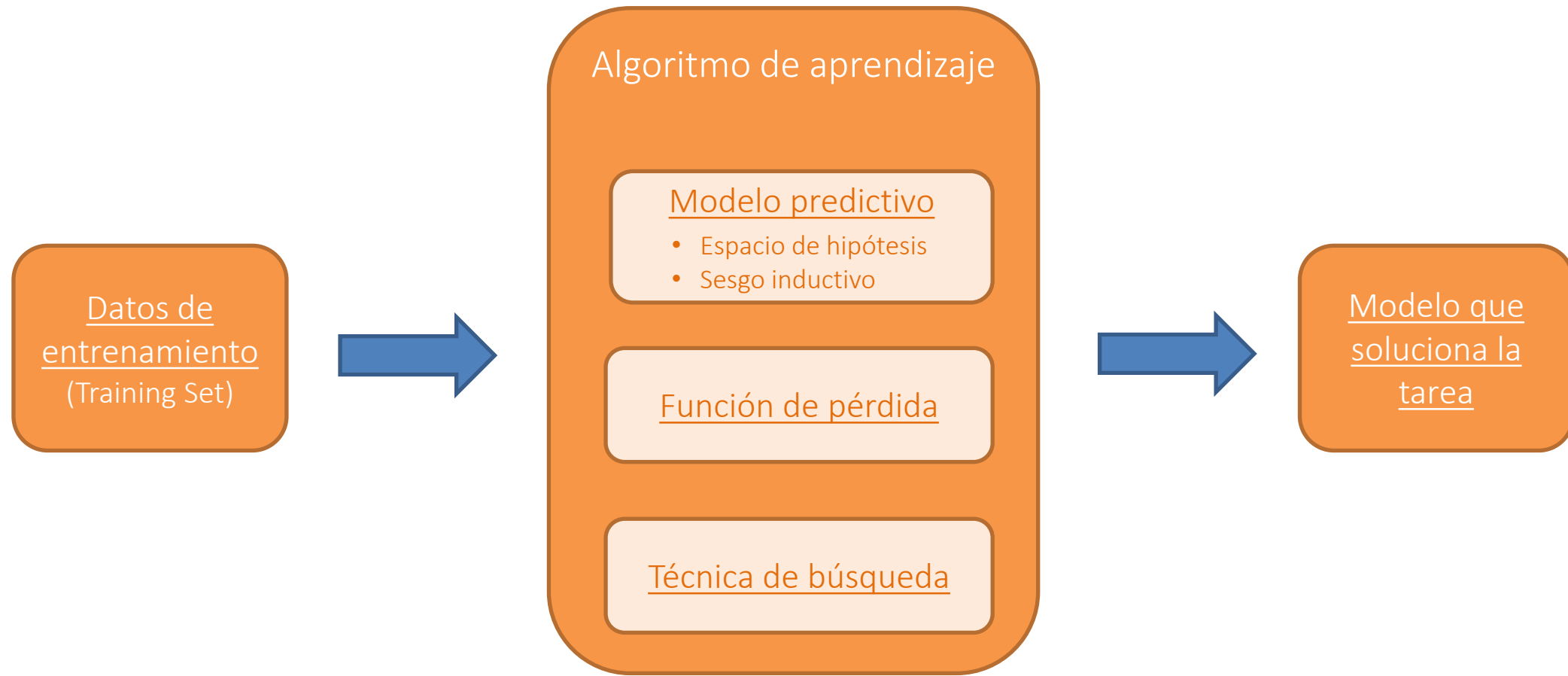


Dejando para más adelante en el curso el modelo y la búsqueda,
¿cuál podría ser una función de pérdida adecuada?

Algoritmo de aprendizaje, de los datos de entrenamiento,
¿cuáles son vehículos y cuáles no?



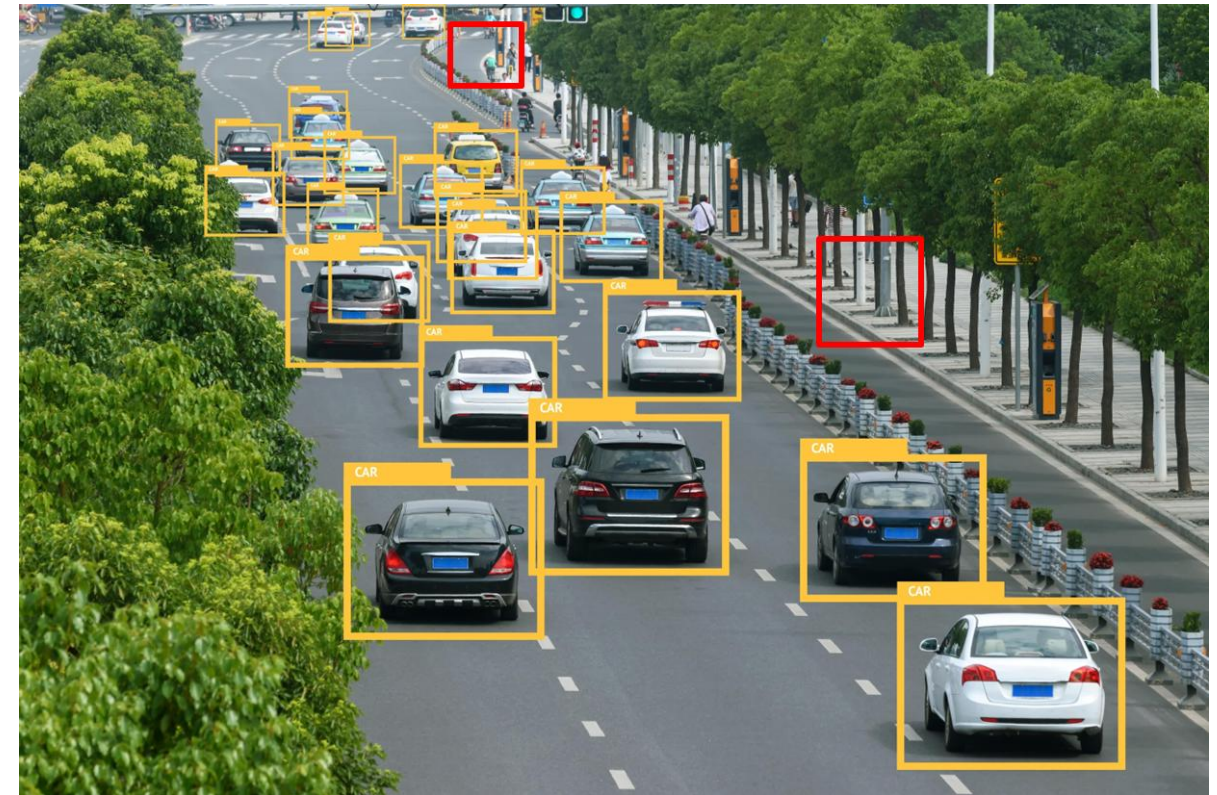
¿Cómo podemos construir un detector de vehículos?



¿Hemos terminado?

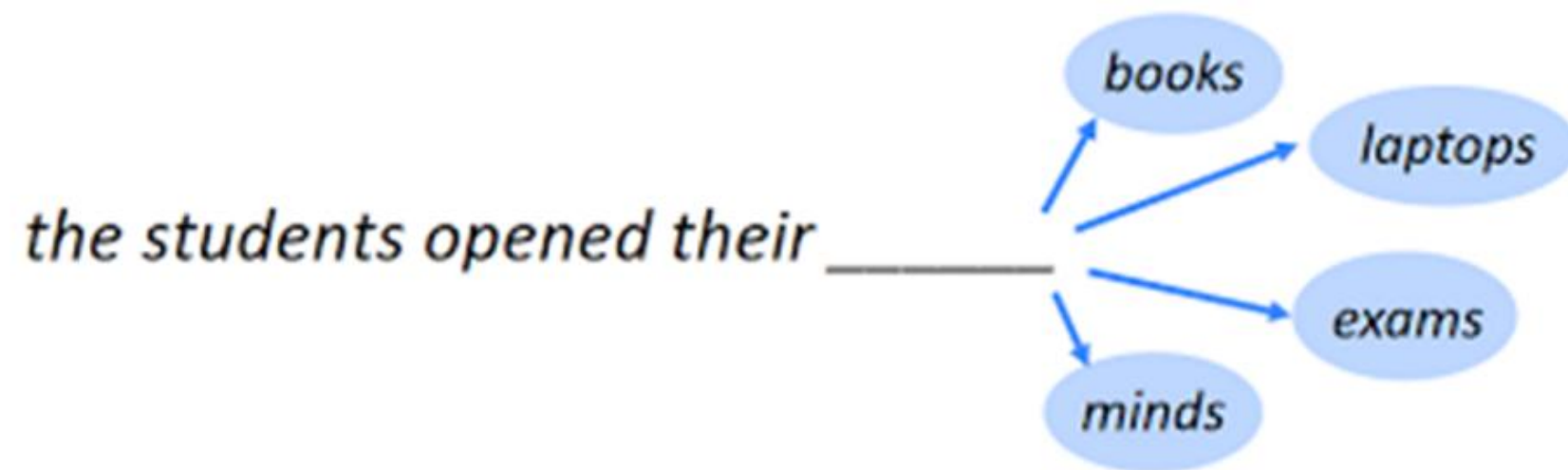
Un sistema de ML no debe ser visto como un producto estático

- Tal como cualquier sistema complejo, un sistema de ML requiere de “mantenciones”.
- A diferencia de un producto físico, estas no solo pueden ser en el hardware, sino que también a los **datos**.
- En el caso de un detector de vehículos, es fundamental un proceso **continuo** de **validación** y actualización de **rendimiento** y **datos**.



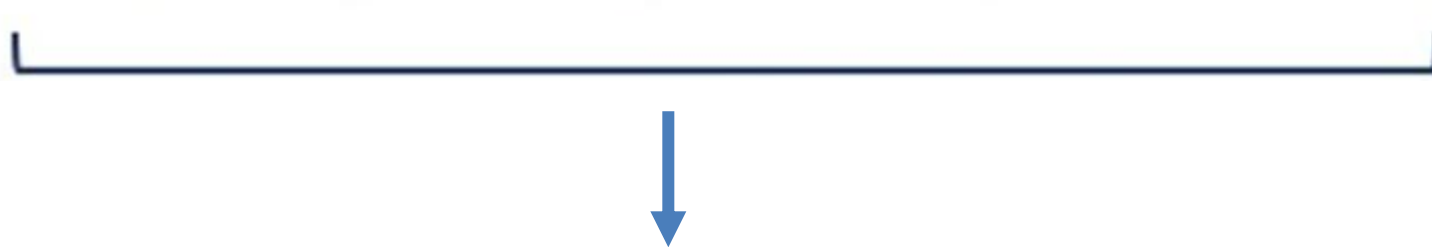
Otro ejemplo más, ¿cómo podemos construir un generador de texto?
(estirando algo el chicle, un precursor de ChatGPT)

Un interludio: modelos de lenguaje



Generación de texto mediante modelos de lenguaje

Can you please come **here**

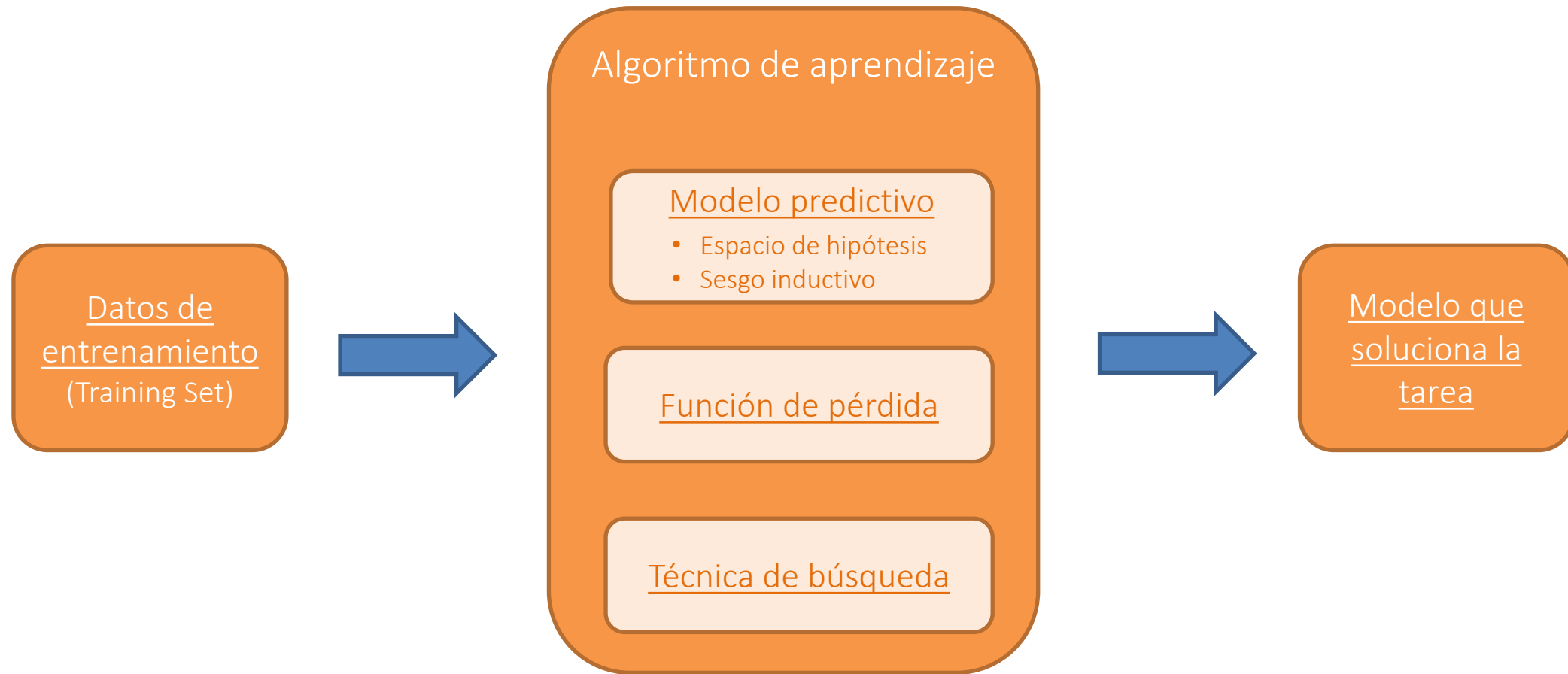


Entrada al modelo
de lenguaje



Salida del modelo de
lenguaje (mediante
muestreo o la de
mayor probabilidad)

¿Cómo podemos construir un generador de texto?



¿Qué es lo primero que necesitamos?

Algoritmo de aprendizaje: estos son los
datos y lo que debes hacer con ellos

Text Corpus

Nothing is impossible.
Even the word
impossible
says I'm possible



Task: Predict from past

Nothing

Nothing is

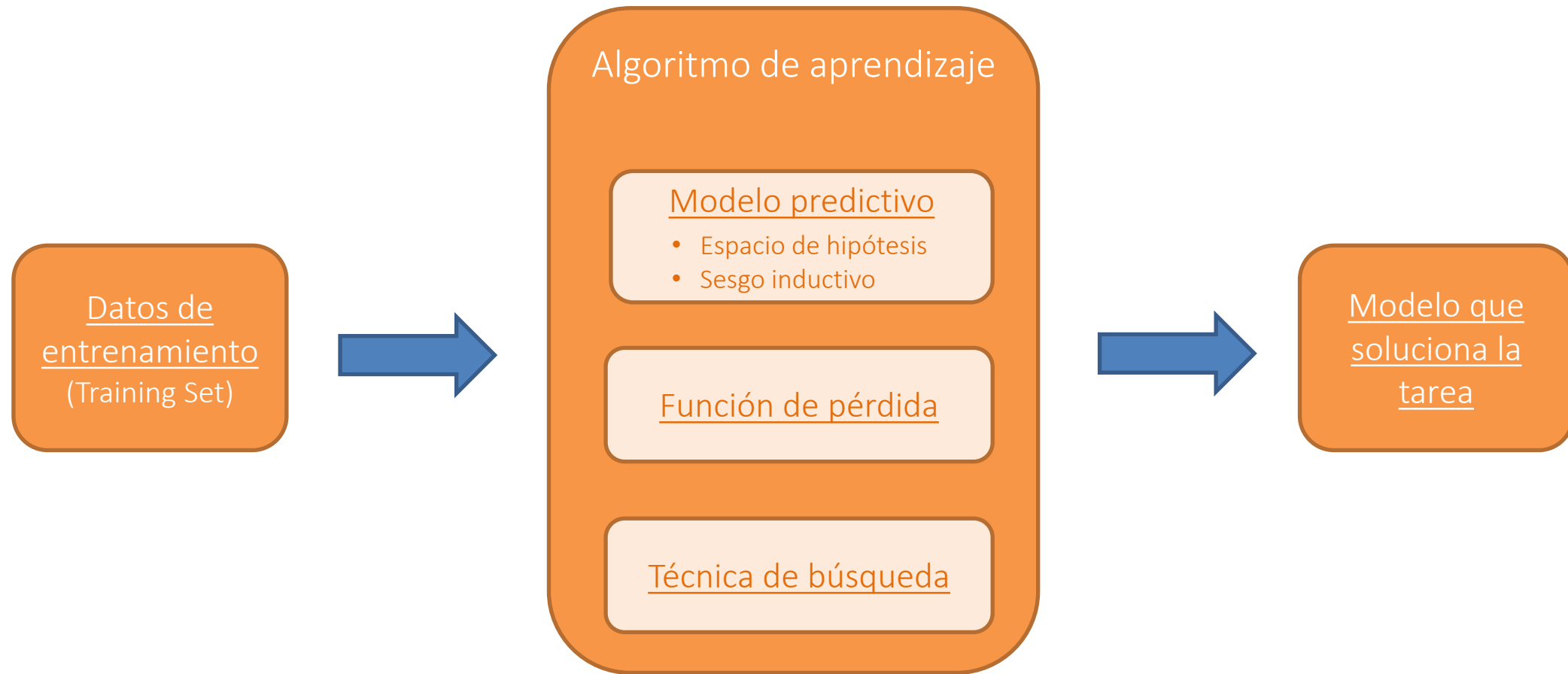
Nothing is impossible

...

Veamos un último ejemplo

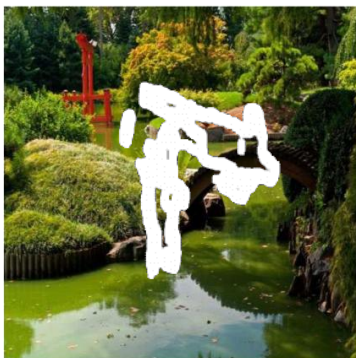


Siempre lo primero serán los datos de entrenamiento



¿Cómo generamos el conjunto de datos de entrenamiento?





Modelo
predictivo



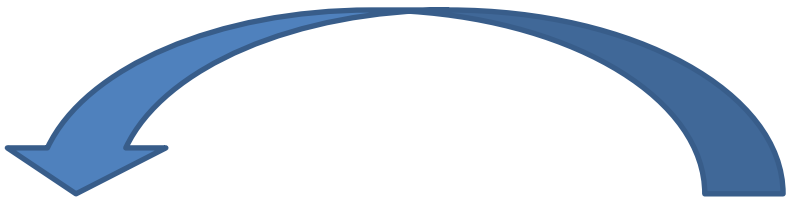
?



=



?



Veamos como funciona el sistema en la práctica
(<https://youtu.be/gg0F5JjKmhA>)



Pontificia Universidad Católica de Chile
Escuela de Ingeniería
Departamento de Ciencia de la Computación



IIC2613 - Inteligencia Artificial

Introducción a Machine Learning

Hans Löbel

Dpto. Ingeniería de Transporte y Logística
Dpto. Ciencia de la Computación