



Go Nuclo



Nuclio Digital School



Transforma tu futuro con la formación
líder del sector digital





Aprende a crear una IA *desde cero*:
tu primer sistema de recomendación



Isidre Royo

Sr. Product Manager

Licenciado en Ingeniería Civil, con más de 10 años de experiencia en el campo del project management de obra pública, cambié al mundo del Business Analytics como analista en una start-up hasta convertirme en Product Manager de productos de Analytics e Inteligencia Artificial. Apasionado sobre Analytics, Data Science e Inteligencia Artificial.

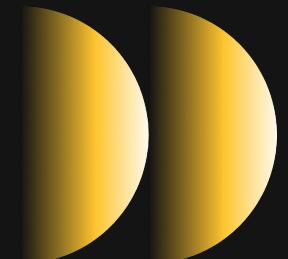


Contenido

- Breve Introducción a la IA y al ML 
- La era de la recomendación 
- Construyendo un recomendador 
- Bonus track: La era de los LLMs 



Breve introducción a la IA y al ML





66

Bienvenidos a la conversación
más importante de nuestro
tiempo...

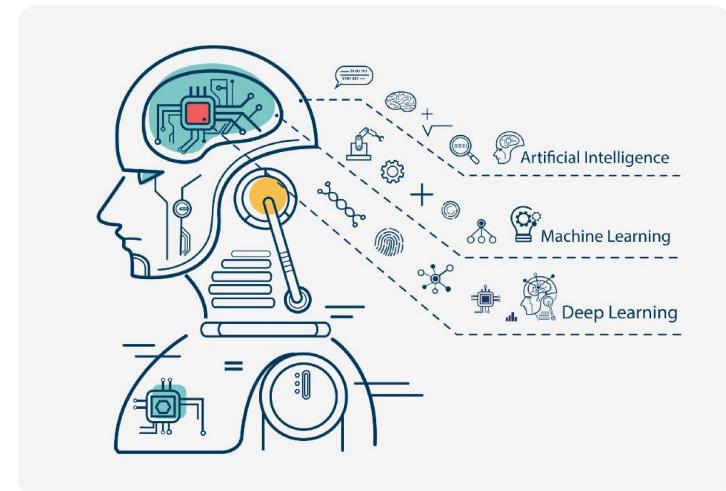


MAX TEGMARK, LIFE 3.0



Inteligencia Artificial y Machine Learning

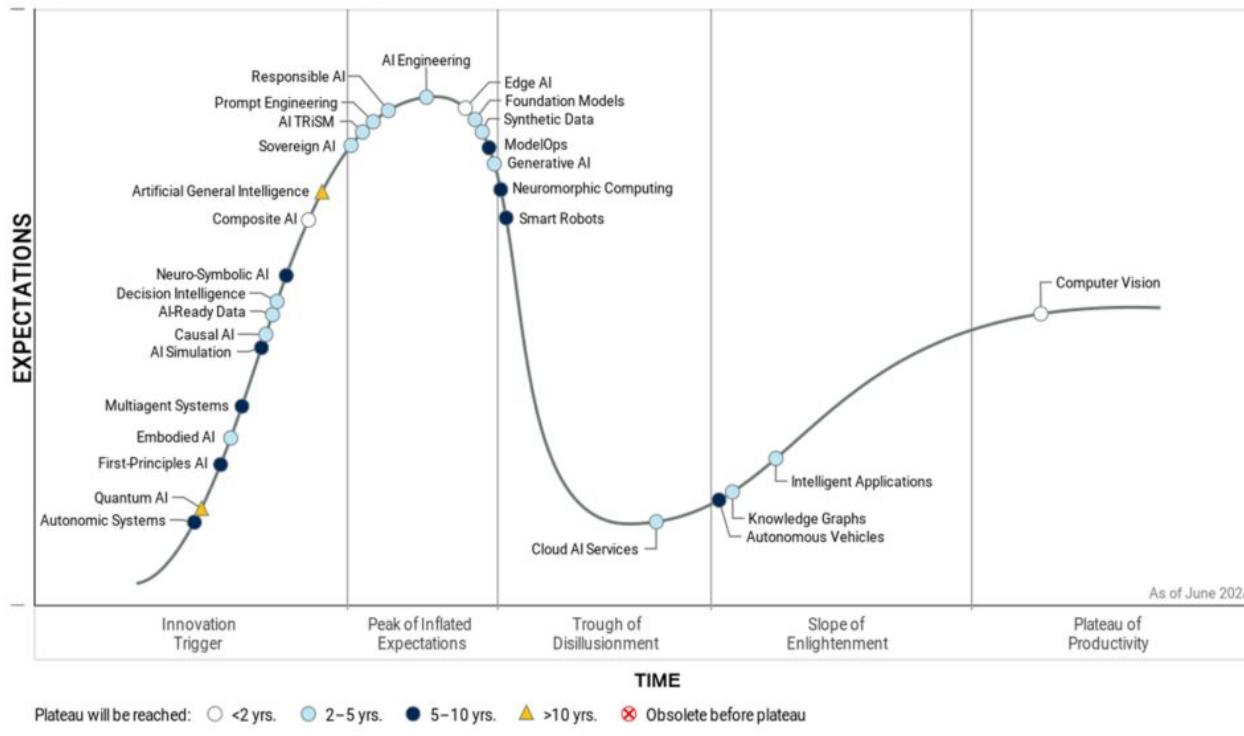
- ✓ La Inteligencia Artificial es una disciplina de la ciencia que tiene por objeto que los ordenadores lleven a cabo el mismo tipo de tareas que puede realizar la mente; algunas (como el razonamiento, o la asociación) se suelen describir como “inteligentes”, mientras que otras (como la visión o el movimiento) no.
- ✓ Nos referimos al Machine Learning, Aprendizaje Automático o Reconocimiento de Patrones como el subámbito de la Inteligencia Artificial dedicado a proporcionar a las máquinas la capacidad de aprender a realizar una tarea en base a la experiencia, sin que se proporcionen instrucciones explícitas para la realización de la misma (sin programación apriorística).





El Hype de la IA

Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2024





“

Deberíamos detener la formación de nuevos radiólogos ahora mismo. Si estás trabajando como radiólogo, eres como el Coyote de los dibujos animados, que ha llegado al borde del acantilado, pero aún no ha mirado hacia abajo

2016, Geoff Hinton, The Godfather of Deep Learning





66

Arjun Byju / October 25, 2024

OK DOOMER

The “Godfather of AI” Predicted I Wouldn’t Have a Job. He Was Wrong.

Nobel Prize winner Geoffrey Hinton said that machine learning would outperform radiologists within five years. That was eight years ago. Now, thanks in part to doomers, we’re facing a historic labor shortage.

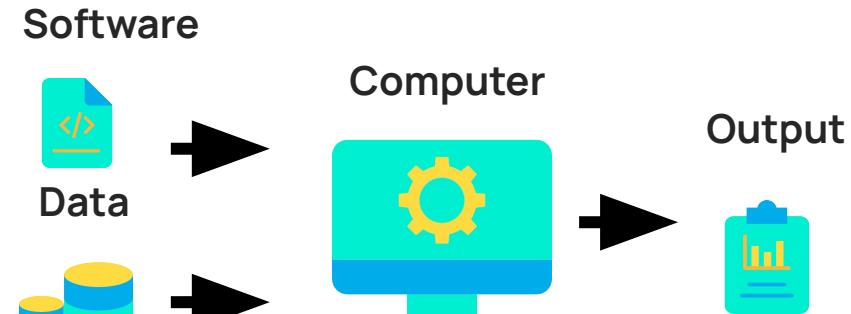


2016, Geoff Hinton, The Godfather of Deep Learning

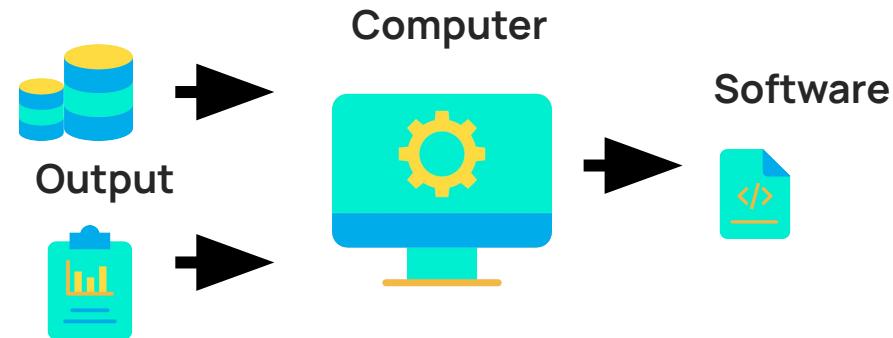


¿Qué es el Machine Learning?

PROGRAMACIÓN EXPLÍCITA

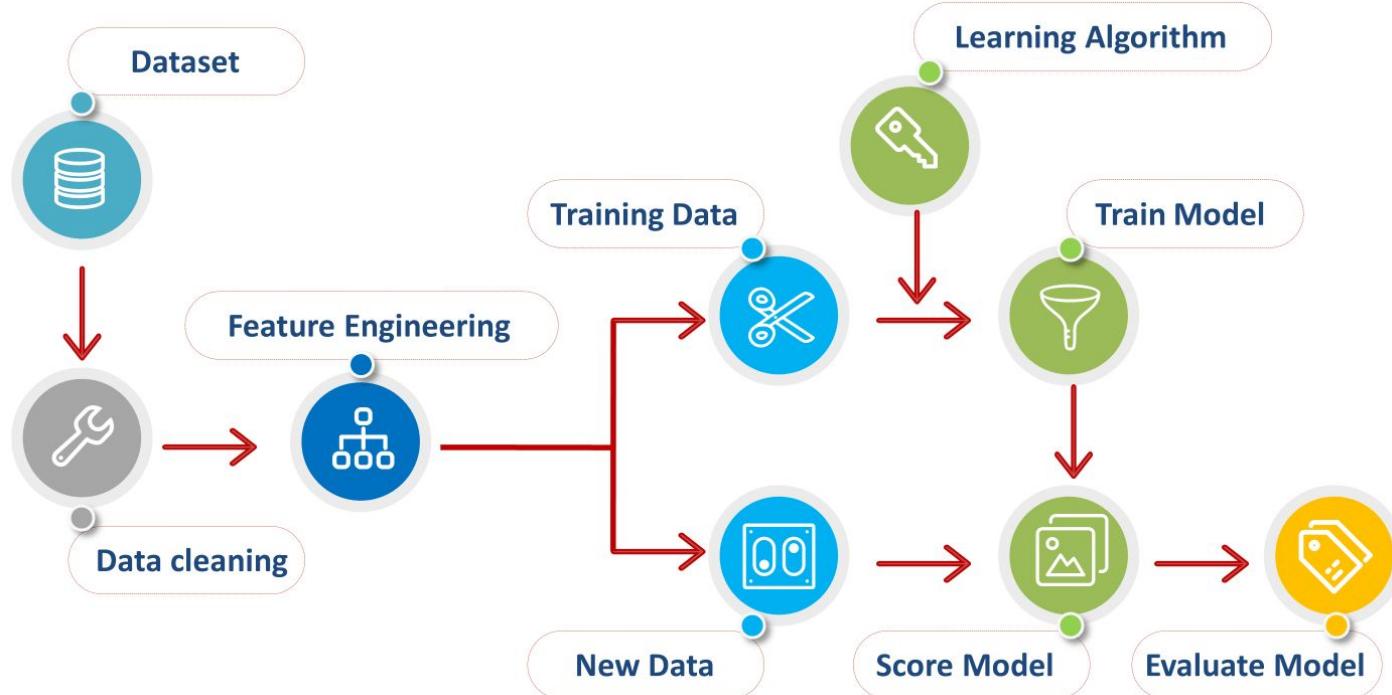


MACHINE LEARNING





¿Qué es el Machine Learning?





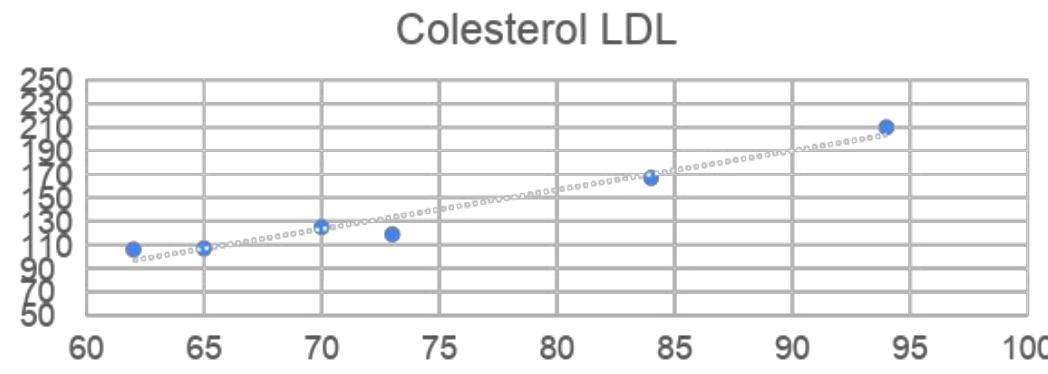
Un ejemplo sencillo de ML (I)

Imaginemos que tenemos que generar una aplicación capaz de estimar el nivel de colesterol LDL en sangre de un paciente a partir del peso de éste. Una opción posible es recoger conocimiento experto (médico) y programar las reglas que éste establezca en un ordenador, de manera que dado un input (peso) el programa ejecute un algoritmo (conjunto de reglas) y obtenga una estimación del colesterol LDL.

Este procedimiento, sin embargo, tiene varias carencias: (1) debemos asumir que existe un conocimiento experto completo y ser capaces de recogerlo y programarlo y (2) este conocimiento será estático o requerirá de actualización manual.

Una alternativa es utilizar un conjunto de datos etiquetados previos y utilizarlos para obtener un patrón, a partir del cuál podamos inferir, a partir del valor del peso, el nivel de colesterol LDL para ejemplos futuros no etiquetados (en los que no dispongamos del valor del colesterol).

Peso	Colesterol LDL
84	167
73	119
65	107
70	125
62	106
94	210

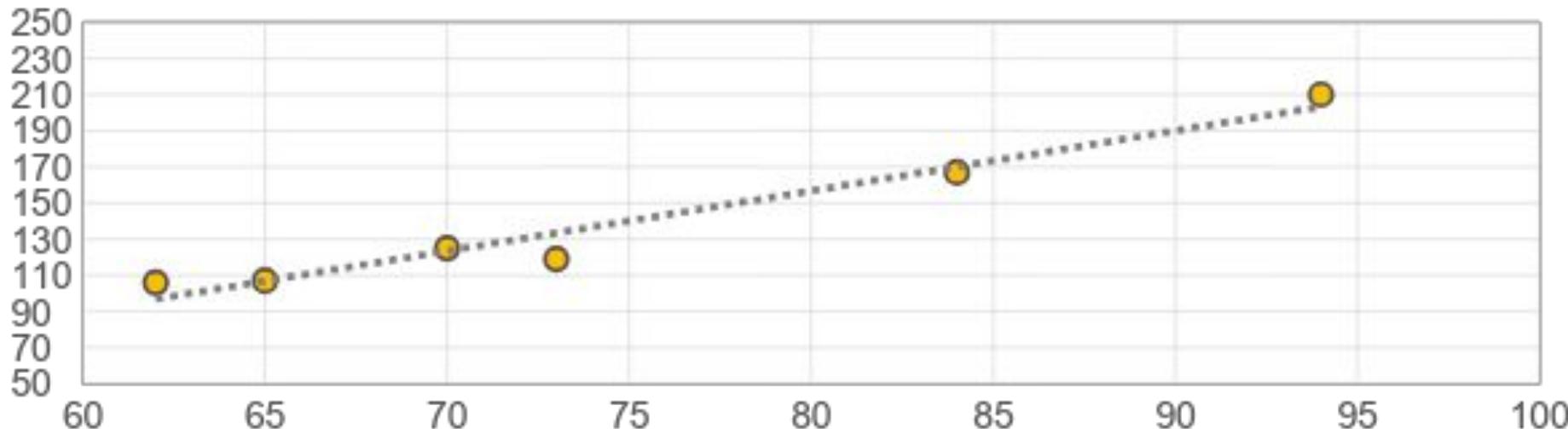




Un ejemplo sencillo de ML (II)

Al procedimiento utilizado para realizar la inferencia que nos permite estimar el valor del colesterol LDL de ejemplos futuros a partir de los datos previos le llamamos **modelo**, y suele definirse como una fórmula matemática que relaciona el valor de entrada, atributo o **predictor** (en este caso, el peso) con el valor a predecir, al que llamaremos **target**. En este caso, el modelo utilizado es una recta (modelo geométrico, concretamente lineal), que relaciona los valores de entrada con los de salida mediante una ecuación.

Colesterol LDL

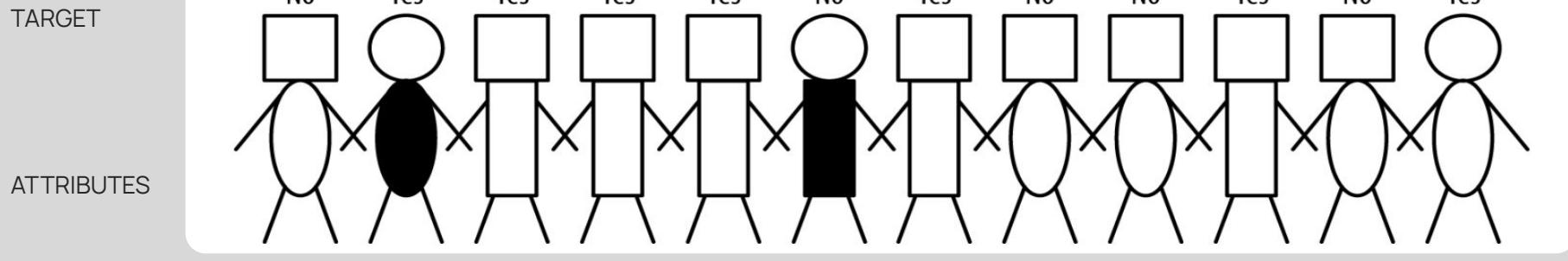




Otro ejemplo sencillo de ML (I)

Imaginemos que tenemos el encargo de identificar clientes con una alta probabilidad rescindir contratos con nuestra empresa (churn) basándose en la experiencia de los clientes que han rescindido sus contratos previamente. Para ello, disponemos de una lista de clientes con diferentes predictores (forma del cuerpo, forma de la cabeza y color del cuerpo y una etiqueta que permite identificar aquellos que rescindieron sus contratos).

La programación apriorística de las reglas que hacen que un cliente rescinda sus contratos con nosotros requeriría que fuésemos capaces de adquirir todo el conocimiento sobre las reglas que han llevado a que rescindan sus contratos. Como alternativa, podríamos plantear la realización de un modelo que identificase qué patrones son los que hacen más probable que un cliente abandone la empresa.

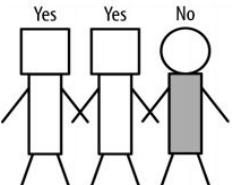
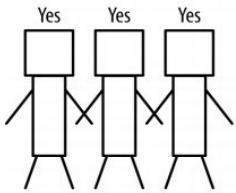




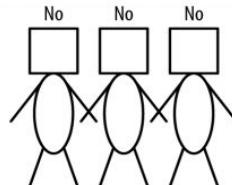
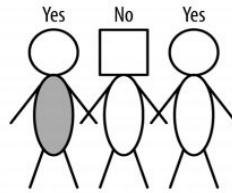
Otro ejemplo sencillo de ML (II)

En este caso los atributos no son numéricos sino categóricos, por lo que el modelo geométrico utilizado en el Ejemplo anterior no puede realizarse. Una alternativa es separar de manera recursiva los individuos mediante **reglas de decisión** que identifiquen colectivos con mayor propensión al abandono. A este tipo de modelo le llamaremos árbol de decisión, y permite trabajar con variables categóricas, además de numéricas.

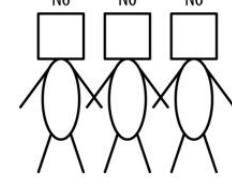
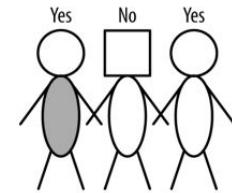
Rectangular Bodies



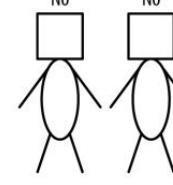
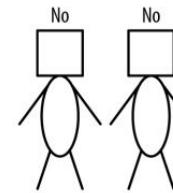
Oval Bodies



Oval Bodies



Oval Body and Square Head



Oval Body and Circular Head



Split 2: Separamos en función de la forma de la cabeza

- Probabilidad de abandono para los clientes con el cuerpo redondo y la cabeza cuadrada: 0/4 (0%)
- Probabilidad de abandono para los clientes con el cuerpo redondo y la cabeza redonda: 2/2 (100%)

Mediante esta partición, conseguimos identificar un subcolectivo de población con MUY alta probabilidad de abandono (los clientes con el cuerpo redondo Y la cabeza redonda)

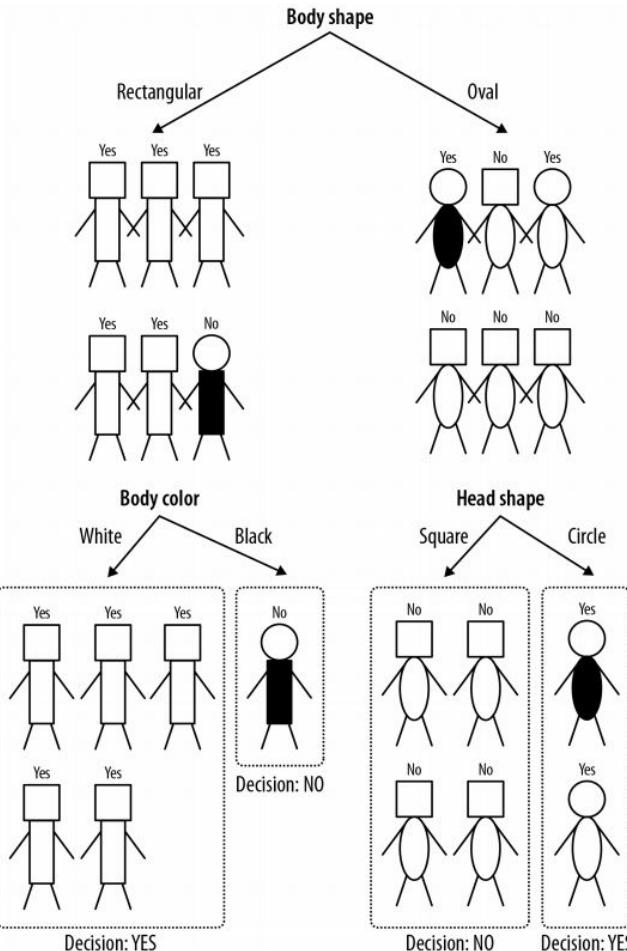


Otro ejemplo sencillo de ML (III)

Podemos representar el conjunto de reglas utilizadas para realizar las particiones en forma de árbol, permitiendo además la visualización de los grupos de clientes con mayor probabilidad de abandono. Las probabilidades obtenidas en cada grupo final (nodo terminal del árbol) nos permitirán inferir la probabilidad de abandono de nuevos ejemplos que no dispongan de etiqueta.

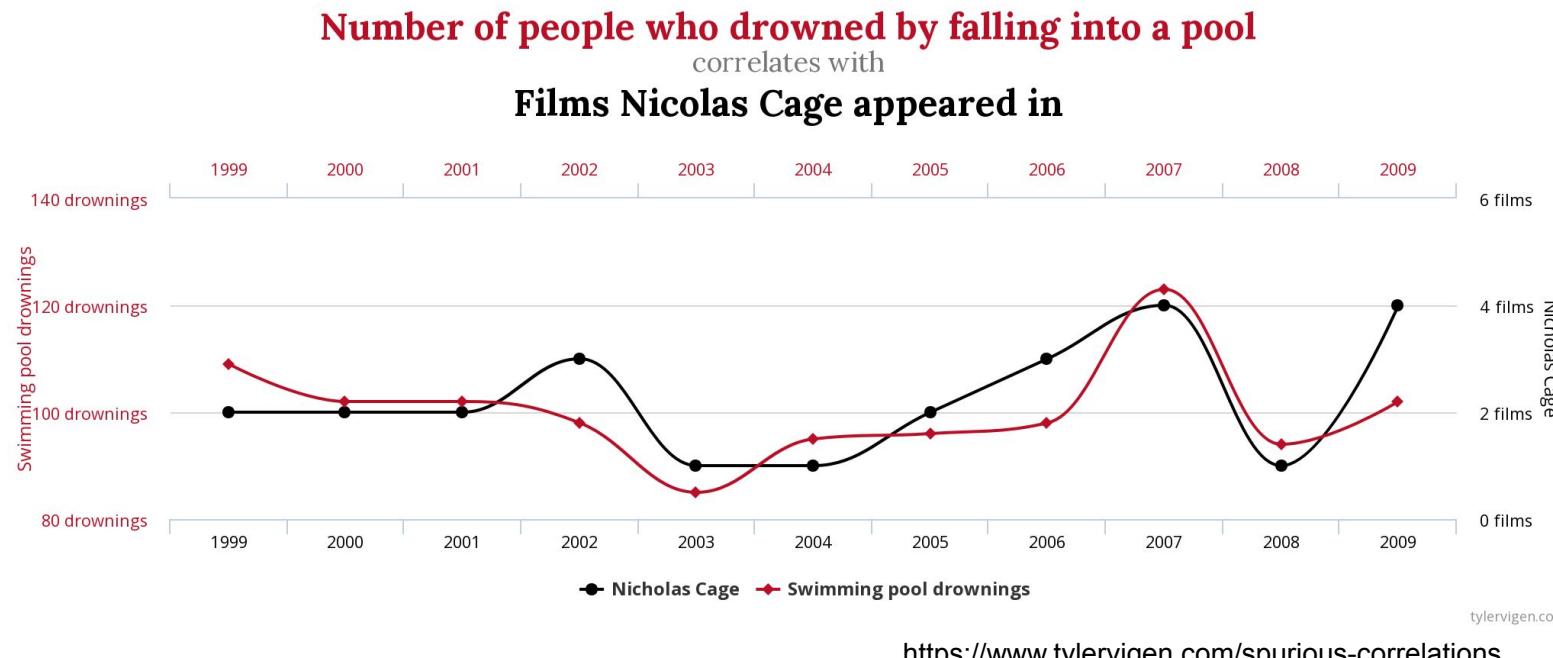
Conjunto de datos del modelo de churn

Cabeza	Cuerpo	Color	Churn
Cuadrada	Redondo	Blanco	No
Redonda	Redondo	Negro	Yes
Cuadrada	Cuadrado	Blanco	Yes
Cuadrada	Cuadrado	Blanco	Yes
Cuadrada	Cuadrado	Blanco	Yes
Redonda	Cuadrado	Negro	No
Cuadrada	Cuadrado	Blanco	Yes
Cuadrada	Redondo	Blanco	No
Cuadrada	Redondo	Blanco	No
Cuadrada	Cuadrado	Blanco	Yes
Cuadrada	Redondo	Blanco	No
Redonda	Redondo	Blanco	Yes



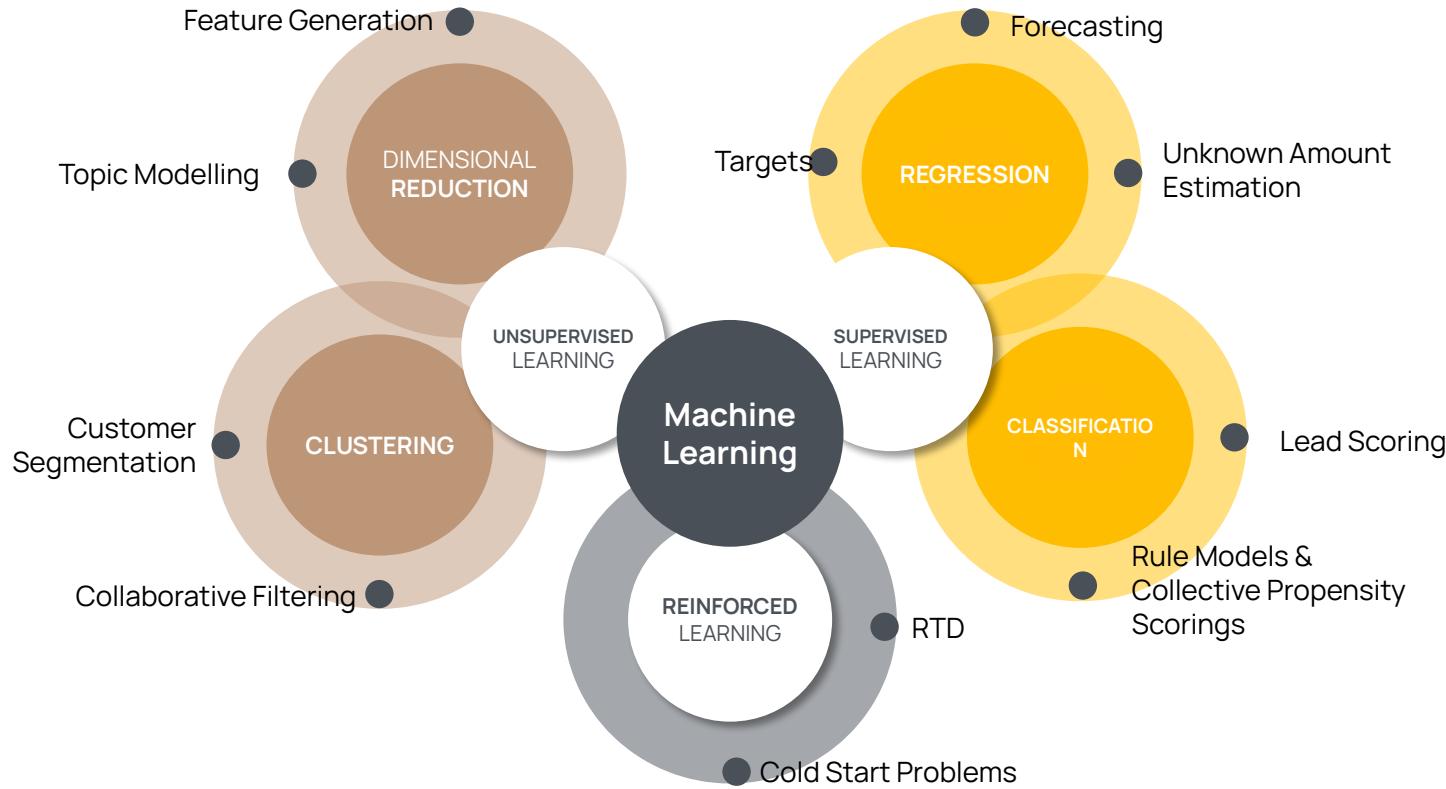


Causalidad versus correlación





Tareas de Machine Learning





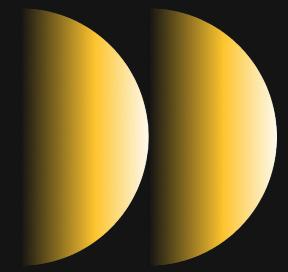
Tareas de Machine Learning

LOS PRINCIPALES TIPOS DE ALGORITMOS EN ML





La era de la recomendación





“

The age of the search is
dead, long live the age of
recommendation



CHRIS ANDERSON, THE LONG TAIL

ALCANCE

¿QUÉ ES UN
RECOMENDADOR?

Llamamos Recomendador o Sistema de Recomendación a aquella pieza de la arquitectura de una App o Web cuyo propósito es ordenar el contenido que se ofrece al usuario teniendo en cuenta sus intereses y preferencias.





Ejemplos de recomendadores

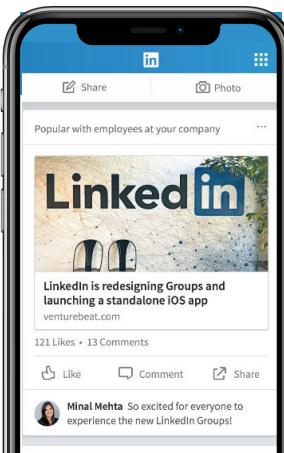


Netflix

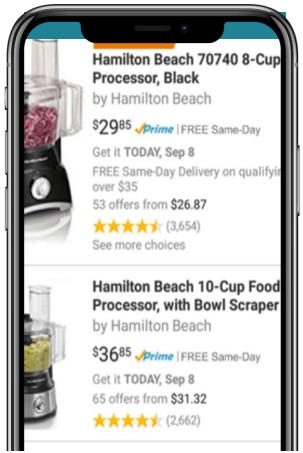
CONTENIDO



Instagram

CONTENIDO
PERSONAS

LinkedIn

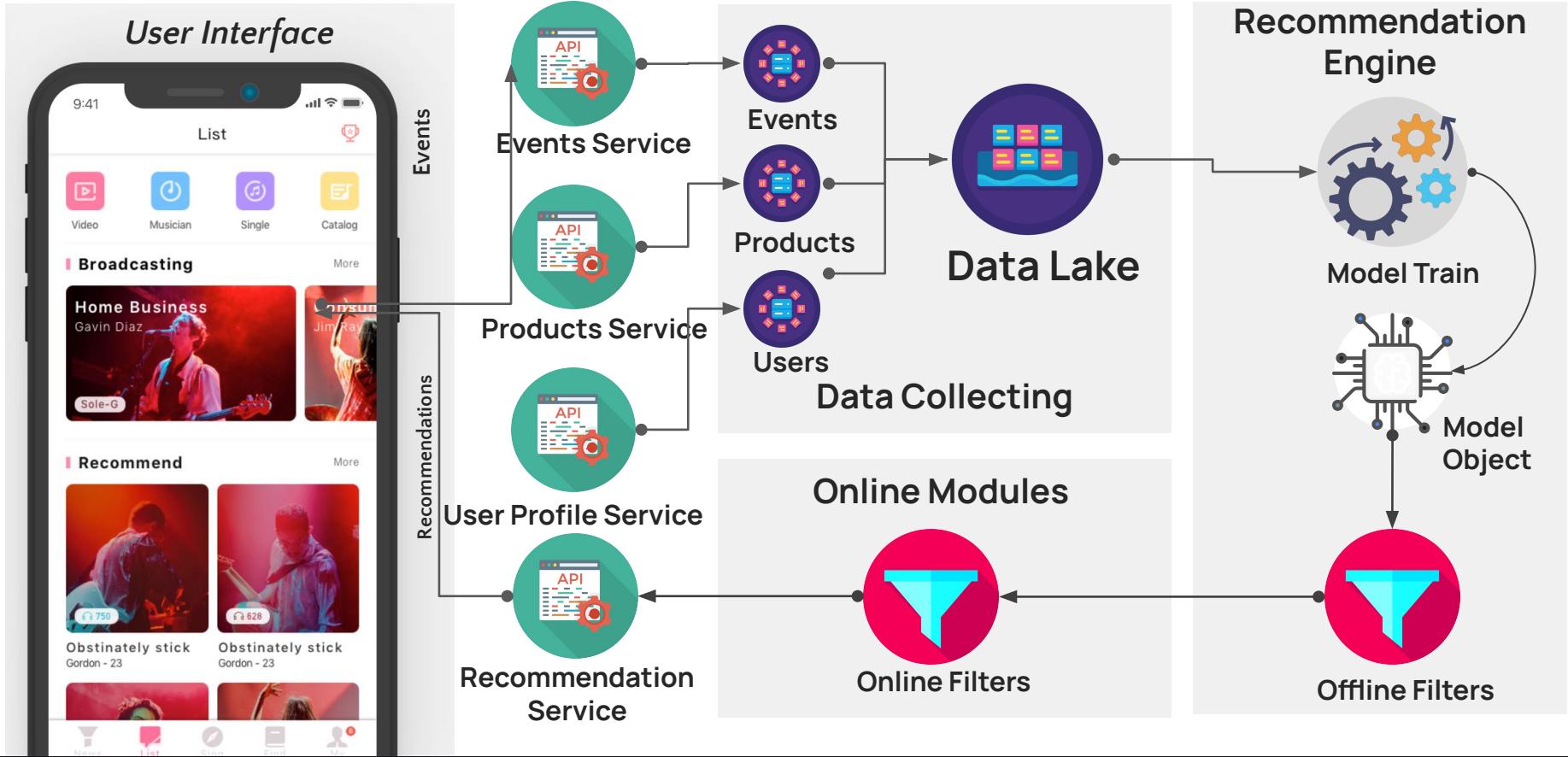
CONTENIDO
PERSONAS
EMPLEOS

Amazon

PRODUCTOS



Arquitectura de un recomendador





Formulación de recomendadores

**XX%**

Preferencias del cliente

En el vector de componentes de un Motor de Recomendación, las preferencias del cliente son el componente principal, ya que van ligadas a la tasa de conversión y a la experiencia del cliente

**YY%**

Rentabilidad para el negocio

Sin embargo, el criterio de rentabilidad para el negocio es un componente habitual de la formulación

**ZZ%**

Otros criterios de negocio

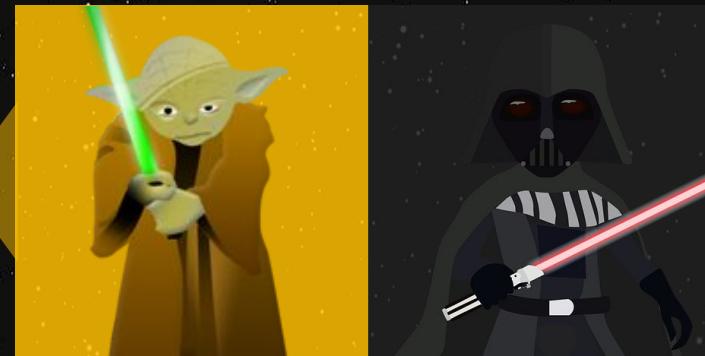
Ya estos dos, es necesario incorporar otros criterios de negocio, como la recomendación de productos de *long-tail*, las acciones comerciales dirigidas, etc.



Equilibrio de recomendadores

ORIENTACIÓN A CLIENTE

Motores centrados en la tasa de respuesta, cuya componente principal es la recomendación



ORIENTACIÓN A RESULTADOS

Motores centrados en el retorno económico, que maximizan el producto de tasa de respuesta por margen de la conversión



Equilibrio de recomendadores



50.818 views | Jul 19, 2019, 09:55am EDT

Netflix's Original Content Strategy Is Failing



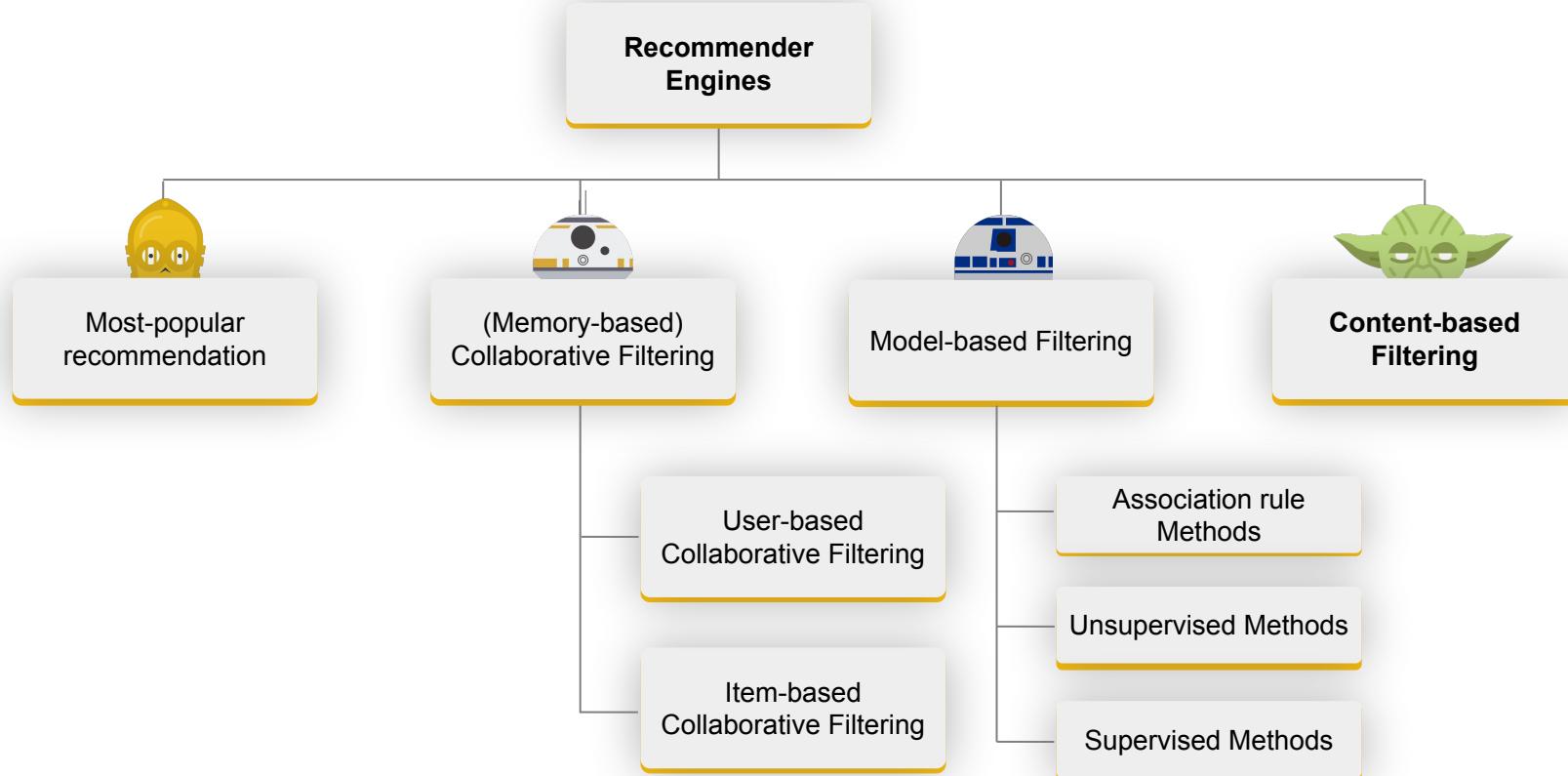
David Trainer Contributor

Great Speculations Contributor Group ⓘ

Markets



Taxonomía de recomendadores





Taxonomía de técnicas de recomendación



Most-popular recommendation

La recomendación de los productos más populares es la aproximación más sencilla a la recomendación, y se basa en **ofrecer a los usuarios aquellos productos más valorados en promedio**. Puede realizarse usando recomendaciones del universo completo o usar las valoraciones de un colectivo más cercano al usuario (usuarios del mismo país, por ejemplo).



(Memory-based) Collaborative Filtering

El *Collaborative Filtering* se basa en la asunción de que **personas que han compartido intereses en el pasado seguirán compartiendo intereses en el futuro**. Con esta base, se generan recomendaciones con información de similitud entre usuarios o entre ítems, para **ofrecer a cada usuario los productos mejor valorados por los usuarios más similares a él**.



Model-based Filtering

El *Model-based Filtering*, como contraposición al Memory-based Collaborative Filtering, se basa en **inferir un modelo a partir de los comportamientos mostrados en el pasado por los usuarios**, para después utilizarlo en la estimación de nuevos intereses. El modelo puede ser supervisado (probabilístico) o no supervisado (agrupamiento de usuarios).

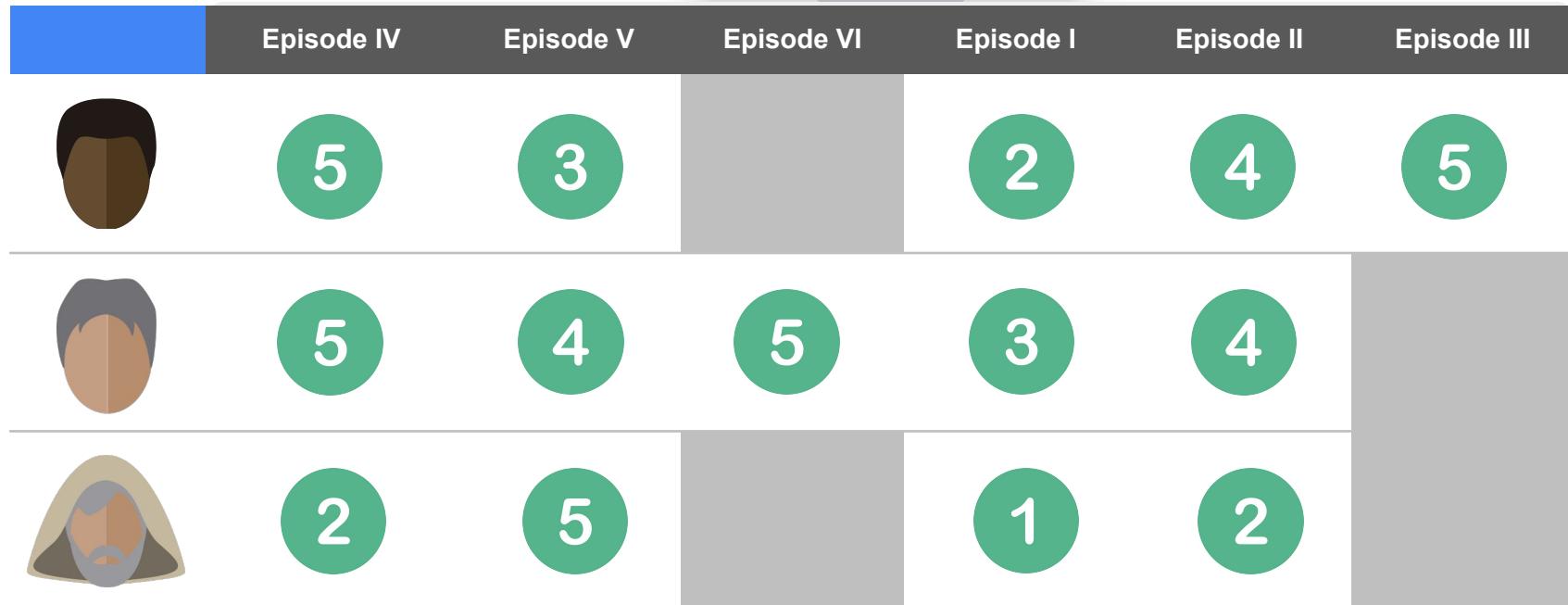


Content-based filtering

El *Content-based Filtering* se basa en estimar una métrica de similitud entre ítems a través de sus características (descripción, etc.), y utilizar las experiencias pasadas para **ofrecer al usuario recomendaciones de ítems que se parezcan a aquellos que más interesaron al usuario en el pasado**.



User-based collaborative filtering





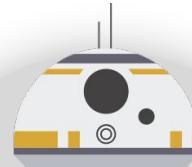
User-based collaborative filtering



	Episode IV	Episode V	Episode VI	Episode I	Episode II	Episode III
	5	3		2	4	5
	5	4	5	3	4	



User-based collaborative filtering



	Episode IV	Episode V	Episode I	Episode II
--	------------	-----------	-----------	------------


$$= (5 , 3 , 2 , 4)$$


$$= (5 , 4 , 3 , 4)$$

$$d_{\text{user}} = 0,988$$



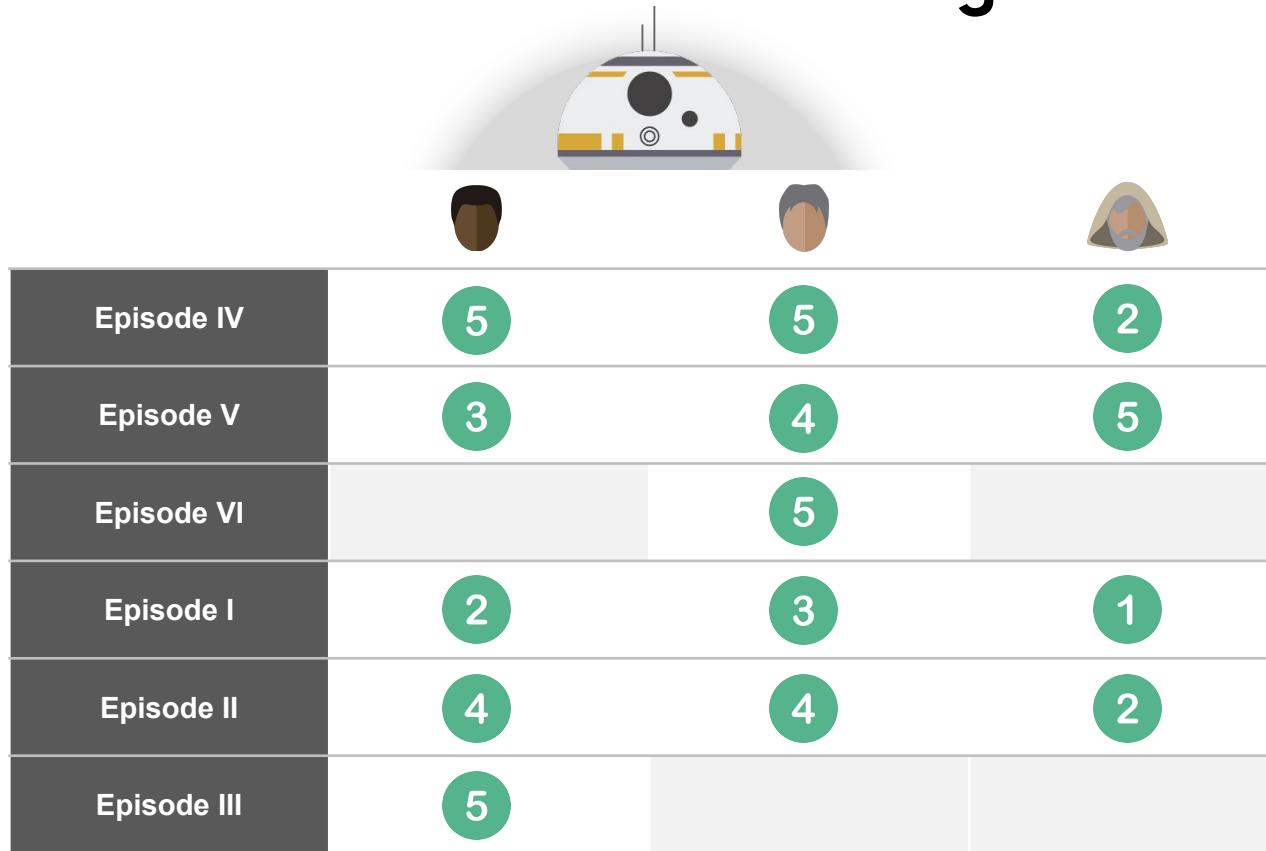
User-based collaborative filtering



	1,0	0,988	0,816	0,345	0,921
	0,988	1,0	0,868	0,424	0,523
	0,816	0,868	1,0	0,181	0,321
	0,345	0,424	0,181	1,0	0,240
	0,921	0,523	0,321	0,240	1,0



Item-based collaborative filtering





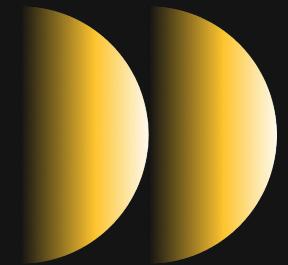
Item-based collaborative filtering



	Episode IV	Episode V	Episode VI	Episode I	Episode II	Episode III
Episode IV	1,0	0,866	-	0,981	0,998	-
Episode V	0,866	1,0	-		0,891	-
Episode VI	-	-	1,0	-	-	-
Episode I	0,981		-	1,0	0,861	-
Episode II	0,998	0,891	-	0,861	1,0	-
Episode III	-	-	-	-	-	1,0

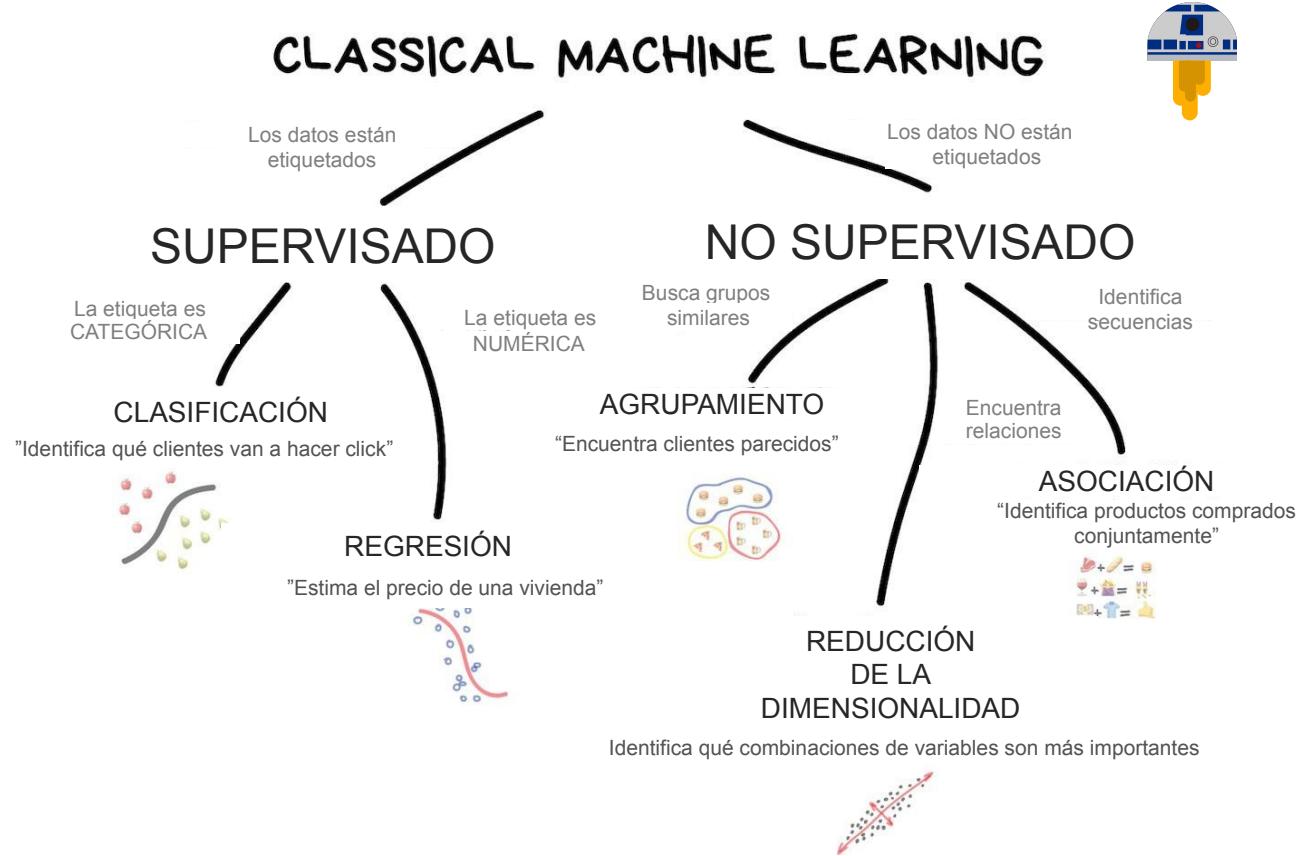


Construyendo un recomendador



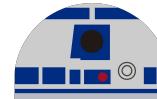


Model-based filtering





Model-based filtering



MÉTODOS DE
REGLAS

MÉTODOS DE
VECINDAD

MÉTODOS
GEOMÉTRICOS

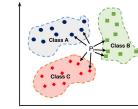
MÉTODOS DE
PROBABILIDAD

CLASIFICACIÓN

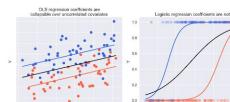


CLASSIFICATION AND REGRESSION TREES

REGRESIÓN

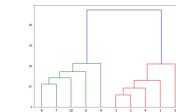


K-NEAREST NEIGHBORS

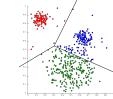


LOGISTIC REGRESSION / SVM

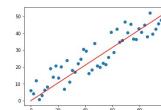
AGRUPAMIENTO



HIERARCHICAL CLUSTERING



K-MEANS / K-MODES / DBSCAN

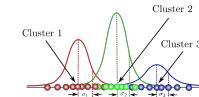


LINEAR REGRESSION

$$P(c|x) = \frac{P(x|c)P(c)}{P(x)}$$

Likelihood Class Prior Probability
Posterior Probability Predictor Prior Probability

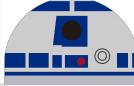
NAÏVE BAYES



GAUSSIAN MIXTURES

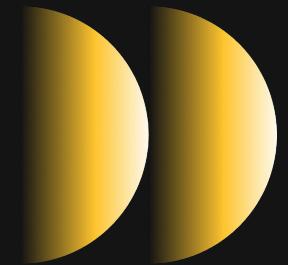


Pro–Cons de recomendadores

MÉTODO	PROS	CONS
 POPULAR	<ul style="list-style-type: none">✓ Es la aproximación más sencilla✓ Intuitiva y explicable	<ul style="list-style-type: none">▪ Requiere un gran volumen de feedback para ser fiable▪ No incorpora información contextual o de perfil
 COLLABORATIVE FILTERING	<ul style="list-style-type: none">✓ Ingeniería sencilla en proceso✓ No requiere perfil de usuario✓ Produce un resultado <i>good-enough</i> en muchos casos	<ul style="list-style-type: none">▪ Requiere feedback y repetitividad▪ Intensiva en uso de recursos▪ No funciona en <i>cold-start</i>
 MODEL	<ul style="list-style-type: none">✓ Es la aproximación más potente en la mayoría de situaciones✓ Escalable✓ Veloz en recomendación	<ul style="list-style-type: none">▪ Ingeniería compleja▪ Requiere tener mucha información sobre el usuario▪ No suele ser explicable
 CONTENT	<ul style="list-style-type: none">✓ No necesitas datos sobre el perfil de los usuarios✓ Permite ofrecer explicaciones	<ul style="list-style-type: none">▪ Ingeniería compleja▪ No funciona en <i>cold-start</i> (¿cómo recomiendas a nuevos usuarios?)



Bonus track: La era de los LLMs







La era de los LLMs

When I
realize ChatGPT
can do my job

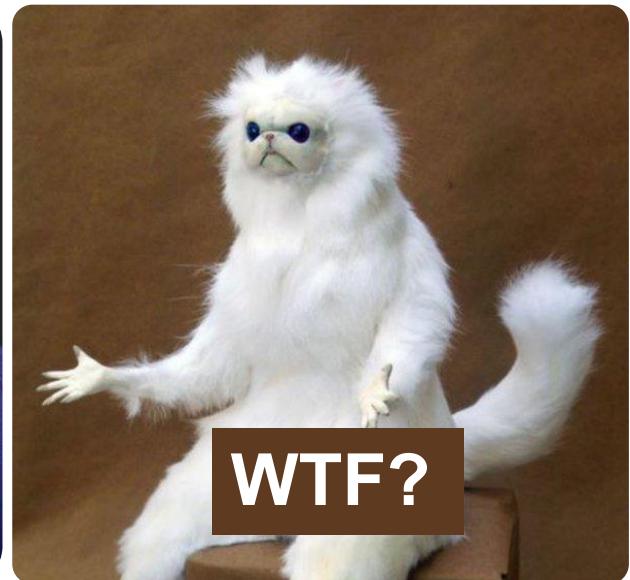
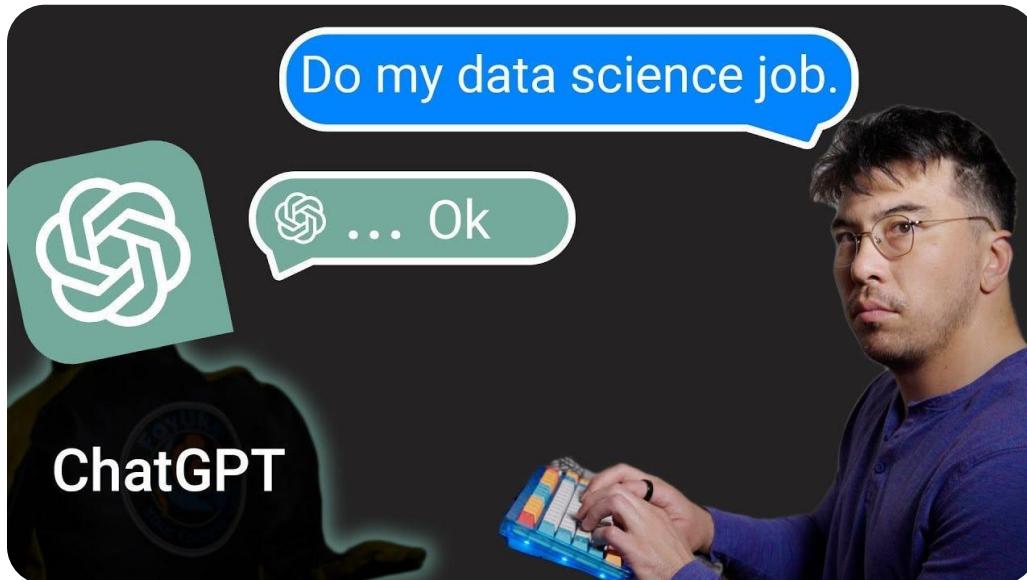


When I
realize ChatGPT
can do my job



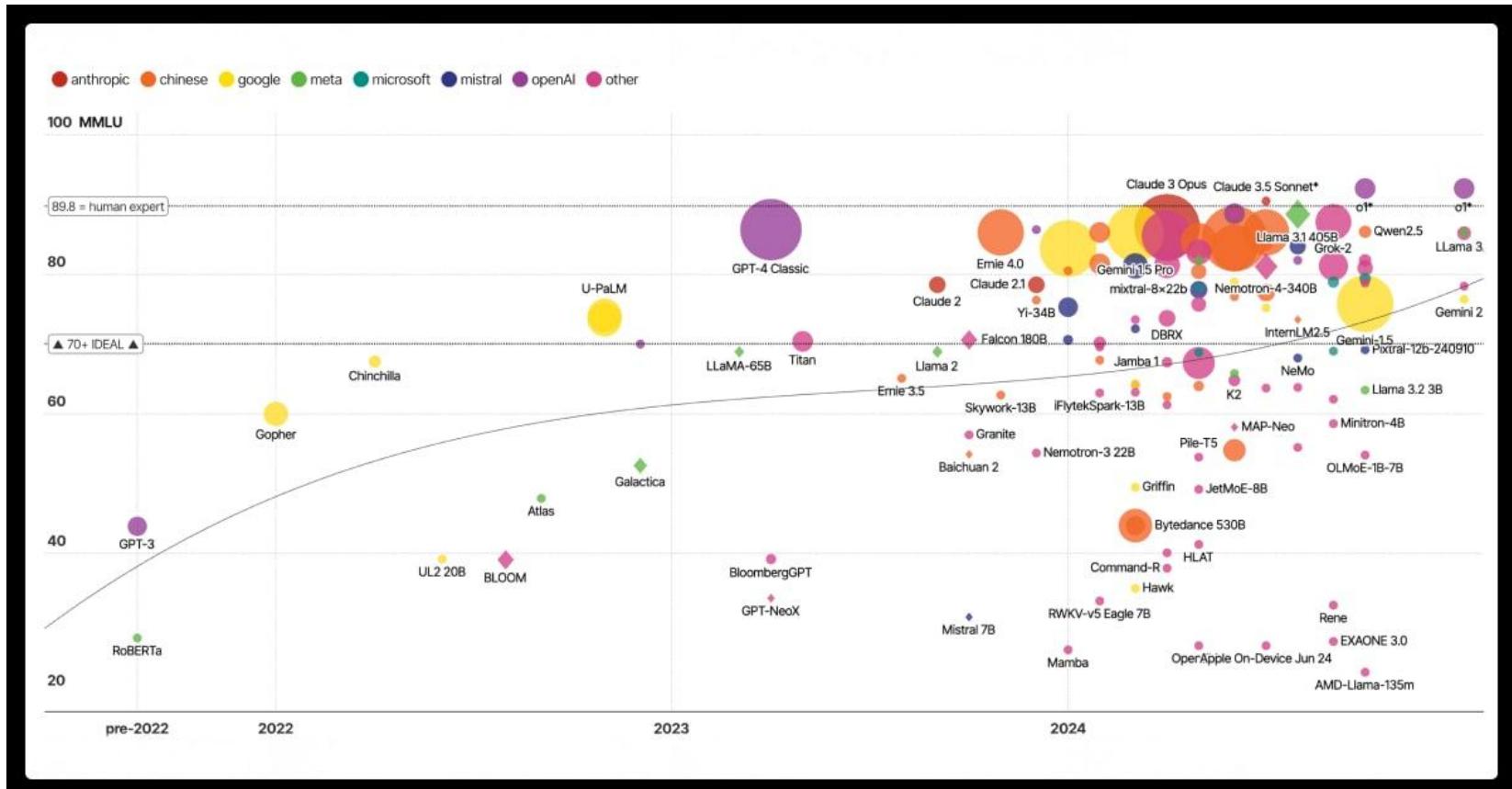


La era de los LLMs





La era de los LLMs





La era de los LLMs

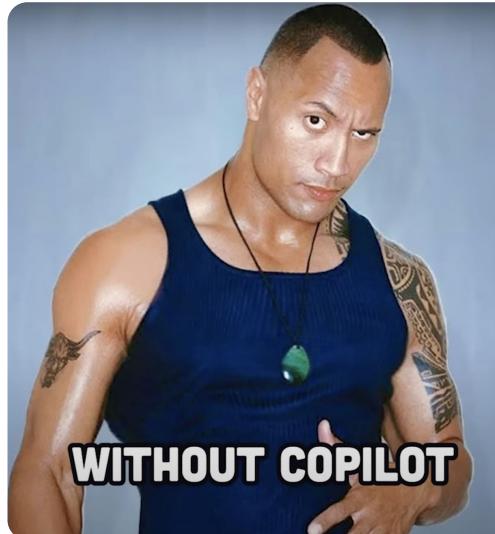
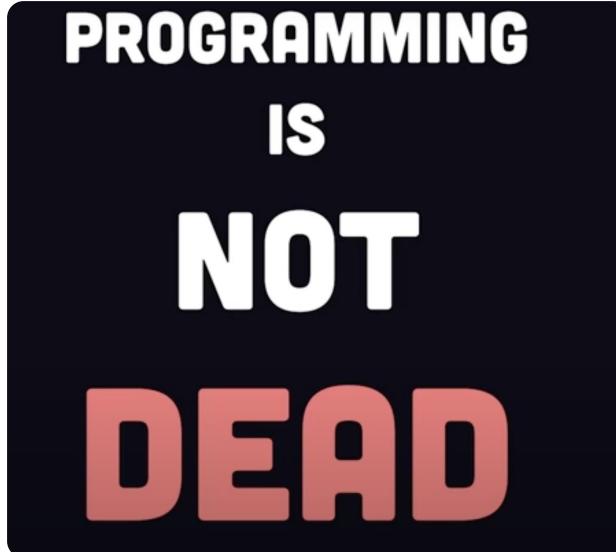
Si eres una persona a la que le gusta programar, o que programa para hacer su trabajo, o estas estudiando a programar...

**TE PUEDES SENTIR UN
POCO PESIMISTA**





La era de los LLMs





La era de los LLMs

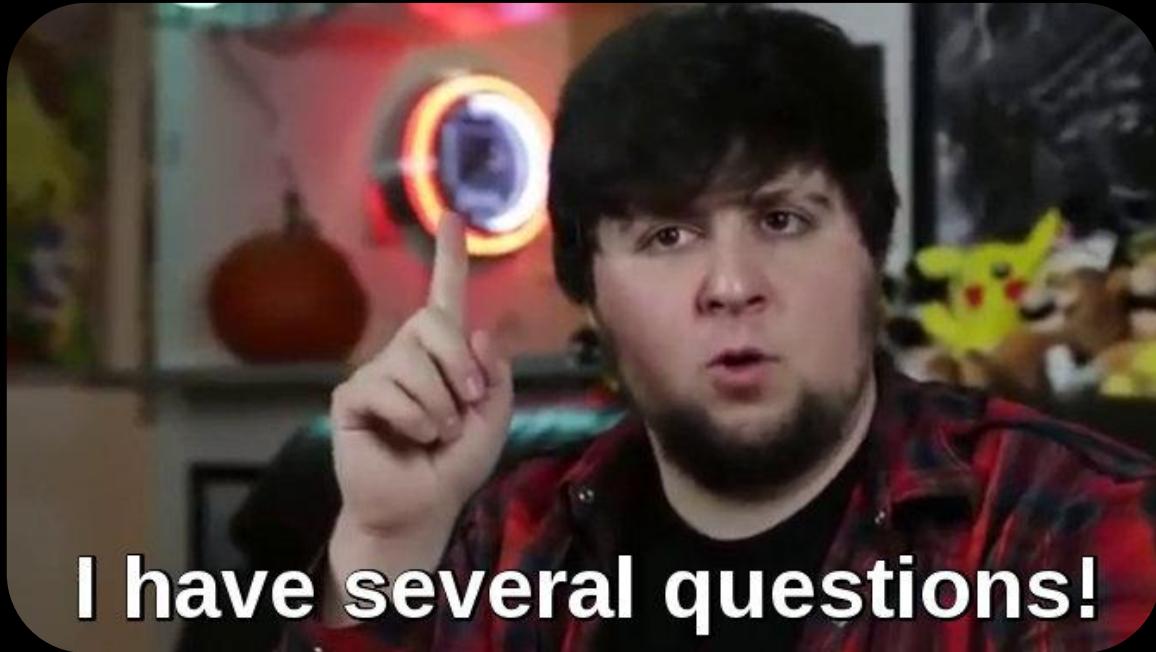
Estas herramientas os van a hacer más poderos@s

- Una IA aún no puede entregar un gran producto al usuario final
- Y necesitan programador@s que comprendan como construir estos sistemas
- Pero ahora ell@s serán capaces de construir cosas 10 veces más rápido gracias a las herramientas de IA





¡Muchas *Gracias*!



I have several questions!



Nuclio Digital School



Transforma tu futuro con la formación
líder del sector digital



Nuestros masters

- | | | | |
|------------------------------------|---|--------------------------------------|---|
| Data Science & AI | ↗ | UX UI Design | ↗ |
| Data Analytics | ↗ | Full Stack Development | ↗ |
| Dual Master en Data & AI | ↗ | Recursos Humanos | ↗ |
| IA: Business & Innovation | ↗ | Dual Master en RRHH & Analytics | ↗ |
| Digital Product Management | ↗ | Ciberseguridad | ↗ |
| Dual Master en Product & Analytics | ↗ | Digital Marketing | ↗ |
| | | Dual Master en Marketing & Analytics | ↗ |



Máster en Data Science & AI

Domina la IA y el Machine Learning desde cero



Máster en Data Analytics

Convierte datos en decisiones inteligentes



Máster en IA: Business & Innovation

Lidera la IA desde el negocio



Dual Máster en Data & IA

Lo mejor de dos mundos, en un solo programa

Metodología

Clases en directo (Live Streaming)

100% práctico

Duración: entre 9 y 22 semanas - part time

Mentores top del ecosistema tech

y mucho más...

Career & Talent





Eventos & Networking



La *suerte* es cuando
la formación y la oportunidad
se encuentran 

Becas Go Nuclio