



University
of Glasgow



Cómo entrenar (y evaluar) a tu robo-advisor

Sistemas de recomendación de activos financieros

Javier Sanz-Cruzado



WORLD
CHANGING
GLASGOW

Doctorado en Economía y Gestión de la Información
Universidad del Bío Bío, 29 de Julio de 2026

A WORLD
TOP 100
UNIVERSITY



Sobre mí

Investigador post-doctoral (desde 2021)

- Universidad de Glasgow
- Temas:
 - Recomendación de activos financieros
 - Procesamiento del lenguaje natural en biomedicina
 - Generación automática de informes para inversores

Investigador pre-doctoral (2016-2021)

- Universidad Autónoma de Madrid
- Recomendación de contactos en redes sociales



Artículos de investigación,
charlas, software, otras cosas...

Agradecimientos

Esta presentación no sería posible sin mis múltiples colaboradores

Information Retrieval Group, University of Glasgow, Reino Unido

National Bank of Greece



Prof. Iadh
Ounis



Dr. Craig
Macdonald



Dr. Richard
McCreadie



Lubingzhi
Guo



Edward
Richards



Nikos Droukas

Financial Engineering Lab, UNIST, Corea del Sur

Izumi Lab, University of Tokyo, Japón



Prof. Yongjae Lee



Youngbin Lee*



Yejin Kim*



Dr. Takehiro
Takayanagi*



Prof. Kiyoshi
Izumi



Dr. Masahiro
Suzuki*



1. Sistemas de recomendación

- a. Introducción
- b. Algoritmos
- c. Evaluación

2. Recomendación de activos financieros

- a. Introducción
- b. Algoritmos
- c. Evaluación

SISTEMAS DE

RECOMENDACIÓN

Sistemas de recomendación

Made For



DISCOVER WEEKLY

Your shortcut to hidden gems, deep cuts and...



Daily Mix 01

John Oeth, Arnie Roth, Andrew Skeet and more



Daily Mix 02

Maroon 5, JP Saxe, Sabrina Carpenter and...

Non-stop music based on your favourite songs and artists.

Recommended Stations



Gotye

With Coldplay, Adele, Avicii and more



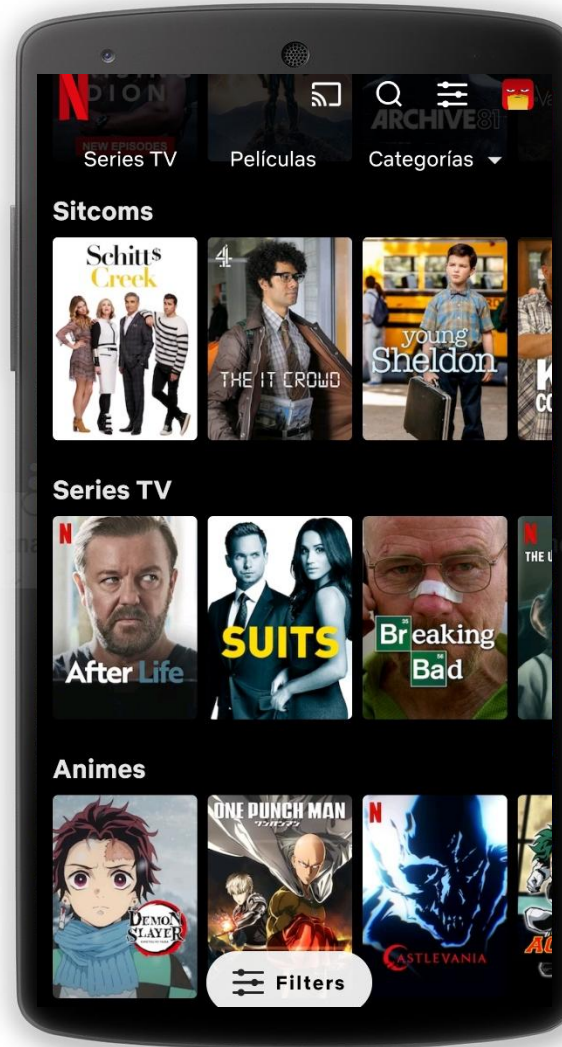
fun.

With Neon Trees, Of Monsters and Men, P!n...



Chappell Roan

With Sabrina Carpenter, Lorde, Olivia Rodrigo...



Series TV Películas Categorías

Sitcoms

Schitt's Creek THE IT CROWD young Sheldon

Series TV

After Life SUITS Breaking Bad

Animes

DEMON SLAYER ONE PUNCH MAN CASTLEVANIA

Filters

YOUR INTEREST IN FANTASY

updated: 0 minutes ago



Want to Read

Not interested



Want to Read

Not interested



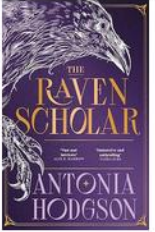
Want to Read

Not interested



Want to Read

Not interested



Want to Read

Not interested

Who to follow

Alejandro Bellogin and 2 others follow



Diego Ceccarelli
@diegoceccarelli Follows you

Talk is cheap. Show me the code. Software Engineer working on Search Relevance at Bloomberg. Opinions are my own.

Follow back

ECIR 2020 and 2 others follow



Dawn Anderson
@dawnieando Follows you

International SEO Consultant - Managing Director at Bertey

Follow back



Selección Española Masculina de Fútbol ✓
@SEFutbol

#VamosEspaña | X oficial de la Selección Española Masculina de Fútbol
RFEF en X | @ref English version | @SpainIsFootball

Follow



Sistemas de recomendación (II)

Sistemas de recomendación

Herramientas de *software* que, de forma automática, ayudan a un **usuario** a identificar **ítems** dentro de un **catálogo** que sean de su interés



¿Por qué son necesarios?

Quiero ver una
película, pero no
sé cual



Usuario

¡Ahora lo sé
menos!



IMDb

Internet Movie Database

750,723 películas

155,274 películas para TV

301,531 series

71,218 mini-series

(Estadísticas del 23 de Julio de 2026)

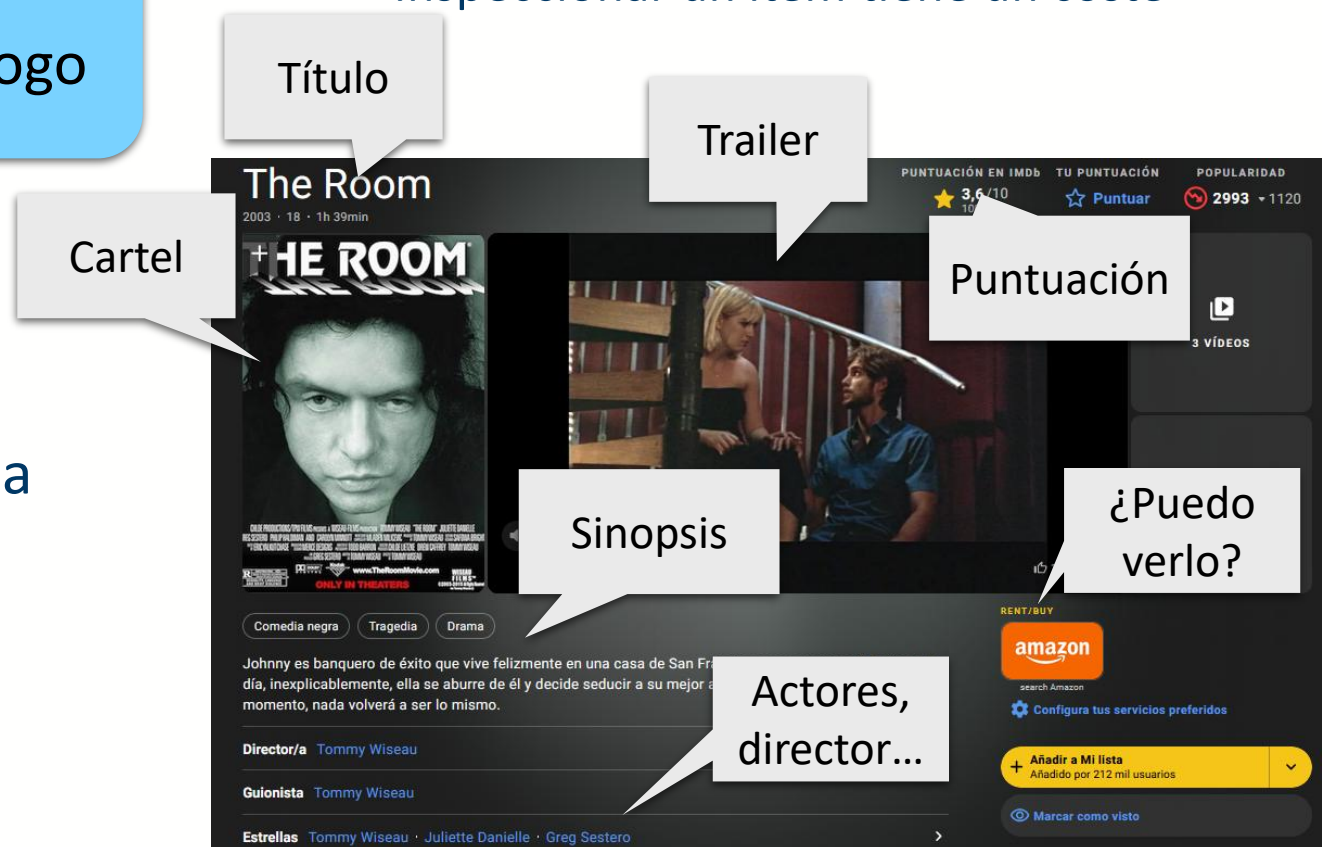
Sobrecarga de información

Sobrecarga de información

En general, un usuario no puede inspeccionar todos los ítems de un catálogo

- En el anterior ejemplo había 750,723 películas.
- Supongamos que un usuario tarda de media 2 s. en inspeccionar una película (leer el título).
- ¡Tardaría más de 17 días en lograrlo!

Inspeccionar un ítem tiene un coste





Sobrecarga de información (II)

- Escoger de una colección grande requiere una alta carga cognitiva
- **Paradoja de la elección:** cuantas más opciones tenemos, más insatisfechos estamos con la decisión
- Necesitamos una herramienta para filtrar estos catálogos

Los sistemas de recomendación ayudan a resolver este problema



Desde el punto de vista de la plataforma

- El **80%** del contenido de Netflix viene de sus recomendaciones (2024).
- El **70%** del tráfico de YouTube viene de sus algoritmos de recomendación.
- Alrededor de **30-35%** de los productos vendidos en Amazon viene de sus recomendaciones.
- Más del **30%** del contenido que veis en Facebook o Instagram proviene de sus recomendaciones (2023)

Una fracción importante de las ganancias de estas empresas viene de sus algoritmos de recomendación



¿Cómo funcionan los sistemas de recomendación?



Usuario



Sistema de
recomendación



Catálogo



RRR



La Odisea



Vengadores: Endgame



Fateful Findings

Recomendación

¿Magia?



¿Cómo funcionan los sistemas de recomendación?

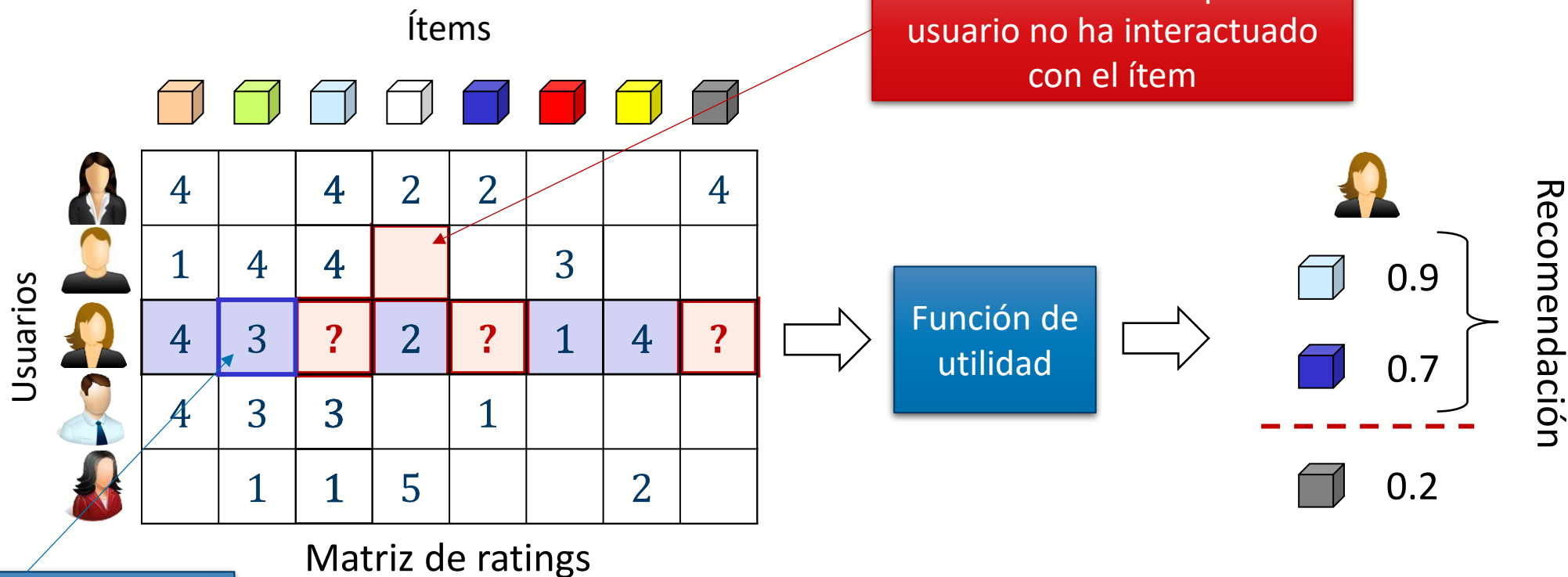
Lo que sucede
en realidad



Lo que ve el
usuario

Los sistemas de recomendación trabajan “ocultos” para proporcionar ese ranking

Dentro del sistema de recomendación



Puntuación explícita, número de clicks, número de vistas...

1

Identificar ítems nuevos para el usuario

2

Puntuar y ordenar los ítems

3

Mostrar solo los más importantes



La función de utilidad (o función de ranking)

- Núcleo del algoritmo de recomendación
- Estima una función de utilidad que ordena los ítems de mayor a menor utilidad (estimada) para el usuario
- Criterios para escoger una función de ranking:

Dominio de
aplicación

¿Qué recomiendo?

- Películas
- Música
- Personas

Propósito

¿Para qué?

- Informar
- Entretener
- Educar

Información
disponible

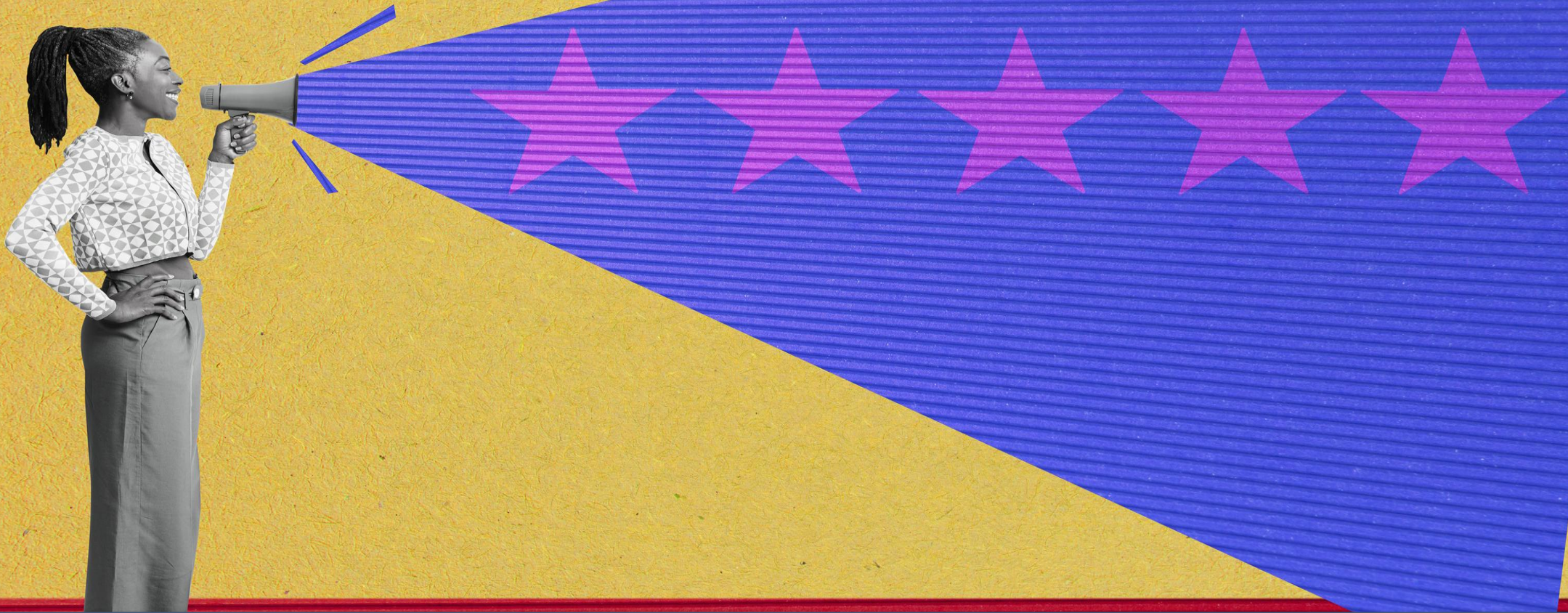
¿Qué sé del usuario?
¿Y de los ítems?

Contexto

¿Cuándo estoy
proporcionando
esta información?
¿Dónde está el
usuario?

Personalización

¿Quién es el
usuario?



Algoritmos de recomendación



Clasificación de los sistemas de recomendación

En función de personalización

No personalizados

- Independientes del usuario
- Ordenan los ítems de acuerdo a un criterio específico
- **Ejemplo:** popularidad

Personalizados

- Adaptan recomendaciones a las preferencias del usuario.
- Requieren información del usuario (ratings, información demográfica)
- Son los más comunes (y en general, los más interesantes)



Clasificación de los sistemas de recomendación

En función de personalización

No personalizados

Personalizados

En función del dominio

Independientes

- Pueden aplicarse a cualquier dominio

Dependientes del
dominio

- Necesitan información específica
- Ejemplos:
 - Películas
 - Música
 - Contactos en redes sociales
 - Activos financieros

Más tarde hoy





Clasificación de los sistemas de recomendación

En función de personalización

No personalizados

Personalizados

En función del dominio

Independientes

Dependientes del
dominio

En función de la información

Filtrado colaborativo

Basados en contenido

Demográficos

Basados en
conocimiento

Sociales

Híbridos



Filtrado colaborativo

Ítems

Usuarios

								
	4		4	2			4	4
	1	4	4			3		
	4	3	?	2	?	1	4	?
	4	3	3		1			
		1	1	5			2	

Matriz de ratings

Sólo disponemos de las interacciones entre usuarios e ítems.



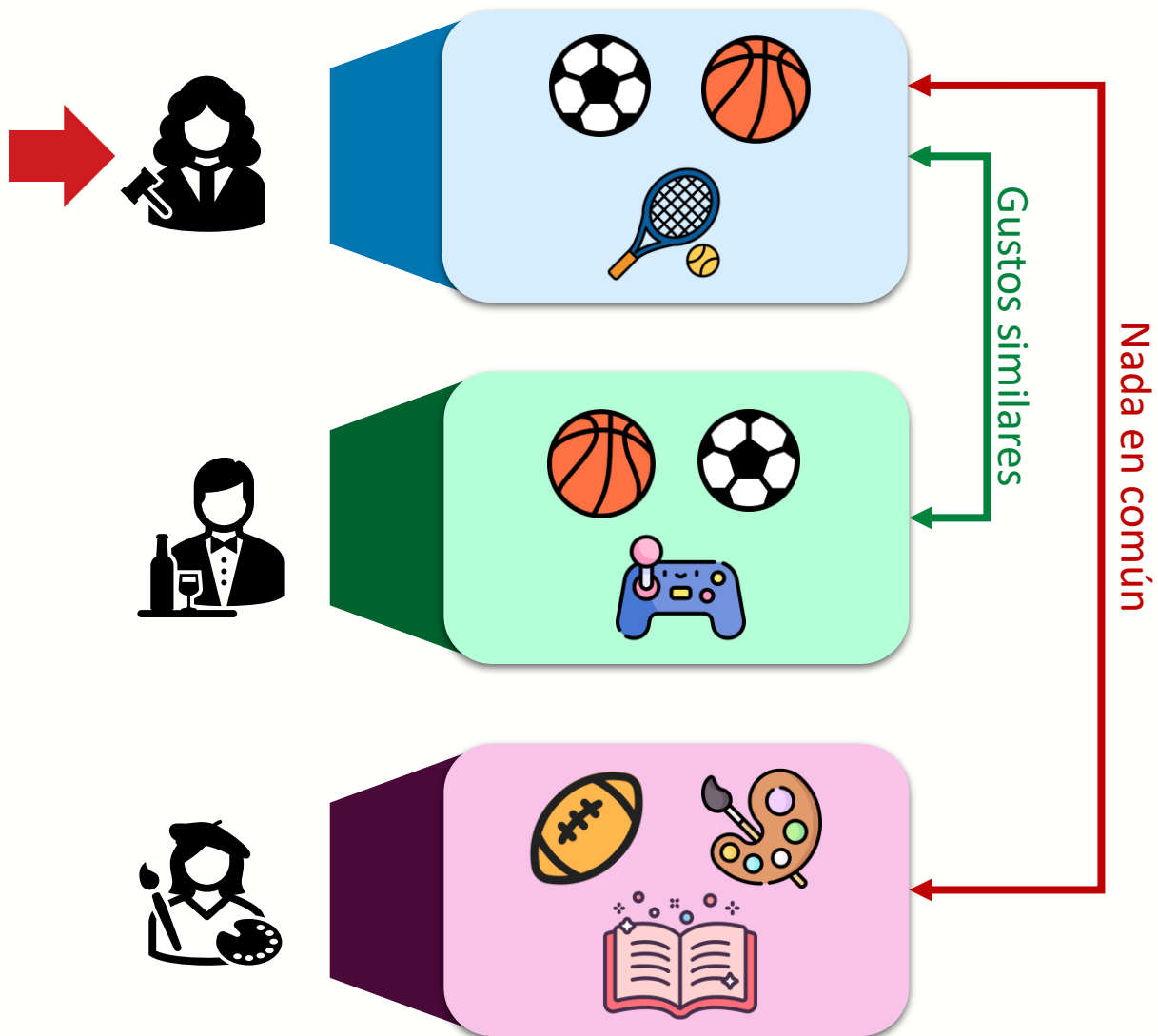
¿Qué podemos hacer?



¡Mirar las interacciones de otros usuarios!



Filtrado colaborativo



Principio (1)

Usuarios que interactúan con ítems similares tienen gustos similares

Principio (2)

Ítems similares son preferidos por usuarios similares

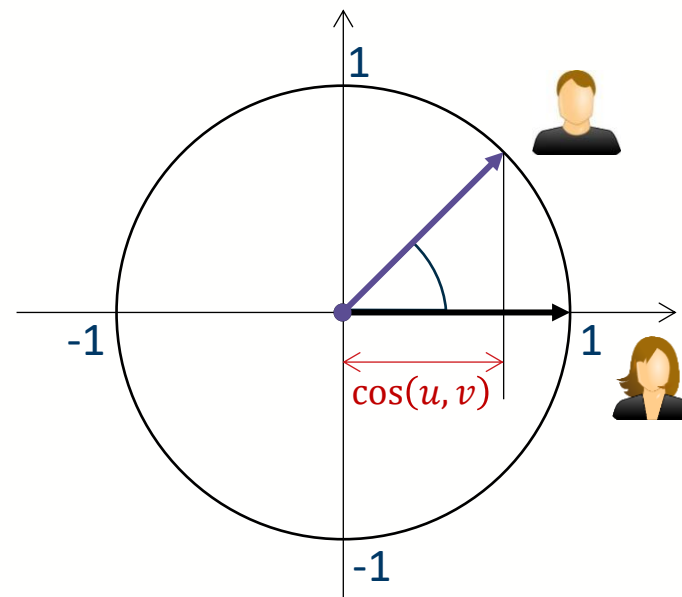
Por tanto, siguiendo este ejemplo, es más probable que el juez prefiera los videojuegos que la pintura o la lectura

Un ejemplo: vecinos próximos basado en usuario

1. Estimar la similitud entre el usuario objetivo y sus vecinos

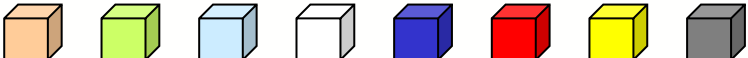
		Ítems								
										
Usuarios		4		4	2			4	4	0.92
		1	4	4			3			0.43
		4	3	?	2	?	1	4	?	-
		4	3	3		1				0.69
			1	1	5			2		0.56
		Matriz de ratings								

$$\text{sim}(u, v) = \cos(\vec{u}, \vec{v}) = \frac{\sum_{i \in I} r(u, i) \cdot r(v, i)}{\sqrt{\sum_{i \in I} r(u, i)^2 \sum_{i \in I} r(v, i)^2}}$$



Un ejemplo: vecinos próximos basado en usuario

Ítems



Usuarios

	4		4	2			4	4
	1	4	4			3		
	4	3	?	2	?	1	4	?
	4	3	3		1			
		1	1	5			2	

Matriz de ratings

$sim(u, v)$	0.92
	0.43
	-
	0.69
	0.56

1. Estimar la similitud entre el usuario objetivo y sus vecinos

2. Seleccionar los k usuarios más similares (en este ejemplo, k=2)

$$N_k(u) = \text{User 1, User 2}$$

3. Puntuar los ítems en función de la similitud

$$s(u, i) = \sum_{v \in N_k(u)} sim(u, v) \cdot r(v, i)$$

1  $s(u, i) = 0.92 \cdot 4 + 0.69 \cdot 3 = 5.75$

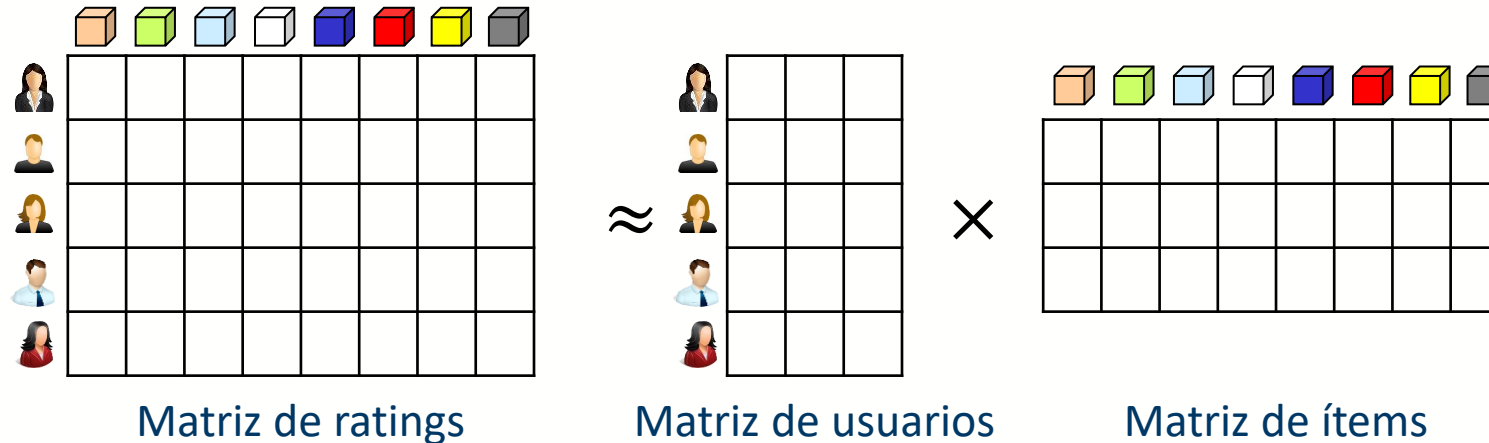
3  $s(u, i) = 0.92 \cdot 0 + 0.69 \cdot 1 = 0.69$

2  $s(u, i) = 0.92 \cdot 4 + 0.69 \cdot 0 = 3.68$

4. Ordenar en función de la puntuación obtenida

Otros algoritmos de filtrado colaborativo

- **Vecinos próximos basados en ítems:** similar al anterior, pero las similitudes se calculan entre los ítems.
- **Factorización de matrices:** Representa usuarios e ítems como vectores de corta longitud en un espacio latente.



- **Redes neuronales profundas:** similares a factorización de matrices, pero entrenan los pesos de una red neuronal.



Ventajas del filtrado colaborativo

- **Novedad y diversidad**
 - Los usuarios similares pueden haber consumido ítems muy diferentes
 - Por ello, el filtrado colaborativo permite descubrir ítems sorprendentes.
- **Independiente del dominio**
 - Solamente necesita interacciones
 - Por ello, estos modelos son fácil de aplicar a múltiples dominios

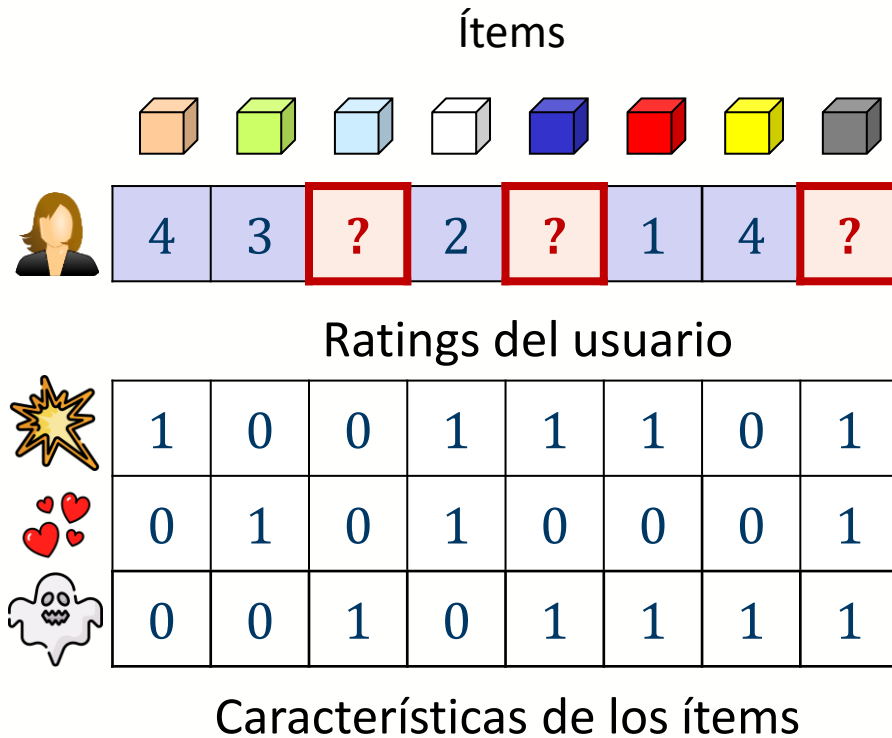


Desventajas y limitaciones de la recomendación basada en contenido

- **Arranque en frío**
 - **Usuario:** No podemos recomendar nada a un usuario que no ha interactuado con ítems.
 - **Ítem:** Un ítem que no ha tenido interacciones es invisible a estos algoritmos
- **Baja densidad de datos**
 - Los usuarios interactúan con una fracción muy baja de ítems.
 - Si los datos son muy dispersos, difícil establecer relaciones entre usuarios (o entre ítems).



Recomendación basada en contenido



No queremos mirar a otros usuarios, pero tenemos características de los ítems (género, etiquetas, etc.)

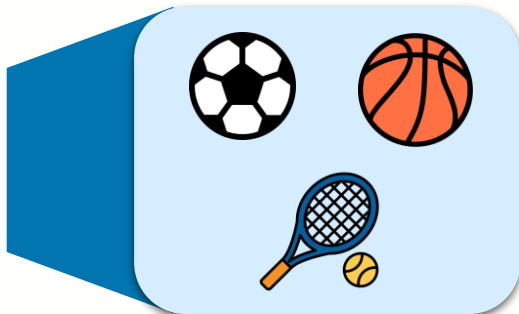
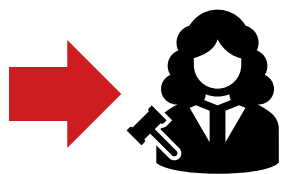


¿Qué podemos hacer?

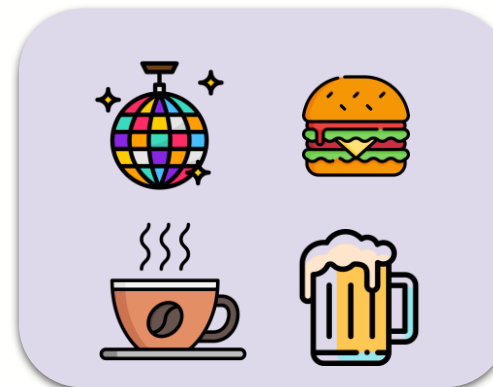


¡Comparar ítems!

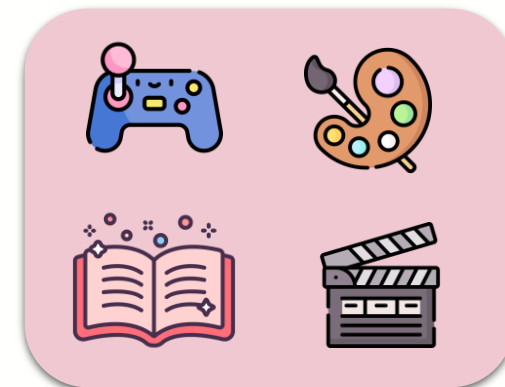
Recomendación basada en contenido



Deportes



Actividades
sociales



Arte / Audio-
Visuales

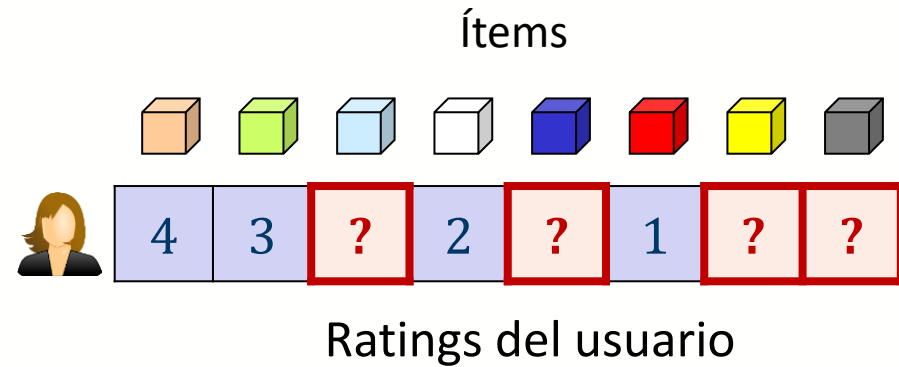
Principio

Al usuario le gustan ítems similares a aquellos con los que ha interactuado

En este ejemplo, es más probable que al juez le gusten los deportes

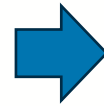
Un ejemplo: similitud de coseno

1. Calcular un perfil para el usuario en función de las características de usuario (centroide)



Características de los ítems

	1	0	0	1	1	1	0	1
	0	1	0	1	0	0	0	1
	0	0	1	0	1	1	1	1

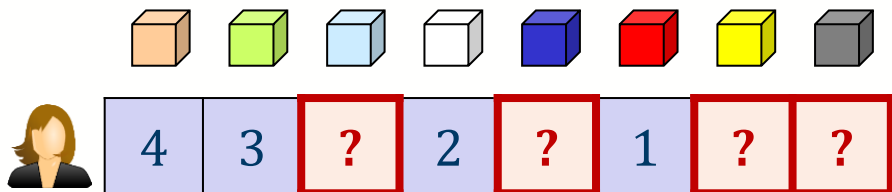


$$4 \cdot \begin{matrix} \text{orange cube} \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{matrix} + 3 \cdot \begin{matrix} \text{green cube} \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{matrix} + 2 \cdot \begin{matrix} \text{white cube} \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{matrix} + 1 \cdot \begin{matrix} \text{red cube} \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{matrix} = \begin{matrix} \text{user icon} \\ 6 \\ 5 \\ 1 \end{matrix}$$

$$\vec{u} = \sum_{i \in I} r(u, i) \cdot \vec{f}(i)$$

Un ejemplo: similitud de coseno

Ítems



Ratings del usuario

	1	0	0	1	1	1	0	1
	0	1	0	1	0	0	0	1
	0	0	1	0	1	1	1	1

Características de los ítems

1. Calcular un perfil para el usuario en función de las características de usuario (centroide)



$$\vec{u} = \begin{bmatrix} 6 \\ 5 \\ 1 \end{bmatrix}$$




2. Calcular la similitud entre el centroide y los ítems

$$s(u, i) = \cos(\vec{u}, \vec{f}(i)) = \frac{\vec{u} \cdot \vec{f}(i)}{|\vec{u}| \cdot |\vec{f}(i)|}$$




$$s(u, i) = \cos(\vec{u}, \vec{f}(i)) = \frac{0 \cdot 6 + 0 \cdot 5 + 1 \cdot 1}{\sqrt{62} \cdot 1} = 0.13$$



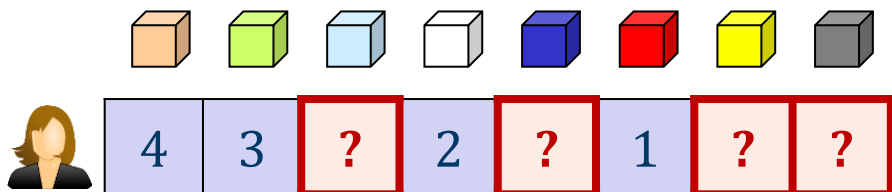
$$s(u, i) = \cos(\vec{u}, \vec{f}(i)) = \frac{1 \cdot 6 + 0 \cdot 5 + 1 \cdot 1}{\sqrt{62} \cdot \sqrt{2}} = 0.62$$



$$s(u, i) = \cos(\vec{u}, \vec{f}(i)) = \frac{1 \cdot 6 + 1 \cdot 5 + 1 \cdot 1}{\sqrt{62} \cdot \sqrt{3}} = 0.88$$

Un ejemplo: similitud de coseno

Ítems



Ratings del usuario

	1	0	0	1	1	1	0	1
	0	1	0	1	0	0	0	1
	0	0	1	0	1	1	1	1

Características de los ítems

1. Calcular un perfil para el usuario en función de las características de usuario (centroide)



$$\vec{u} = \begin{bmatrix} 6 \\ 5 \\ 1 \end{bmatrix}$$




2. Calcular la similitud entre el centroide y los ítems

3   $s(u, i) = \cos(\vec{u}, \vec{f}(i)) = \frac{0 \cdot 6 + 0 \cdot 5 + 1 \cdot 1}{\sqrt{62} \cdot 1} = 0.13$

2  $s(u, i) = \cos(\vec{u}, \vec{f}(i)) = \frac{1 \cdot 6 + 0 \cdot 5 + 1 \cdot 1}{\sqrt{62} \cdot \sqrt{2}} = 0.62$

1  $s(u, i) = \cos(\vec{u}, \vec{f}(i)) = \frac{1 \cdot 6 + 1 \cdot 5 + 1 \cdot 1}{\sqrt{62} \cdot \sqrt{3}} = 0.88$

3. Ordenar en función de la puntuación obtenida

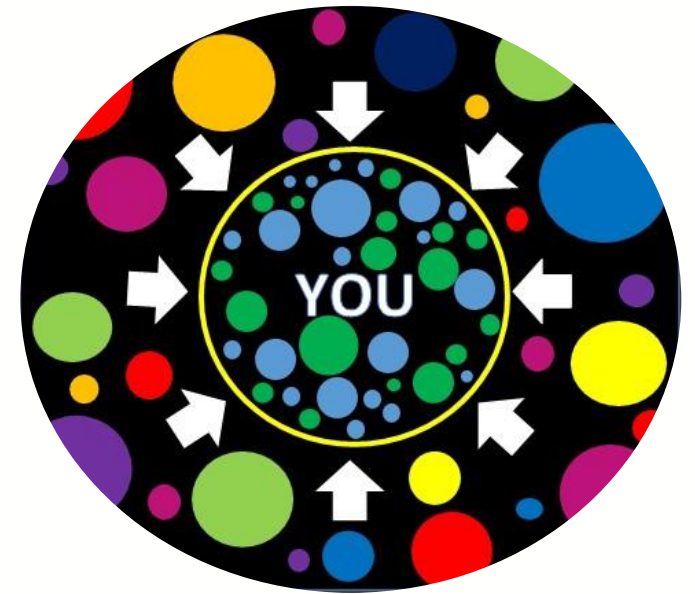


Ventajas de la recomendación basada en contenido

- **Sin arranque en frío para los ítems**
 - Ítems están representados por sus características
 - Si a un usuario le gustan ítems similares, será descubierto (incluso si no tiene interacciones)
- **Funciona en matrices de baja densidad**
 - Por la misma razón anterior

Desventajas y limitaciones de la recomendación basada en contenido

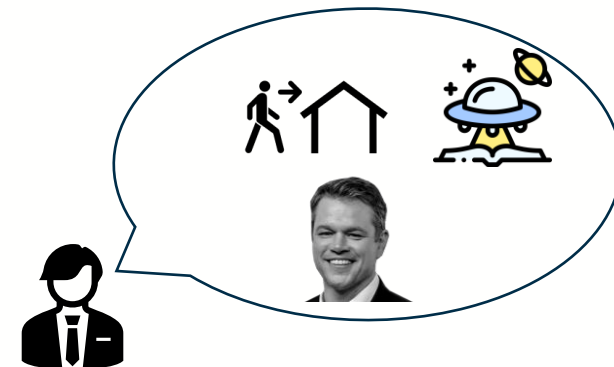
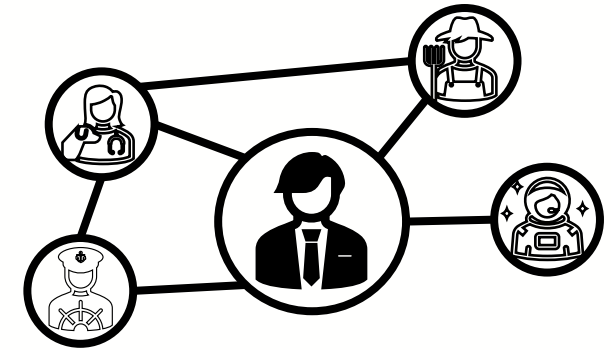
- **Arranque en frío para usuarios**
 - Seguimos necesitando saber qué le gusta a un usuario.
- **Sobreespecialización**
 - Recomendar cosas similares a las que conocemos limita la exploración
 - Esto puede causar burbujas de filtro
- **Limitaciones causadas por las características**
 - Dos ítems con las mismas características son indistinguibles
 - Obtener las características puede ser complicado
 - Características raras pueden no ser descubiertas





Otros tipos

- **Recomendación demográfica:** Recomendar en base a datos demográficos (edad, localización, educación del usuario)
- **Recomendación social:** Utiliza los círculos de amistad del usuario.
- **Recomendación basada en conocimiento:** Filtra ítems en función de características explícitas de los ítems (e.g. películas de Matt Damon en las que intenta volver a casa).





Distintas estrategias funcionan mejor distintos casos



Pedro



Star Wars IV

Usuario
en frío

Basada en
contenido



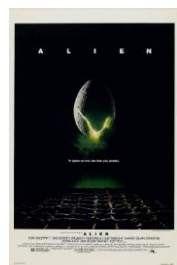
Dune



Javier



Avengers



Alien



Toy Story



Lord of
the Rings



Titanic



Pablo



Avengers



The Room



Toy Story

Gustos
diversos

Filtrado
colaborativo



Lord of the Rings

Perfiles
similares



Recomendación híbrida

¿Cómo podemos mantener las ventajas de distintos métodos sin sus inconvenientes?

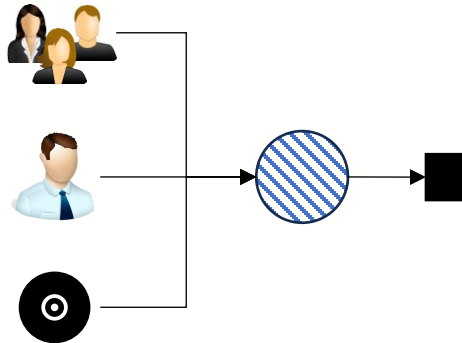
Principio

Cooperación

Combinar múltiples estrategias de recomendación

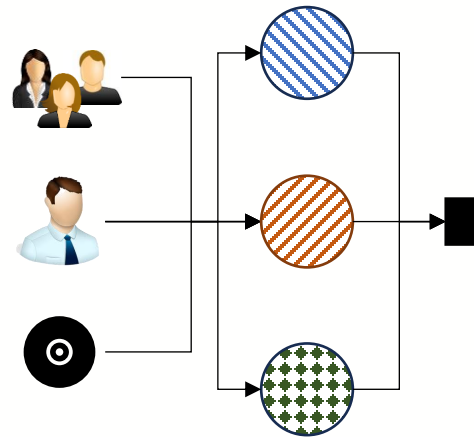
Recomendación híbrida

Combinar multiples
tipos de datos



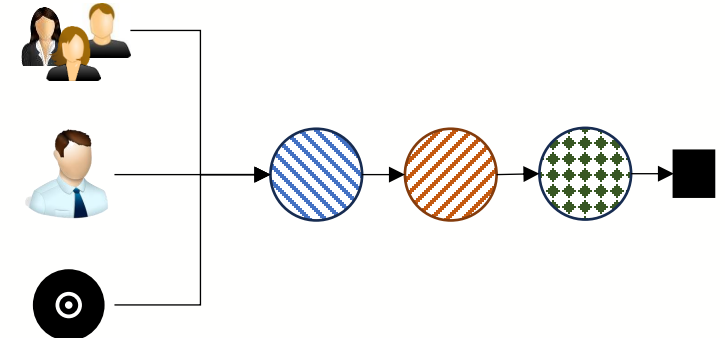
**Recomendadores
específicos**

Combinar la salida de
diferentes algoritmos



**Recomendadores
“básicos” combinados**

Refinamiento en
secuencia





Evaluación de sistemas de recomendación



Problema

1

Construyes tu sistema de recomendación de películas

2

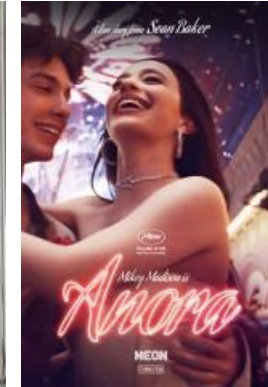
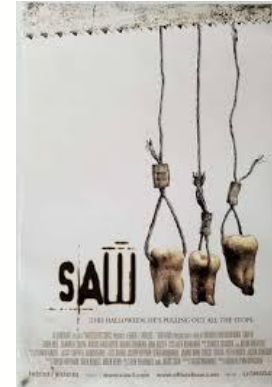
Publicas tu aplicación de *streaming* con este servicio

3

Un niño usa el sistema con su cuenta protegida

4

La recomendación



5

Los padres





Otro problema

¿Qué algoritmo es mejor para
mis usuarios?



Algoritmo 1



Algoritmo 2



Algoritmo 3



Evaluación

- Evaluar según la RAE:
 1. Señalar el valor de algo
 2. Estimar, apreciar, calcular el valor de algo
 3. Estimar los conocimientos, aptitudes y rendimiento de los alumnos
- En este caso, vamos a utilizar la segunda definición.
- Queremos hallar el valor de nuestro sistema.

Evaluación

La evaluación nos permite solventar las situaciones anteriores

Cómo evaluamos depende de diversos objetivos

Usuario

El usuario quiere descubrir
elementos de su interés



Si no lo consiguen, abandonarán la
plataforma

Proveedores de
contenido

Quieren alcanzar a su
audiencia potencial



Si no lo consiguen, abandonarán la
plataforma

Plataforma

Quieren maximizar
beneficios mediante las
acciones de sus usuarios





¿Cómo evaluar?

Definir objetivos



**Diseñar un plan de
evaluación**



Ejecutar el plan

- ¿Qué problema queremos resolver?
- ¿Cómo lo queremos medir?

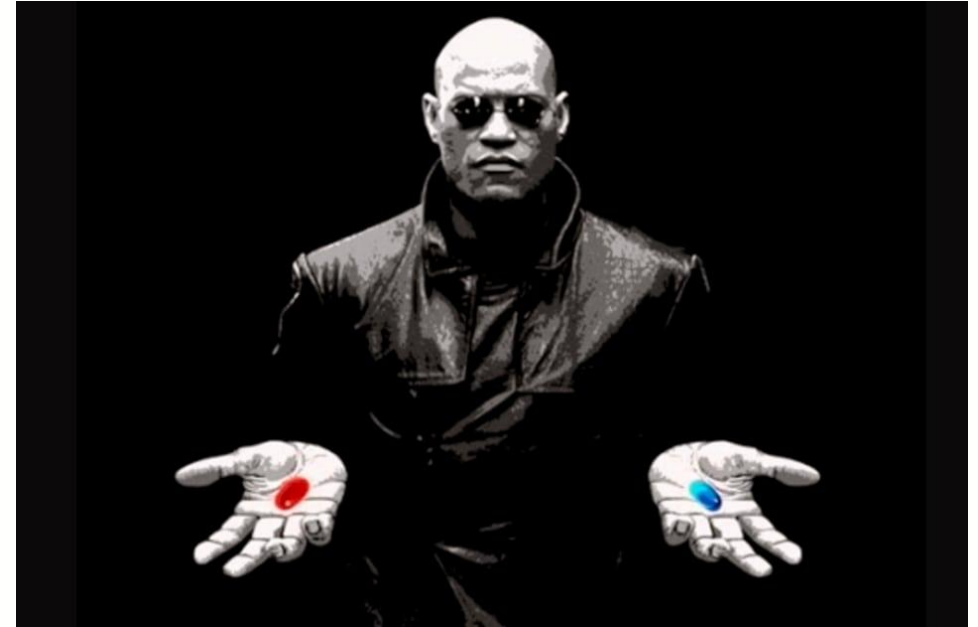
- ¿Cuándo vamos a evaluar?
- ¿Contra qué queremos comparar?

- Analizar los resultados.
- Modificar el desarrollo si necesario.

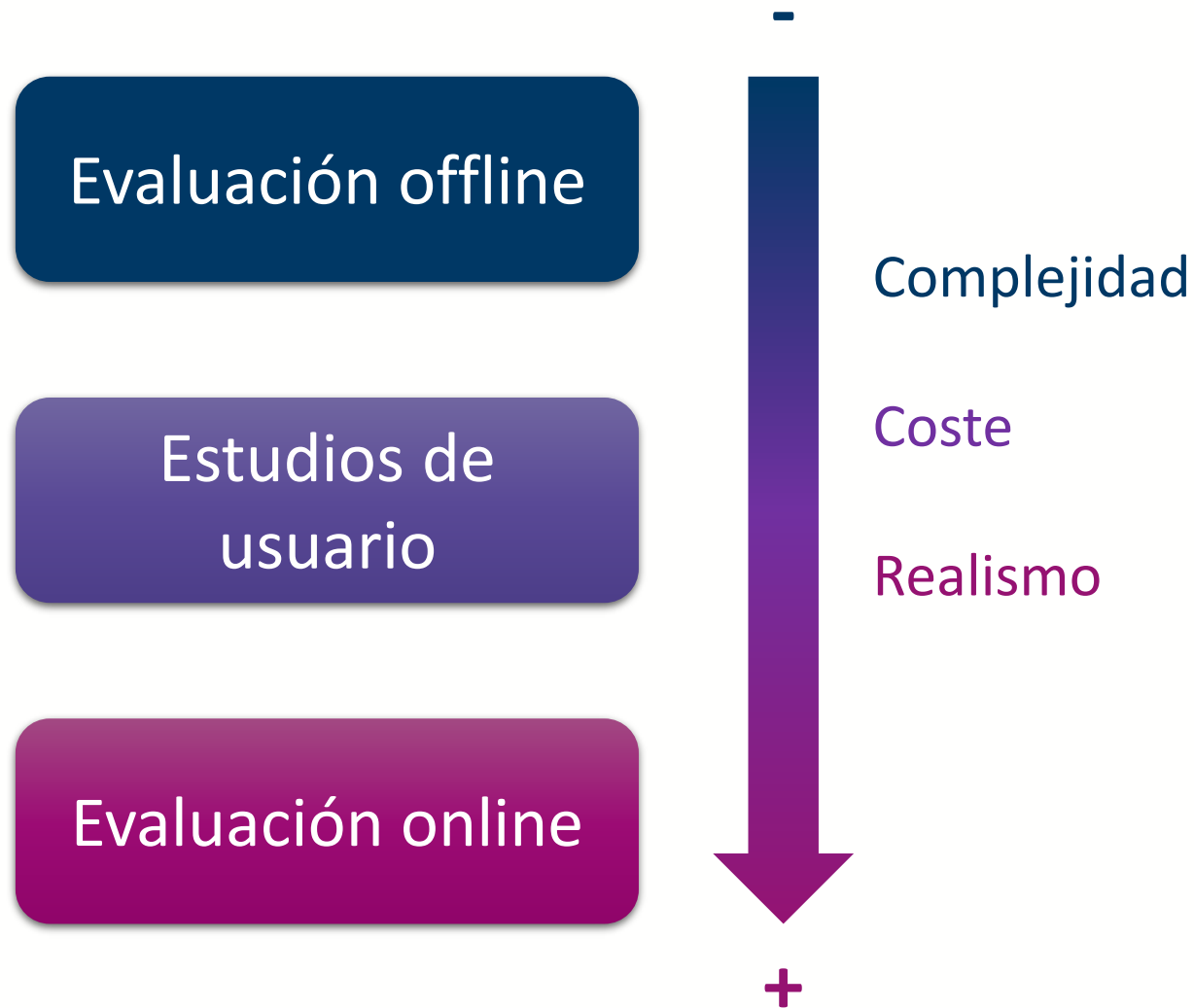


¿Cómo evaluar?

- Toda evaluación es una comparación
 - El valor de una métrica por sí solo no tiene sentido.
 - Comparar alternativas a nuestra propuesta.
- ¿Cómo seleccionar algoritmos?
 - Elegir algoritmos del estado del arte para la tarea (difíciles de superar)
 - Elegir algoritmos variados (ej: filtrado colaborativo, basados en contenido, híbridos)
 - Añadir algoritmos sencillos (popularidad, recomendación aleatoria)



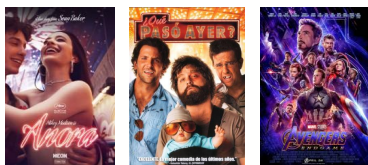
Formas de evaluación



Evaluación offline

Evaluación offline

Simular el comportamiento de modelos sobre datos pre-coleccionados



Entrenamiento

El algoritmo
conoce esto



Test

¿Es capaz de
recomendar esto?

Ventajas

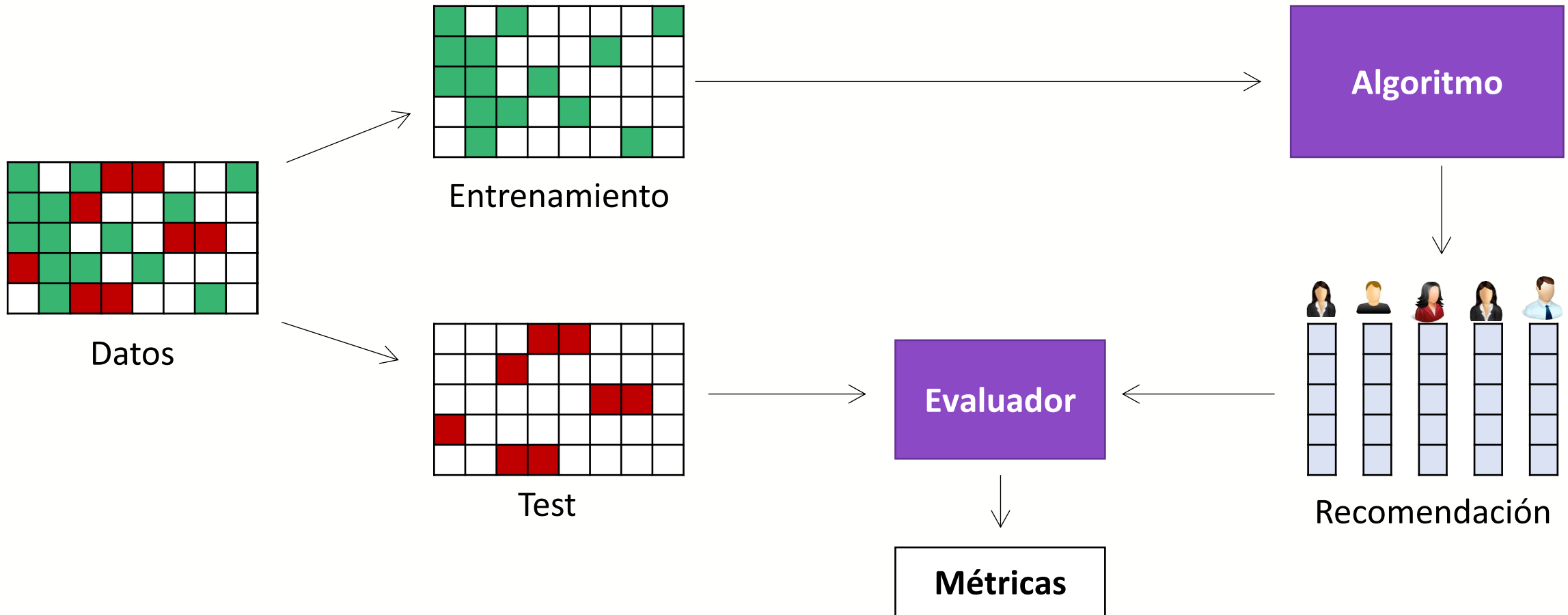
- Barato (no requiere intervención humana).
- Reproducible y repetible.
- Permiten comparar múltiples algoritmos de forma simple

Desventajas

- Los datos pueden contener sesgos
- Los datos pueden estar desactualizados
- Ningún humano ha validado el algoritmo



Evaluación offline



Estudios de usuario

Estudios de usuario

Reclutamiento de un grupo de usuarios para evaluar el sistema



Ventajas

- Permiten observar de manera directa la interacción entre el usuario y el sistema.
- Los usuarios pueden proporcionar *feedback* mediante sus comentarios

Desventajas

- Necesario reclutar a un número elevado de usuarios para obtener resultados significativos
- Un grupo pequeño puede presentar sesgos no presentes en la plataforma

Estudios de usuario

Evaluación on-line

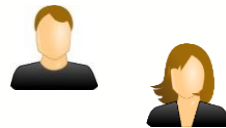
Comparación de variantes del sistema sobre la propia aplicación.

Variante A



Grupo A

Variante B



Grupo B

Distintos grupos usan
diferentes algoritmos

Ventajas

- Plataforma real
- Usuarios reales
- Interacciones reales

Desventajas

- Arriesgado: podría reducir la confianza de los usuarios en el sistema.
- Investigadores no tienen acceso a estas plataformas en general.

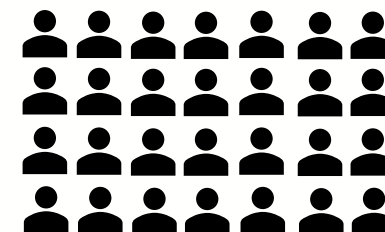
Modos de evaluación

Evaluación offline

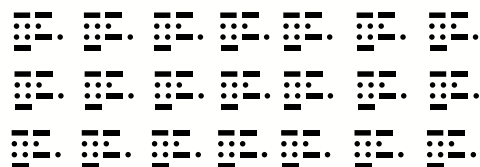
Estudios de usuario

Evaluación online

Usuarios



Algoritmos



Coste / riesgo



Realismo





(Algunas) dimensiones de evaluación

Acierto

¿Interactúan los usuarios con nuestras recomendaciones?
¿A nuestros usuarios les gustan nuestras recomendaciones?

Novedad

¿Cómo de diferentes son las recomendaciones de lo que ya conoce el usuario?

Diversidad

¿Cómo de variadas son las recomendaciones que el sistema proporciona a un usuario?

Equidad

¿Proporcionan nuestras recomendaciones un buen servicio a distintos grupos de usuarios? ¿Reciben diferentes tipos de contenido una cobertura adecuada?

Escalabilidad

¿Cómo se comporta nuestro sistema cuando aumentamos el número de usuarios o ítems?





Evaluando el acierto



Anora



Todo a la vez en
todas partes



Una Batalla Tras
Otra



Oppenheimer

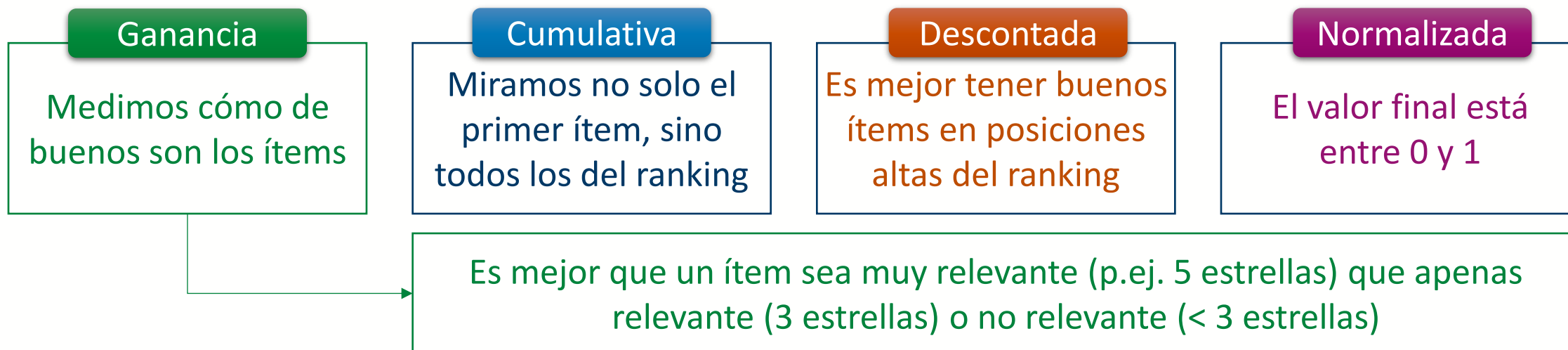


Comparamos esta recomendación con aquellas
películas que el usuario ha puntuado (en test)



Un ejemplo de métrica: nDCG@k

nDCG: “*normalized discounted cumulative gain*”



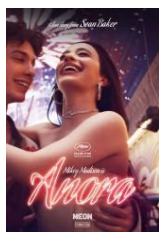
@k

Si bien podemos considerar el ranking completo de ítems, lo normal es considerar **solamente** aquellos que se muestran al usuario (**los k primeros ítems en la recomendación**)



Volviendo al ejemplo anterior...

Asignamos las puntuaciones correspondientes a los ítems recomendados



Anora



Todo a la vez en
todas partes



Una Batalla Tras
Otra

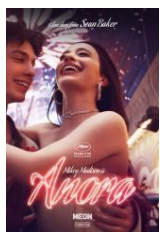


Oppenheimer





Ejemplo: nDCG@4



Anora



$r(u, i)$

$val(u, i)$

0



Todo a la vez en
todas partes



$$\frac{3}{\log_2 3} = 1.89$$



Una Batalla Tras
Otra



0



Oppenheimer



$$\frac{1}{\log_2 5} = 0.43$$

$$\text{DCG@4} = 2.32$$

Asignamos las puntuaciones
correspondientes a los ítems
recomendados

En caso de que no se hayan visto, le
asignamos 0

Aplicamos un descuento por
posición

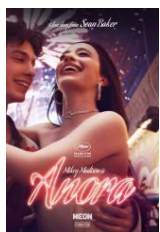
$$val(u, i) = \frac{r(u, i)}{\log_2(n + 1)}$$

Posición en el
ranking

Agregamos los valores

$$\text{DCG@}k = \sum_{n=1}^k \frac{r(u, i_n)}{\log_2(n + 1)}$$

Normalización de nDCG



Anora



Todo a la vez en
todas partes



Una Batalla Tras
Otra



Oppenheimer

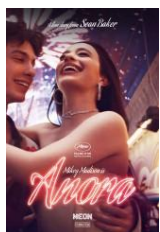
$$DCG@4 = 2.32$$

Dividimos por el valor del ranking ideal



El ranking ideal tiene las películas (en test) con mayor
puntuación del usuario

Normalización de nDCG



Anora



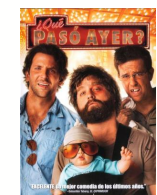
Todo a la vez en
todas partes



Una Batalla Tras
Otra



Oppenheimer



Finalmente dividimos el valor de la
recomendación por el del ranking ideal

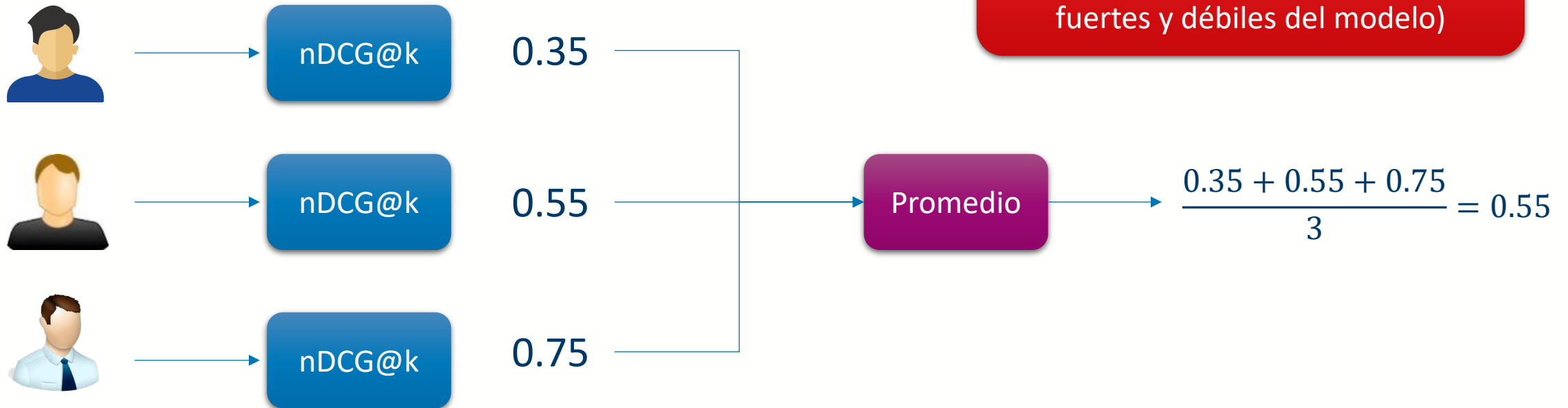
$$\text{nDCG}@k = \frac{\text{DCG}@k}{\text{IDCG}@k}$$

$$\text{nDCG}@4 = \frac{2.32}{6.75} = 0.347$$

$$\text{DCG}@4 = 2.32$$

$$\text{IDCG}@4 = 6.75$$

¿Y si tenemos varios usuarios?



Calculamos los valores
individuales

Y agregamos (en general,
promediamos)



Conclusiones





Conclusiones

- **Los sistemas de recomendación son herramientas automáticas que sugieren a sus usuarios ítems con los que interactuar**
 - Películas que ver
 - Música que escuchar
 - Gente a la que seguir
- **Múltiples métodos han sido desarrollados para esta tarea**
 - Filtrado colaborativo
 - Basados en contenido
 - Híbridos
 - Y más...



Conclusiones

- **Evaluar estos sistemas es importante:**
 - Queremos evitar situaciones problemáticas
 - O escoger el mejor algoritmo para nuestro sistema
- **Existen múltiples formas de evaluar, y dimensiones que medir**
 - No todos ellos tienen que ser utilizados
 - Pero escoger los adecuados es fundamental para el éxito del sistema

A continuación, veremos un caso particular de recomendación



Enlace a esta
presentación

¿Preguntas?



Dr. Javier Sanz-Cruzado
Information Retrieval Group
University of Glasgow



<https://javersanzcruza.github.io>



javier.sanz-cruzadopuig@glasgow.ac.uk



<https://www.linkedin.com/in/javier-sanz-cruzado-puig/>



APLICACIÓN A INVERSIONES



University
of Glasgow

Encontrar activos en los que invertir es **difícil**

- **Complejidad:** Las finanzas son complicadas, y mucha gente no tiene la suficiente educación para comprender las consecuencias de sus decisiones (¡y la gran cantidad de jerga financiera no ayuda!)
- **Tiempo:** Invertir con éxito requiere tiempo y esfuerzo para entender los mercados, y la mayoría de la gente no puede permitirse dicho tiempo (trabajos, familia...)
- **Riesgo:** Existen una gran cantidad de riesgos en las inversiones, y no todos ellos son fáciles de cuantificar.
- **Opciones:** La cantidad de opciones es inmensa, lo que puede paralizar a los usuarios (sobrecarga de información, paradoja de la elección).
- **Consejo:** No está claro donde un nuevo inversor puede encontrar consejo, o en quién pueden confiar.





University
of Glasgow

Asesoría financiera

Solución
tradicional

Asesor financiero

- Analizan la situación actual de un cliente.
- Utilizan su conocimiento experto para recomendar activos personalizados a sus clientes.
- Proporcionan explicaciones sobre sus decisiones.

Problemas

- Su tiempo es limitado y caro
- Pueden estar especializados solo en ciertas áreas y/o mercados.





Robo-Advisors

Herramientas de *software* que ayudan a identificar y planificar inversiones a sus usuarios de forma automática.

- Primeros servicios en 2008
- Cada vez más populares: compañías como Betterment, Wealthfront o Personal Capital manejan billones de dólares en activos
- La mayoría de los algoritmos son simples (por ejemplo, basados en reglas o en análisis básico de patrones financieros).

Los sistemas de recomendación son fundamentales para estas plataformas





Recomendación de activos financieros



Motivación

- **Objetivo del cliente:** Ganar dinero
- **Para ello, invertirá en activos financieros**
 - Acciones
 - Bonos
 - Fondos de inversión
 - Criptomonedas

Estos activos financieros representan los **ítems** para estos sistemas de recomendación





University
of Glasgow

Usos

- Ayudar a asesores financieros
- Robo-advisors
- Compra-venta automática de activos financieros



CUSTOMERS

PORTFOLIO

CHARTS

RECOMMENDATIONS

SEARCH

PORTFOLIO CONSTRUCTION

Customer ID

C000000080

Name

Anne Phoenix

DoB

Sun Sep 24 1978

Custo

Pre

Risk Level

Conservative

Investment Horizon

6 months

Investment Target

20000

Portfo

£56

Recommendations

STOCK

ETF

SUB-CLASS

None

ASSET ID

CLASS

SUB-CLASS

CSH2 (LU1230136894)

ETF

None

CI2G (LU1681043169)

ETF

None

JGSA (IE00BG47J908)

ETF

None

MIST (IE00BK9YKZ79)

ETF

None

DAGB (IE00BMDKNW35)

ETF

None

La tarea

Datos



Mercado
global



Noticias



Relaciones entre activos



Cliente



Historial de inversión



Información del perfil

- Periodo de retención (Δt)
- Adversión al riesgo



Activos



Series temporales de precios



Fundamentos de empresa



Noticias

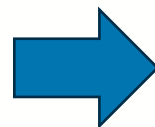


Sentimiento social

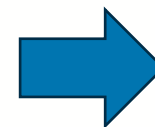


Tiempo de recomendación

t



Algoritmo de
recomendación



COPEC

Banco de Chile

LATAM
AIRLINES

e) entel



ParqueArauco®

Ranking

Ordenar los activos de forma que sean **útiles** para el usuario



¿Qué hace este dominio diferente (y, por tanto, interesante)?

- Conceptualmente, el campo de las finanzas se parece a cualquier otra tarea de recomendación, pero, en la práctica, **no se comporta como una tarea de recomendación normal**

- ¿Por qué?



La idoneidad de una inversión es difícil de medir



El comportamiento de los usuarios no es una señal fuerte



El tiempo es un factor importante



University
of Glasgow

Idoneidad de las inversiones

Es complicado...



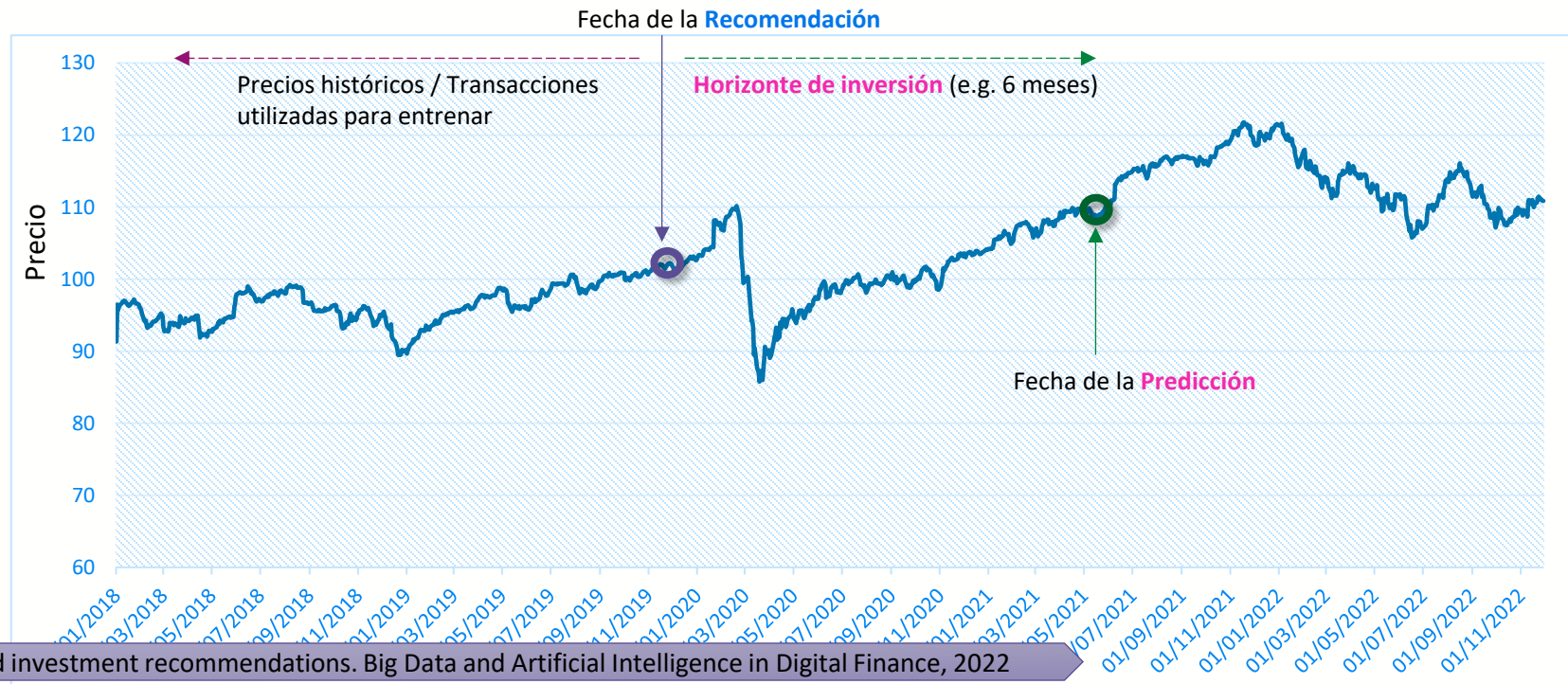
La idoneidad de una inversión es difícil de medir

- Para saber a qué nos referimos con **idoneidad de una inversión**, vamos a empezar con una definición legal
 - [Un asesor financiero debe] “tener una base razonable para creer que una transacción o estrategia de inversión recomendada que involucra uno o varios instrumentos es **idóneo** para el cliente. Esto se basa en la información obtenida mediante una diligencia razonable de la empresa o persona asociada, para comprobar el **perfil de inversión del usuario**.”
 - ↳ “...incluye, pero no está limitado a, la edad del cliente, otras inversiones, situación financiera y necesidades, estado de sus impuestos, objetivos de inversión, experiencia en inversión, horizonte de inversión, necesidades monetarias [y] tolerancia al riesgo...”
- Esto es más complicado que ‘*Me gustó*’ or ‘*Lo compré*’, y crea dudas importantes cómo:
 - ¿Cómo recopilamos la información básica que necesitamos sobre un inversor?
 - ¿Cómo afectan estos criterios a la puntuación de un activo?
 - ¿Tiene sentido considerar activos de forma independiente de una cartera de inversión/colección de activos?
 - ¿Dónde puedo conseguir una bola de cristal para ver el futuro?

La idoneidad de una inversión es difícil de medir ✨



- Puesto que medir la idoneidad es muy difícil, la mayoría de los trabajos optan por una alternativa más simple... **la rentabilidad (o rendimiento) de los activos**
 - Los precios de los activos financieros están disponibles públicamente, así que es posible simular opciones de inversión sobre tiempos pasados.
 - ...por lo que muchos trabajos recomiendan activos **prediciendo** que proveerán un **buen retorno de inversión**.





La idoneidad de una inversión es difícil de medir



- Un factor importante que considerar es el riesgo



Supongamos que una película no le gusta a un usuario

En el peor de los casos, ha perdido 2-3 horas viéndola



En el caso de recomendación financiera, podríamos hacer perder miles o millones de pesos



University
of Glasgow

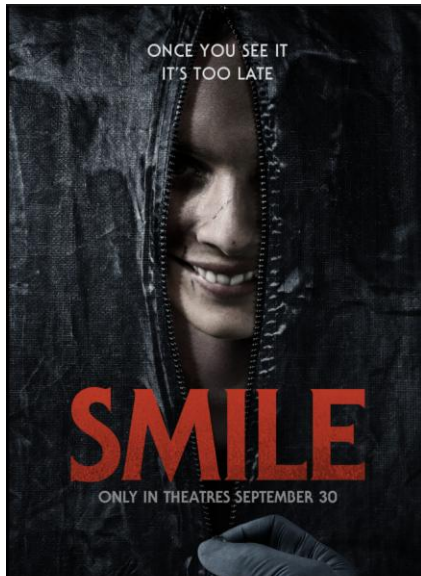
Los inversores

Y cómo de difícil es
comprenderlos



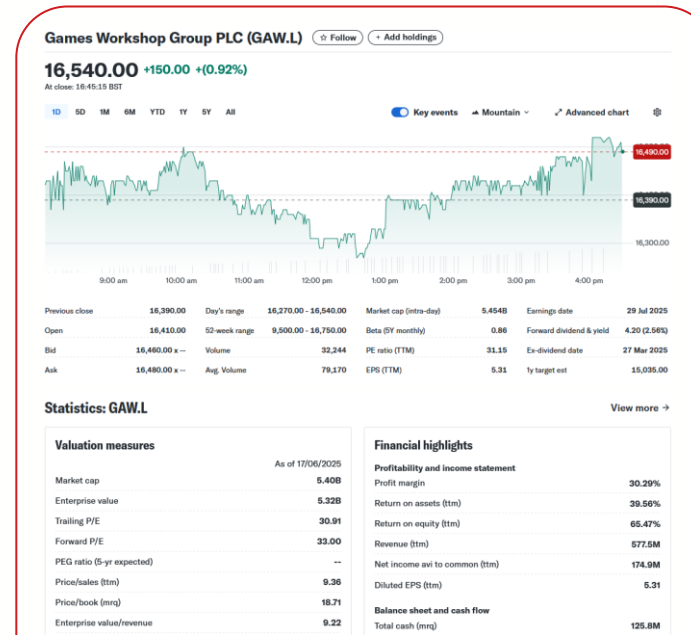
El comportamiento de los usuarios no es una señal fuerte

- En la mayoría de los escenarios de recomendación, podemos confiar en los usuarios para proporcionar señales sobre si nuestro sistema funciona o no (y de las que podemos aprender)
 - **Activas:** Proporcionar número de estrellas en películas, comprar productos, reseñas de productos...
 - **Pasivas:** Ignorar ítems en una lista, no seleccionar un determinado ítem...
- Pero esto no es necesariamente cierto en finanzas, dado que los usuarios pueden **no tener intuición sobre los activos**



Mirando este póster de película, te puedes hacer una idea de qué va a ir o si te va a gustar.

...y si la has visto, probablemente seas capaz de decidir si te ha gustado o no



La mayoría de las personas son incapaces de entender lo que significa esto

... y esto no cambia tras invertir, puesto que podrían no saber si les está dando dinero o no hasta meses o años más adelante



El comportamiento de los usuarios no es una señal fuerte

- También hay problemas a la hora de **interpretar** los actos de los inversores, puesto que una inversión podría ocurrir por muchas razones:
 - El usuario es un experto, y tiene confianza en que el ítem va a ser una buena inversión a largo plazo.
 - El usuario está re-balanceando su cartera en función de las noticias del día.
 - El usuario es un bot y está reaccionando a cambios microscópicos en los precios y señales estadísticas.
 - El usuario es cliente de un banco, y el banco le ha vendido una inversión
 - Un evento global ha ocurrido que requiere una re-evaluación del mercado
 - ... y otros
- El problema es que normalmente **tenemos muy poca información sobre por qué un activo ha sido adquirido o vendido**, y esa información es importante si queremos aprender patrones de inversión



El tiempo

Y cómo hace todo más
desafiante



Las dinámicas temporales tienen un gran impacto



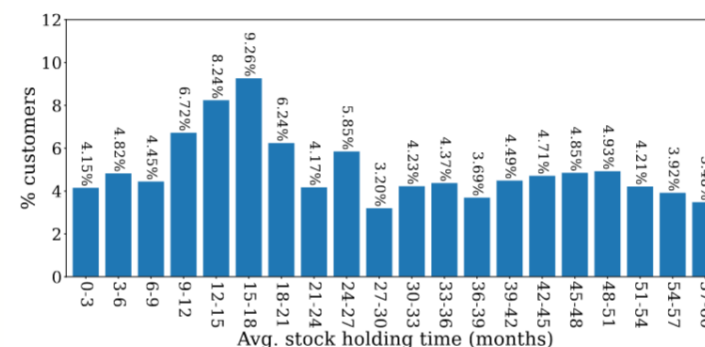
- La mayoría de la recomendación tradicional ignora el tiempo como un elemento. Simplemente asumen que los modelos serán re-entrenados periódicamente con datos recientes
 - Se asume que las preferencias cambian despacio
- Sin embargo, el dominio financiero es mucho más volátil y afectado por eventos globales
 - Esto significa que necesitamos **opciones de recuperación en caso de que nuestros modelos dejen de funcionar.**



Las dinámicas temporales tienen un gran impacto



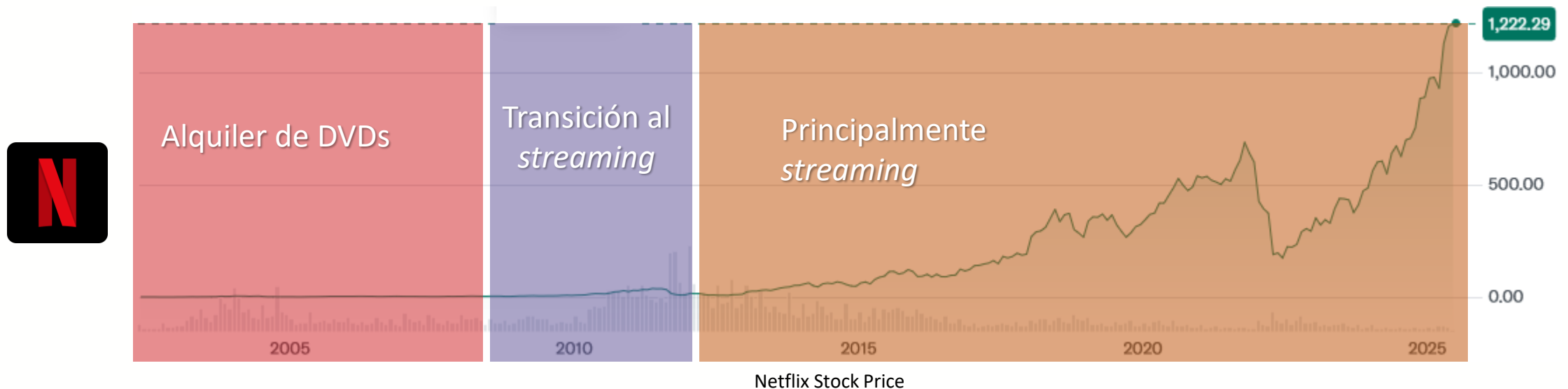
- Si recordáis la definición legal anterior, una de las características del perfil de usuario es el **‘horizonte de inversión’**
 - El horizonte de inversión de un usuario indica cuánto tiempo mantendrá el usuario la inversión antes de vender sus activos por dinero.
- La forma más común de perder dinero es ser forzado a vender tu posición cuando está perdiendo dinero.
 - Imaginemos que compramos acciones de Nvidia en Oct 2024
 - Durante el resto del año, parece una buena inversión.
 - Pero si hubiese tenido que liquidar mis acciones para comprar un coche en Abril 2025, habría perdido dinero
- Los sistemas de recomendación financieros necesitan **considerar el horizonte de inversión de los usuarios**, así como el **riesgo de que los usuarios necesiten abandonar su posición antes de tiempo**.



Las dinámicas temporales tienen un gran impacto



- En escenarios tradicionales, un ítem es, en general estático – una película, por ejemplo, no cambia de repente tras ser publicada.
- Pero hay aspectos relevantes de un activo financiero que pueden cambiar
 - Las acciones representan empresas, que pueden cambiar su modelo de negocio
 - El valor de los bonos públicos representa confianza en el país que los emite
 - El valor de una moneda representa la demanda por dicha moneda en mercados públicos





En definitiva...

- La recomendación financiera es uno de los dominios de recomendación con mayor **impacto** y nivel de **desafío**. Sin embargo, no ha sido suficientemente explorada hasta ahora.

Esto hace la recomendación de activos financieros un campo rico para la investigación

- Lo que hace la recomendación financiera un desafío es que necesitamos considerar un espectro de factores mayor que el de la recomendación tradicional:
 - La idoneidad de una inversión es difícil de medir y tiene múltiples facetas.
 - Los inversores tienen necesidades complejas, y son muy heterogéneos.
 - Comprender el impacto de las dinámicas temporales es un factor crítico en el éxito de las recomendaciones.

Javier volverá
en Ventresca: ~~Don~~ Tuesday



Enlace a esta
presentación

¿Preguntas?



Dr. Javier Sanz-Cruzado
Information Retrieval Group
University of Glasgow



<https://javersanzcruza.github.io>



javier.sanz-cruzadopuig@glasgow.ac.uk



<https://www.linkedin.com/in/javier-sanz-cruzado-puig/>





Por donde íbamos

La **recomendación de activos financieros** identifica instrumentos financieros en los que un cliente puede invertir

Es interesante porque...



La idoneidad de una inversión es difícil de medir



El
comportamiento
de los usuarios
no es una señal
fuerte



El tiempo es un
factor
importante



Algoritmos

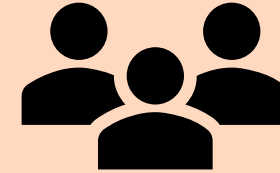


¿Qué información podemos utilizar para recomendar activos financieros?



Información de los activos

- Comprendiendo el activo:
 - ¿A qué se dedica la compañía?
 - ¿Cómo ha evolucionado a lo largo del tiempo?
 - ¿Cuál es la información más reciente?
- La información de los activos es muy **dinámica** y refleja cambios en el mercado



Información del inversor

- Permite la personalización
 - ¿Cuáles son las preferencias del inversor?
 - ¿Qué necesita el inversor?
 - ¿Quién es el inversor?
- Datos actuales e históricos del cliente



¿Qué información podemos utilizar para recomendar activos financieros?



Información de los activos



Precios



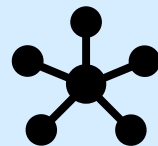
Fundamentos



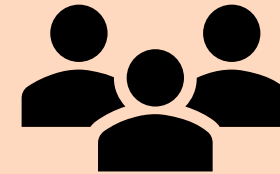
Informes



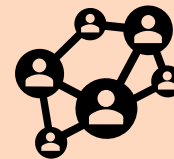
Noticias



Grafos de
conocimiento



Investor information



Redes
sociales



Demografía



Perfil del
inversor

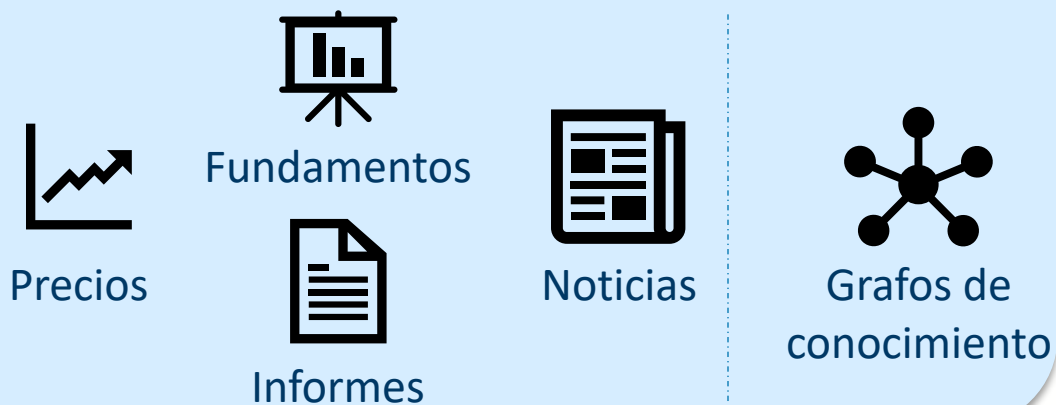


Transacciones



Cómo obtener la información

Información del activo



yahoo!
finance
MORNINGSTAR
S&P Global

REFINITIV
U.S. SECURITIES AND EXCHANGE COMMISSION
Bloomberg
FT
FINANCIAL TIMES

Bloomberg
WIKIDATA
DBpedia

Información del inversor



Información propietaria
Las compañías rara vez proporcionan esta información

Requiere colaboración con ellas

Fácil

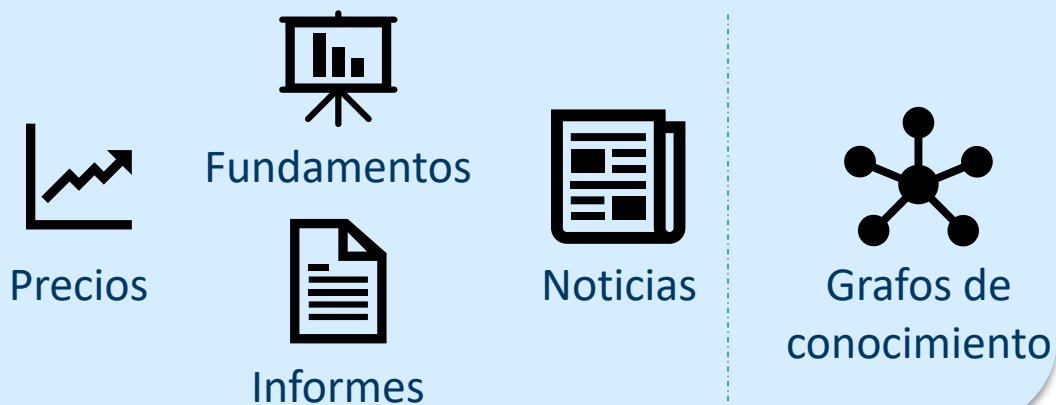
Dificultad de obtener la información

Difícil



Cómo obtener la información

Información del activo



yahoo!
finance
MORNINGSTAR
S&P Global

REFINITIV

Bloomberg
FT
FINANCIAL
TIMES

Bloomberg

WIKIDATA

DBpedia

Información del inversor



¡Solamente conocemos un dataset!

**NATIONAL BANK
OF GREECE**



FAR-Trans

Fácil

Dificultad de obtener la información

Difícil

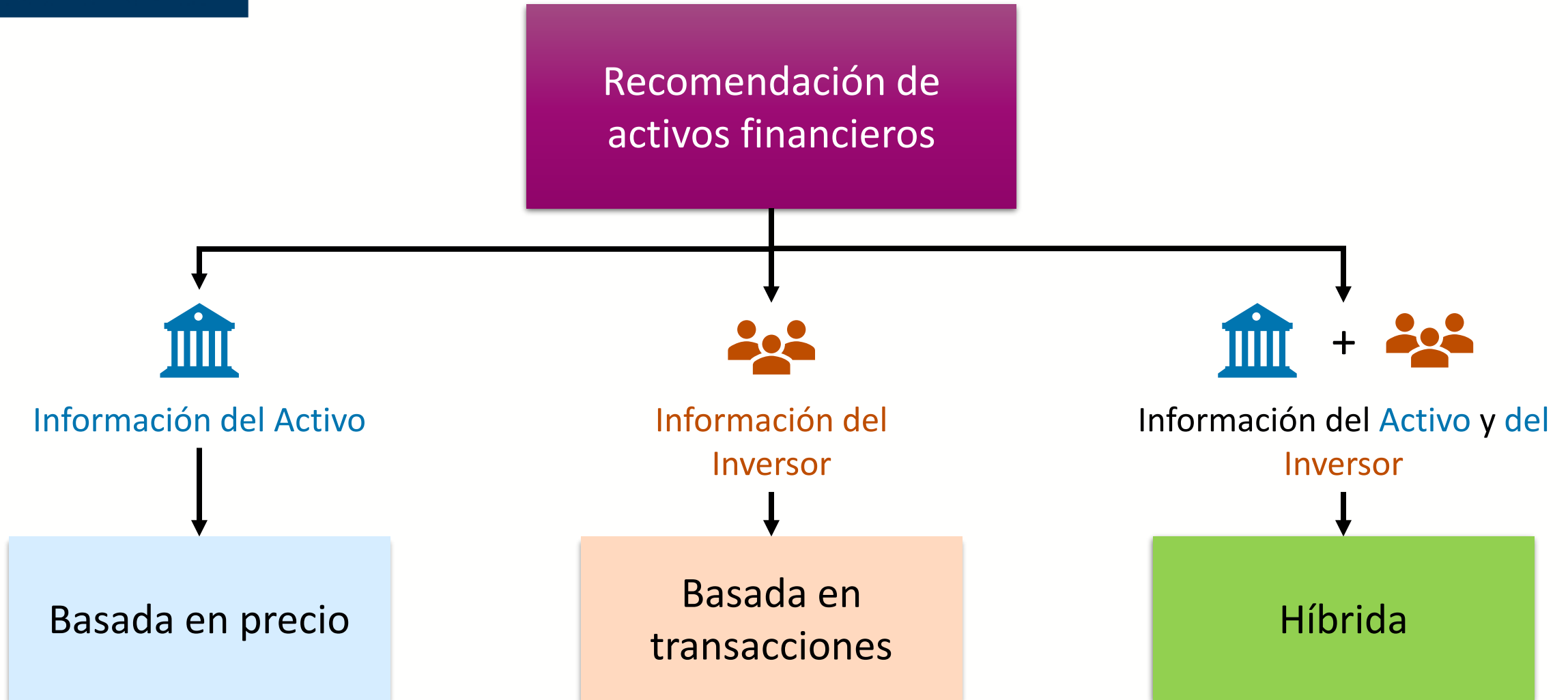
Un problema importante



La información financiera es muy ruidosa, y no está necesariamente lista para usar sin tratamiento.

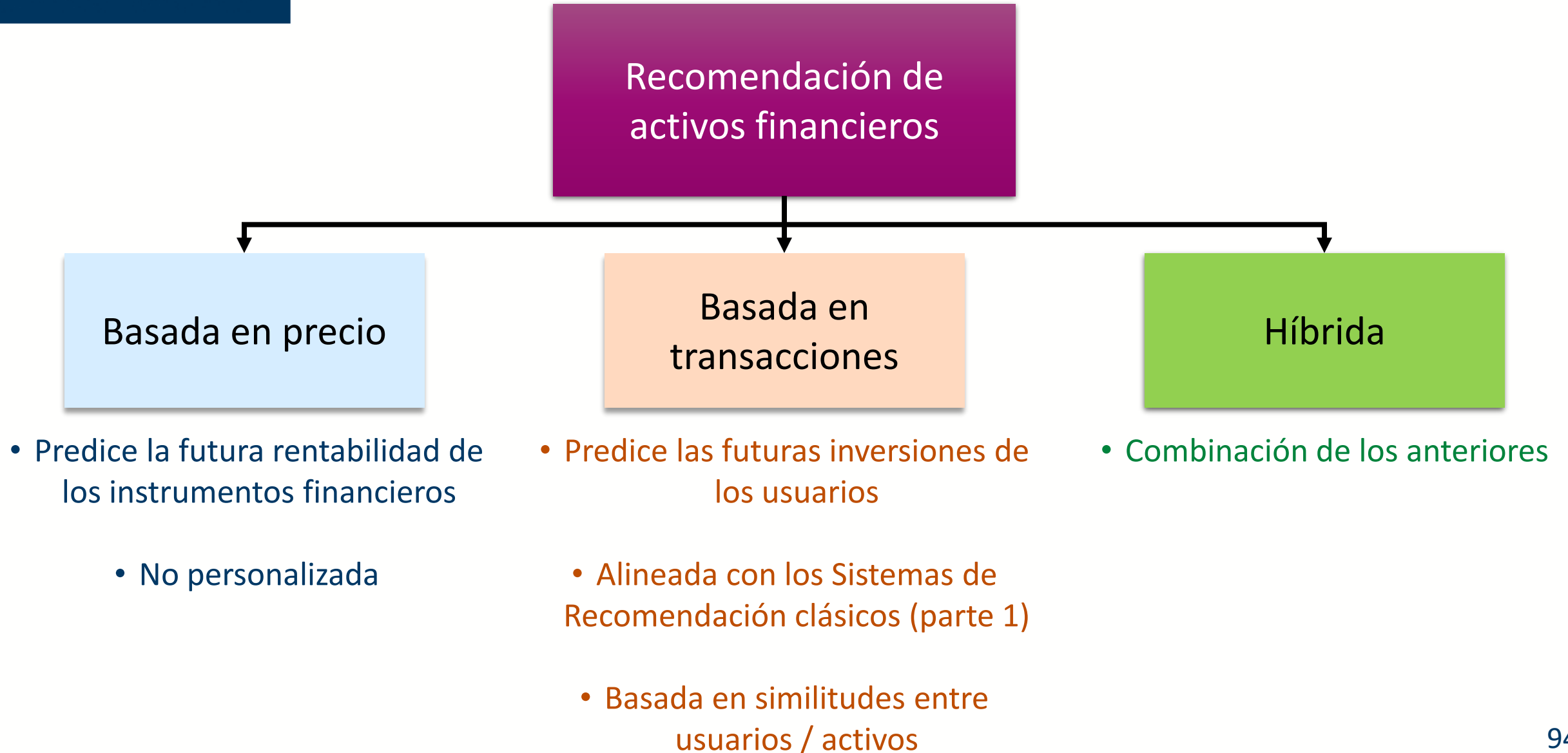
- Normalmente hay que pre-procesarla
- Ejemplos de problemas
 - **Valores ausentes:** Los precios de un activo no están disponibles en una fecha concreta
 - **Errores de captura:** el precio está presente, pero es erróneo (por ejemplo, su valor es mucho más alto o bajo de lo que debería)
 - **Desdoblamiento de acciones:** las empresas pueden incrementar (o disminuir) el número de acciones disponibles, alterando así precios.

Clasificación de los modelos





Clasificación de los modelos





Recomendación basada en los precios



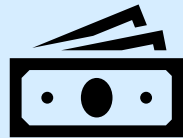
Resumen

Datos



Información
del activo

Objetivo



Optimizar la
rentabilidad de
las inversiones

Personalizado

No

**Métodos
principales**



Técnicas de
aprendizaje
automático

- Los recomendadores basados en el precio representan la **mayoría** de los modelos de recomendación financiera.



Cómo funcionan (en general)



Información
financiera



Tiempo de la
recomendación t



Construcción
de
características



Características
de los activos
(entrada)

Horizonte de
inversión Δt



Algoritmo de
Aprendizaje
automático



Ranking

Maximizar la
probabilidad de
que los activos
en las primeras
posiciones den
beneficios



Características de los activos



Y más...



Modelos de aprendizaje automático para esta tarea

Proporcionar un ranking de recomendación basada en el beneficio esperado de los instrumentos financieros pasado un tiempo tras la recomendación (p.e. optimizar retorno de inversión tras 6 meses)

Regresión

- Predecir el futuro beneficio de los activos financieros (el valor de indicadores de rendimiento como el retorno de inversión).
- **Algoritmo:** SVM [7], LSTM [6], regresión lineal [8], bosques aleatorios[10]

Ranking

- Aprender a ordenar activos financieros en función de como de rentables serán.
- **Algoritmos:** DeepRankNet [6], LambdaRank [11], grafos convolucionales temporales [22]



Ventajas y desventajas de los modelos basados en precio

Ventajas

- Alineados con la meta del inversor: ganar dinero
- Capaces de lidiar con series temporales dinámicas.
- Integran múltiples fuentes de información de manera sencilla

Desventajas

- No personalizados
- Las recomendaciones son susceptibles a cambios en el mercado.



Recomendación basada en transacciones



Resumen

Datos



**Información
del usuario**

Objetivo



Identificar activos
en los que los
usuarios quieran
invertir

Personalizado

Sí

**Métodos
principales**

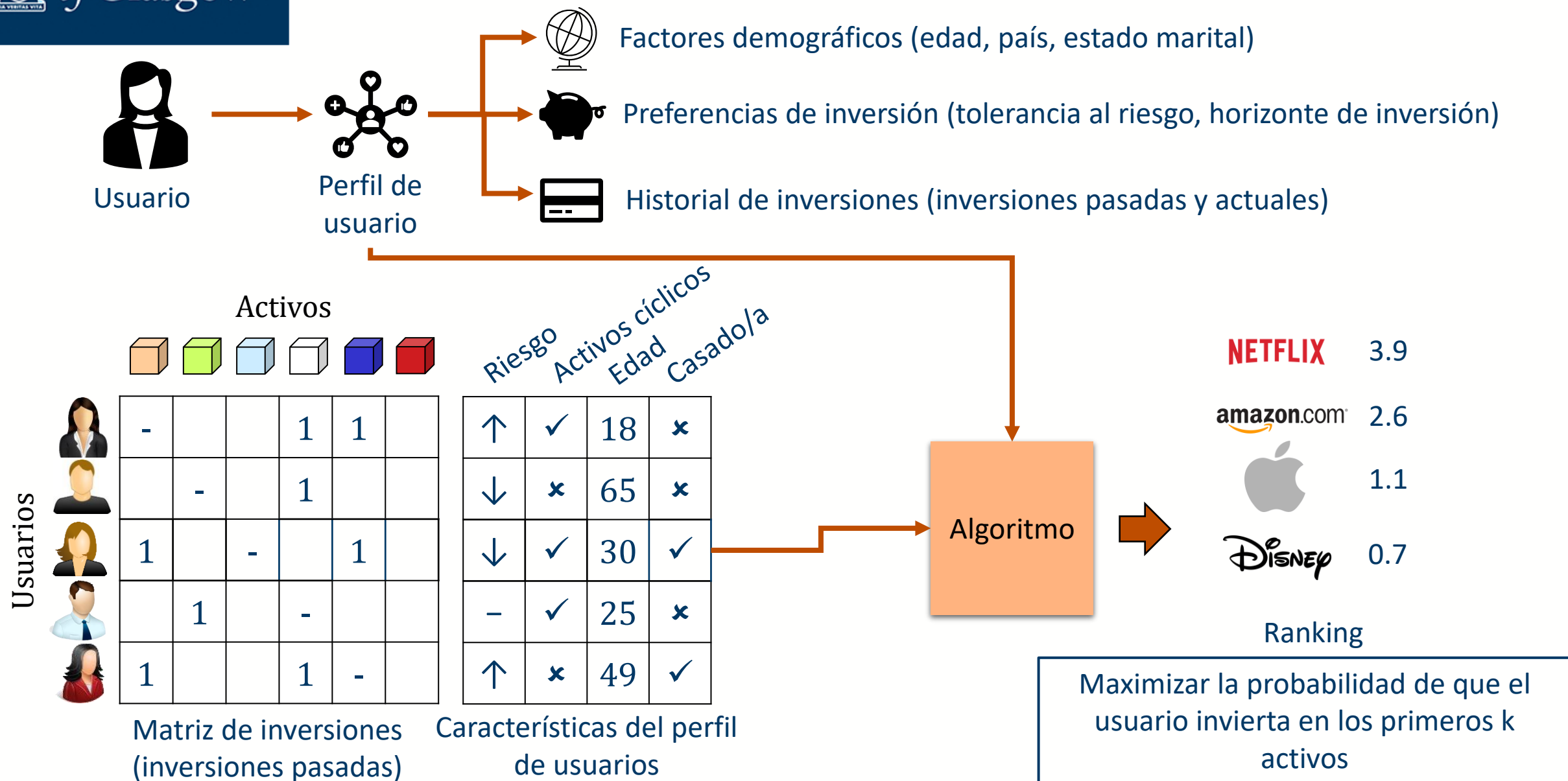


Sistemas de
recomendación

- Estos algoritmos se basan, principalmente, en las inversiones pasadas.



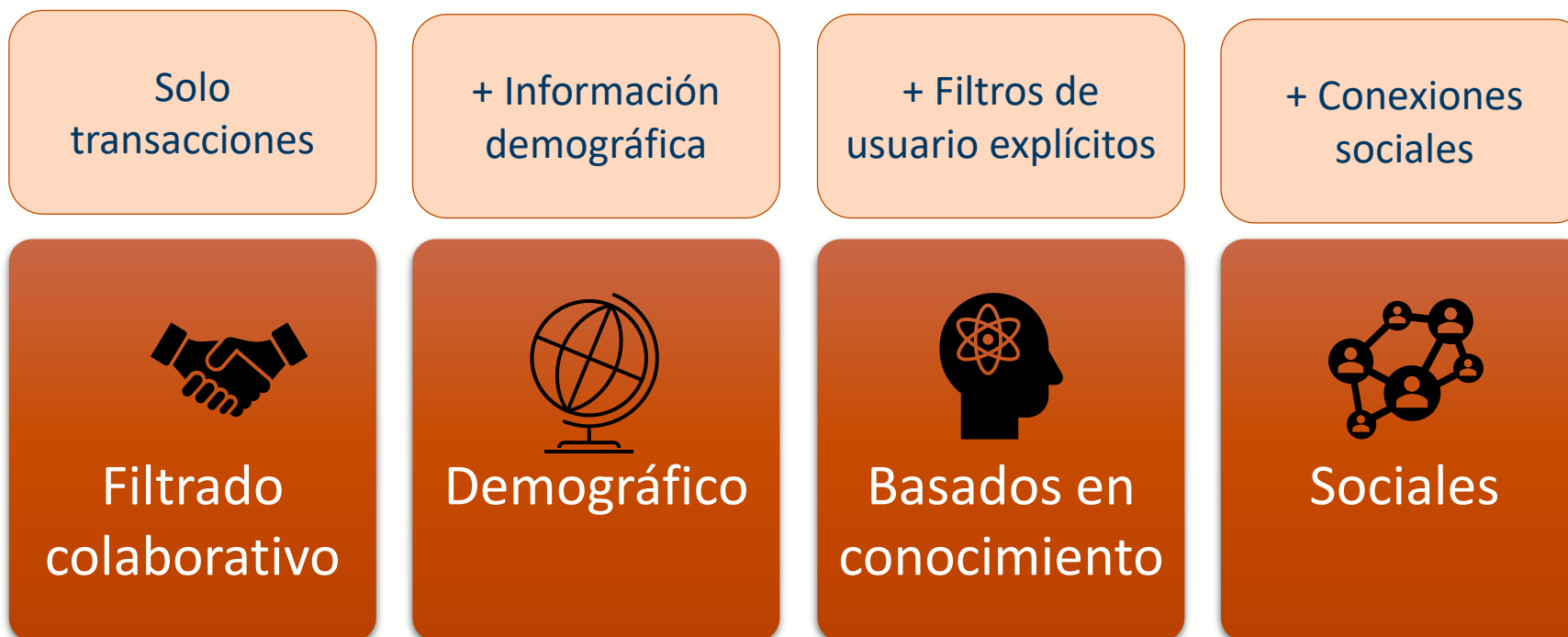
Cómo funcionan (en general)



Modelos de recomendación basados en transacciones

Cualquier modelo independiente del dominio se puede utilizar

Clasificación de modelos basados en transacciones





Ventajas y desventajas de modelos basados en transacciones

Ventajas

- Personalizados
- Identifican aquellos activos que le interesan al usuario

Desventajas

- Ignoran los precios de los activos y el estado del mercado.
- Las inversiones pasadas pueden ser una fuente de información problemática (más sobre esto luego)



Recomendación híbrida



Resumen

Datos



Información
de usuarios y
activos

Objetivo



Depende del
algoritmo (puede
ser múltiple)

Personalizado

Sí

**Métodos
principales**

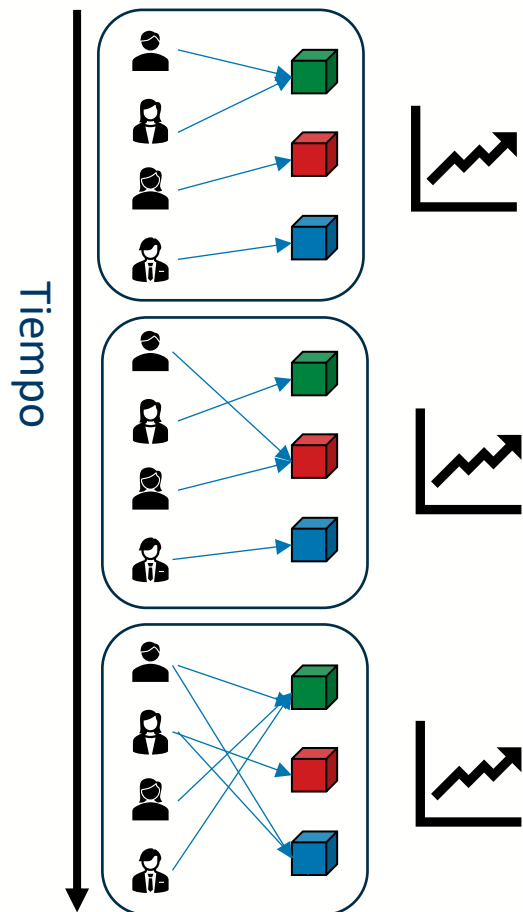


Técnicas
específicas del
dominio

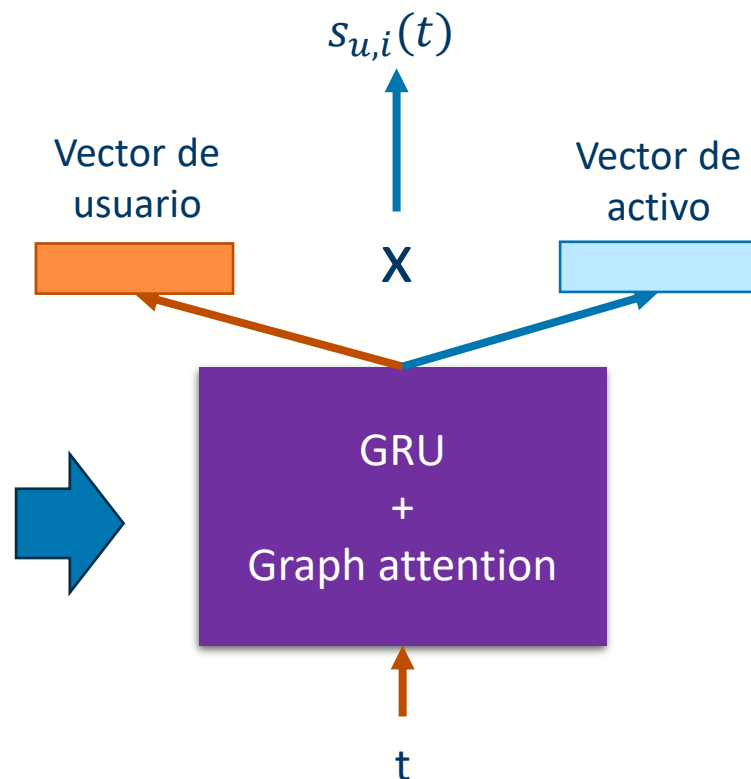


Ejemplo: Recomendador de inversiones basado en grafos temporales

Grafo de transacciones temporal



Los precios se usan como atributos de los enlaces



Considera el momento en el que se realiza la recomendación y el movimiento de precios

Truco para el entrenamiento

Considera tanto preferencia del usuario como rentabilidad

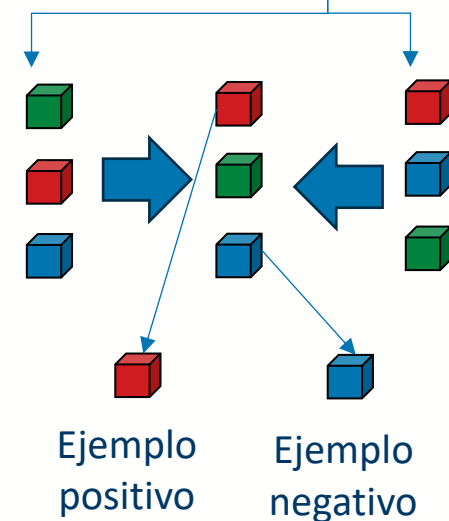


Ranking por preferencia

Selecciona primero el ítem adquirido, luego los demás

Ranking por beneficios

Maximiza ROI, minimiza varianza de precios



Función de pérdida (BPR)

Escoge inversiones preferidas y rentables



Ventajas y desventajas de modelos híbridos

Ventajas

- Pueden lidiar con la información temporal y dinámica de los mercados.
- Personalizados
- Permiten definir mejor los objetivos de la recomendación

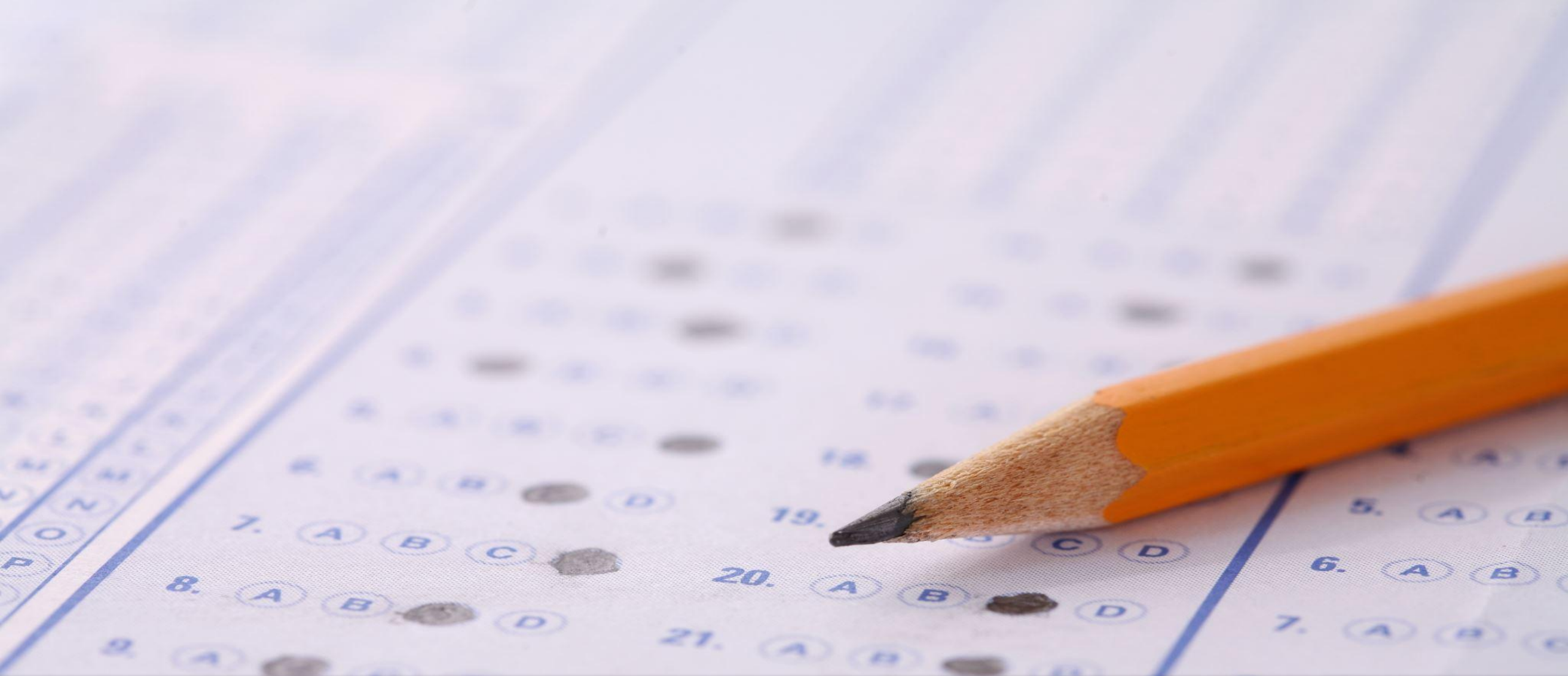
Desventajas

- Necesitan de múltiples tipos de información (que pueden ser complejos de obtener)
- Mayor complejidad



Conclusiones

- **Diversos tipos de información pueden ser usados para recomendar inversiones**
 - La información del activo, como precios o informes financieros.
 - La información del usuario, incluyendo transacciones, preferencias explícitas o factores demográficos.
- **La recomendación de activos financieros tiende a re-utilizar modelos existentes**
 - Modelos de regresión / clasificación para predicción de rentabilidad.
 - Sistemas de recomendación para algoritmos basados en transacciones.
- **La combinación de ambos tipos de información lleva a modelos capaces de**
 - Considerar las preferencias del usuario y la rentabilidad de los activos.
 - Considerar el tiempo.



Evaluación



Evaluación

- Siguiendo con lo presentado anteriormente, la evaluación depende de los objetivos de nuestro sistema (o usuario)

Usuario

El usuario quiere descubrir elementos **de su interés** que le reporten **beneficios**

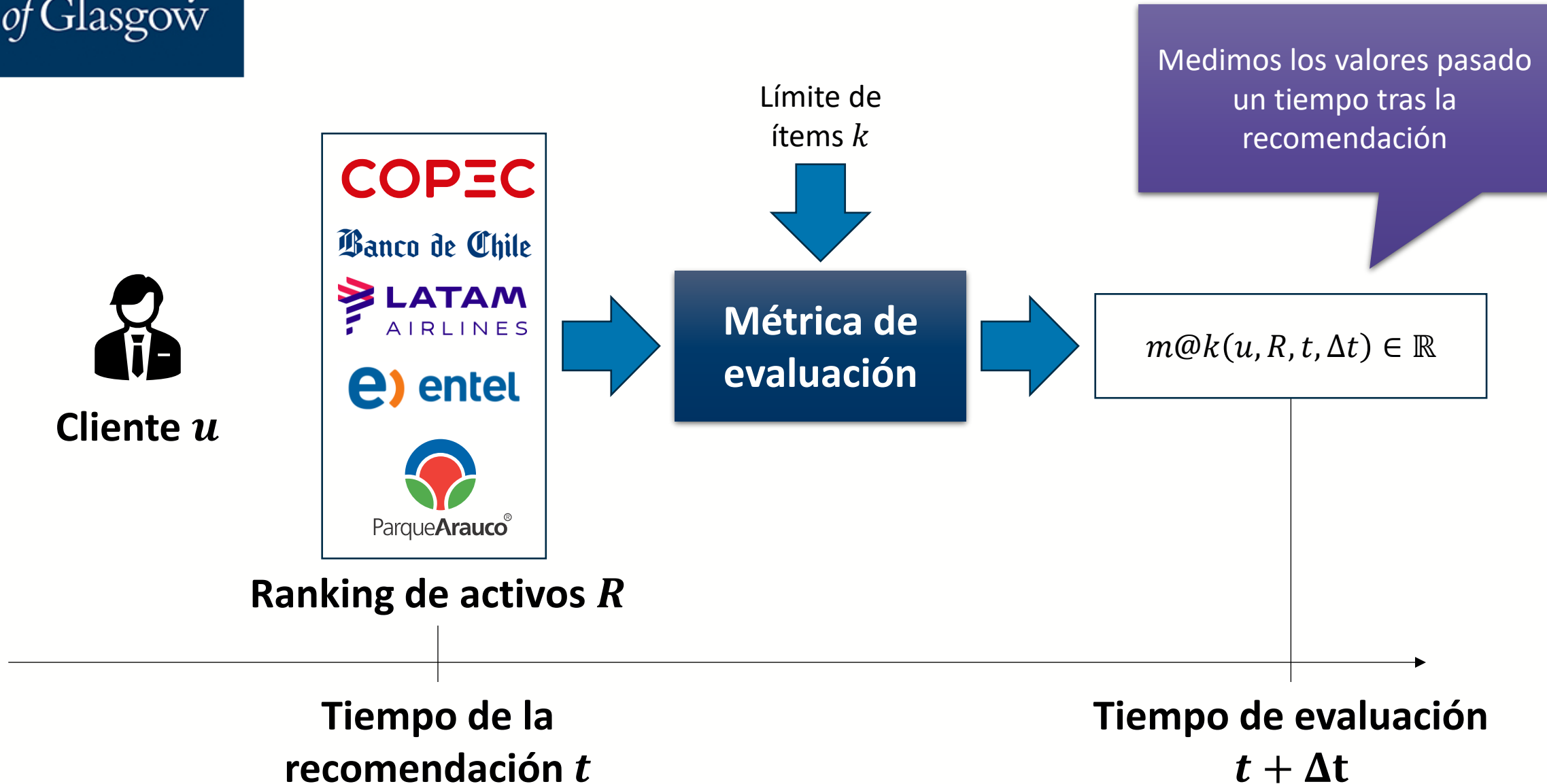
Plataforma

Quieren **maximizar sus beneficios**. Para ello, los usuarios deben invertir.

- Con respecto a la recomendación general, el **beneficio económico** es la novedad que deberemos medir, y el **momento** en el que lo medimos.



Procedimiento de evaluación





¿Cómo evaluamos?

Basado en
rendimiento

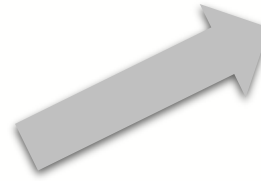


Recomendación de
activos financieros



Basado en
transacciones

Basada en
expertos



¿Ganan dinero nuestros clientes?

- Alineado con los intereses del cliente
- Ignora cualquier inversión futura del cliente

¿Podemos predecir las inversiones futuras?

- Las inversiones indican un interés alto del usuario
- Transacciones relevantes: compras
- Ignoran los precios de los activos.

En ambos casos, miramos a un punto fijo del futuro

- **Métricas:** Indicadores de rendimiento en un punto fijo del futuro.
 - Retorno de inversión (ROI)
 - Beneficio neto

- **Métricas:** Métricas de sistemas de recomendación
 - Precisión
 - nDCG

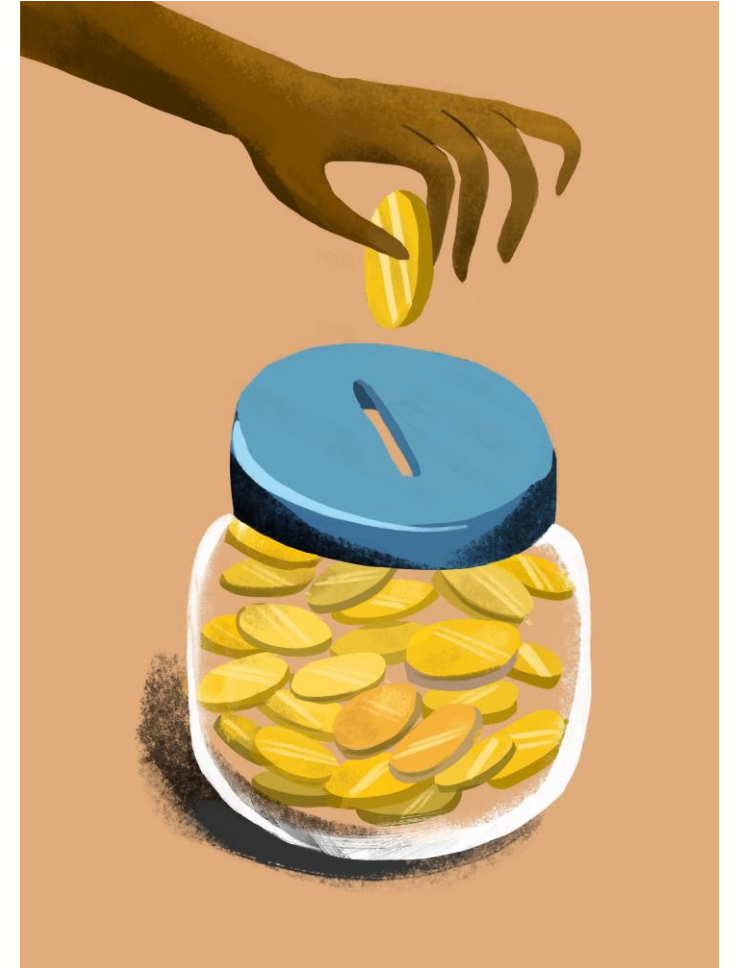
Métricas basadas en rendimiento

¿Ganan dinero nuestros clientes?

- **Ejemplo:** Retorno de inversión @ k
- Alineado con los intereses del inversor (ganar dinero)
- Ignora las inversiones reales de los clientes

Consideramos que un activo i es **rentable** en el periodo de tiempo entre t y $t + \Delta t$ si su precio en $t + \Delta t$ es mayor que su precio en t

- **La rentabilidad no es binaria:** cuanto mayor es la diferencia de precios, más rentable es el activo





Evaluación basada en rendimiento

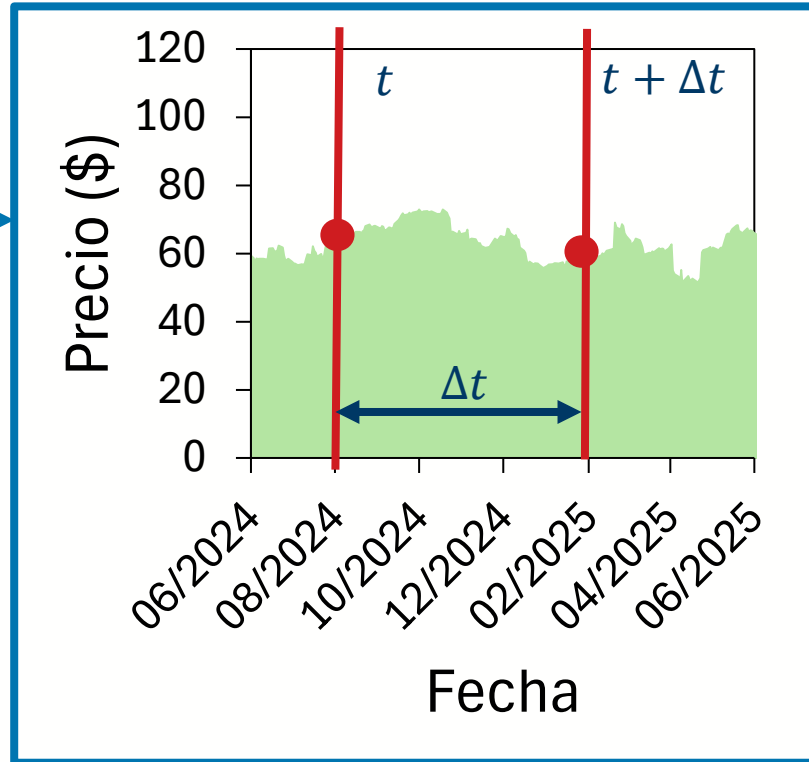
Recomendación

Hasbro

NETFLIX

amazon.com

IBM



t : Tiempo de recomendación

Δt : Horizonte de inversión

$t + \Delta t$: Tiempo de evaluación

Indicador de
rendimiento

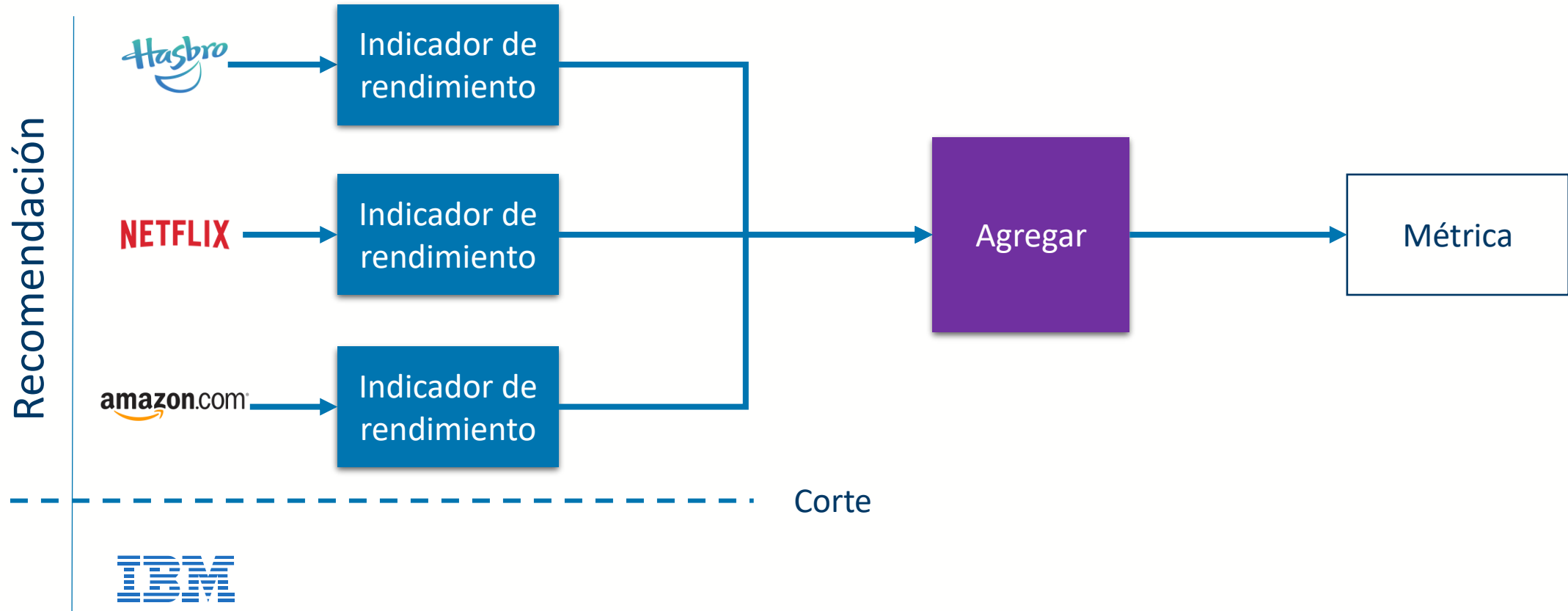
e.g. retorno de inversión (ROI)

Evaluamos considerando que un tiempo ha pasado entre la recomendación (t) y la evaluación ($t + \Delta t$)

$$ROI(t, t + \Delta t) = \frac{\text{price}(t + \Delta t) - \text{price}(t)}{\text{price}(t)}$$



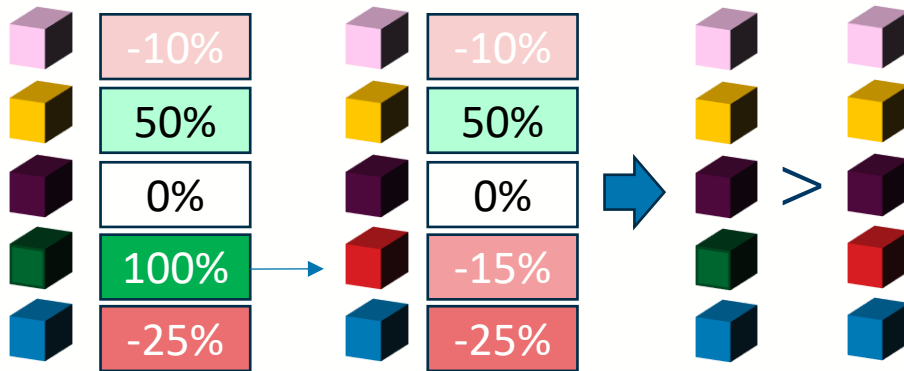
Evaluación basada en rendimiento



Propiedades de las métricas de evaluación basadas en rendimiento

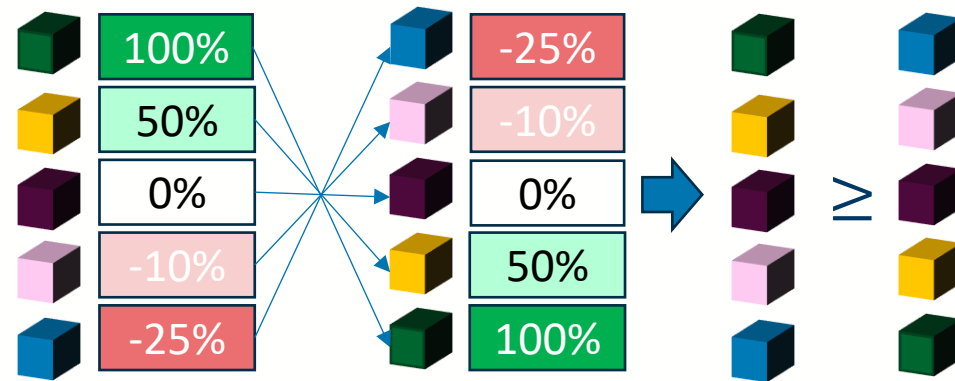
Convergencia

Es mejor tener activos beneficiosos en el ranking



Concentración en la parte superior

Es mejor si los activos rentables aparecen en los primeros puestos del ranking.

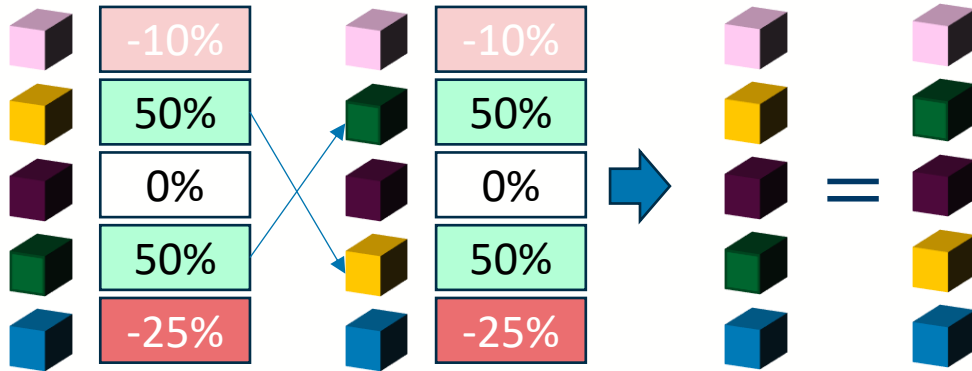




Propiedades de las métricas de evaluación basadas en rendimiento

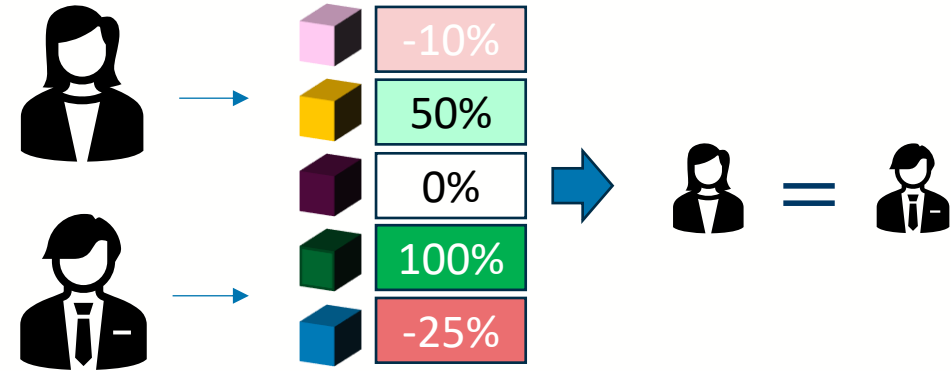
Independencia del activo

Solo la rentabilidad importa, no la identidad del activo



Independencia del usuario

Si el mismo ranking se muestra a dos usuarios, el valor de la métrica no cambia





Métricas basadas en transacciones

Podemos predecir las preferencias de los inversores?

- Ejemplos: $P@k$, $nDCG@k$
- Basadas en el concepto de relevancia.
- Solamente basadas en acciones de los inversores.

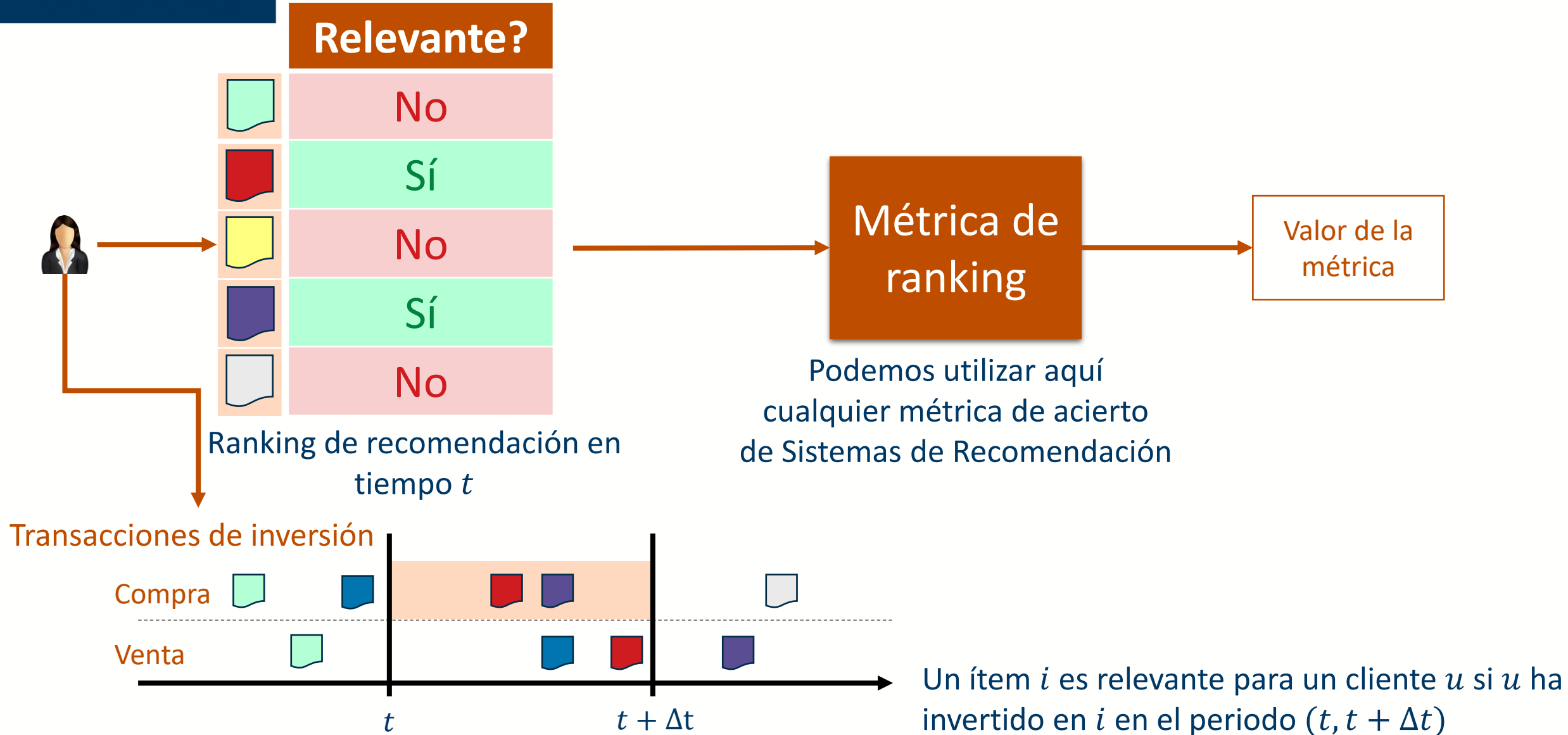
Consideramos que un activo i es **relevante** para un usuario u en el periodo de tiempo entre t y $t + \Delta t$ si y sólo si:

1. El usuario nunca a invertido en i antes de t
2. El usuario invierte en i después de t y antes de $t + \Delta t$





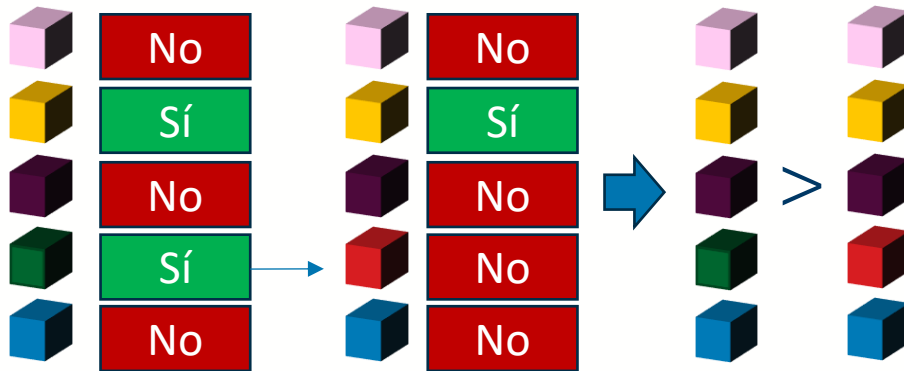
Ejemplo de evaluación



Propiedades de las métricas de evaluación basadas en transacciones

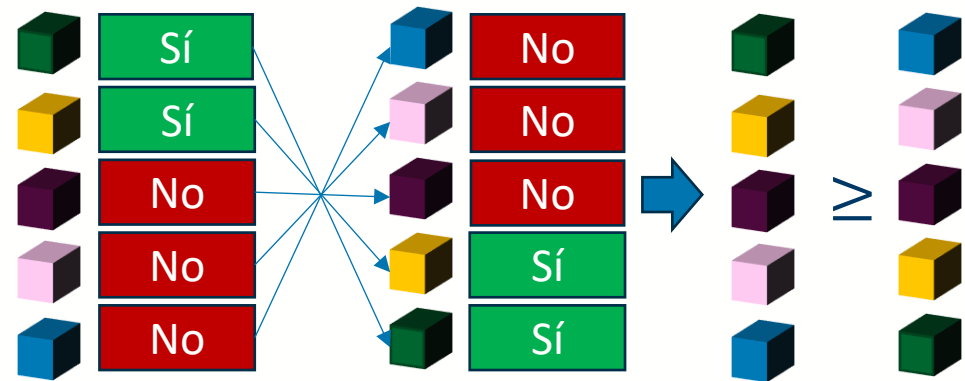
Convergencia

Es mejor tener más activos relevantes en el ranking



Concentración en la parte superior

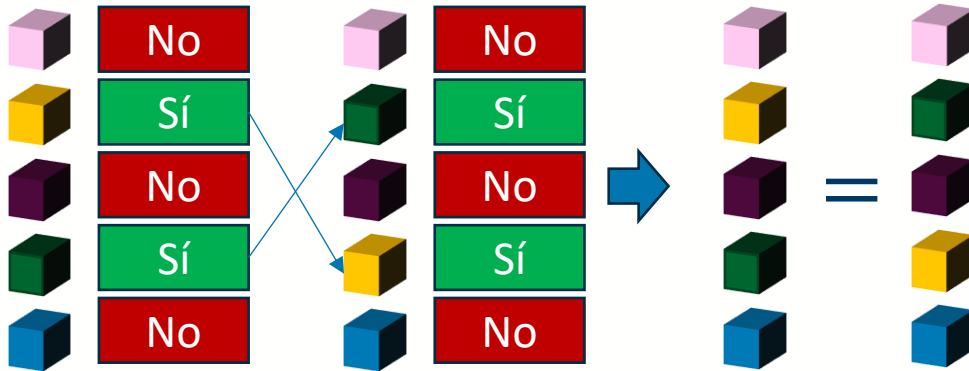
Es mejor si los activos rentables aparecen en los primeros puestos del ranking.



Propiedades de las métricas de evaluación basadas en transacciones

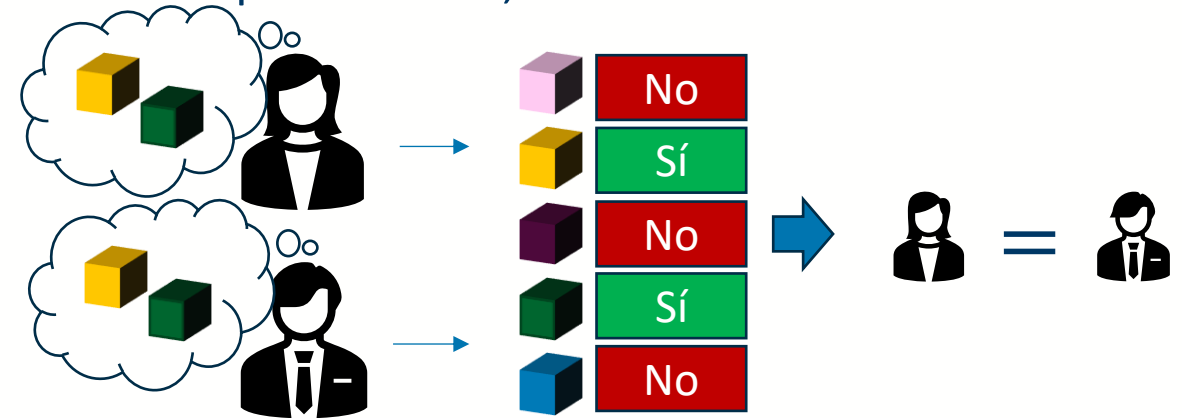
Independencia del activo

Solo la relevancia importa, no la identidad del activo



Equivalencia del usuario

Si el mismo ranking se muestra a dos usuarios con las mismas preferencias, el valor de la métrica no cambia





Otras dimensiones

- Estas dimensiones se han explorado mucho menos, pero también se pueden considerar:
- **Novedad:** ¿Cómo de diferentes son las recomendaciones de lo que el inversor ya conoce?
- **Diversidad:** Cómo de diferentes son los activos que recomendamos?
- **Riesgos:** ¿Cómo de volátiles son las recomendaciones? ¿Cómo de arriesgadas son?

Diversificación de activos

No pongas todos tus huevos
en la misma cesta
... o quizá lo pierdas todo



Métricas híbridas

- También es posible combinar distintos tipos de métricas
- Por ejemplo, medir solo el rendimiento de los activos en los que invierte el usuario
- La métrica híbrida más popular: **Sharpe ratio**
 - Maximiza los beneficios de los activos recomendados
 - Minimiza la volatilidad (varianza) de los precios.

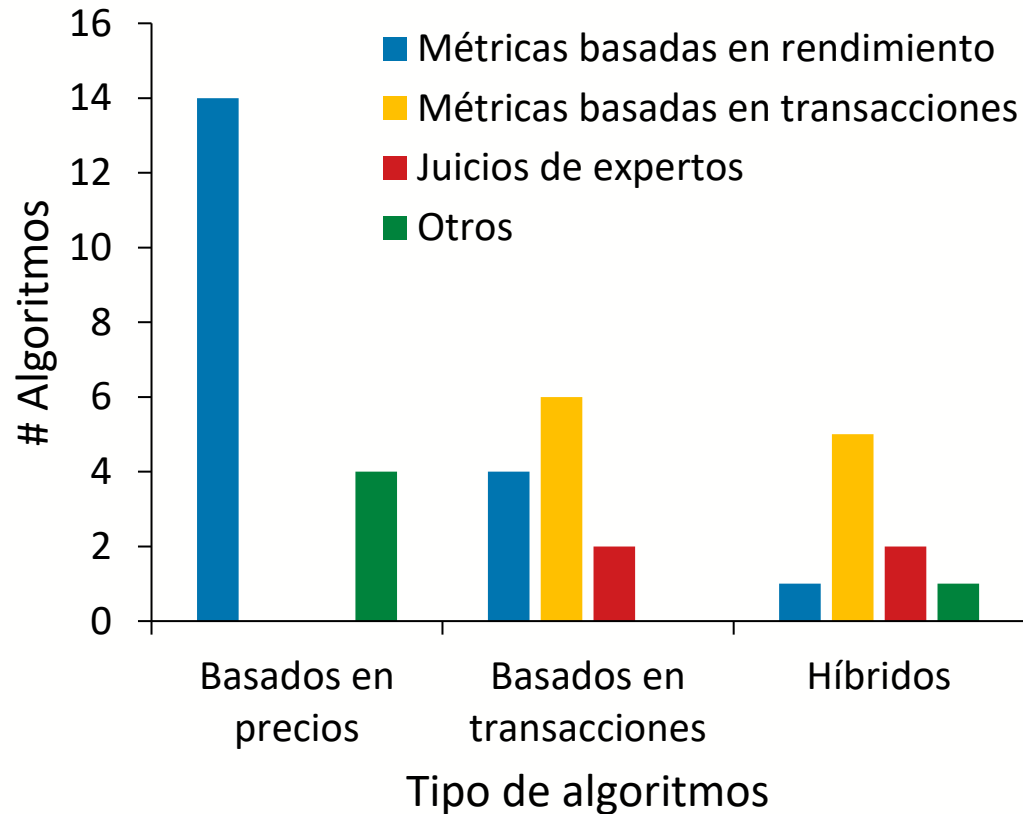




Comparando perspectivas de evaluación

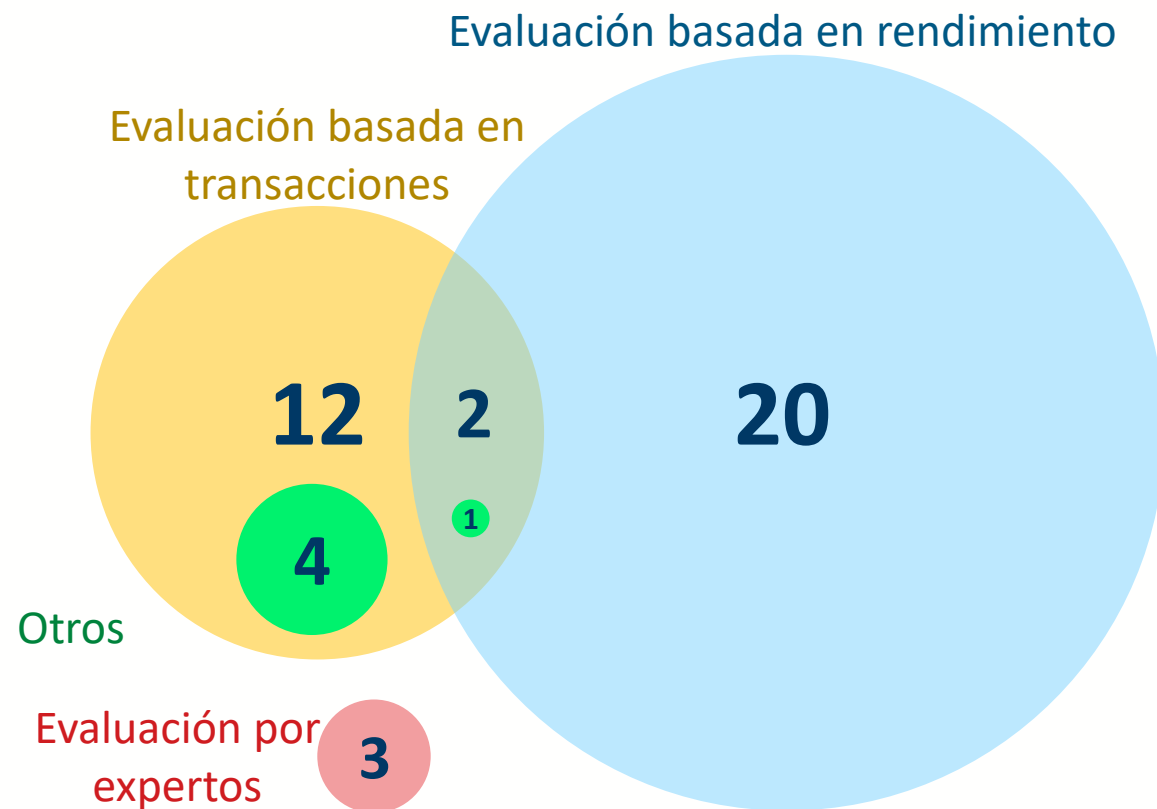
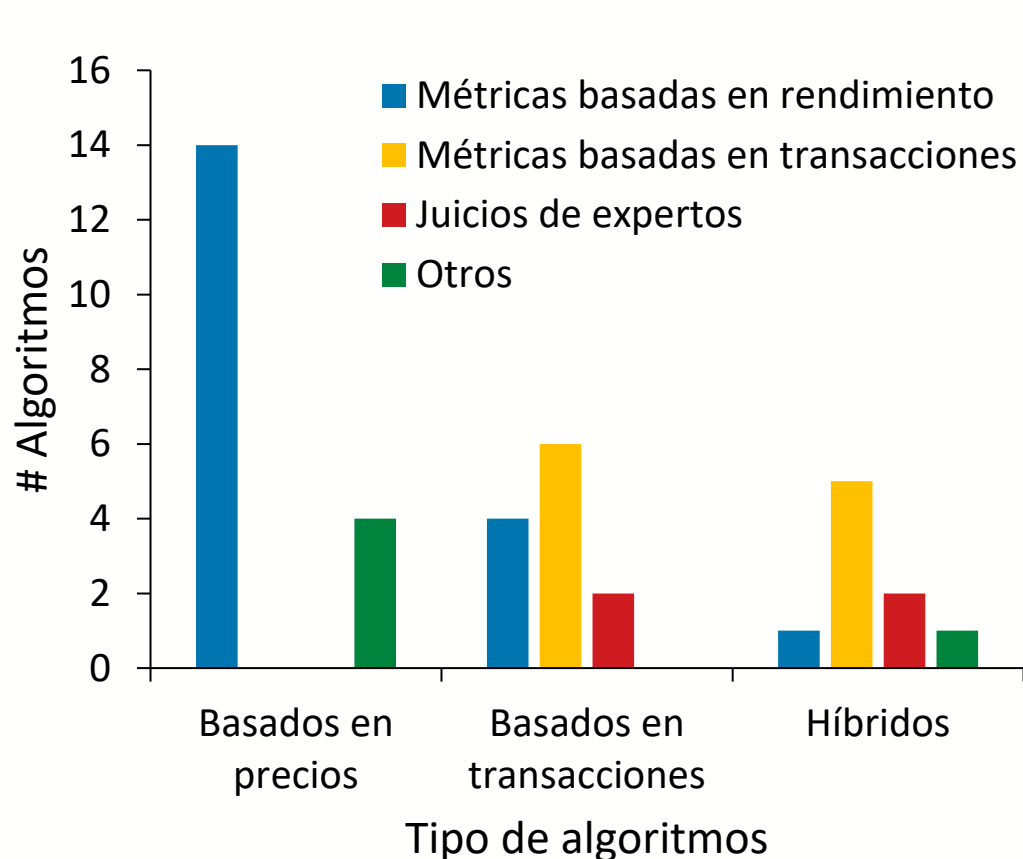


¿Cómo se han usado estas métricas históricamente?



- La evaluación está muy fragmentada
- Una mayoría de métodos se basan en métricas basadas en rentabilidad
 - Alineadas con el objetivo del usuario
 - Es difícil obtener transacciones de inversores (información privada)
- Aquellos métodos basados en transacciones tienden a usar métricas basadas en las mismas.
- Los juicios de expertos se utilizan en raras ocasiones.

¿Cómo se han usado estas métricas históricamente?



¡Diferentes perspectivas de evaluación rara vez son combinadas!



¿Por qué?

- Distintas métricas (teóricamente) miden distintas perspectivas de usuario
- Y usar una única métrica no necesariamente mide satisfacción de los usuarios.

¿Podemos medir la relación entre las métricas?

Asumamos que los usuarios son buenos inversores...

- En ese caso, predecir sus inversiones llevaría a beneficios...
- Y por tanto, habría una correlación alta entre las métricas basadas en transacciones y en rentabilidad!
- En ese caso, sería entendible limitarnos a una única perspectiva (tanto en evaluación como en diseño de algoritmos)



Relación entre métricas

Si nos centramos en métricas basadas en rentabilidad y en transacciones....

¿Si optimizamos una, optimizamos la otra?

Teóricamente

No

Podemos demostrar matemáticamente
que son independientes.

Empíricamente

No



Datos: FAR-Trans

- **Mercado de valores griego:** acciones, bonos, fondos de inversión
- **Período:** 1 Enero 2018 – 30 Noviembre 2022
- **Combina:**
 - Series temporales (precios)
 - Inversiones de clientes
- **Estadísticas:**
 - 806 activos únicos (321 con inversiones)
 - 29,090 clientes únicos
 - 703,303 precios
 - 388,049 transacciones (154,103 únicas)



NATIONAL BANK
OF GREECE

Descarga aquí

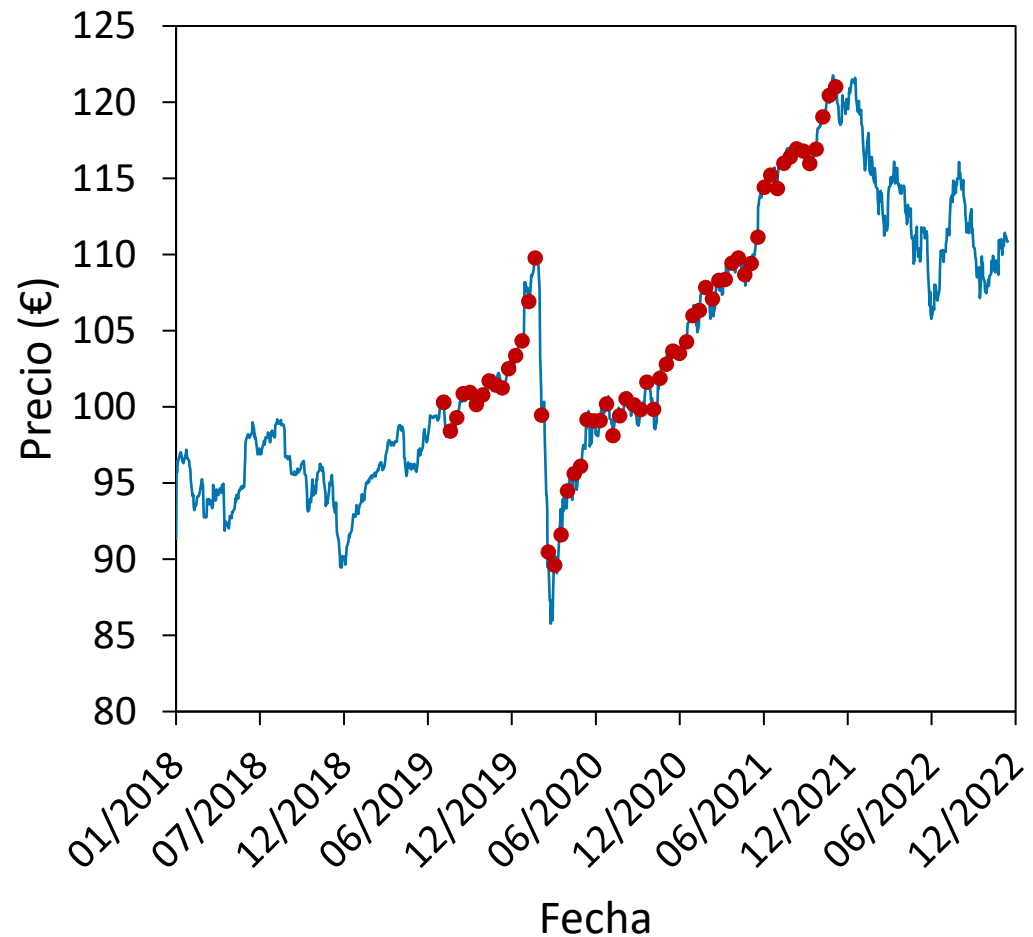




Dividiendo los datos



Dividiendo los datos



- **Total:** 61 puntos
- **Longitud del test:** 6 meses
- **Primera fecha:** 1 Agosto 2019
- **Última fecha:** 23 Noviembre 2021
- Condiciones de mercado variables
- Incluyendo el período del Covid-19
- Y la caída del mercado de 2022.



- **Basadas en rentabilidad:** retorno de inversión mensual (ROI@10)
 - Incremento relativo (cada mes) del precio con respecto a la inversión inicial tras un tiempo Δt
 - **Precio inicial:** precio en el momento de la recomendación
 - **Precio final:** precio en el momento $t + \Delta t$
 - $\Delta t = 6$ months
- **Basadas en transacciones:** nDCG@10
 - Mayor nDCG indica mayor capacidad de predecir inversiones futuras.
 - Métrica de evaluación de ranking (recomendación)
 - Transacciones relevantes
 - Nuevas adquisiciones de activos (compras)
 - Hasta 6 meses tras la recomendación



- **Modelos de regresión, estimando el retorno de inversión de los activos**
 - Regresión lineal
 - Random forest
 - LightGBM
- **Modelos basados en transacciones**
 - **No personalizados:** popularidad
 - **Filtrado colaborativo:** LightGCN, MF, UB kNN, minería de reglas asociativas
 - **Métodos demográficos:** UB kNN con información de usuario
- **Híbrido:** utilizando como características las puntuaciones de otros métodos
 - LightGBM regresión (objetivo predecir ROI)
 - LightGBM learning to rank (objetivo optimizar nDCG)

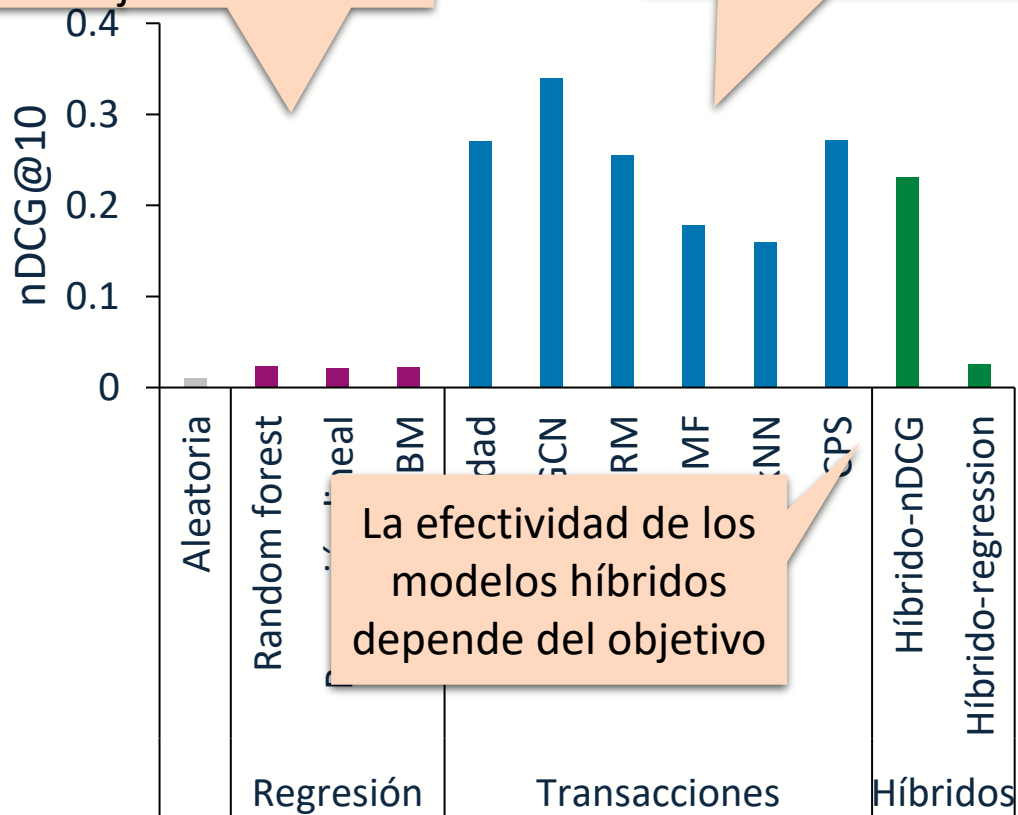


Results

Los modelos de regresión no personalizados obtienen bajo acierto

Regresión basada en transacciones

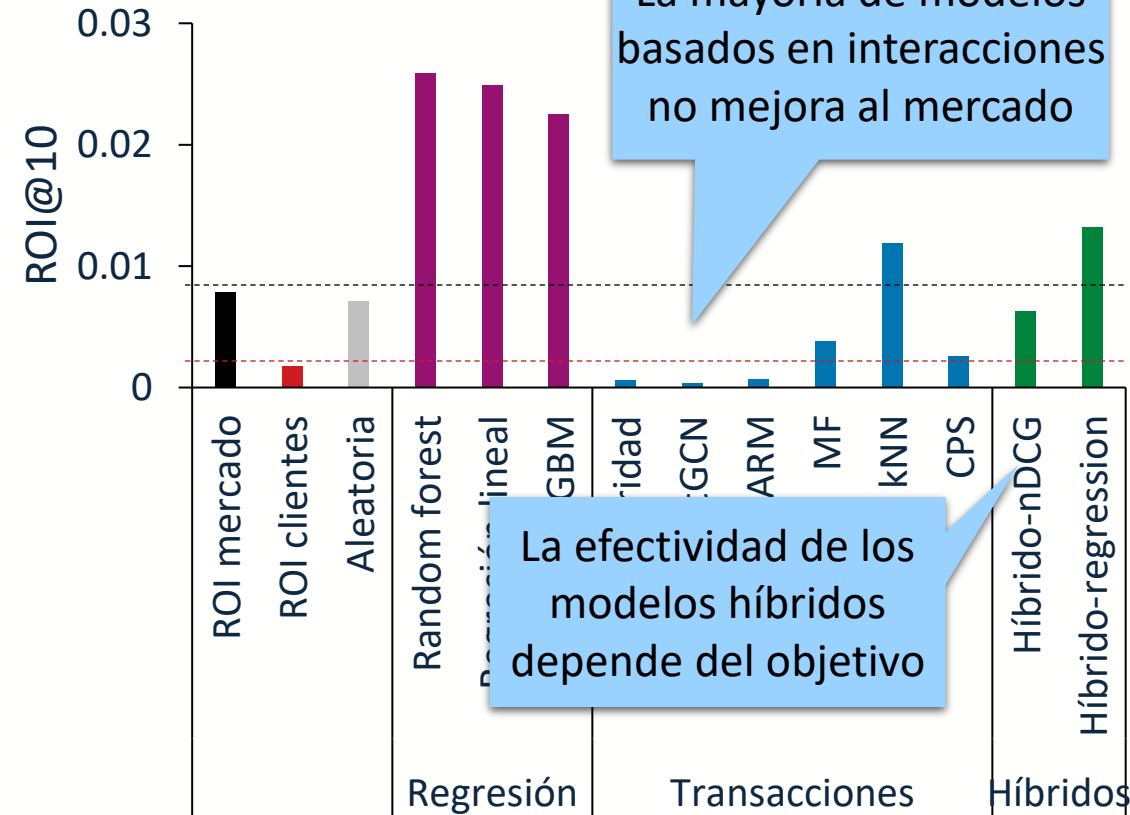
Los modelos basados en transacciones alcanzan alto acierto



Los modelos de regresión no personalizados obtienen alta rentabilidad

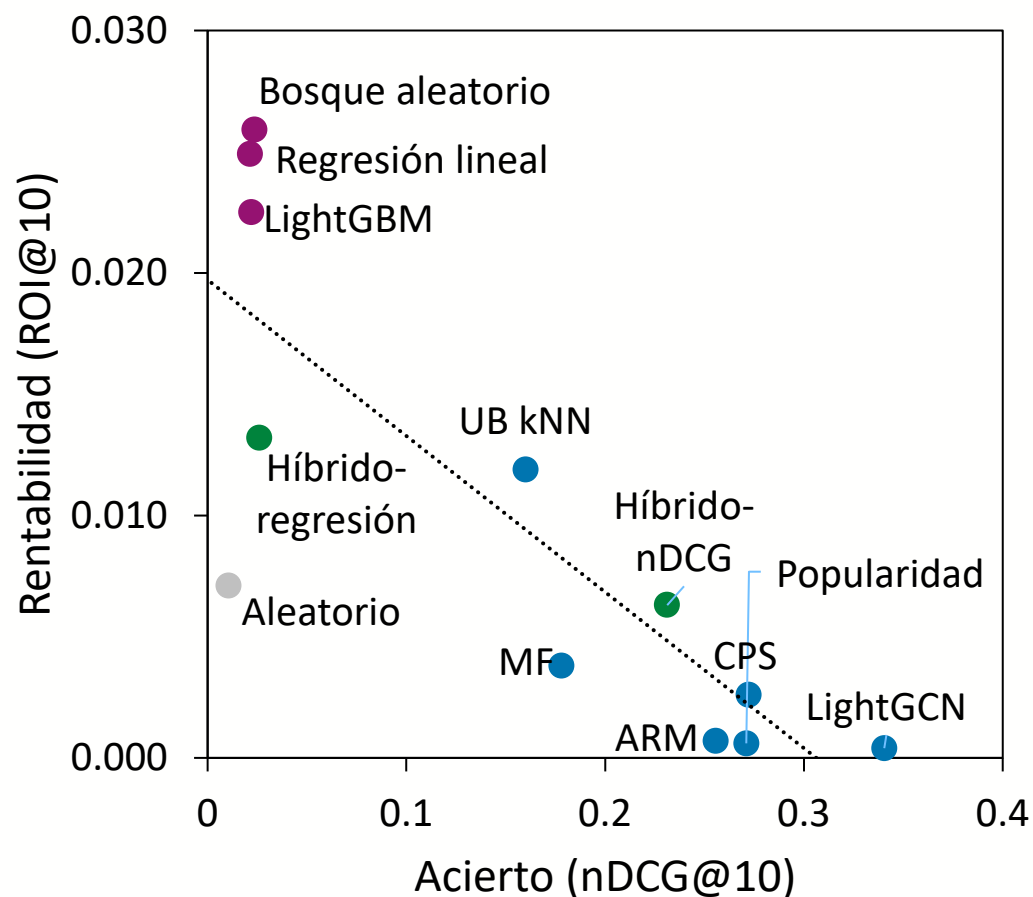
Evaluación basada en rentabilidad de los activos

La mayoría de modelos basados en interacciones no mejora al mercado



Comparación entre métricas

Cuál es la (cor)relación entre las métricas



- ¡La correlación entre las métricas es **negativa**!
- ¡Si predecimos lo que les gusta a los usuarios, les podemos hacer perder dinero!

Considerar una única métrica no es suficiente



¿Qué factores afectan a esta relación?

1

Habilidad de los usuarios para obtener beneficios

2

Cambios en las condiciones del mercado

3

El horizonte de inversión



Revisitando nuestra hipótesis

- **Hipótesis previa**
 - Si los clientes son buenos inversores...
 - Entonces, predecir sus inversiones les llevará a inversiones beneficiosas
 - Y entonces, la correlación entre las métricas será positiva
- **Pero la correlación es negativa**





Las dos opciones

Nuestra hipótesis
es incorrecta

Da igual la efectividad de
los clientes, la correlación
no depende de ello

El punto de partida
es erróneo

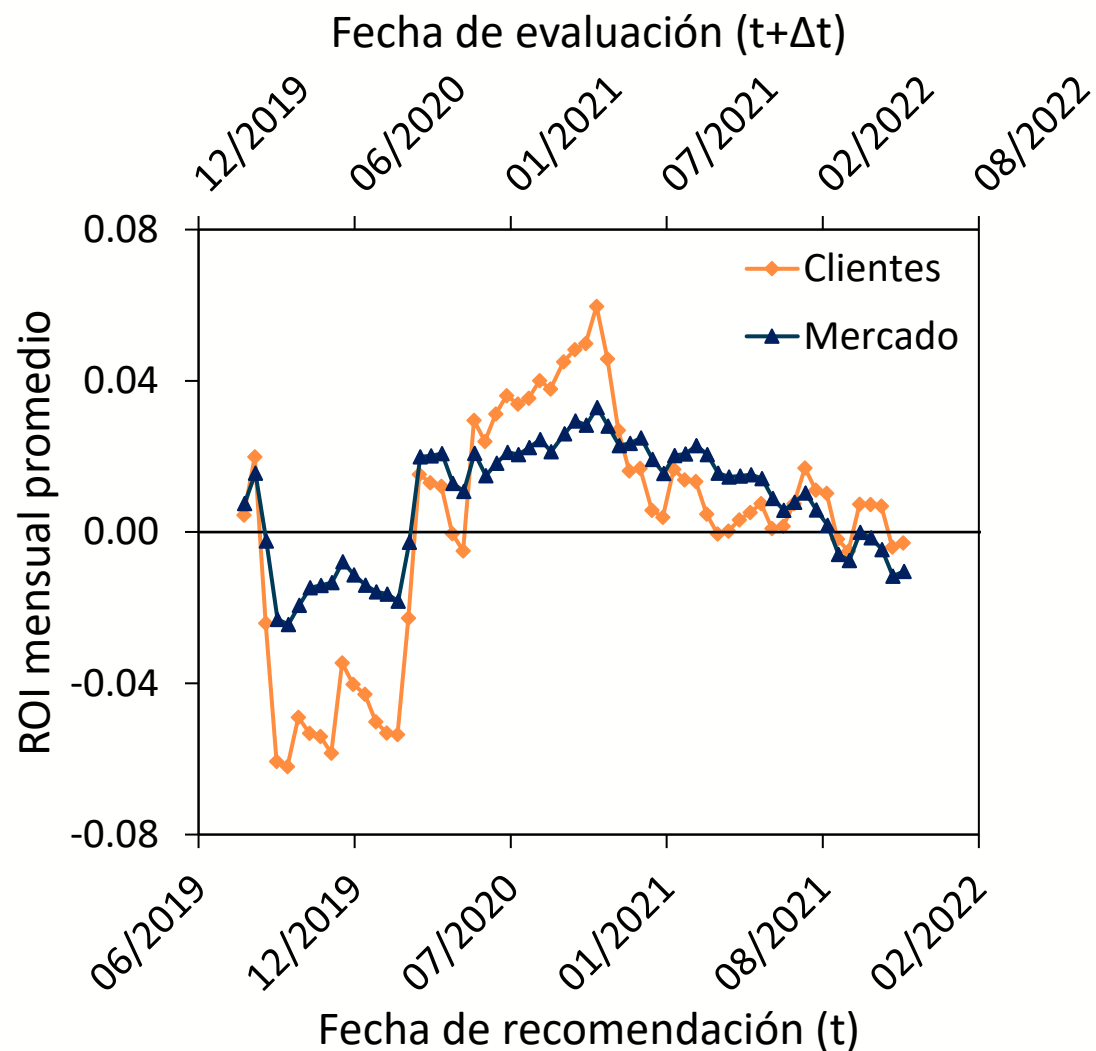
Nuestros clientes no son
inversores eficaces, y no
ganan mucho dinero

¿Cómo de eficaces
son los inversores?





¿Ganan dinero nuestros inversores?



Analizamos nuestros datos

Mercado

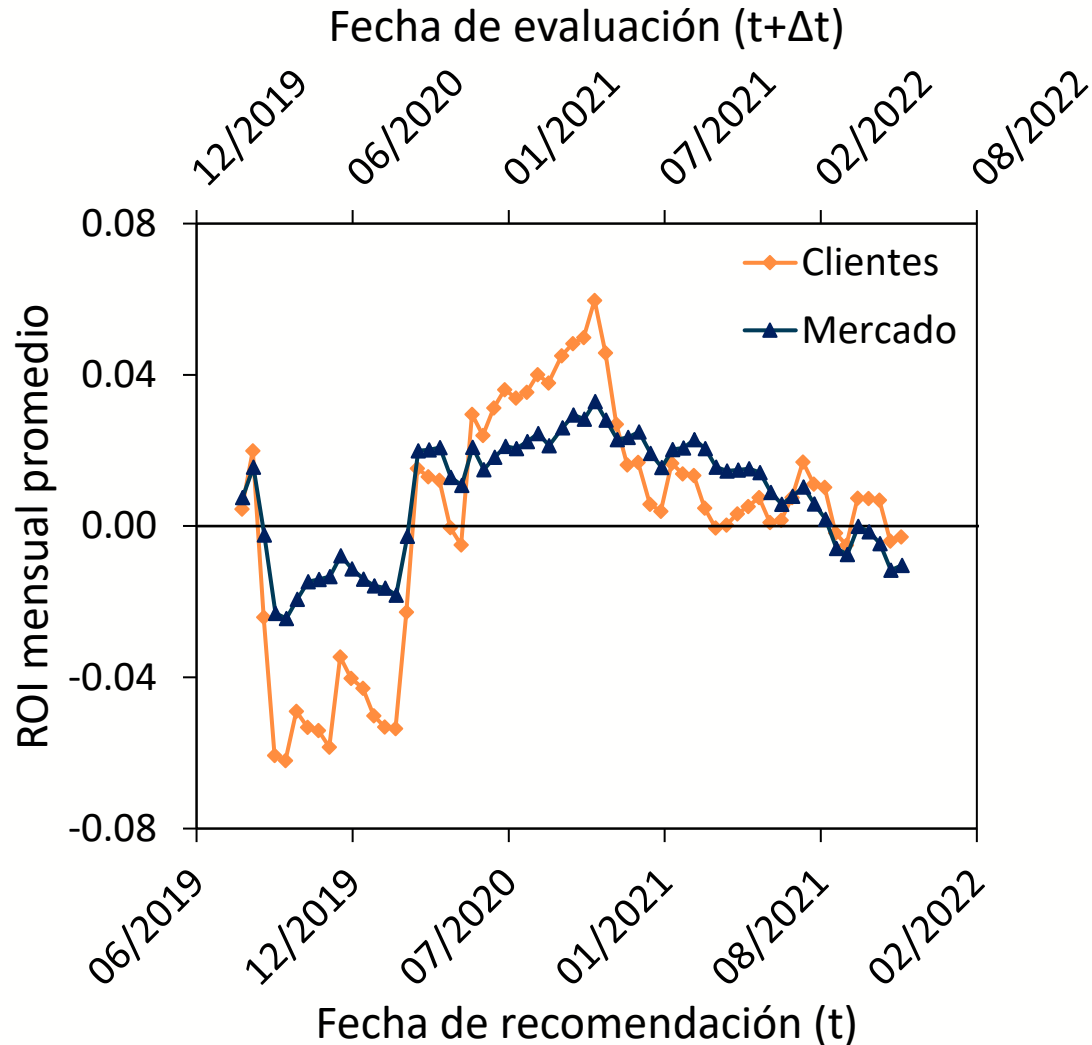
ROI promedio de
todos los activos

Clientes

Incremento promedio
del valor de sus
carteras de inversión

- **En general, nuestros clientes **no** son efectivos:**
 - Mercado 0.79% ROI
 - Clientes 0.18% ROI
- **Pero no siempre son malos inversores:** en distintos momentos en el tiempo, son capaces de mejorar al mercado

¿Ganan dinero nuestros inversores?



- Los inversores no siempre son capaces de obtener beneficios por encima del valor de mercado por sí mismos.
- En ese caso, recomendar lo que les interesa puede llevarlos a perder dinero.

Sabemos entonces que nuestra premisa (partiamos de buenos inversores) no es real, pero...

¿es nuestra hipótesis correcta?



Comprobando nuestra hipótesis

- **Simulación**

- Creamos clientes sintéticos que invierten de forma eficaz
- Sustituimos los clientes reales por los sintéticos
- Repetimos los experimentos

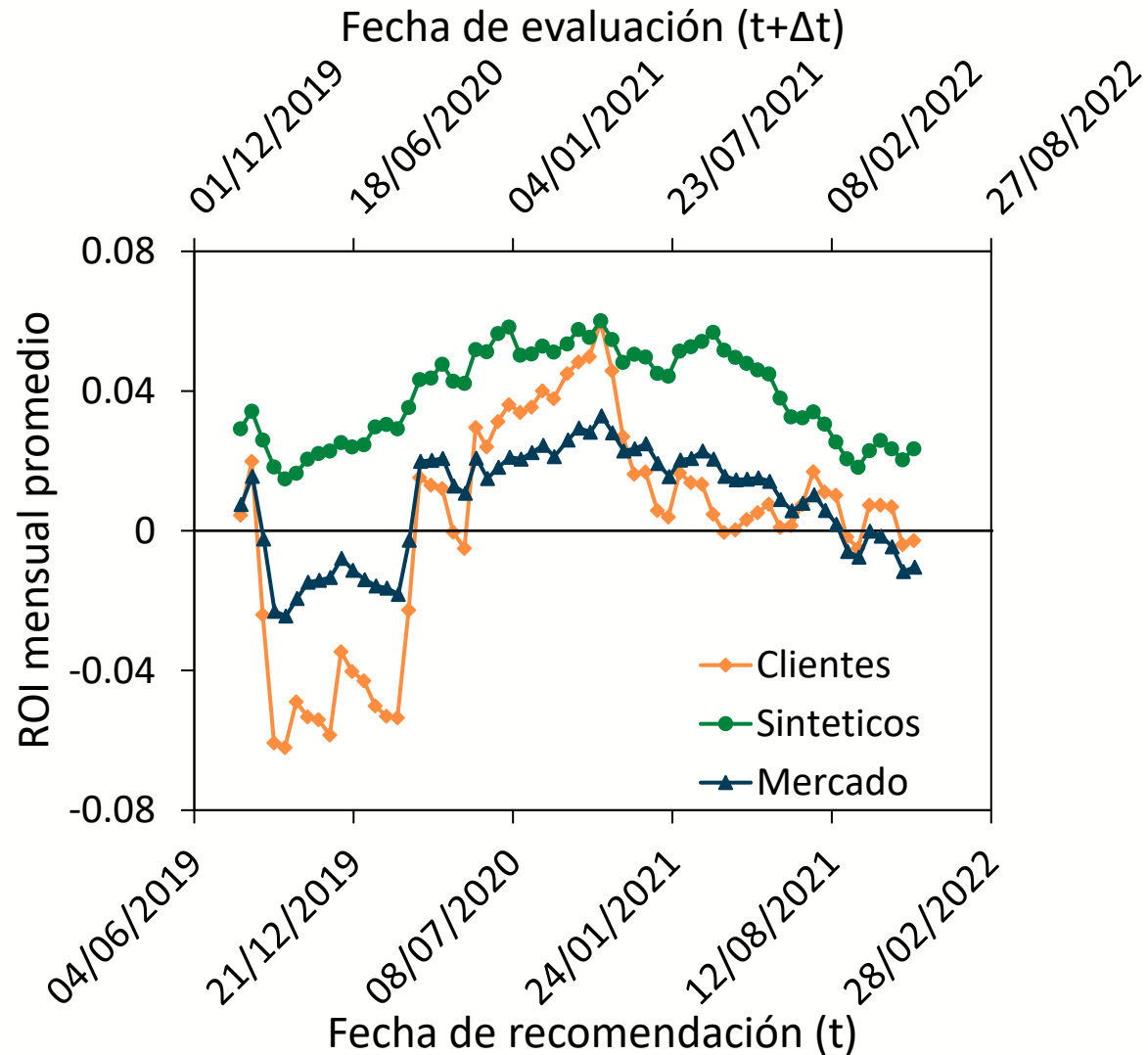
- **Proceso de creación**

1. Estimamos el número de clientes
2. Para cada cliente
 - a) Escogemos el número de activos en los que invertir
 - b) Escogemos el momento en el que invertirán
 - c) Escogemos los activos en los que invertir

- **Repetimos el proceso 10 veces (para evitar varianza)**



Estadísticas de nuestros clientes sintéticos



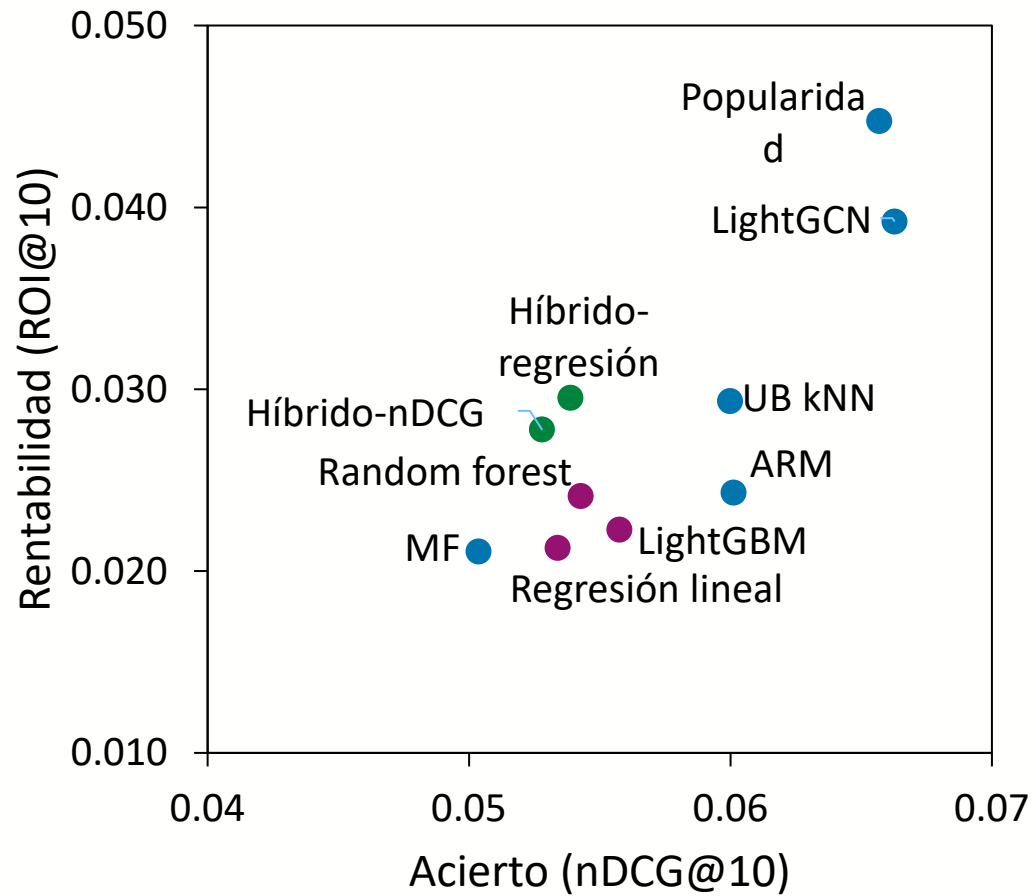
- Los clientes sintéticos
 - Siempre ganan dinero sobre el mercado
 - Siempre ganan más dinero que los clientes reales



¿Lleva esto a correlación positiva?

Resultados experimentales (clientes sintéticos)

¿Cuál es la correlación entre los algoritmos en este caso?



- La correlación entre métricas es **positiva**

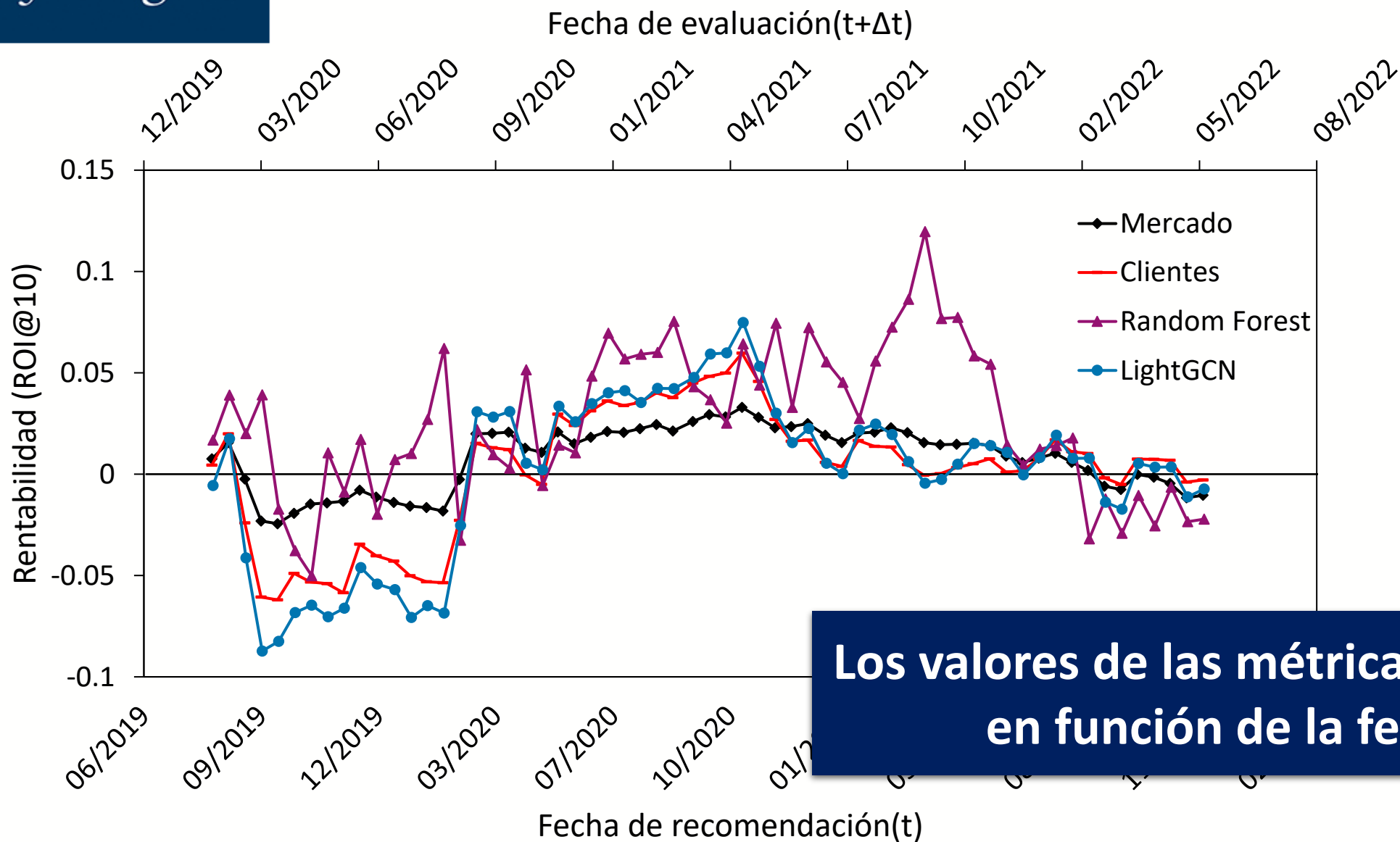
Si los clientes son buenos inversores, la correlación es positiva



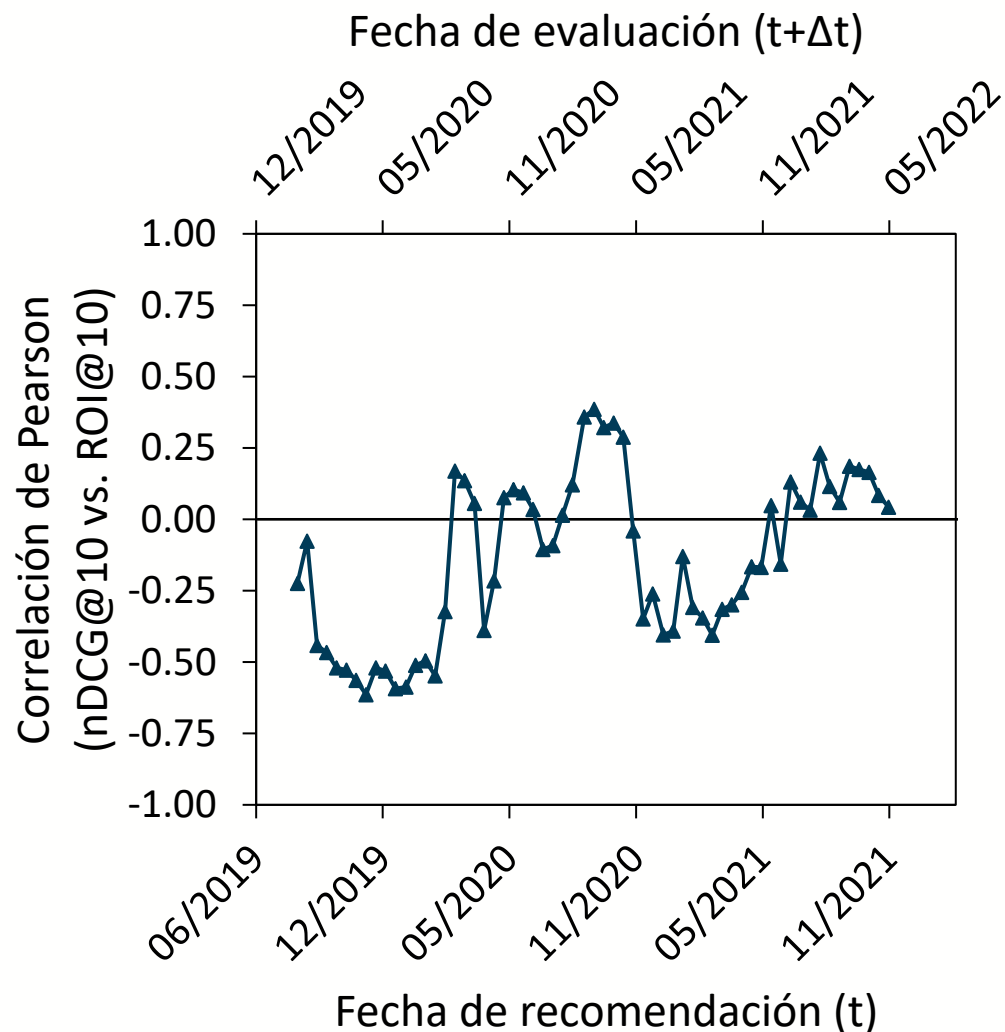
Pero nuestros clientes no siempre son buenos inversores



Cambios en las condiciones del mercado



Correlación a lo largo del tiempo



- La correlación cambia a lo largo del tiempo
- Entre -0.5 y 0.5!
- ¡Observar todas las fechas a la vez ocultaba esto!
- El tiempo de la recomendación afecta a la evaluación

¿Qué causa esto?

Cambios en el
mercado

Cambios en la
habilidad de los
clientes

La diferencia
entre ambos

¿Qué causa la variación de la correlación?

- Dibujamos las matrices de confusion

ROI del mercado

		Valor	
		+	-
Correlación	+	47.5%	33.3%
	-	52.5%	66.7%

Los cambios del mercado no corresponden con cambios en la relación entre métricas

ROI de los clientes

		Valor	
		+	-
Correlación	+	55.0%	19.0%
	-	45.0%	81.0%

Cuando los clientes no son efectivos, la correlación es negativa (pero no es positiva cuando los clientes son efectivos!)

ROI Clientes vs. Mercado

		Valor	
		+	-
Correlación	+	84.0%	13.8%
	-	16.0%	86.2%

Gran correspondencia entre los valores de la correlación y la diferencia entre clientes y mercado

Cambios en las condiciones del mercado

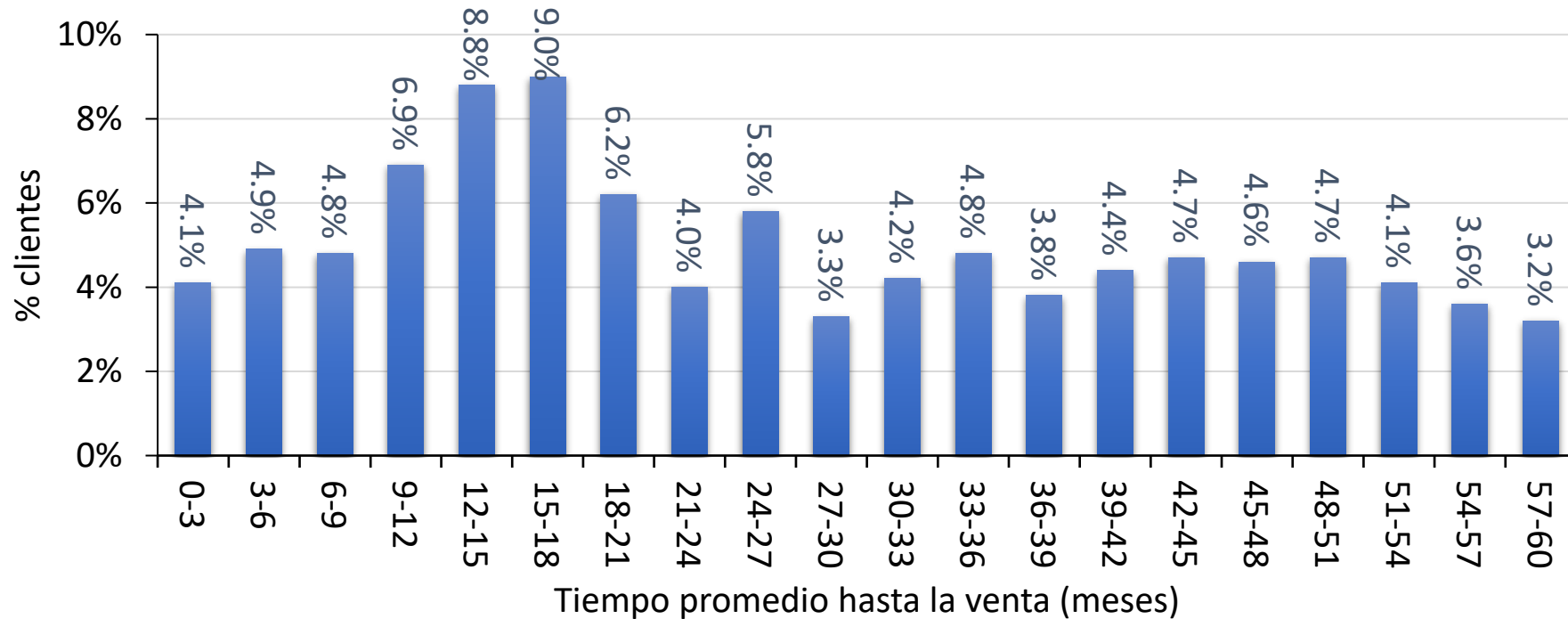
El tiempo afecta la relación entre las fechas

- En distintas fechas, la correlación varía notablemente.
- Sin embargo, los cambios en el mercado no son suficientes para explicar estos cambios.
- Pero la habilidad de los usuarios para ganar más dinero que el mercado sí.
 - Cuando los usuarios ganan al mercado, la correlación tiende a ser positiva.
 - Cuando no lo hacen, tiende a ser negativa

En este tipo de recomendación, es importante evaluar distintos momentos en el tiempo

Horizonte de inversión de los usuarios

¿Es mirar 6 meses en el futuro una opción razonable?



- Solamente 9% de los clientes vende sus activos en menos de 6 meses.
- Las inversiones capturadas por nDCG podrían no corresponder con un horizonte de 6 meses.

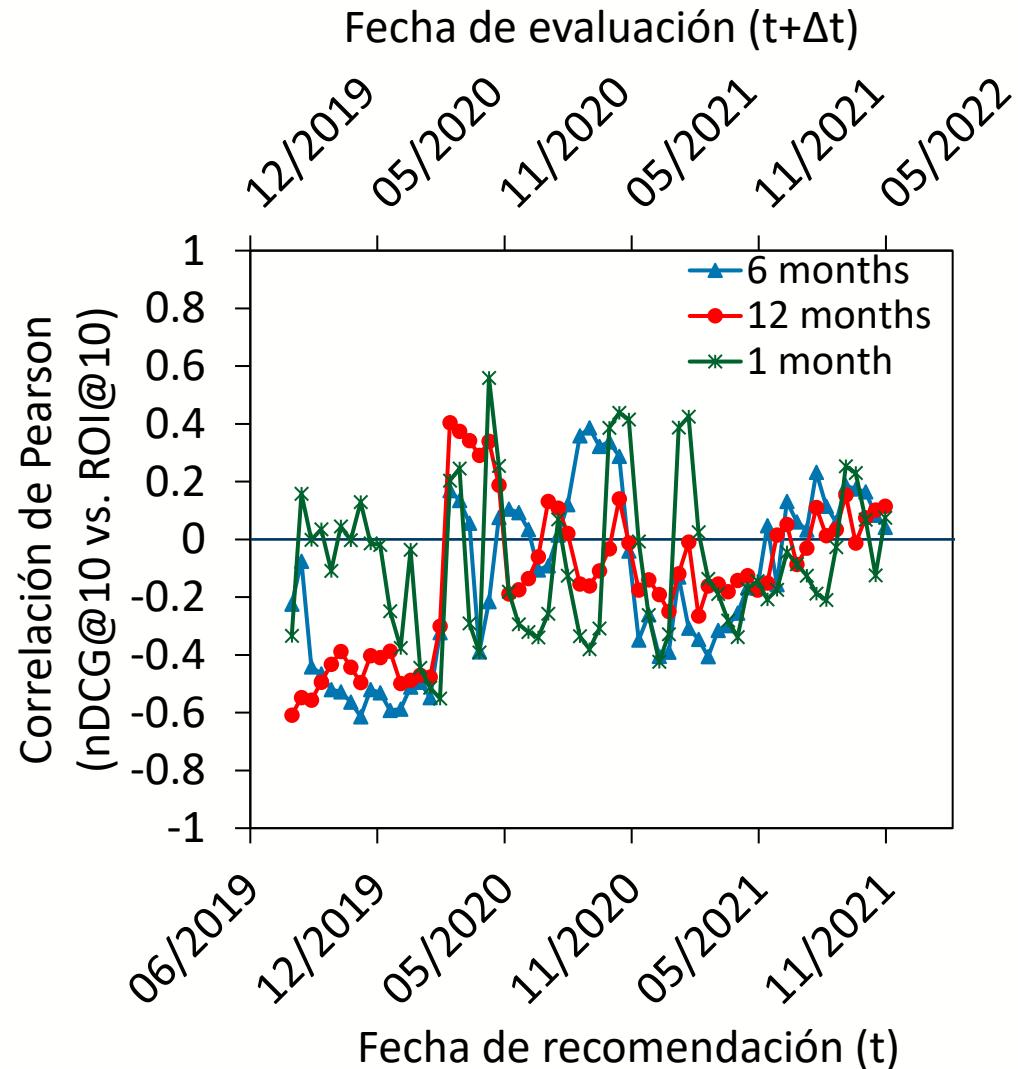


¿Cómo cambian los resultados si cambiamos el horizonte de inversión?

- Repetimos nuestros experimentos para horizontes más cortos y más largos
- **Nuevos horizontes:** 1, 3, 6, 9, 12 meses
- Conforme cambiamos el horizonte:
 - La rentabilidad de los activos cambia.
 - Las transacciones de test aumentan.
- ¿Cómo afecta esto a los algoritmos?
 - **Modelos basados en transacciones:** los datos de entrenamiento permanecen invariables.
 - **Algoritmos de predicción de ROI:** los vectores de características son los mismos, pero el objetivo a predecir cambia.



Resultados

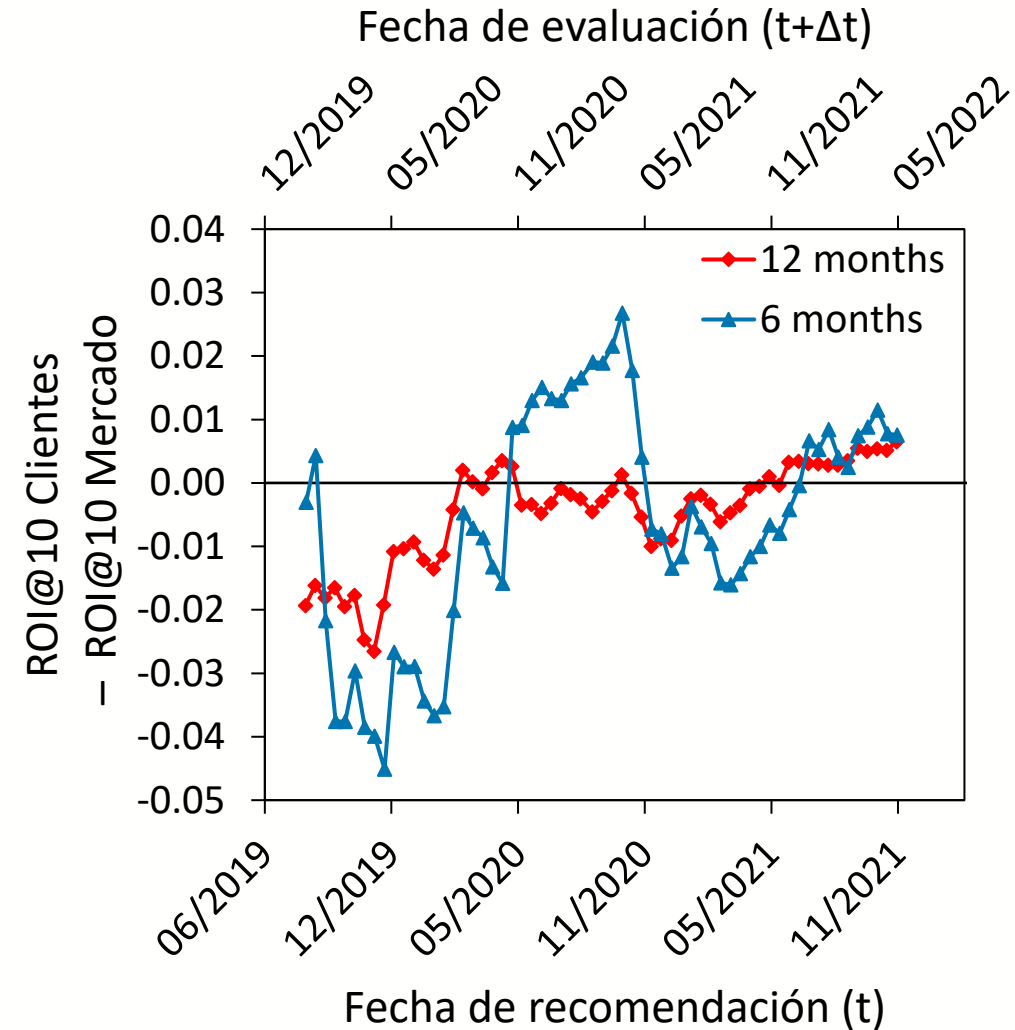
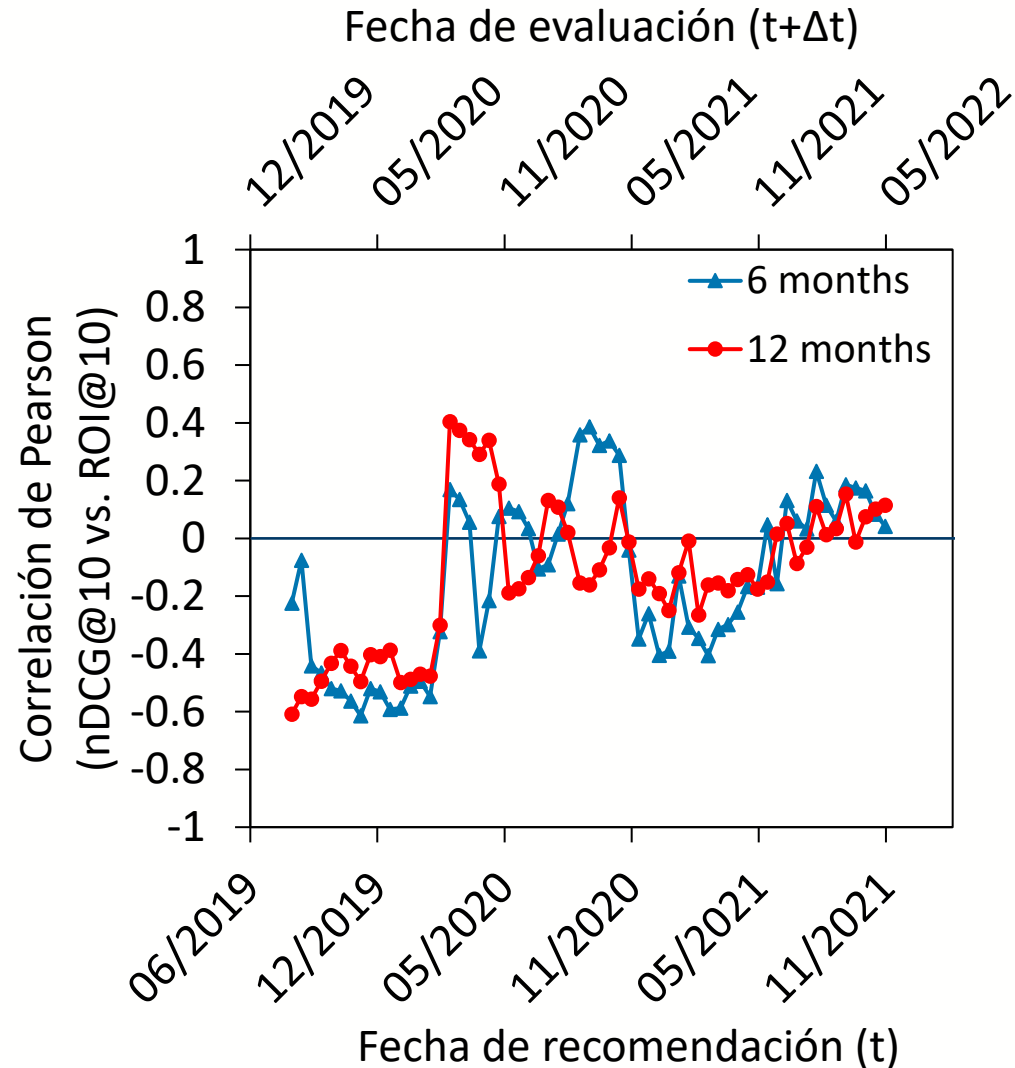


- En la misma fecha, la relación entre métricas cambia notablemente cuando cambiamos el horizonte de inversión
- En una única fecha, podemos encontrar correlaciones positivas y negativas.
- ¿Por qué?



Análisis de los datos

La relación entre la habilidad de usuarios y el mercado cambia cuando cambiamos el horizonte

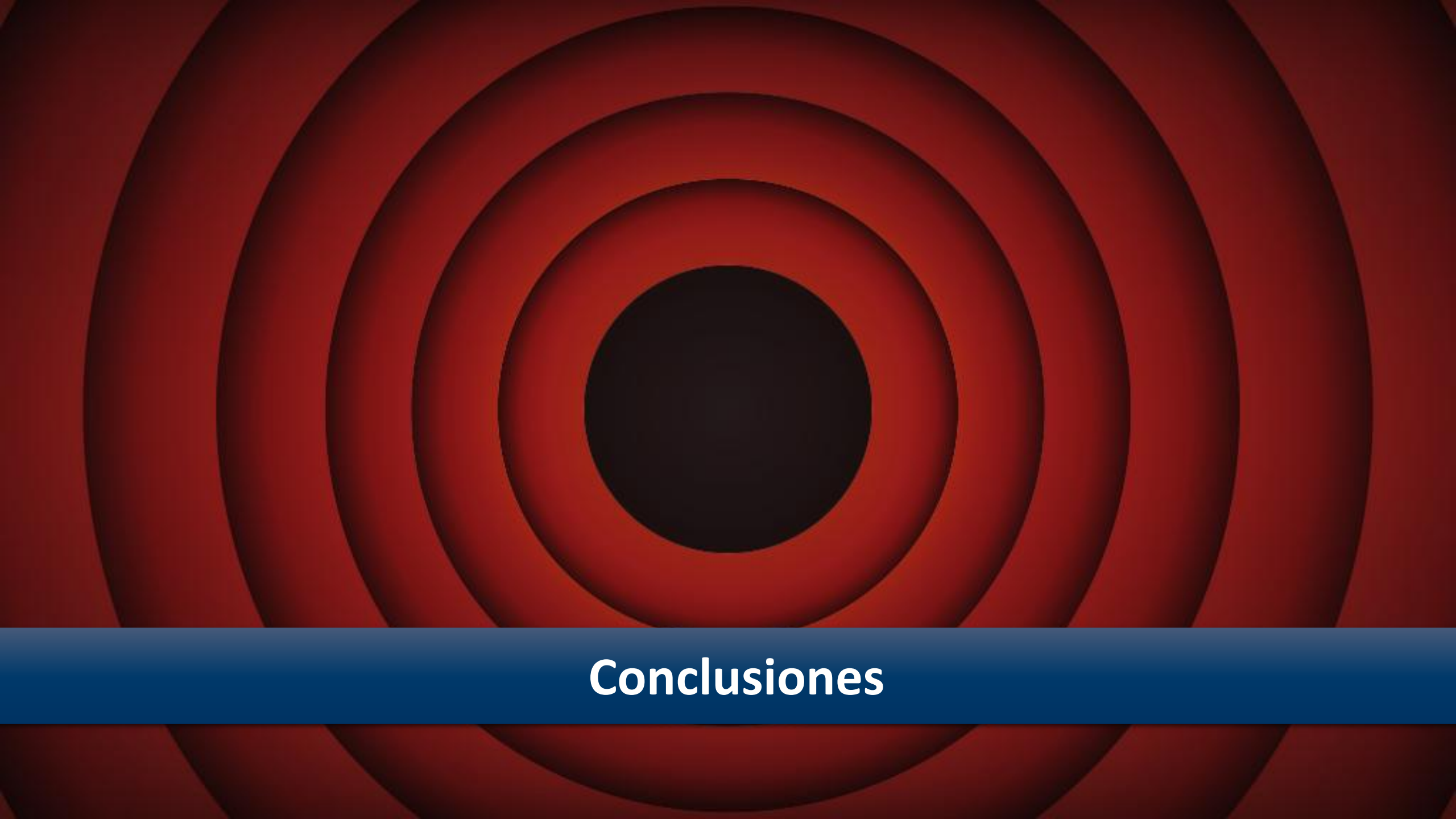




Horizonte de inversión

El horizonte de inversión tiene efectos en la evaluación

- Vender las acciones antes o después cambia los beneficios o pérdidas de los inversores.
- Por tanto, la estrategia de los clientes juega un papel importante en la evaluación
- El problema es que normalmente no conocemos esta estrategia previamente.



Conclusiones



Conclusiones

- **La recomendación de activos financieros presenta notables diferencias con la recomendación más clásica (películas, canciones)**
 - La idoneidad de una inversión puede ser difícil de medir
 - Los inversores son difíciles de comprender, y su comportamiento no es una buena señal.
 - Las dinámicas temporales tienen un impacto elevado en este problema
- **Múltiples métodos han sido desarrollados para esta tarea**
 - Modelos basados en predicción de precio o rentabilidad
 - Modelos basados en transacciones
 - Modelos híbridos



Conclusiones

- Existen varias dimensiones complementarias de evaluación:
 - **Basadas en transacciones:** ¿cómo de probable es que el cliente invierta en los activos recomendados?
 - **Basadas en rentabilidad:** ¿cómo de probable es que el cliente gane dinero si invierte en los activos recomendados?
 - **Otras:** novedad, diversidad, Sharpe ratio, opiniones de expertos
- Estas dimensiones rara vez son comparadas simultáneamente
- Pero no necesariamente miden lo mismo



Recomendaciones... para recomendar

- **No te centres solo en la relevancia**
 - Podrías hacer que tus clientes pierdan dinero
 - Complementa la relevancia con la rentabilidad de los activos (y otras dimensiones...)
- **Considera condiciones de mercado cambiantes**
 - Distintas estrategias podrían cambiar su eficacia en función del momento en el que se aplican.
 - Evalúa tus modelos cuidadosamente tanto en momentos de crecimiento como de pérdidas en el mercado.
- **Conoce a tu cliente**
 - Considera las estrategias de tus clientes (riesgo, horizonte de inversión)
 - Identifica los puntos fuertes y débiles de los clientes como inversores.



Direcciones abiertas

- **Optimización conjunta de múltiples perspectivas de evaluación**
 - Pocos trabajos consideran rentabilidad y preferencia de los usuarios
 - El papel de la novedad y la diversidad permanece inexplorado
- **Conoce a tu cliente – mejor captura de preferencias**
 - Las transacciones de un cliente no reflejan necesariamente la preferencia o la satisfacción de los inversores.
 - Predecirlas podría llevar a los usuarios a incurrir en.
 - Por ello, es necesario construir perfiles de usuario alternativos para proporcionar recomendaciones útiles.
 - Además, podría ser necesario desarrollar nuevas métricas de evaluación.



Direcciones abiertas

- **Recomendación de activos financieros conversacional**
 - La investigación en este campo normalmente trata la recomendación como un problema estático
 - Dado un punto en el tiempo y datos, proporciona un ranking.
 - El ranking no se modifica tras ello.
 - Sin embargo, la asesoría financiera no es para nada estática
 - Recolección de preferencias dinámica mediante conversación
 - Modificación de recomendaciones tras recibir *feedback* del inversor.
 - LLMs (ChatGPT, Claude) pueden ayudar en esta tarea!



University
of Glasgow





Sistemas de recomendación:

- [1] Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. (eds.) 2022. **Recommender Systems Handbook**, 3rd Edition.
- [2] Falk, K. 2019. **Practical Recommender Systems**.
- [3] Berkovsky, S., Cantador, I., Tikk, D. (eds.). 2018. **Collaborative Recommendations: Algorithms, Practical Challenges and Applications**.



Referencias

- Netflix Research: Recommendations: <https://www.youtube.com/watch?v=4aNfPe-pQqI>
- Recomendación en Spotify:
<https://www.spotify.com/cl/safetyandprivacy/understanding-recommendations>
- The AI behind unconnected content recommendations on Facebook and Instagram
<https://ai.meta.com/blog/ai-unconnected-content-recommendations-facebook-instagram/>

Introducción a Recomendación de Activos Financieros

- [4] McCreddie et al. 2022. Next Generation Personalized Investment Recommendations. In Big Data and Artificial intelligence in Digital Finance.
- [5] Zibriczky, D. 2016. Recommender Systems meet Finance: a Literature Review. FinRec 2016.

Recomendación de activos financieros basada en rentabilidad

- [6] Alzaman, C. 2024. Deep learning in stock portfolio selection and predictions. Expert Systems with Applications.
- [7] Huang, C. 2012. A hybrid stock selection model using genetic algorithms and support vector regression. Applied Soft Computing
- [8] Yang et al. 2018. A Practical Machine Learning Approach for Dynamic Stock Recommendation. TrustCom/BigDataSE 2018.



Recomendación de activos financieros basada en rentabilidad

- [9] Quah, T. & Srinivasan, B. 1999. Improving returns on stock investment through neural network selection. Expert Systems with Applications.
- [10] Guo, L., Sanz-Cruzado, J., McCreadie, R. 2025. Evaluating Knowledge Graph Sources for Non-Personalized Financial Asset Recommendation: 10K Reports vs. Wikidata. KEIR@ ECIR 2025.
- [11] Alsulmi, M. 2022. From Ranking Search Results to Managing Investment Portfolios: Exploring Rank-Based Approaches for Portfolio Stock Selection. Electronics.
- [12] Feng, F. et al. 2019. Temporal Relational Ranking for Stock Prediction. ACM TOIS
- [13] Feng, S. et al. 2022. Relation-aware dynamic attributed graph attention network for stocks recommendation. Pattern Recognition



Recomendación de activos financieros basada en transacciones

- [14] Barreau, B. and Cartier, L. 2020. History-Augmented Collaborative Filtering for Financial Recommendations. RecSys 2020.
- [15] Gonzales, R. and Hargreaves, C. 2022. How can we use artificial intelligence for stock recommendation and risk management? A proposed decision support system. International Journal of Information Management Data Insights.
- [16] Takayanagi, T. and Izumi, K. 2024. Incorporating Domain-Specific Traits into Personality-Aware Recommendations for Financial Applications. New Generation Computing.
- [17] Musto, C. et al. 2015. Personalized financial advisory through case-based recommender systems and diversification strategies. Decision Support Systems.
- [18] Luef et al. 2020. A Recommender System for Investing in Early-Stage Enterprises. SAC 2020.

Recomendación de activos financieros híbrida

- [19] Lee, Y. et al. 2024. Stock Recommendations for Individual Investors: A Temporal Graph Network Approach with Mean-Variance Efficient Sampling. ICAIF 2024.
- [20] Takayanagi, T. et al. 2023. Personalized Stock Recommendation with Investors' Attention and Contextual Information. SIGIR 2023.
- [21] Swezey, R. and Charron, B. 2018. Large-Scale Portfolio Recommendation for Portfolio Optimization. RecSys 2018.

Evaluación de recomendación de activos financiera

- [22] Sanz-Cruzado, J., et al. 2025. Investors Are (Not) Always Right: A Comparison of Transaction-Based and Profitability-Based Metrics for Financial Asset Recommendations. ACM TOIS.
- [23] Sanz-Cruzado, J., et al. 2022. On Transaction-Based Models as Proxy for Profitability of Financial Asset Recommendations. FinRec @ RecSys 2022.



Dataset

[24] Sanz-Cruzado, J. et al. 2024. FAR-Trans: An Investment Dataset for Financial Asset Recommendation. Fin-RecSys @ IJCAI 2024.

Demos

[25] Sanz-Cruzado, J. et al. 2024. FAR-AI: A Modular Platform for Investment Recommendation in the Financial Domain. ECIR 2024.

[26] Takayanagi, T. et al. 2025. FinPersona: A LLM-Driven Conversational Agent for Personalized Financial Advising. ECIR 2025.

Direcciones futuras

[27] Takayanagi T. et al. 2025. Are Generative AI Agents Effective Personalized Financial Advisors? SIGIR 2025



Referencias

Tutorial de recomendación y procesamiento del lenguaje natural en finanzas

[28] Chen, C., Lee, Y., Choi, C., McCreadie, R., Sanz-Cruzado, J., López-Lira, A. Information Retrieval in Finance: Industry and Academic Perspectives on Innovation. SIGIR 2025.



Enlace a esta
presentación

¿Preguntas?



Dr. Javier Sanz-Cruzado
Information Retrieval Group
University of Glasgow



<https://javersanzcruza.github.io>



javier.sanz-cruzadopuig@glasgow.ac.uk



<https://www.linkedin.com/in/javier-sanz-cruzado-puig/>

