

Hybrid content-based recommender system for video games

• • •

Patricio Cerdá - Bastián Mavrakis

IIC3633 - Sistemas Recomendadores
2018-2

Contexto



Contexto

- Industria de los videojuegos es muy grande (USA: 195MM jugadores)
- Plataformas digitales facilitan el consumo
- Valve, EA, Ubisoft poseen info. de consumo de clientes
- Gustos cambiantes en el tiempo

Problema

- Buenas recomendaciones a usuarios **clave** para maximizar ganancias
- Información útil: géneros, qué juegan los amigos, etc.
- Oportunidad desaprovechada: reseñas no utilizadas para recomendar
- Idea: utilizar este corpus de información para ayudar a clasificar mejor las experiencias que cada juego ofrece, y luego obtener mejores recomendaciones

Solución propuesta

- Implementar un sistema recomendador “híbrido” que nos permita explorar dos técnicas distintas y probar su complementariedad.
 - **Implicit Feedback approach:**
 - BFR
 - ALS
 - **Content-Based approach:**
 - tf-idf
 - LDA
 - Word2Vec, GloVe

Dataset

2 Bases de datos:

- **Steam Dataset**: contiene diversa información sobre todos los juegos y cuentas de Steam hasta cierta fecha.
- **Steam Review Dataset**: cuenta con reviews de texto no estructurado de juegos y un indicador de sentimiento.

Experimentos

- Aplicar técnicas de Implicit Feedback, y sobre los resultados probar Content-Based
- Aplicar técnicas Content-Based, y sobre los resultados probar Implicit Feedback
- Se utilizarán modelos de las librerías implicit, sklearn, y gensim

Evaluación

Steam actualmente posee un sistema recomendador. Dado esto, surgen algunas opciones:

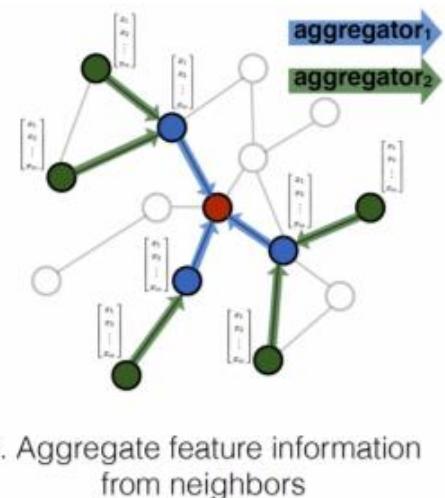
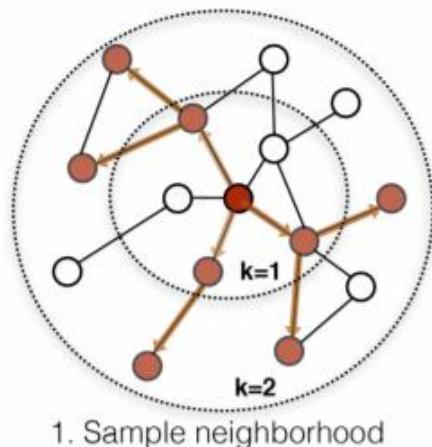
- Comparar recomendaciones a usuarios existentes dada su biblioteca (approach implícito)
- En base a una review, comparar las recomendaciones versus la lista real que se ofrece para ese juego

ANTONIO LÓPEZ
ANDRÉS RÍOS

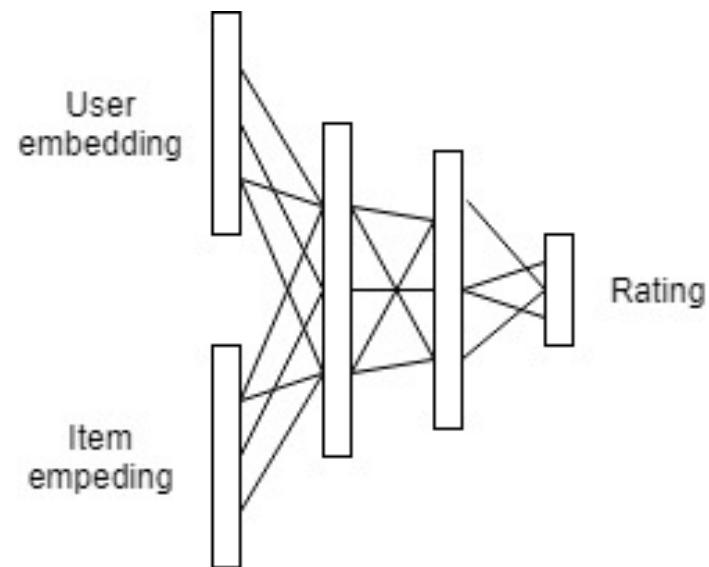
GCN para predicción de ratings

Componentes

Creación de embeddings para usuarios e ítems

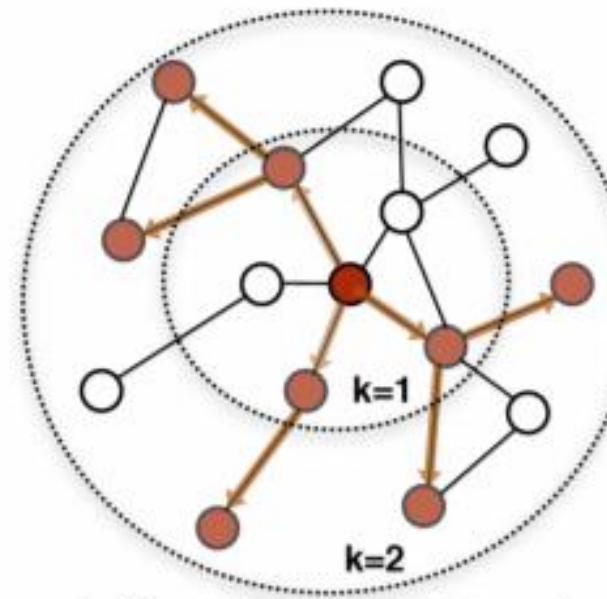


Predictión de ratings dado un usuario y un ítem

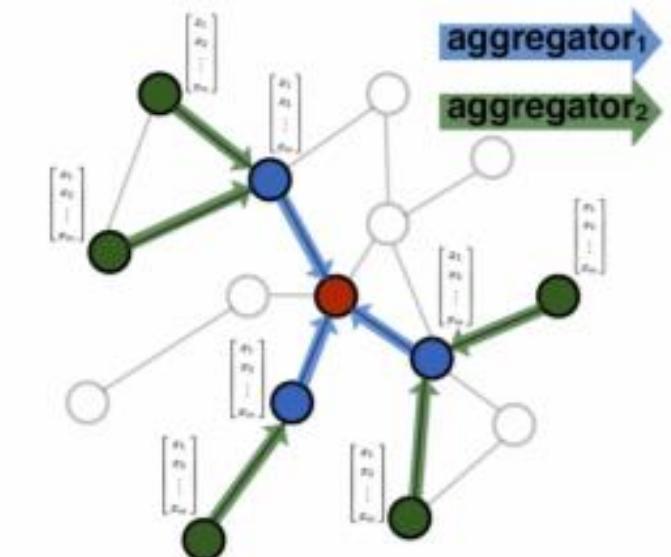


Embedding por agregación

- Se construye el vector que representa al nodo a partir de la información de los vecinos
- Se eligen los vecinos de manera aleatoria
- La profundidad y el número de vecinos son metapárametros del entrenamiento



1. Sample neighborhood



2. Aggregate feature information from neighbors

Algorithm 1: GraphSAGE embedding generation (i.e., forward propagation) algorithm

Input : Graph $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{E})$; input features $\{\mathbf{x}_v, \forall v \in \mathcal{V}\}$; depth K ; weight matrices $\mathbf{W}^k, \forall k \in \{1, \dots, K\}$; non-linearity σ ; differentiable aggregator functions $\text{AGGREGATE}_k, \forall k \in \{1, \dots, K\}$; neighborhood function $\mathcal{N} : v \rightarrow 2^{\mathcal{V}}$

Output : Vector representations \mathbf{z}_v for all $v \in \mathcal{V}$

```
1  $\mathbf{h}_v^0 \leftarrow \mathbf{x}_v, \forall v \in \mathcal{V}$  ;
2 for  $k = 1 \dots K$  do
3   for  $v \in \mathcal{V}$  do
4      $\mathbf{h}_{\mathcal{N}(v)}^k \leftarrow \text{AGGREGATE}_k(\{\mathbf{h}_u^{k-1}, \forall u \in \mathcal{N}(v)\})$ ;
5      $\mathbf{h}_v^k \leftarrow \sigma \left( \mathbf{W}^k \cdot \text{CONCAT}(\mathbf{h}_v^{k-1}, \mathbf{h}_{\mathcal{N}(v)}^k) \right)$ 
6   end
7    $\mathbf{h}_v^k \leftarrow \mathbf{h}_v^k / \|\mathbf{h}_v^k\|_2, \forall v \in \mathcal{V}$ 
8 end
9  $\mathbf{z}_v \leftarrow \mathbf{h}_v^K, \forall v \in \mathcal{V}$ 
```

Método AGGREGATE

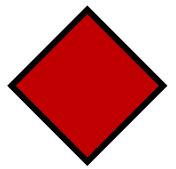
- No necesariamente entrenable
- Preferiblemente simétrico
- Métodos a probar:
 - LSTM
 - Promedio
 - Max Pooling



RECSTOCK

RECOMENDACIONES PARA INVERTIR EN LA
BOLSA

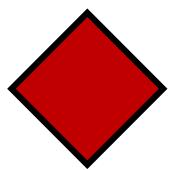




ÍNDICE

- Introducción
- Problema Central
 - El Modelo de Markowitz: Propuesta y Limitaciones
 - Modelo Propuesto: Solución a las Limitaciones
 - Trabajos Recientes Relacionados
- Uso de Sistemas Recomendadores
 - Vectorización y Clasificación de Tweets
 - Predicción de Precios

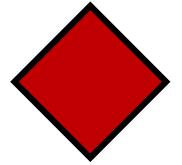




ÍNDICE

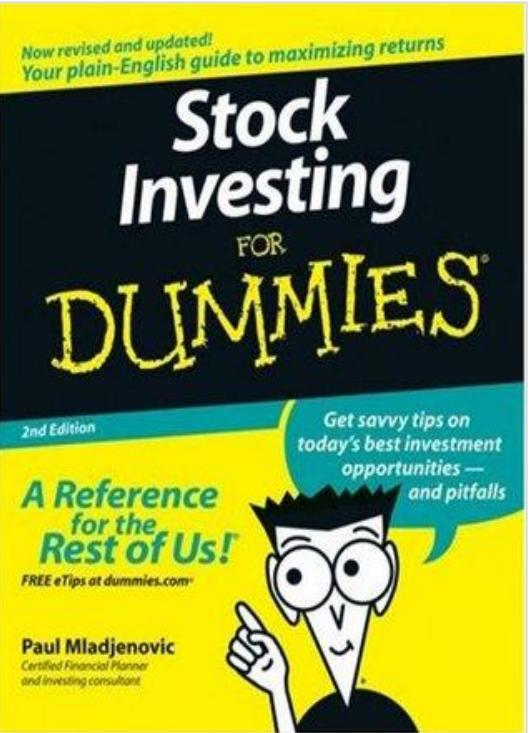
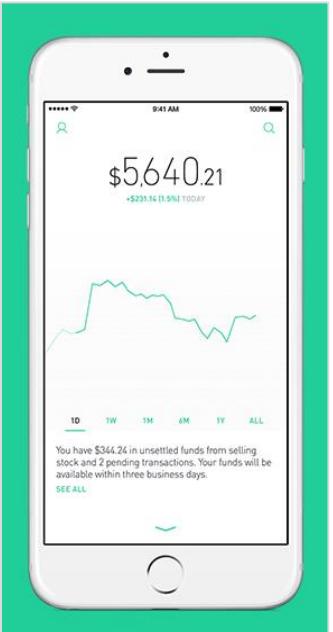
- Introducción





INTRODUCCIÓN





coursera

Explorar ▾

Q stock market

Idiomas principales

- English 32
- Russian 2

Idiomas de subtítulo

- Vietnamese 3
- Chinese (China) 2
- Japanese 2
- Korean 2
- Spanish 2
- Turkish 2

Show more

Todos los temas

- Business 31
- Computer Science 2
- Social Sciences 1

Courses and Specializations



Computational Investing, Part I

Curso · Georgia Institute of Technology



Introduction to Financial Markets

Curso · Indian School of Business



Trading Basics

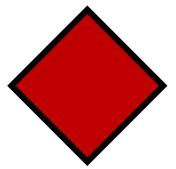
Curso · Indian School of Business



Business Foundations

Programa Especializado · University of Penn:

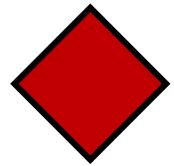




ÍNDICE

- Introducción
- Problema Central
 - El Modelo de Markowitz: Propuesta y Limitaciones
 - Modelo Propuesto: Solución a las Limitaciones
 - Trabajos Recientes Relacionados

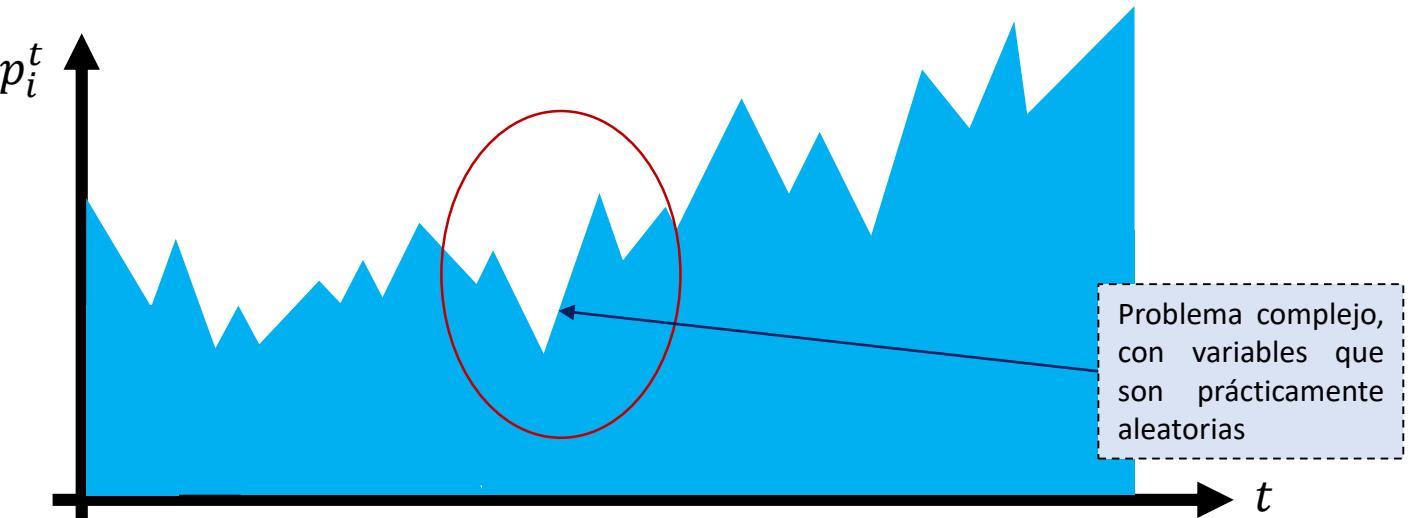


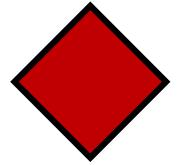


EL MODELO DE MARKOWITZ



- En 1952, H. Markowitz (1952) propuso un modelo financiero que le valió el premio Nobel de economía.
- Resuelve eficientemente el problema de administrar una cartera de inversión en la bolsa.





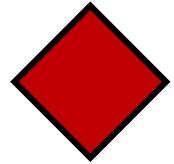
EL MODELO DE MARKOWITZ

- Supuestos
 - Opciones de inversión $i \in I$ con historial de precios $(p_i^t)_{1 \leq t \leq T}$ en el tiempo
 - Retornos para cada opción de inversión i en el tiempo t

$$R_i^t = \frac{p_i^{t+1} - p_i^t}{p_i^t}$$

- Retorno desconocido en el futuro R_i^{T+1} que determina la rentabilidad

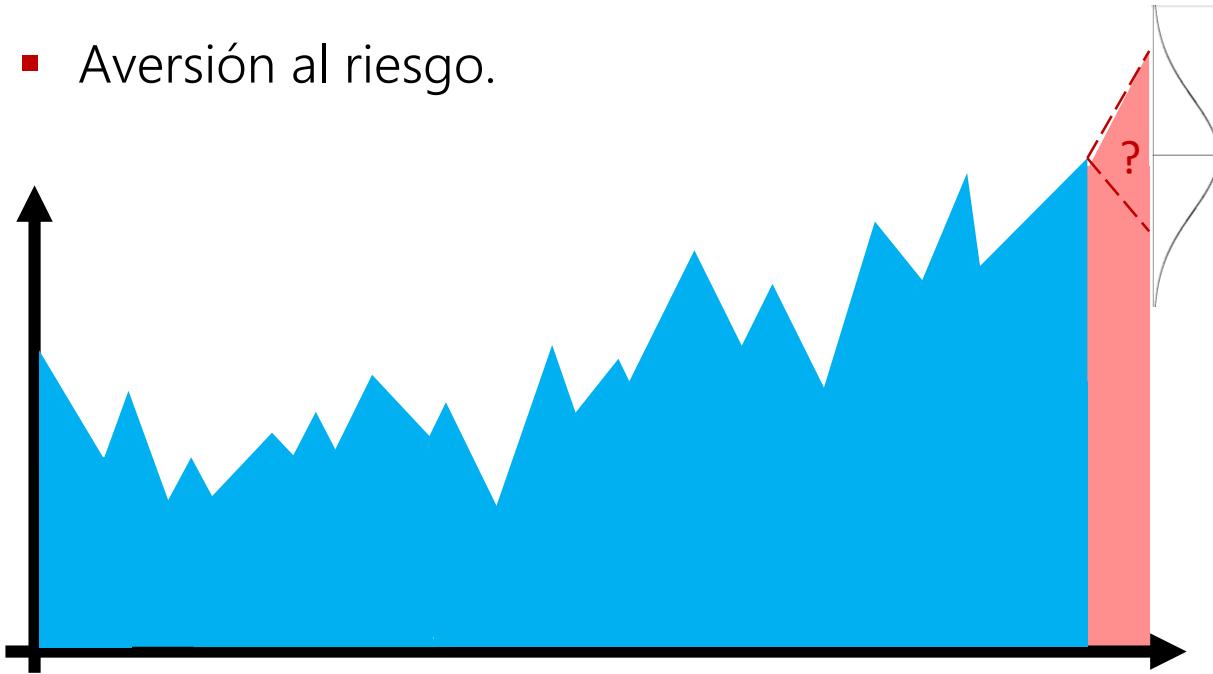


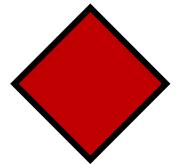


EL MODELO DE MARKOWITZ



- Para cada opción de inversión i , un retorno aleatorio con distribución normal $N(\mu_i, \sigma_i)$.
- Correlación entre variables.
- Aversión al riesgo.





EL MODELO DE MARKOWITZ



$$\max \quad \mu - A\sigma^2$$

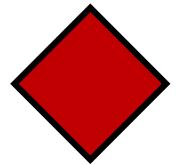
$$s.a. \quad \sum_{i \in \mathcal{I}} x_i = 1$$

$$\mu = \sum_{i \in \mathcal{I}} \mu_i x_i$$

$$\sigma^2 = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{I}} \sigma_{ij} x_i x_j$$

$$x_i \geq 0$$





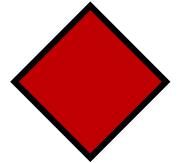
EL MODELO DE MARKOWITZ



Esperanza de
retorno de la
cartera

$$\begin{aligned} & \max \quad \mu - A\sigma^2 \\ s.a. \quad & \sum_{i \in \mathcal{I}} x_i = 1 \\ & \mu = \sum_{i \in \mathcal{I}} \mu_i x_i \\ & \sigma^2 = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{I}} \sigma_{ij} x_i x_j \\ & x_i \geq 0 \end{aligned}$$





EL MODELO DE MARKOWITZ



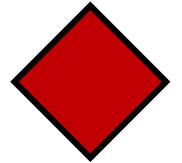
$$\begin{aligned} & \max \quad \mu - A\sigma^2 \\ \text{s.a.} \quad & \sum_{i \in \mathcal{I}} x_i = 1 \\ & \mu = \sum_{i \in \mathcal{I}} \mu_i x_i \\ & \sigma^2 = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{I}} \sigma_{ij} x_i x_j \\ & x_i \geq 0 \end{aligned}$$

Esperanza de retorno de la cartera

Esperanza de retorno de la opción de inversión $i \in I$

Proporción del presupuesto invertido en la opción de inversión $i \in I$





EL MODELO DE MARKOWITZ



$$\begin{aligned} & \max \quad \mu - A\sigma^2 \\ \text{s.a.} \quad & \sum_{i \in \mathcal{I}} x_i = 1 \\ & \mu = \sum_{i \in \mathcal{I}} \mu_i x_i \\ & \sigma^2 = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{I}} \sigma_{ij} x_i x_j \\ & x_i \geq 0 \end{aligned}$$

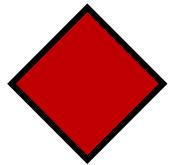
Esperanza de retorno de la cartera

Esperanza de retorno de la opción de inversión $i \in \mathcal{I}$

Proporción del presupuesto invertido en la opción de inversión $i \in \mathcal{I}$

La varianza depende de la repartición de la cartera, y se reduce con la diversificación





EL MODELO DE MARKOWITZ



$$\begin{aligned} & \max \quad \mu - A\sigma^2 \\ \text{s.a.} \quad & \sum_{i \in \mathcal{I}} x_i = 1 \\ & \mu = \sum_{i \in \mathcal{I}} \mu_i x_i \\ & \sigma^2 = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{I}} \sigma_{ij} x_i x_j \\ & x_i \geq 0 \end{aligned}$$

Esperanza de retorno de la cartera

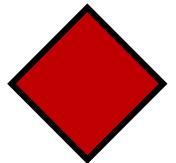
Penalización de la varianza, entendida como riesgo

Esperanza de retorno de la opción de inversión $i \in \mathcal{I}$

Proporción del presupuesto invertido en la opción de inversión $i \in \mathcal{I}$

La varianza depende de la repartición de la cartera, y se reduce con la diversificación





EL MODELO DE MARKOWITZ

$$\max \mu - A\sigma^2$$

$$s.a. \quad \sum_{i \in \mathcal{I}} x_i = 1$$

$$\mu = \sum_{i \in \mathcal{I}} \mu_i x_i$$

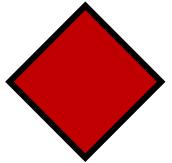
$$\sigma^2 = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{I}} \sigma_{ij} x_i x_j$$

$$x_i \geq 0$$

■ Críticas al modelo

1. La varianza representa incertidumbre y **no riesgo** (Dioffé & Wade, 2012)
2. Los **retornos** no **distribuyen normal**, notablemente a largo plazo (Dioffé & Wade, 2012)
3. Los **eventos raros** no suelen ser capturados (Miller, 2016)
4. Se ignoran **costos de transacción** (Statman, 1987)





MODELO PROPUESTO

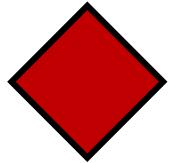
- Solución a las limitaciones

1. Usar variables μ_- , μ_+ , σ_-^2 y σ_+^2 , junto a coeficientes para representar correctamente el riesgo de caer bajo un mínimo objetivo de retorno t (Ang et al., 2006):

$$\begin{aligned}\mu_- &= \int_{-\infty}^t (R-t) f(R) dR & \sigma_-^2 &= \int_{-\infty}^t (R-t)^2 f(R) dR \\ \mu_+ &= \int_t^\infty (R-t) f(R) dR & \sigma_+^2 &= \int_t^\infty (R-t)^2 f(R) dR\end{aligned}$$

2. Utilizar predicción cortoplacista para obtener distribución normal.
3. Uso de información en tiempo real para capturar eventos raros.
4. Usar portafolio sugerido con 35 opciones de inversión para igualar aporte marginal de diversificación con los costos de transacción (Statman, 1987).





MODELO PROUESTO

Donde la aversión al riesgo sopesa de manera distinta la **pérdida** con respecto a la **ganancia**

$$\begin{aligned} \max & \quad A\mu_+ + B\mu_- + C\sigma_+^2 + D\sigma_-^2 \\ s.a. & \quad \sum_{i \in \mathcal{I}} x_i = 1 \end{aligned}$$

Cuatro coeficientes determinan la aversión al riesgo

$$\begin{aligned} \mu_- &= \int_{-\infty}^t (R-t) f(R) dR \\ \mu_+ &= \int_t^\infty (R-t) f(R) dR \\ \sigma_-^2 &= \int_{-\infty}^t (R-t)^2 f(R) dR \\ \sigma_+^2 &= \int_t^\infty (R-t)^2 f(R) dR \end{aligned}$$

$$f(R) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(R-\mu)}{\sigma^2}}$$

$$\mu = \sum_{i \in \mathcal{I}} \mu_i x_i$$

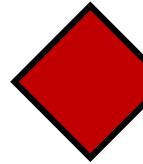
$$\sigma^2 = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{I}} \sigma_{ij} x_i x_j$$

$$x_i \geq 0$$

La distribución del retorno sigue siendo normal con media μ y varianza σ^2

El modelo es resoluble de manera numérica, y nos sirve para medir el desempeño de nuestras predicciones

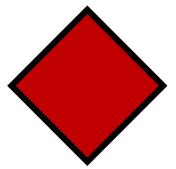




TRABAJOS RELACIONADOS

- Predicción de volúmenes de transacción usando contenido del Wall Street Journal (Tetlock, 2005).
- Análisis sentimental de *Yahoo! Finance* para predecir retornos (Ranco et al., 2015).
- Volumen de búsquedas en Google para predecir retornos (Tang et al., 2015).
- Análisis de noticias financieras con *AZFinText* para ser mundialmente competitivos en la predicción de retornos (Schumaker & Chen, 2009).





ÍNDICE

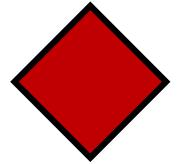
- Introducción
- Problema Central
 - El Modelo de Markowitz: Propuesta y Limitaciones
 - Modelo Propuesto: Solución a las Limitaciones
 - Trabajos Recientes Relacionados
- Uso de Sistemas Recomendadores
 - Vectorización y Clasificación de Tweets
 - Predicción de Precios



◆ VECTORIZACIÓN DE *TWEETS*

- Un sistema de recomendación que utilice análisis de contenido de *tweets* para predecir variaciones en los precios.
 - Vectorización del contenido del tweet
 - Sentimiento asociado positivo/negativo o categorizado
 - Alcance esperado
 - Mención a compañías





PREDICCIÓN DE PRECIOS

- La predicción utilizará alguna de las técnicas vistas en clases, basándose en
 - La vectorización de los *tweets* de *twitters* influyentes en el dominio de la finanza en una ventana pertinente de tiempo
 - Historial de comportamiento del precio en dicha ventana
 - Información relativa a las compañías
- Funcionará en tiempo real y será evaluada por el rendimiento en el modelo



¿PREGUNTAS?

GRACIAS POR SU ATENCIÓN

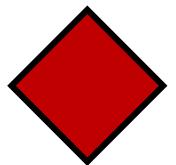




RECSTOCK

RECOMENDACIONES PARA INVERTIR EN LA
BOLSA

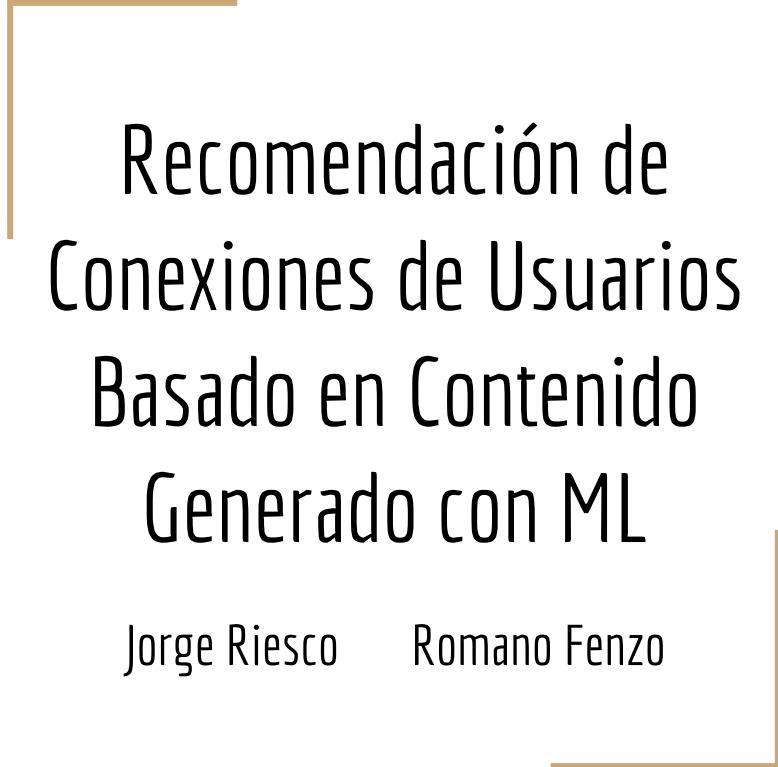




BIBLIOGRAFÍA

1. Aksoy, C. Extreme Businessmen : Representations of Contemporary Corporate Life. (Memoria de doctorado, University of California, U.S.A., 2014).
2. Ang, A., Chen, J. and Xing, Y. Downside Risk. *Review of Financial Studies* 19, 1191-1239 (2006).
3. Dioffé F. & Wade, A. Le modèle de Markowitz et détermination d'un portefeuille optimal. (Memoria de Maestría en Matemáticas Aplicadas, Informática y Finanzas, Université Gaston Berger, Sénegal, 2012).
4. Jenkins, B. & Sutton, C. N. The Role of the Financial Services Sector in Expanding Economic Opportunity. (Economic Opportunity Series, 2007).
5. Markowitz, H. Portfolio Selection. *The Journal of the American Finance Association* 7, no. 1, 77-91 (1952).
6. Miller, S. Can You Predict Risk and Return? (2016). At <https://uk.scalable.capital/research/can-predict-risk-return/>
7. Miller, S. Why Modern Portfolio Theory Needs Modernisation? (2016). At <https://uk.scalable.capital/research/why-modern-portfolio-needs-modernistion/>
8. Ranco G., Bordino I., Bormetti G., Caldarelli, G., Lillo, F. & Treccani, M. Coupling News Sentiments With Web Browsing Data Improves Prediction of Intra-Day Stock Price Dynamics (2016). *PLOS ONE* 11, no.1.
9. Schumaker, R. Textual analysis of stock market prediction using breaking financial news: The AZFin text system. *ACM Transactions on Information Systems* 27, no. 12 (2009).
10. Statman, M. How Many Stocks Make a Diversified Portfolio? *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 22, no. 3, 353-363 (1987).
11. Tetlock, P. C. Giving Content to Investor Sentiment : The Role of Media in the Stock Market. *The Journal of Finance* 62, no. 3, 1139-1168 (2007).





Recomendación de Conexiones de Usuarios Basado en Contenido Generado con ML

Jorge Riesco Romano Fenzo

Motivación

Recomendar conexiones entre usuarios de manera acertada y discreta



Alternativas de solución:

- **Content Matching:** TF-IDF derivado de los contenidos publicados
- **Content-plus-Link:** Content Matching restringido a distancias menores a un número de conexiones
- **SONAR:** Relaciones entre personas mediante información adicional pública
- **Friend-of-Friend**

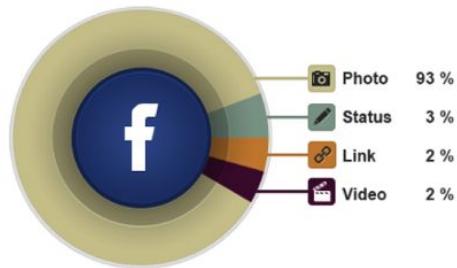
Extra:

“Facebook previously employed user locations to recommend friends, but says it has stopped doing that”

Motivación: Tendencia al uso de imágenes

Google Trends Reports

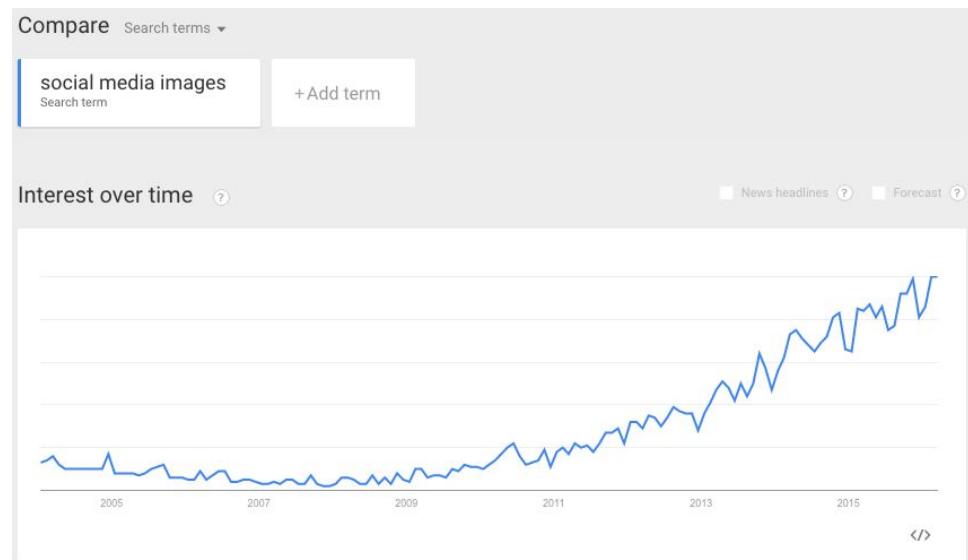
Photos get the most action
The most engaging post types on Facebook



Data: calculated from the top 10% of the most engaging posts of a random sample of 5000 Facebook pages.
Time period: April 22nd - May 21st 2013



Búsqueda de “social media images” en el tiempo



Fuente: [Images in blog posts](#)

Fuente: [How to Double Your Social Engagement With Images](#)

Propuesta de solución: Utilizar las imágenes

Obtener *labels* a partir de las imágenes

Galería del usuario



MACHINE
LEARNING

Labels utilizados
por el usuario:

Dog, Grill, Dog

Propuesta de solución: Procesar los *labels*

Utilizar un conjunto de *labels* para caracterizar un usuario

Labels utilizados
por el usuario:

Dog, Grill, Dog



Caracterización del
usuario mediante
TF-IDF o LDA

Propuesta de solución: Recomendar con KNN

Recomendar conexiones de usuarios utilizando Nearest Neighbors

Datasets

Recomendaciones:

IBM SocialBlue social network dataset: Contiene las relaciones de amigos y mensajes publicados por usuarios (de donde se extraerán los *labels*).

Machine learning:

Caltech 256 Image Dataset: Más de 30.000 imágenes en 256 categorías.

Referencias

1. Make new friends, but keep the old: recommending people on social networking sites

<https://www.research.ibm.com/haifa/dept/imt/papers/chenCHI09.pdf>

2. Caltech 256 Image Dataset:

<https://www.kaggle.com/jessicali9530/caltech256>

Implementación y Evaluación de DeepFM

Sistemas Recomendadores

Tomás Borchers Juan Pablo de Vicente

Facultad de Ingeniería
Pontificia Universidad Católica de Chile

September 23, 2018

Contexto Del Problema

 **Falabella**
Publicidad • 

Los mejores precios, productos, marcas y diseños están en Falabella



Reproductor Mp3 NWZ-B183F/BCMX3

falabella.com

Reproductor Mp3 NWZ-B183F/BCMX3 | Sony

¡Encuentra tus productos favoritos!

Comprar



Disco Duro Externo :
falabella.com

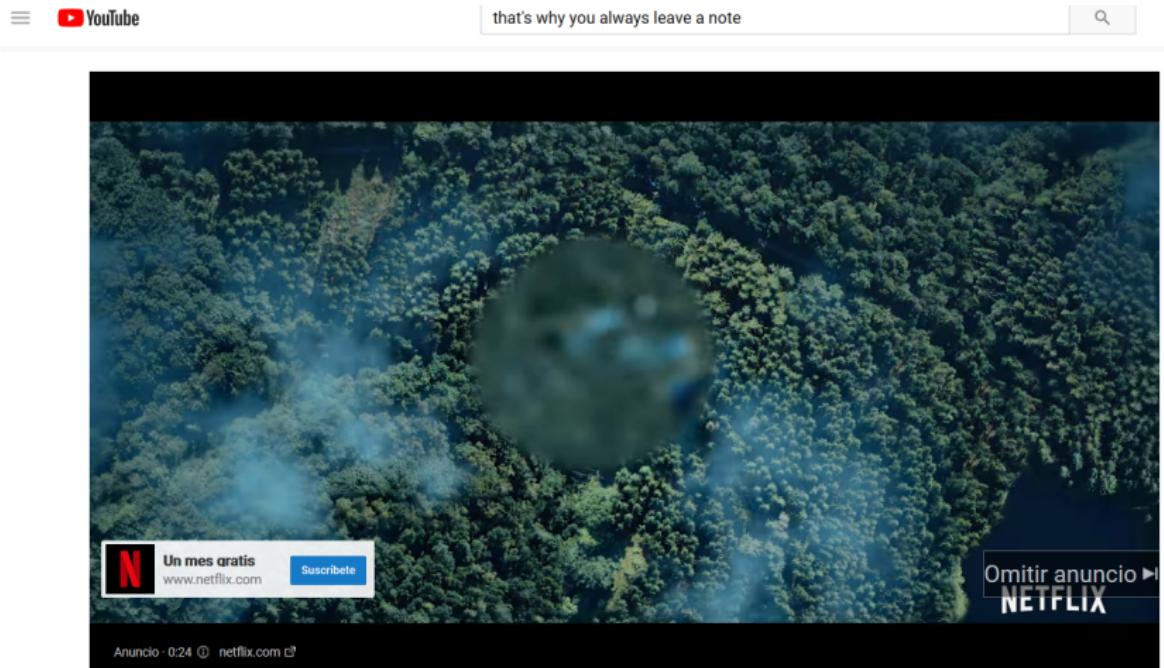
Disco Duro Externo 3TB Negro Toshiba

¡Encuentra tus productos favoritos!

Borchers, de Vicente

DeepFM

Contexto Del Problema



Is NVLink BETTER than SLI??

Contexto Del Problema

Sistema recomendador que realiza buenas predicciones

Contexto Del Problema

Sistema recomendador que realiza buenas predicciones



Anuncios más atractivos para los usuarios

Contexto Del Problema

Sistema recomendador que realiza buenas predicciones



Anuncios más atractivos para los usuarios



Mayores comisiones y usuarios mas satisfechos.

¿Como realizamos buenas
predicciones?

Problema y Propuesta De Solución

Existen varias metodologías que son utilizadas para la predicción de CTR.

Problema y Propuesta De Solución

Existen varias metodologías que son utilizadas para la predicción de CTR.

La mas utilizadas son :

- Factorization Machines
- Redes Neuronales

Problema y Propuesta De Solución

Factorization Machine

Las FM detectan y utilizan las relaciones de orden bajo entre las *features* mediante interacciones lineales e interacciones internas basadas en multiplicaciones de los vectores latentes de estas.

Problema y Propuesta De Solución

Factorization Machine

Las FM detectan y utilizan las relaciones de orden bajo entre las *features* mediante interacciones lineales e interacciones internas basadas en multiplicaciones de los vectores latentes de estas.

Redes Neuronales

Las redes neuronales son capaces de aprender interacciones de orden alto entre las *features* mediante un numero considerable de neuronas y capaz.

Problema y Propuesta De Solución

Debido a esto, Guo *et al.* proponen DeepFM [2]. Un modelo *end to end* que integra la arquitectura de una FM y *deep neuronal networks* (DNN).

Problema y Propuesta De Solución

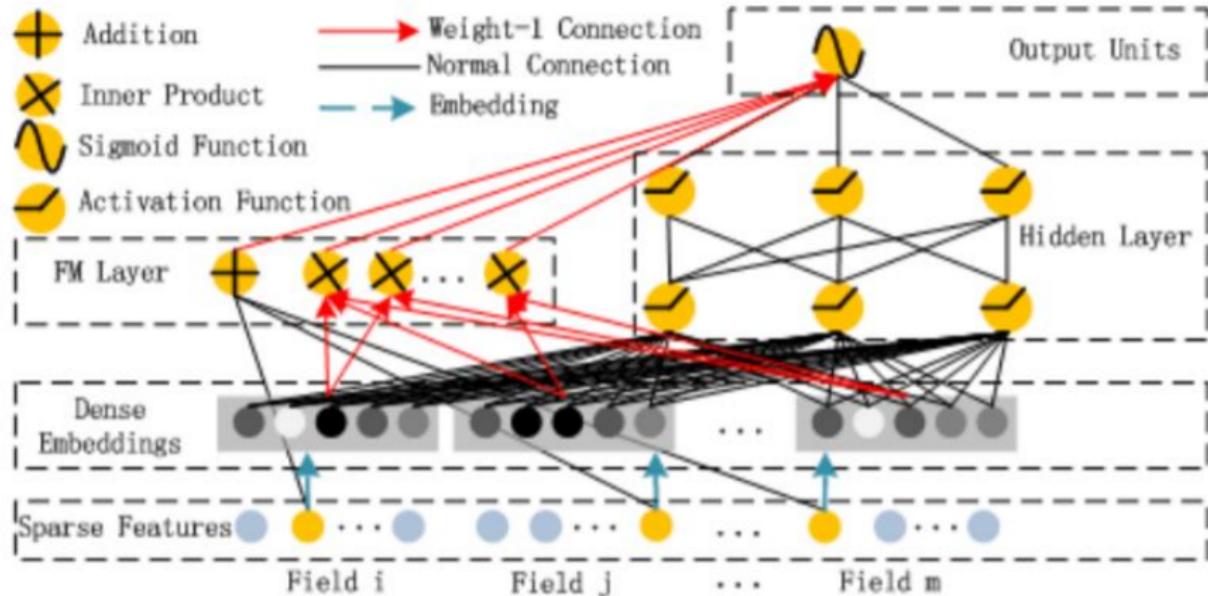


Figure: DeepFM

Objetivo

El objetivo de este proyecto es implementar DeepFM y medir su rendimiento en un dataset distinto al utilizado por Guo *et al*

Definición de experimentos

Conjunto de datos

El dataset utilizado sera **Avazu-CTR**. [1]

Definición de experimentos

Conjunto de datos

El dataset utilizado sera **Avazu-CTR**. [1]

- Consiste de mediciones de CTR de anuncios.

Definición de experimentos

Conjunto de datos

El dataset utilizado sera **Avazu-CTR**. [1]

- Consiste de mediciones de CTR de anuncios.
- Utilizado en un concurso hace 4 años.

Definición de experimentos

Conjunto de datos

El dataset utilizado sera **Avazu-CTR**. [1]

- Consiste de mediciones de CTR de anuncios.
- Utilizado en un concurso hace 4 años.
- Principales parámetros: ID del anuncio, categoría del anuncio, ID del usuario, timestamp y categoría del sitio.

Definición de experimentos

Algoritmos a comparar

- Se comparará el score de DeepFM con los scores de los participantes del concurso de Avazu-CTR.

Definición de experimentos

Algoritmos a comparar

- Se comparará el score de DeepFM con los scores de los participantes del concurso de Avazu-CTR.
- Se comparará con una FM.

Definición de experimentos

Algoritmos a comparar

- Se comparará el score de DeepFM con los scores de los participantes del concurso de Avazu-CTR.
- Se comparará con una FM.
- Se comparará con una Deep Neural Network.

Referencias

-  2018. URL:
<https://www.kaggle.com/c/avazu-ctr-prediction>.
-  H. Guo et al. “DeepFM: A Factorization-Machine based Neural Network for CTR Prediction”. In: *ArXiv e-prints* (Mar. 2017). arXiv: 1703.04247 [cs.IR].

Recomendador de items para League of Legends

Vladimir Araujo, Felipe Ríos

Contexto

League of Legends

El objetivo general del juego es derribar la base del equipo:

- Enfrentamiento de equipos de 5 vs 5.
- Amplia selección de personajes.
- Gran disponibilidad de items que generan utilidad o mejoras en dicho personaje en variadas formas.

El problema

El metajuego

- Relaciones de poder entre personajes.
- Relaciones de poder y utilidad de los items.

¿Cómo influye?

- Constante cambio del metajuego.
 - Algunos personajes e items se vuelven más poderosos (buff).
 - Otros se vuelven más débiles (nerf).
- Se genera incertidumbre en los usuarios.

La solución

Propuesta de sistema recomendador

Un sistema recomendador puede ayudar:

- Reduciendo el impacto del cambio de meta.
- Orientando a la entrada de jugadores novatos.

Solución propuesta



Dado un campeón en un equipo conocido y enemigos conocidos



Encontrar relaciones entre ellos para recomendar items

Metodología

Análisis Dataset

- Revisión de la data
- Selección de características.
- Adecuación de datos.

Recomendador

- Recomendador basado en contenido.

Alternativas:

- Basado en contexto
- Machine learning

Evaluación

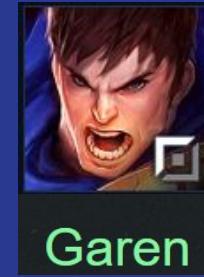
- Evaluación por relevancia de items recomendados.

Alternativas:

- Evaluación por Win/Lose

Solución

Recomendación de items
relevantes



Referencias

- [1] League of Legends Ranked Matches, available at
<https://www.kaggle.com/paololol/league-of-legends-ranked-matches>.
- [2] Mora-Cantallops M., Sicilia M.A., MOBA games: A literature review.
Entertainment computing (26) 2018 128-138.
- [3] Sifa R., Eric Pawlakos E., Zhai K., Haran S., Jha R., Klabjan D., Drachen A.,
Controlling the Crucible: A Novel PvP Recommender Systems Framework for
Destiny.
- [4] Yang P., Harrison B., Roberts D., Identifying Patterns in Combat that are
Predictive of Success in MOBA Games

Propuesta Proyecto semestral: Recomendación de Vestimenta

ICC3633 - Sistemas Recomendadores

G. Laymuns - A. Quiñones

Departamento de Ciencias de la Computación
Pontificia Universidad Católica de Chile

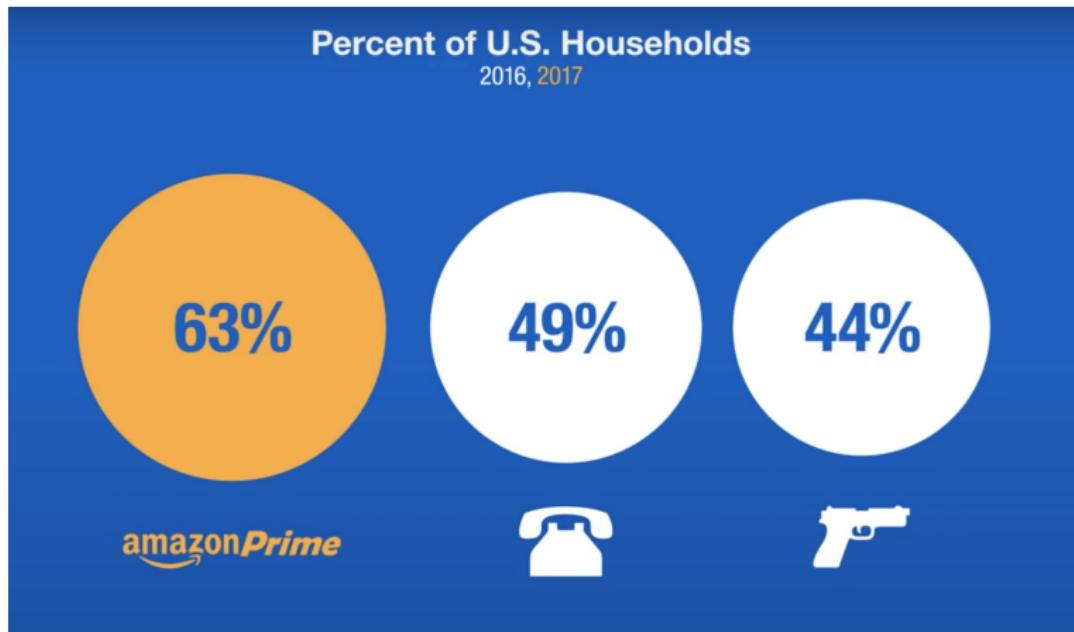
Segundo Semestre 2018



- Problema
 - Amazon
 - *e-commerce* en Chile
 - Marketing Efectivo
- Base de datos
 - Rent the Runway
 - Descripción de la base de datos
- Solución propuesta
 - Pre-procesamiento y subsets
 - Algoritmos a utilizar

Problema

Amazon



Problema

Amazon



Problema

Amazon

The logo for cooperativa.cl, featuring the word "cooperativa" in white lowercase letters inside a green oval, with ".cl" in red lowercase letters inside a red oval.

Tópicos: Economía | Consumidores

Amazon habilitó compras desde Chile para todos sus productos sin costos de aduana

Publicado: Jueves, 19 de Abril de 2018 Autor: Cooperativa.cl

Problema

e-commerce en Chile



emol.

Falabella se expande en el e-commerce: Compra a Linio en US\$138 millones y anuncia millonario aumento de capital

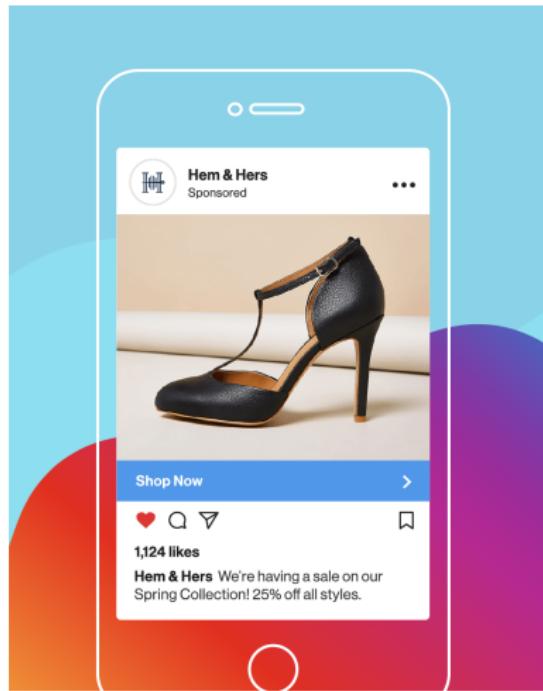
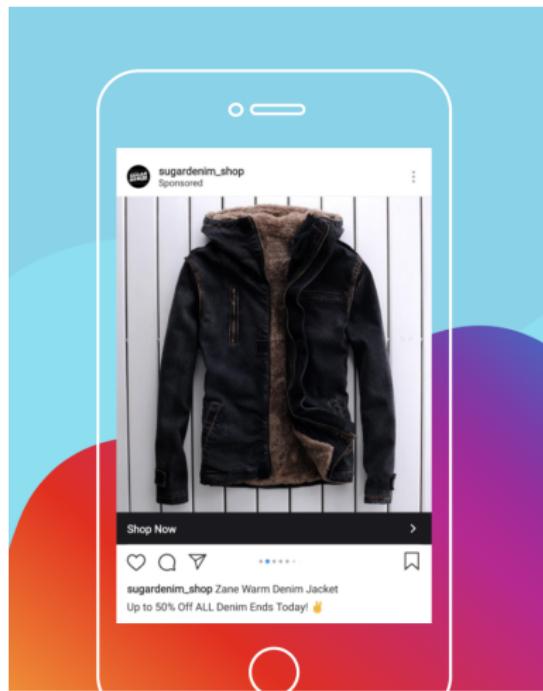
"El aumento de capital nos permitirá acelerar nuestro proceso de digitalización y crecimiento regional al servicio de nuestros clientes", destacó el presidente del grupo chileno, Carlo Solarí.

01 de Agosto de 2018 | 14:58 | Por Alfonso González, Emol



Problema

Marketing Efectivo



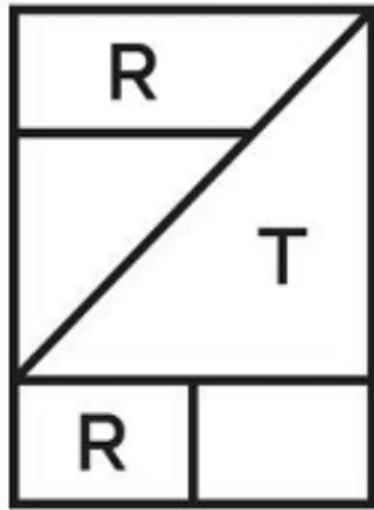
Problema

Marketing Efectivo



Base de Datos

Rent the Runway



Rent the Runway Logo

“Why buy when you can rent? Choose from thousands of designer dresses, gowns, handbags, accessories, and more. Rent for special occasions or everyday.” [2]

Base de Datos

	age	body type	bust size	category	fit	height	item_id	rating	rented for	review_date	review_summary	review_text	size	user_id	weight
0	28.0	hourglass	34d	romper	fit	5' 8"	2260466	10.0	vacation	April 20, 2016	So many compliments!	An adorable romper! Belt and zipper were a lit...	14	420272	137lbs
1	36.0	straight & narrow	34b	gown	fit	5' 6"	153475	10.0	other	June 18, 2013	I felt so glamourous!!!	I rented this dress for a photo shoot. The the...	12	273551	132lbs
2	116.0	Nan	Nan	sheath	fit	5' 4"	1063761	10.0	party	December 14, 2015	It was a great time to celebrate the (almost) ...	This hugged in all the right places! It was a ...	4	360448	Nan
3	34.0	pear	34c	dress	fit	5' 5"	126335	8.0	formal affair	February 12, 2014	Dress arrived on time and in perfect condition.	I rented this for my company's black tie award...	8	909926	135lbs
4	27.0	athletic	34b	gown	fit	5' 9"	616682	10.0	wedding	September 26, 2016	Was in love with this dress !!!	I have always been petite in my upper body and...	12	151944	145lbs

Base de datos de Rent the Runway [3]

105.5K usuarios, 5.9K prendas, 192.5K evaluaciones
⇒ densidad del 0.03 %.

Solución propuesta

Pre-procesamiento y subsets

- Realizar *Sentiment-Analysis* sobre los comentarios realizados por los usuarios.
- Analizar por separado la base de datos con filas incompletas.
- Realizar recomendaciones sobre la base de datos completa, y luego realizar predicciones sobre los rating realizados para una misma categoría.

Solución propuesta

Algoritmos a utilizar

- KNN
- Técnicas varias de factorización matricial

Referencias

-  L2 Inc, Scott Galloway: Amazon Prime Subscribers Outnumber Gun Owners. Disponible en:
<https://www.youtube.com/watch?v=xX3i8FNlvHA>
-  Rent the Runway - Rent Designer Dresses, Apparel & Accessories.
Disponible en: <https://www.renttherunway.com>
-  Julian McAuley, Recommender System Datasets. Disponible en:
https://cseweb.ucsd.edu/~jmcauley/datasets.html#clothing_fit

Recomendación de cervezas en base a *ratings* y reseñas

...

Propuesta de proyecto semestral
Grupo: ¿La mayonesa es un instrumento?

Motivación



Nos gusta la cerveza

Las tareas de recomendación requieren *hardware* y tiempo suficientes. Por esto, se hace necesario determinar qué modelos se adaptan mejor a un determinado problema.

Por lo tanto, se evaluará el desempeño de *factorization machines* con distintos tipos de *features* presentes en un *data set* real de valoración de cervezas.

Alternativas de solución

Probar diferentes *features*

- *Ratings.*
- LDA, TF-IDF y Fast Text en los comentarios.
- El conjunto de ambas *features* (*ratings* y comentarios).

Evaluar predicciones en cuanto a:

- *Eficiencia.*
- Tiempo utilizado.
- Cómo enfrentan el *cold-start user*.

Data set

[Home](#) > Beers > Toppling Goliath Brewing Company

Kentucky Brunch Brand Stout | Toppling Goliath Brewing Company

[Rate It](#)**Your Rating:** NoneWant it Got it

Place Admin: shedlund

Beer Tools ▾ Print Shelftalker

BA SCORE **4.84/5****World-Class**

702 Ratings

BEER INFO**Brewed by:****Toppling Goliath Brewing Company**

Iowa, United States

tgbrews.com

Style: American Imperial Stout**Alcohol by volume (ABV):** 12.00%**Availability:** Rotating**Notes / Commercial Description:**

This beer is the real McCoy. Barrel aged and crammed with coffee, none other will stand in its way. Sought out for being delicious, it is notoriously difficult to track down. If you can find one, shoot to kill, because it is definitely wanted... dead or alive.

BEER STATS

Ranking: #1

Reviews: 134

Ratings: 702

pDev: 6.4%

Wants: 3,757

Gots: 105

Trade: 5

**Other Beer Style Examples****American Imperial Stout**

Breakfast Stout

Founders Brewing Company

KBS (Kentucky Breakfast Stout)

Founders Brewing Company

Bourbon County Brand Stout

Goose Island Beer Co.

The Abyss

Deschutes Brewery

Bourbon County Brand Coffee Stout

Goose Island Beer Co.

Speedway Stout

AleSmith Brewing Company

Bomb!

Prairie Artisan Ales

Dragon's Milk

New Holland Brewing Company

✓ Ratings: 702 |  Reviews: 134



5/5 rDev +3.3%

look: 5 | smell: 5 | taste: 5 | feel: 5 | overall: 5

Ajaypal, Thursday at 08:06 PM



4.84/5 rDev 0%

look: 4.75 | smell: 5 | taste: 4.75 | feel: 5 | overall: 4.75

jshusc, Sep 02, 2018



4.87/5 rDev +0.6%

look: 4.25 | smell: 4.75 | taste: 5 | feel: 4.75 | overall: 5

Pouring with a thick viscosity that's damn near reduced balsamic, a blackish-brown gloss begins coating my companion's lips at first sip, like she's gone full goth. A uniform, dark mocha blanket builds over top of the void black body, but that quickly fizzles out, leaving nothing but brown staining legs that coat the glass with a swirl.

Hypnotizing aromas of deep, dark smoky maple swirl into a luscious malt that brings to mind dark cocoa wafer and mocha. A surprising barrel presence graces the nose without any heat, exhibiting a super oaky but dark wet char that's not spicy or overpowering. The bourbon barrel also delivers a lightly sharp toasted coconut scent as it warms.

Intensely rich and smoky maple flavors are met with a deeply earthy, dark roasted coffee that I don't recall getting as much of in the numerous Mornin' Delight pours and bottles I've had over the years. Raisinettes and dark cocoa wafer intermingle with the aforementioned flavors, while a substantial charred oak and bourbon complexity amps KBBS up considerably. The black peppery woodiness adds a mild heat, and the divine maple aftertaste lingers forever, with a nicely warm exhale.

The super viscous and velvety thick body suppresses the bourbon heat well. A slow to surface fizz brings a faint sting with it during the sticky, semi-dry yet impossibly round swallow. As you get to the bottom of the glass, it thins out a bit and becomes a bit boozier and less complex, but such is life. Nothing is ever really perfect, is it?

2014 vintage, gold wax

 1,538 characters

Sabtos, Aug 25, 2018

Other Beer Style Examples

American Imperial Stout

Breakfast Stout

Founders Brewing Company

KBS (Kentucky Breakfast Stout)

Founders Brewing Company

Bourbon County Brand Stout

Goose Island Beer Co.

The Abyss

Deschutes Brewery

Bourbon County Brand Coffee Stout

Goose Island Beer Co.

Speedway Stout

AleSmith Brewing Company

Bomb!

Prairie Artisan Ales

Dragon's Milk

New Holland Brewing Company

Storm King Stout

Victory Brewing Company - Downingtown

CBS (Canadian Breakfast Stout)

Founders Brewing Company

Yeti Imperial Stout

Great Divide Brewing Company

Choklat (Blackwater Series)

Southern Tier Brewing Company

✓ Ratings: 702 | ☰ Reviews: 134



5/5 rDev +3.3%

look: 5 | smell: 5 | taste: 5 | feel: 5 | overall: 5

Ajaypal, Thursday at 08:06 PM



4.84/5 rDev 0%

look: 4.75 | smell: 5 | taste: 4.75 | feel: 5 | overall: 4.75

jshusc, Sep 02, 2018



4.87/5 rDev +0.6%

look: 4.25 | smell: 4.75 | taste: 5 | feel: 4.75 | overall: 5

Pouring with a thick viscosity that's damn near reduced balsamic, a blackish-brown gloss begins coating my companion's lips at first sip, like she's gone full goth. A uniform, dark mocha blanket builds over top of the void black body, but that quickly fizzles out, leaving nothing but brown staining legs that coat the glass with a swirl.

Hypnotizing aromas of deep, dark smoky maple swirl into a luscious malt that brings to mind dark cocoa wafer and mocha. A surprising barrel presence graces the nose without any heat, exhibiting a super oaky but dark wet char that's not spicy or overpowering. The bourbon barrel also delivers a lightly sharp toasted coconut scent as it warms.

Intensely rich and smoky maple flavors are met with a deeply earthy, dark roasted coffee that I don't recall getting as much of in the numerous Mornin' Delight pours and bottles I've had over the years. Raisinettes and dark cocoa wafer intermingle with the aforementioned flavors, while a substantial charred oak and bourbon complexity amps KBBS up considerably. The black peppery woodiness adds a mild heat, and the divine maple aftertaste lingers forever, with a nicely warm exhale.

The super viscous and velvety thick body suppresses the bourbon heat well. A slow to surface fizz brings a faint sting with it during the sticky, semi-dry yet impossibly round swallow. As you get to the bottom of the glass, it thins out a bit and becomes a bit boozier and less complex, but such is life. Nothing is ever really perfect, is it?

2014 vintage, gold wax

☞ 1,538 characters

Sabtos, Aug 25, 2018

Other Beer Style Examples

American Imperial Stout

Breakfast Stout

Founders Brewing Company

KBS (Kentucky Breakfast Stout)

Founders Brewing Company

Bourbon County Brand Stout

Goose Island Beer Co.

The Abyss

Deschutes Brewery

Bourbon County Brand Coffee Stout

Goose Island Beer Co.

Speedway Stout

AleSmith Brewing Company

Bomb!

Prairie Artisan Ales

Dragon's Milk

New Holland Brewing Company

Storm King Stout

Victory Brewing Company - Downingtown

CBS (Canadian Breakfast Stout)

Founders Brewing Company

Yeti Imperial Stout

Great Divide Brewing Company

Choklat (Blackwater Series)

Southern Tier Brewing Company

Estadísticas

- Cantidad de *reviews*: 1.586.259.
- Cantidad de usuarios: 33.387.
- Cantidad de cervezas: 66.051.
- Usuarios con > 50 *reviews*: 4.787.
- Cantidad media de palabras por *reviews*: 126.
- Periodo del *data set*: enero 1998 - noviembre 2011.

Referencias

- <https://fasttext.cc/>
- <https://data.world/petergensler/beer-advocate-reviews>
- <https://pdfs.semanticscholar.org/4053/a2b32f532d5e8f5d056af44559bd5ef12730.pdf>
- <https://pdfs.semanticscholar.org/4053/a2b32f532d5e8f5d056af44559bd5ef12730.pdf>
- <https://data.world/petergensler/beer-advocate-reviews>





PROYECTO SISTEMAS RECOMENDADORES

Profesor Denis Parra

Jacques Hasard

Contexto

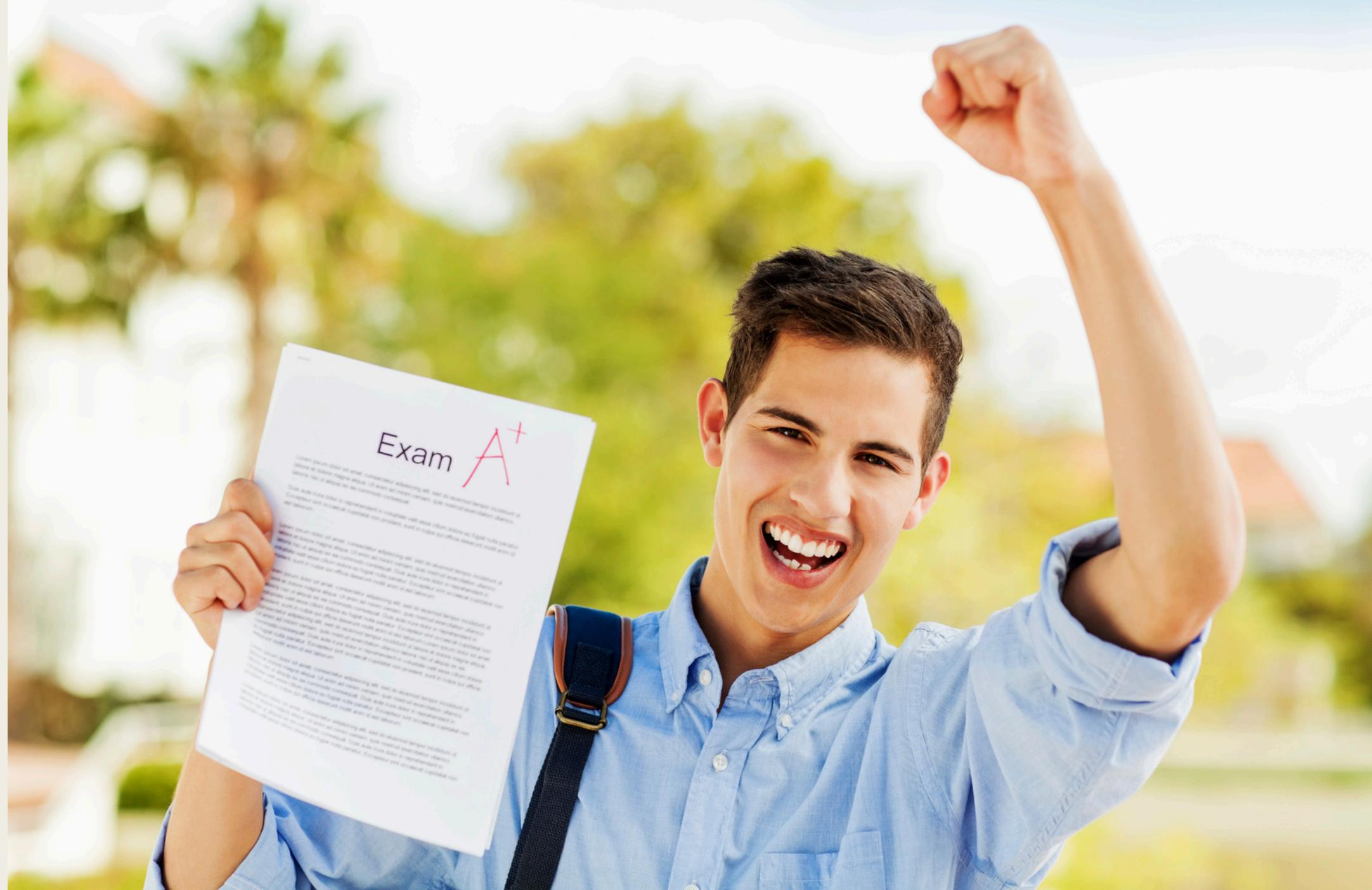
- Más universitarios a nivel mundial
- Mercado más exigente
- Falta de vocación

Problema

- Demasiadas opciones
- Poca información
- Estrés universitario

Propuesta







PROYECTO SISTEMAS RECOMENDADORES

Profesor Denis Parra

Jacques Hasard