# Sistemas de Recomendação para Filmes "Zephyrus"

SCC0530 - Inteligência Artificial Grupo <mark>10</mark>



Recomendar **filmes relevantes** a usuários de um serviço de streaming de filmes



#### Olá, Solange!

#### Você avaliou:

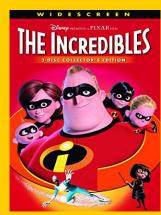




#### Recomendados para você!





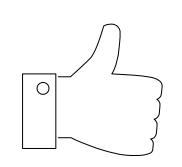


















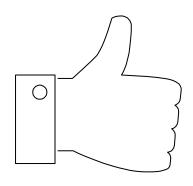
Notas Críticas Usuários Filmes

train\_data.csv

movie\_reviews.csv

users\_data.csv

movies\_data.csv

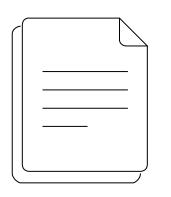


3564 filmes535785 avaliações

3974 usuários

**Dados Estruturados** Notas de <mark>1-5</mark>

user_id	movie_id	rating
1	1160	5
2	980	3
3	2079	3
4	842	5



**24882** avaliações Não revela o usuário

**Dados Não-Estruturados** Avaliações **textuais** 



movie_id	rating
1	Andy's <b>toys</b> live a reasonable life of <b>fun</b> and peace, their only worries are birthdays and Christmases ()
1	I am a big fan of the animated movies coming from the Pixar Studios. ()
1	Children play with toys. It is a known fact. ()

## **Titanic** (1997)



this could never

#### happen

By Mike Watson - June 5, 2004

oh yeah a boat this big could really sink

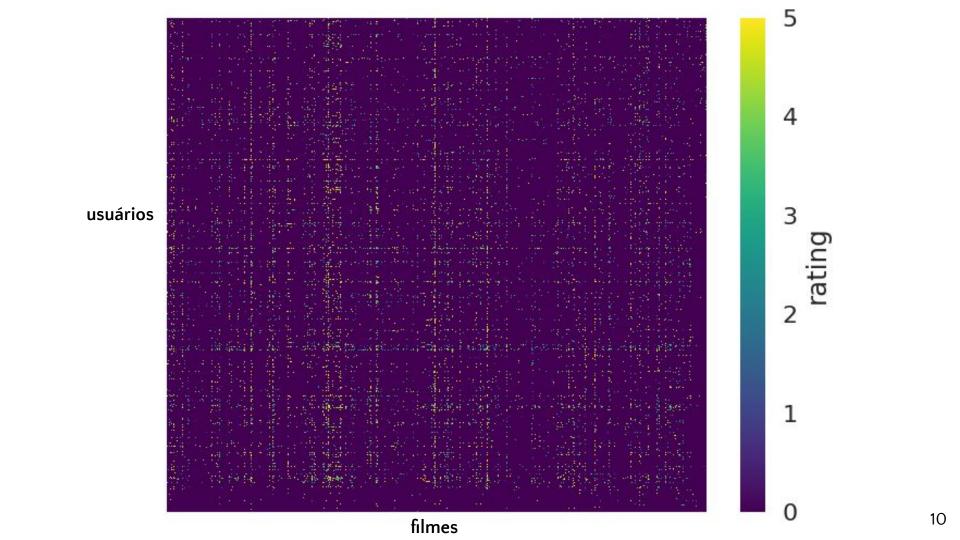
movie_id	rating
1	Andy's <b>toys</b> live a reasonable life of <b>fun</b> and peace, their only worries are birthdays and Christmases ()
1	I am a big fan of the animated movies coming from the Pixar Studios. ()
1	Children play with toys. It is a known fact. ()



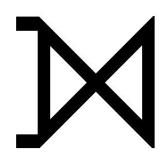
- Gerar matriz de notas
  - Usuários x Itens
  - Permite encontrar facilmente uma relação de um usuário para certo filme e todos os filmes que ele avaliou.

    Content-based recommender systems

Movie	Alice (1)	Bob (2)	Carol (3)	Dave (4)
Love at last	5	5	0	0
Romance forever	5	?	?	0
Cute puppies of love	(?)	4	0	?
Nonstop car chases	0	0	5	4 .
Swords vs. karate	0	0	5	?







- Unir conjuntos de dados para conseguir exibir informações completas
  - Conjunto de notas possui apenas movie\_id. Para obter o nome e gênero desse filme, unimos com movies\_data.
  - Para fazer o mesmo com **usuários**, unimos com *users\_data*.

#### movies\_data train\_data **user\_id** = 10 movie\_id = 1 title = Toy Story (1995) movie\_id = 1 **genre** = Animation, Children's, Comedy rating = 5 users\_data **user\_id** = 10 gender = M **age** = 25

#### **Usuário 10**







### • Preparar textos

- Tokenização
- Remoção de stop words
- Normalização de termos
- Lematização
- Radicalização
- Desambiguação

Cada um que passa em nossa vida, passa sozinho, mas não vai só, nem nos deixa sós; leva um pouco de nós mesmos, deixa um pouco de si mesmo (Antoine De Saint Exupery)

cada, pass, noss, vida, pass, sozinh, vai, só, deix, só, lev, pouc, nós, mesm, deix, pouc, si, mesm

passar→bn:00091458v vida→bn:00002761n sozinho→bn:00110682a ir→bn:00088912v

deixar→bn:00087966v levar→bn:00084554v pouco→bn:00051575n só→bn:00110682a



- Sampling
  - Divisão simples do conjunto de dados.
- Conseguimos comparar as notas da predição com as notas esperadas.

test\_data.csv

train\_data.csv









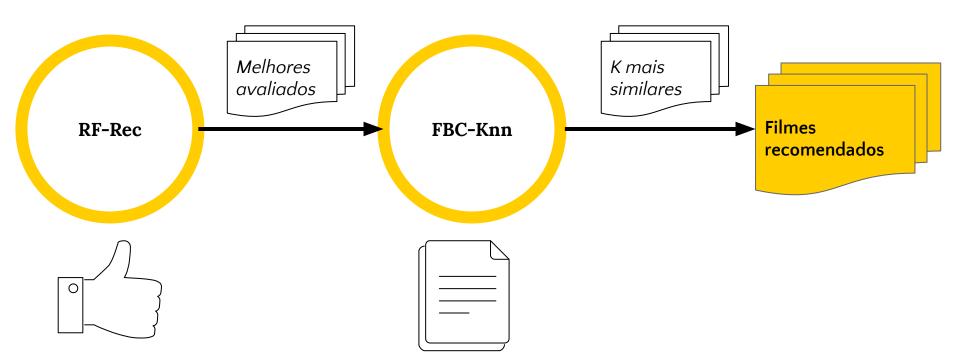
#### Implementação em Python

- pré-processamento

## Recomendador híbrido canalizado utilizando paradigmas de filtragem colaborativa e baseada em conteúdo



#### Sistema de Recomendação em Cascata





#### Algoritmo RF-Rec

- Predição baseada nas frequências de avaliações de usuários e itens
- Onde:

$$\hat{r}_{ui} = \arg\max_{r \in R} f_{user}(u,i) \times f_{item}(i,r)$$

- R: conjunto de todas as avaliações. I.E: R = {1, 2, 3, 4, 5}
- f<sub>user</sub>(u,r) e f<sub>item</sub>(i,r) representam a (frequência+1) de uma avaliação r ter sido usada pelo usuário u ou atribuída ao item i



#### Algoritmo RF-Rec

 Consideramos a frequência de avaliações do usuário por item.

Procedimento rápido,
 portanto pouco custoso
 ideal para uma
 avaliação inicial.

	ltem1	Item2	Item3	Item4	Item5
Alice	_1	1	?	5	4
User1	2		5	5	5
User2				1	
User3		5	2		2
User4	3		1	1	
User5	1	2	3		4

Rating 1: 
$$(2 + 1) \times (2 + 1) = 9$$
  
Rating 2:  $(0 + 1) \times (1 + 1) = 2$   
Rating 3:  $(0 + 1) \times (1 + 1) = 2$   
Rating 4:  $(1 + 1) \times (0 + 1) = 2$   
Rating 5:  $(1 + 1) \times (1 + 1) = 4$ 



#### Algoritmo FBC-Knn

#### Filtragem baseada em Conteúdo

Procura os vizinhos mais próximos de itens avaliados positivamente pelo usuário

Vizinhança é dada pela **similaridade** entre itens, usando as **críticas textuais** 

$$pred(u,i) = \frac{\sum_{j \in I_{ui}} sim(i,j) * r_{uj}}{\sum_{j \in I_{ui}} sim(i,j)}$$



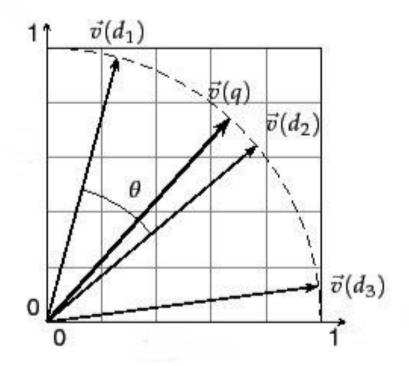
#### Algoritmo FBC-Knn

#### Cálculo de Similaridades

TF-IDF + Cosseno

term frequency-inverse document frequency

Ponderação de **frequência** dos termos





#### Arquitetura do Recomendador

**Recomendador híbrido**: unir pontos positivos de paradigmas diferentes

**Método Cascata**: reduzir base de dados antes do algoritmo caro

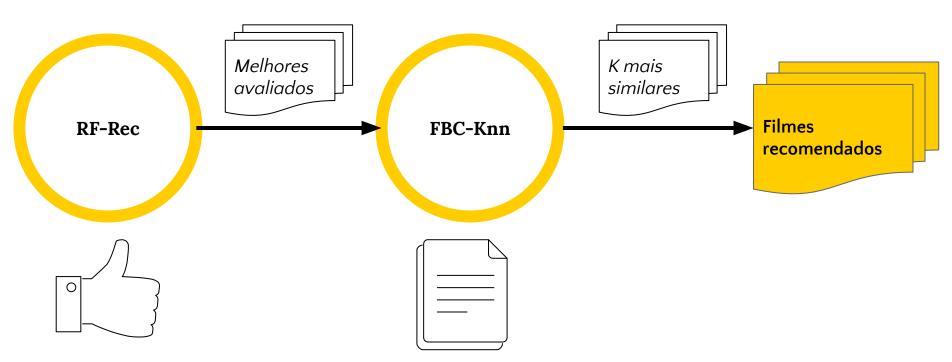
RF-Rec (Barato) -> FBC-Knn (Caro)



#### Recomendador híbrido canalizado utilizando paradigmas de filtragem colaborativa e baseada em conteúdo



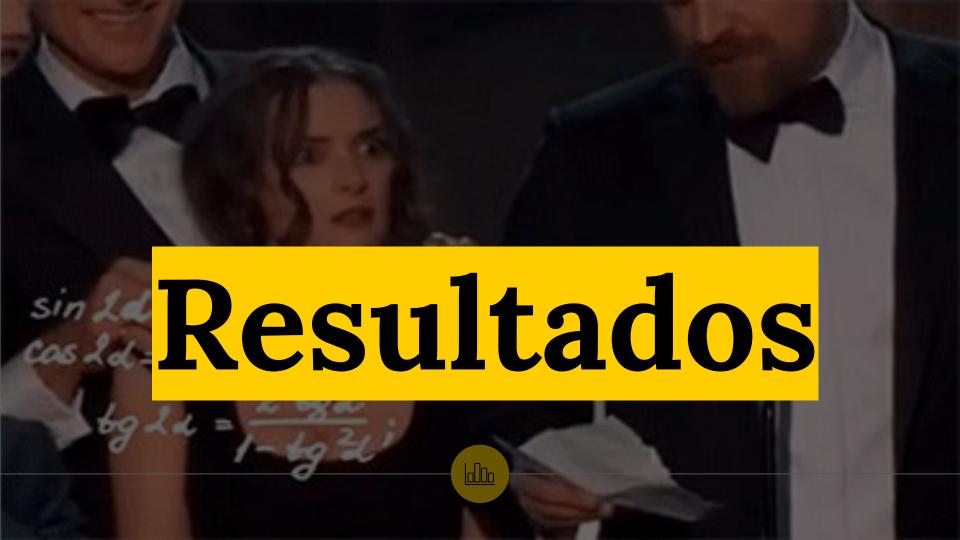
#### Sistema de Recomendação em Cascata











#### RF-Rec

```
RF_Rec results:

* Usual Suspects, The (1995)

* Lamerica (1994)

* Braveheart (1995)

* Jupiter's Wife (1994)

* Star Wars: Episode IV - A New Hope (1977)

* Pulp Fiction (1994)

* Shawshank Redemption, The (1994)

* Schindler's List (1993)

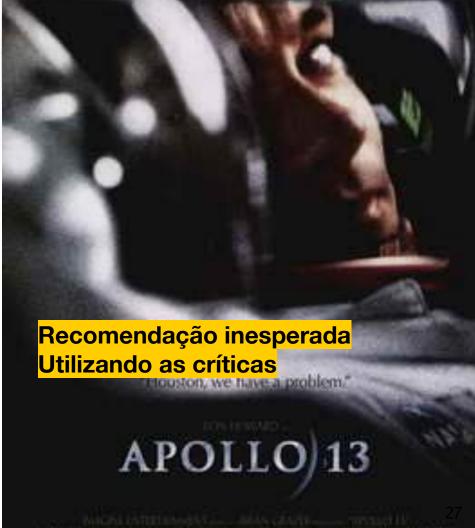
* Paris, France (1993)
```

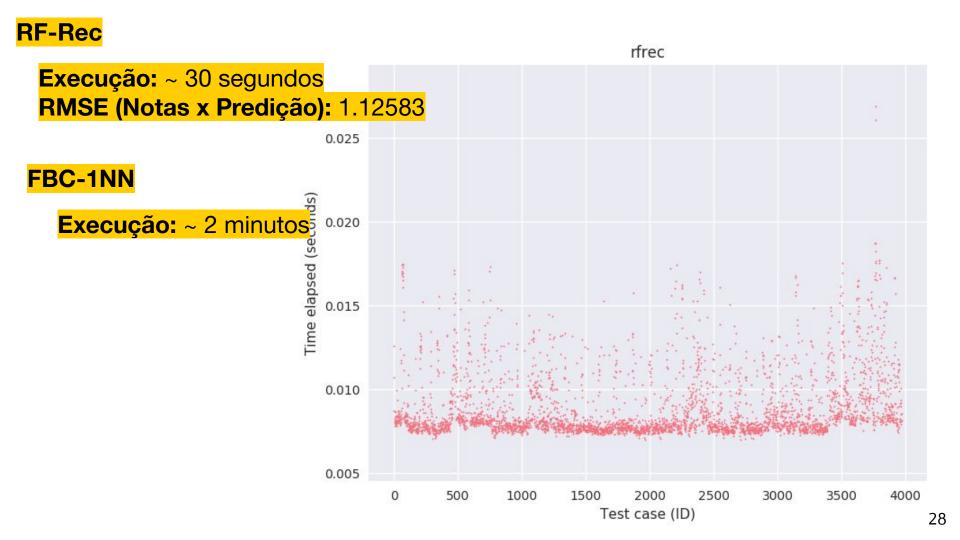
\* Silence of the Lambs, The (1991)

#### FBC-1NN

- \* Watcher, The (2000)
- \* Senseless (1998)
- \* Apollo 13 (1995)
- \* Beat the Devil (1954)
- \* Two Family House (2000)
- \* Winter Guest, The (1997)
- \* Deuce Bigalow: Male Gigolo (1999)
- \* Lonely Are the Brave (1962)
- \* Two Family House (2000)
- \* Replacements, The (2000)









# Obrigado!

## Perguntas?

Caroline Jesuíno Nunes da Silva - 9293925

Danilo Zecchin Nery - 8602430

Felipe Scrochio Custódio - 9442688

Henrique Fernandes M. Freitas - 8937225

Henrique Martins Loschiavo - 8936972

Isadora Maria Mendes - 8479318