## Sistemas de Recomendação

### **Recomendadores Content-based**

Breve introdução



Pós-Graduação Lato Sensu

**Nícollas Silva** 



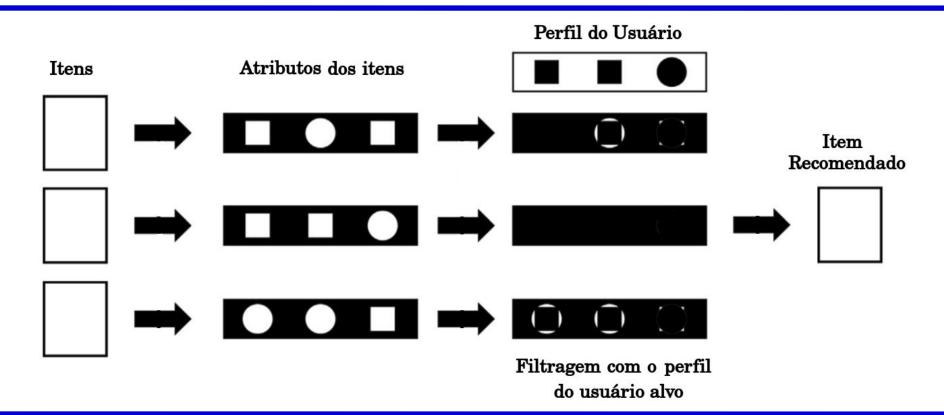


**Premissa:** as características dos itens revelam quais as características os usuários mais se interessam.

- Correlaciona os itens do domínio por meio de suas features.
  - o Filmes: gêneros, atores, duração, ...
  - Músicas: categoria, autor, lançamento, ...
  - o Carro: marca, cor, ano, ...

## Baseado em Conteúdo (CB)





### CB vs. CF

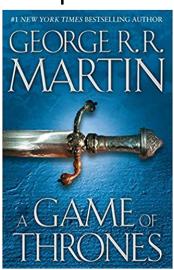


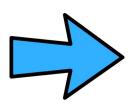
- São abordagens distintas!
  - CF utiliza apenas as interações dos usuários
  - "O que meus amigos estão assistindo?"
- CB também calcula similaridades entre os produtos do histórico de um usuário.
  - o Mas, essa similaridade é pelas características de cada produto.

## Exemplo

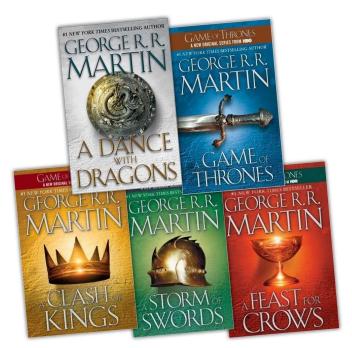


## Você comprou:





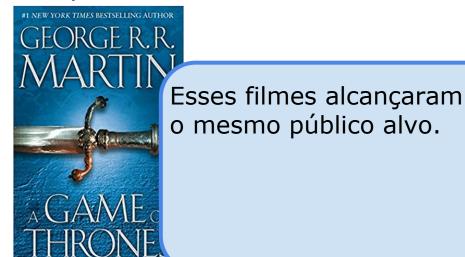
### Recomendação:



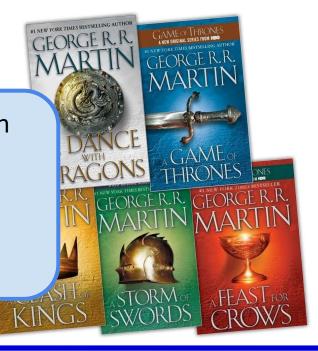
## Exemplo (CF)



Você comprou:



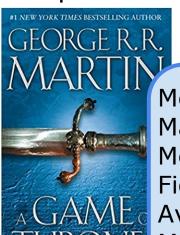
Recomendação:



## Exemplo (CB)



Você comprou:



Mesmo autor: George

Martin

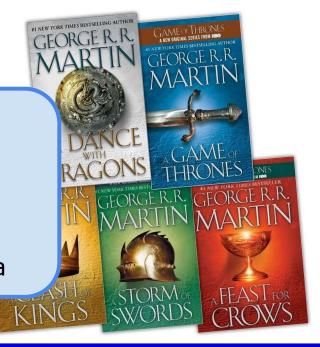
Mesmos gêneros:

Ficção, Ação, Drama,

Aventura, ...

Mesma saga: sequência

### Recomendação:



## Exemplo Carros



- Se eu já tive dois carros na minha vida:
  - C1: 2 portas, 1.0, câmbio manual, FIAT
  - C2: 4 portas, 1.0, câmbio manual, FORD
- Qual será a recomendação por base em um modelo CB?
  - Modelos 1.0 de câmbio manual!
- Como isso foi feito?
  - CF: perfil de carros para a classe média
  - CB: modelos com as mesmas características

### Em suma...



#### Nos modelos CB é preciso:

- Identificar as características dos itens (livros, filmes, músicas, carros, etc)
- Modelar os itens sobre essas características
- Modelar os usuários sobre as mesmas características

## Modelo Trivial

# Representação dos Itens



i<sub>1</sub>

 $i_2$ 

Título	Autor	Tamanho	Pop G+	Gênero	Descrição	Personagens
Guerra dos Tronos	George R. R. Martin	694	94%	Ação Drama Aventura	Guerra dos Tronos é o primeiro livro da série de fantasia épica As Crônicas de Gelo e Fogo.	Jhon Snow Daenerys T. Cersei L.
Fúria dos Reis	George R. R. Martin	761	93%	Ação Drama Aventura	Fúria dos Reis é o segundo livro da série de fantasia épica As Crônicas de Gelo e Fogo	Jhon Snow Daenerys T. Cersei L.

## Representação dos usuários

Tamanho



 $i_1$ 

 $i_2$ 

Título

Autor

Guerra dos George R. 694 94% Ação Guerra dos Tronos é Jhon Snow Tronos R. Martin Drama o primeiro livro da Daenerys T. série de fantasia Cersei L. Aventura épica As Crônicas de Gelo e Fogo. Fúria dos George R. 761 93% Ação Fúria dos Reis é o Jhon Snow Reis R. Martin segundo livro da Daenerys T. Drama série de fantasia Cersei L. Aventura épica As Crônicas de Gelo e Fogo

Gênero

Descrição

Personagens

Pop G+

 $u_{\tau}$ 

Título	Autor	Tamanho	Pop G+	Gênero	Descrição	Personagens
Guerra dos Tronos Fúria dos Reis	George R. R. Martin	727.5	93.5%	Ação Drama Aventura	livro da série de fantasia épica As Crônicas de Gelo e Fogo	Jhon Snow Daenerys T. Cersei L.





 $u_1$ 

Título	Autor	Tamanho	Pop G+	Gênero	Descrição	Personagens
Guerra dos Tronos Fúria dos Reis	George R. R. Martin	727.5	93.5%	Ação Drama Aventura	livro da série de fantasia épica As Crônicas de Gelo e Fogo	Jhon Snow Daenerys T. Cersei L.

#### Solução simples:

 Calcular a sobreposição de features entre o perfil do usuário e um item

$$sim(u_1, i_3) = \frac{2|k(u_1) \cap k(i_3)|}{|k(u_1)| + |k(i_3)|}$$

Coeficiente de Dice

### **Problemas?**



### Tokenização

- Como indexar uma palavra?
  - "information retrieval" => information + retrieval?
  - 信息检索 => 信息 + 检索?

#### Normalização dos termos

- Estratégias de *stemming* para reduzir os termos em *tokens* 
  - "universal" => "univers"
  - "university" => "univers"
  - "universe" => "univers"

### **Problemas?**



#### Stop-words

- Devem descartar termos recorrentes, como preposições e artigos
  - a, an, and, be, will, were, that, ...
  - "To be or not to be: that is the question"?

#### Informatividade das palavras

- information ocorre em 35% dos itens
- retrieval ocorre em 0.1% dos itens
- Qual delas é mais discriminativa?

## Modelo Vetorial





• Cada item é um vetor de *componentes* com valores {0, 1}

	Anthony and Cleopatra	Julius Caesar	The Tempest	Hamlet	Othello	Macbeth
ANTHONY	1	1	0	0	0	1
BRUTUS	1	1	0	1	0	0
CAESAR	1	1	0	1	1	1
CALPURNIA	0	1	0	0	0	0
CLEOPATRA	1	0	0	0	0	0
MERCY	1	0	1	1	1	1
WORSER	1	0	1	1	1	0
* * *						





- Cada item é um vetor de *componentes* com valores {0, 1}
  - Existe um ou mais componentes para cada item.
  - Possui uma alta dimensionalidade.
  - o É uma representação altamente esparsa.

# Quão representativo é cada termo?

	Anthony and Cleopatra	Julius Caesar	The Tempest	Hamlet	Othello	Macbeth
ANTHONY	1	1	0	0	0	1
BRUTUS	1	1	U	1	U	U
CAESAR	1	1	0	1	1	1
CALPURNIA	0	1	0	0	0	0
CLEOPATRA	1	0	0	0	0	0
MERCY	1	0	1	1	1	1
WORSER	1	0	1	1	1	0





• TFtd: é a frequência do termo t em um documento d

	Anthony and Cleopatra	Julius Caesar	The Tempest	Hamlet	Othello	Macbeth
ANTHONY BRUTUS	157 4	73 157	0	0 2	0	1
CAESAR	232	227	0	2	1	0
CALPURNIA	0	10	0	0	0	0
CLEOPATRA	57	0	0	0	0	0
MERCY	2	0	3	8	5	8
WORSER	2	0	1	1	1	5





- TFtd: é a frequência do termo t em um documento d
  - Como ficaria uma palavra popular como "kill"?
  - Ela seria capaz de descrever algum item?

# Quão discriminativo é cada termo?

	Anthony and Cleopatra	Julius Caesar	The Tempest	Hamlet	Othello	Macbeth
ANTHONY BRUTUS	157 4	73 157	0	0	0	1
CAESAR	232	227	0	2	1	0
CALPURNIA	0	10	0	0	0	0
CLEOPATRA	57	0	0	0	0	0
MERCY	2	0	3	8	5	8
WORSER	2	0	1	1	1	5

### **TF-IDF**



- TFtd: é a frequência do termo t em um documento d
- IDFt: frequência inversa do documento

$$IDF_i = log \frac{n}{n_i}$$

- o n: número total de itens na coleção
- o nt: número de itens onde o termo t aparece
- TFtd \* IDFt : melhor solução para penalizar os termos





### Representação vetorial:

	Anthony and Cleopatra	Julius Caesar	The Tempest	Hamlet	Othello	Macbeth
ANTHONY	5.25	3.18	0.0	0.0	0.0	0.35
BRUTUS	1.21	6.10	0.0	1.0	0.0	0.0
CAESAR	8.59	2.54	0.0	1.51	0.25	0.0
CALPURNIA	0.0	1.54	0.0	0.0	0.0	0.0
CLEOPATRA	2.85	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
MERCY	1.51	0.0	1.90	0.12	5.25	0.88
WORSER	1.37	0.0	0.11	4.15	0.25	1.95