

# DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO PARA E-COMMERCE



**Escola Politécnica da Universidade de São Paulo**

**Antônio Viggiano**

agfviggiano@gmail.com

**Fernando Fochi**

fernando.fochi@gmail.com

**Prof. Dr. Fábio Gagliardi Cozman**

**24 de junho de 2014**

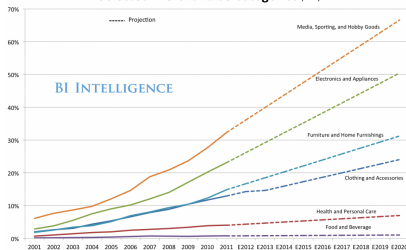
# Sumário

- 1 Introdução
- 2 Objetivos
- 3 Estado da Arte
- 4 Requisitos
- 5 Síntese de Soluções
- 6 Avaliação de Desempenho
- 7 Resultados
- 8 Cronograma

# Introdução

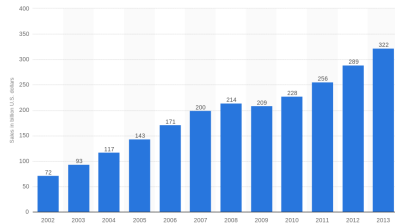
## Importância econômica

Percent Of Retail Sales Attributable To Online In Selected Merchandise Categories (U.S.)



**Figura 1:** Percentual de vendas de varejo atribuídas a lojas online nos EUA por categoria (SMITH, 2014)

Annual B2C e-commerce sales in the United States from 2002 to 2013 (in billion U.S. dollars)



**Figura 2:** Vendas de varejo atribuídas a lojas online nos EUA (STATISTA, 2014)

# Introdução

## Aplicação



Relações de amizade



Músicas



Livros **35 %**  
(MARSHALL, 2006)



Notícias **38 %**  
(DAS et al., 2007)



Filmes **75 %**  
(AMATRIAIN, 2012)

# Introdução

## O que são Sistemas de Recomendação?

### Definição

“São ferramentas e técnicas de software destinadas a prover sugestões de itens para usuários” (RICCI; SHAPIRA, 2011)

### Etapas principais

- Aquisição dos dados de entrada
- Determinação das recomendações
- Apresentação dos resultados ao usuário

# Objetivos

- **Sistema de recomendação** de produtos para **e-commerces**
  - Propostas de diferentes algoritmos
- **Análise de desempenho** das recomendações
  - Validação cruzada
  - **Acurácia e Precisão**



**m o v i e l e n s**  
helping you find the *right* movies



# Estado da Arte

## Problema

$\mathcal{U}$  Conjunto dos usuários  $u$

$\mathcal{I}$  Conjunto dos itens  $i$

$r_{ui}$  Histórico avaliações

$\ell$  Função de utilidade

•  $\ell : \mathcal{U} \times \mathcal{I} \rightarrow \mathcal{R}$  p.ex.  $\{-1, 0, +1\}$  ou  $[1, 5]$

## Objetivo

Determinar o item  $\tilde{i}_u$  que maximize a utilidade  $\ell_{ui}$  do usuário  $u$ :

$$\forall u \in \mathcal{U}, \tilde{i}_u = \arg \max_{i \in \mathcal{I}} \ell_{ui}$$

## Problema

$\ell$  desconhecida

# Estado da Arte

## Soluções

### Estratégias de recomendação

- Colaborativas
- Conteúdo
- Híbridas

### Utilização comercial (CHIANG, 2012)

**Netflix** Filtragem colaborativa

**Amazon** Filtragem baseada em conteúdo

**Pandora** Experts + votos positivos/negativos

**YouTube** Contagem de visitas mútuas



# Estado da Arte

## Soluções

### Filtragem colaborativa (FC)

- Usuário-usuário
- Item-item

### Filtragem baseada em conteúdo (BC)

### Métodos híbridos

- FC + BC

Tabela 1: Avaliações  $r_{ui}$

	$i_1$	$i_2$	$i_3$	$i_4$
$u_1$	-	4	3	-
$u_2$	-	4	3	5
$u_3$	2	5	-	1

Tabela 2: Atributos  $a_{if}$

	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$
$i_1$	1	50	0.8	P
$i_2$	0	75	0.3	M
$i_3$	1	30	0.4	G

# Estado da Arte

## Desafios

### Filtragem colaborativa (FC)

*Cold start*

Esparsidade

### Filtragem baseada em conteúdo (BC)

Excesso de especialização

Análise “superficial” do conteúdo

### Métodos híbridos

Escalabilidade

Tabela 3: Avaliações  $r_{ui}$

	$i_1$	$i_2$	$\dots$	$i_{100}$
$u_1$	-	4	$\dots$	-
$u_2$	-	2	$\dots$	-
$u_3$	5	-	$\dots$	-

Tabela 4: Atributos  $a_{if}$

	$f_1$	$f_2$	$f_3$
$i_1$	1	50	0.8
$i_2$	1	50	0.8
$i_3$	0	75	0.3

# Requisitos

## Requisitos funcionais

- EMA máximo:
  - 1.00 para  $\mathcal{R} = [1, 5]$
  - 0.25 para  $\mathcal{R} = \{0, 1\}$
- *Throughput* mínimo
  - 100 mil recomendações por hora

## Requisitos não funcionais

- Escalabilidade
- Sistema genérico
  - Padronização dos dados de entrada/saída
- Código aberto

# Síntese de Soluções

## Ponderação de Atributos

$$s_{ij} = \sum_f w_f (1 - d_{fij})$$

## Perfil de Usuários

$$S_{uv} = \frac{\sum_{f \in \mathcal{F}_{uv}} w_{uf} w_{vf}}{\sqrt{\sum_{f \in \mathcal{F}_{uv}} w_{uf}^2} \sqrt{\sum_{f \in \mathcal{F}_{uv}} w_{vf}^2}}$$

Tabela 5: Medidas de distância entre alguns atributos

Atributo $f$	Domínio $F$	Distância $d_f$
Marca	Literal	$1 - \delta_{ij}^f$
Cor	$(\mathbb{N} \setminus \mathbb{N}_{256})^3$	$\frac{\ a_{if} - a_{jf}\ _2}{\max_{i,j} \ a_{if} - a_{jf}\ _2}$
Preço	$\mathbb{R}$	$\frac{ a_{if} - a_{jf} }{\max_{i,j}  a_{if} - a_{jf} }$

# Avaliação de Desempenho

- Distância entre recomendações
  - $EMA = |\hat{i} - i|$
- Desempenho mediante a mudança nas variáveis
  - Quantidade de atributos utilizados
- Tempo de execução
  - Em função do algoritmo
  - Em função do tamanho do banco de dados

**Tabela 6:** Avaliação de sistemas de predição

Medida	Fórmula	Significado
Precisão	$\frac{VP}{VP+FP}$	% Predições corretas de casos positivos
Acurácia	$\frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}$	% Predições corretas

# Resultados

## Primeiros testes

### Pesos unitários

$$s_{ij} = \sum_f (1 - d_{fij})$$

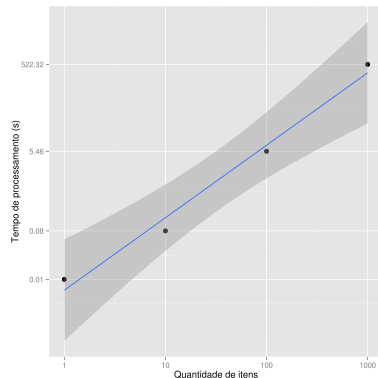
**13 s** Tempo de inicialização para  $|\mathcal{I}| = 100$  mil

**8 min** Cálculo de  $s_{ij}$  para  $|\mathcal{I}| = 1000$

**100%** CPU  
2.80GHz  $\times$  4

**420 MB** Memória

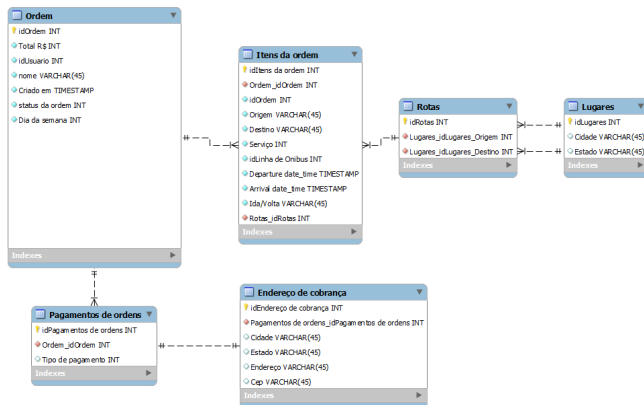
**60 dias** Para  $|\mathcal{I}| = 100$  mil



**Figura 3:** Tempo de processamento em função do número de itens em  $\mathcal{O}(n^2)$

# Resultados

## Aquisição de dados



**Figura 4:** Banco de dados de um e-commerce de passagens de ônibus

# Cronograma

- 09/07 Pré-tratamento do banco de dados
- 16/07 **Programação** do método Ponderação de Atributos
- 23/07 **Programação** do método Perfil de Usuários
- 30/07 Análise comparativa dos dois algoritmos
  
- 13/08 Relatório de atividades de implementação
- 27/08 Primeiros testes com o sistema  
(**precisão e acurácia** para uma base de testes)
  
- 03/09 Testes com o sistema (**validação cruzada**)
- 24/09 Melhorias incrementais e relatório de atividades
  
- 15/10 **Relatório aprofundado** de atividades
  
- 05/11 Elaboração da apresentação e finalização dos relatórios
- 12/11 Melhorias incrementais



# Bibliografia I

- ▶ AMATRIAIN, X. *Netflix Recommendations: Beyond the 5 stars*. 2012. Disponível em: <<http://techblog.netflix.com/2012/04/netflix-recommendations-beyond-5-stars.html>>.
- ▶ CHIANG, M. *Networked Life: 20 Questions and Answers*. Cambridge University Press, 2012. (BusinessPro collection). ISBN 9781107024946. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=N5DJJXoLPDQC>>.
- ▶ DAS, A. S. et al. Google news personalization: scalable online collaborative filtering. In: ACM. *Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web*. [S.l.], 2007. p. 271–280.

## Bibliografia II

- ▶ MARSHALL, M. *Aggregate Knowledge raises \$5M from Kleiner, on a roll*. 2006. Disponível em: <<http://venturebeat.com/2006/12/10/aggregate-knowledge-raises-5m-from-kleiner-on-a-roll/>>.
- ▶ RICCI, L. R. F.; SHAPIRA, B. Introduction to recommender systems handbook. In: *Recommender Systems Handbook*. [S.l.]: Springer, 2011. p. 1–35.
- ▶ SMITH, C. *E-COMMERCE AND THE FUTURE OF RETAIL: 2014 [SLIDE DECK]*. 2014. Disponível em: <[http://www.businessinsider.com/the-future-of-retail-2014-slide-deck-sai-2014-3?nr\\_email\\_referer=1&utm\\_source=Triggermail&utm\\_medium=email&utm\\_content=emailshare](http://www.businessinsider.com/the-future-of-retail-2014-slide-deck-sai-2014-3?nr_email_referer=1&utm_source=Triggermail&utm_medium=email&utm_content=emailshare)>.

## Bibliografia III

- ▶ STATISTA. *Annual B2C e-commerce sales in the United States 2002-2013*. 2014. Disponível em: <<http://www.statista.com/statistics/271449/annual-b2c-e-commerce-sales-in-the-united-states/>>.