Sistemas de Recomendação

Recomendadores Content-based

Representação dos Usuários



Pós-Graduação Lato Sensu

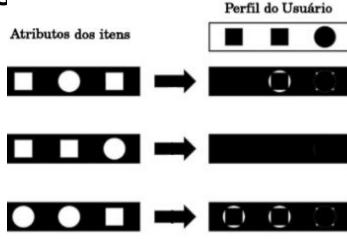
Nícollas Silva





O perfil do usuário deve ser modelado sobre as mesmas características dos itens.

Vetor de componentes agregados

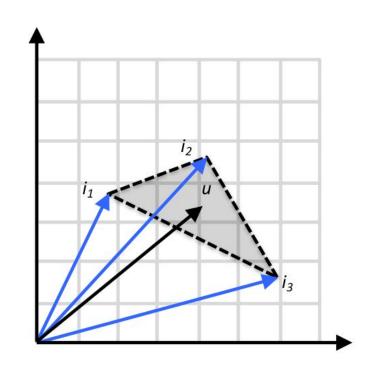






- Usuário avaliou
 - $-i_1: \star \star \star$
 - $-i_2$: $\star\star\star\star\star$
 - $-i_3$: $\star\star\star$
- Modelo do usuário

$$\vec{u} = 3\vec{i_1} + 5\vec{i_2} + 3\vec{i_3}$$







- Cada item é um vetor de componentes
- Cada usuário é um vetor de itens consumidos

$$\vec{u} = \frac{1}{|R_u|} \sum_{j \in R_u} r_{uj} \vec{j}$$
 Ru : itens consumidos pelo usuário u ruj : rating do usuário u ao item j

Tarefa de predição:

Vantagens & Desvantagens



- Efetiva para o contexto de item cold-start (novos no sistema).
 - Não preciso das informações passadas dos itens.
- Não é tão efetiva em cenários com muitas informações.
 - Outras abordagens conseguem obter melhor desempenho.
- Muito aplicada em recomendadores híbridos.
 - Consegue agregar outras informações (features) aos modelos.

Abordagens k-NN



- Um método não paramétrico usado para a tarefa de classificação e regressão.
 - Tenta encontrar os k elementos mais similares ao elemento alvo.
 - Utiliza alguma métrica de similaridade para o cálculo.
- É dependente do número de vizinhos k.
 - Quando k=1, o elemento é classificado igualmente ao mais próximo.
 - Com maiores valores de k, a classificação é mais precisa.

Abordagens k-NN



- Novamente, cada item é um vetor de features.
 - o Temos uma medida de sumarização da importância dessas features.
- Procura-se pelos k itens mais similares ao item i aos

$$\vec{u}_i = \frac{1}{|N_{ui}|} \sum_{j \in N_{ui}} r_{uj} \vec{j}$$

Nui: items vizinhos de i avaliados por u

ruj : rating do usuário u para o item i

• $Pr_{sim}(\vec{u},\vec{i})$

Vantagens & Desvantagens

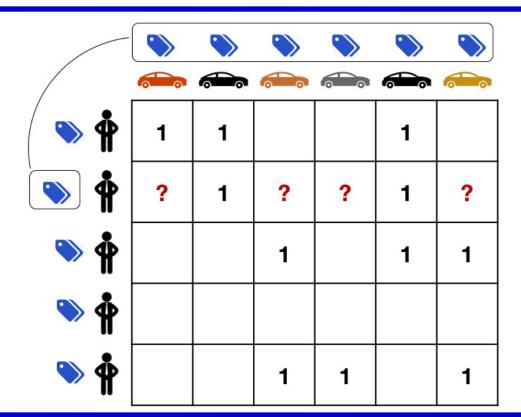


- É uma abordagem comum em diversos recomendadores.
 - Abordagens de Filtragem Colaborativa.
- Mais efetiva que o modelo de Rocchio.
 - Consegue capturar as informações mais relevantes.
- Mas, ainda não é tão efetiva em cenários tradicionais.
 - Outras abordagens conseguem obter melhor desempenho.

Similaridade entre usuários e itens

Baseado em Conteúdo (CB)





"Mostre-me mais do mesmo que gostei"

Métricas de Similaridade



Considerando os usuários e itens como vetores, temos:

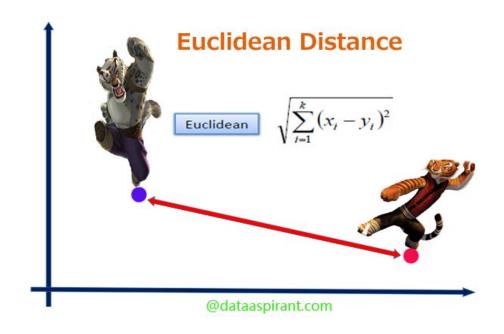
- Distância Euclidiana
- Distância de Manhattan
- Similaridade de Cosseno
- Similaridade de Jaccard

Distância Euclidiana



Métrica clássica:

- Diferença par a par de cada elemento do vetor.
- Utilizada quando os dados são densos e contínuos.



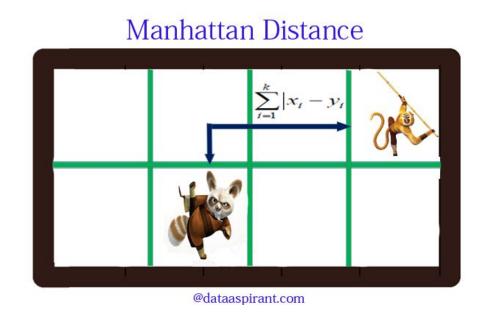
Distância de Manhattan



Baseada na cidade de

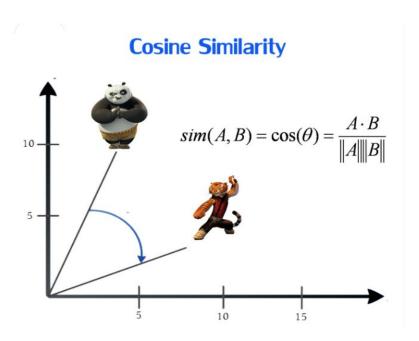
Manhattan:

 Soma das diferenças absolutas das coordenadas do vetor.









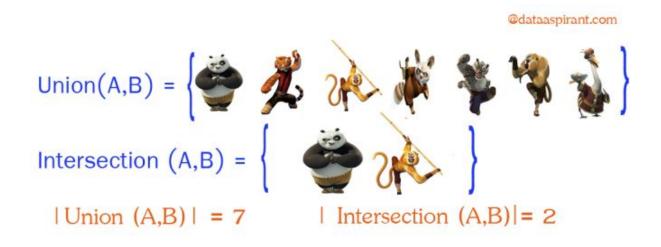
Métrica extremamente popular.

- Consiste no produto escalar normalizado dos vetores.
- Essa métrica captura a orientação do vetor, mas não sua magnitude.
- Muito usada para vetores esparsos.





- Métrica utilizada para avaliar os elementos do vetor.
- Desconsidera qualquer outra informação do vetor.



Em suma...



Ao aplicar estratégias de CB, devemos:

- Modelar os itens sobre suas características
- Modelar os usuários como um vetor agregado dessas características
- Computar a similaridade entre esses dois componentes