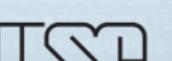


MBA em Ciências de Dados

Sistemas de Recomendação: Uma Abordagem Sobre Jogos de Tabuleiro Modernos

Autor: Isabelly da Silva Almeida

Orientador: Adriano Kamimura Suzuki



Introdução



Contexto e Motivação

- ▶ Crescimento dos jogos de tabuleiro modernos nas últimas décadas
- ▶ Ampliação do público e diversidade de perfis de jogadores
- ▶ Contribuições educacionais, sociais e cognitivas
- ▶ Excesso de opções dificulta a escolha de novos jogos

Problema e Objetivos

Problema

Como auxiliar usuários na descoberta de jogos de tabuleiro alinhados às suas preferências em um cenário de grande volume de opções?

Objetivo do Trabalho

Avaliar e comparar diferentes abordagens de sistemas de recomendação aplicadas ao contexto de jogos de tabuleiro modernos, utilizando dados reais da plataforma *BoardGameGeek*.

Metodología



O que são Sistemas de Recomendação

Sistemas de recomendação são ferramentas computacionais projetadas para auxiliar usuários na descoberta de itens de interesse em ambientes com grande volume de opções.

- ▶ Utilizados em domínios como filmes, músicas, produtos e jogos
- ▶ Baseiam-se em dados históricos de interação dos usuários
- ▶ Buscam reduzir a sobrecarga de escolha

Objetivos dos Sistemas de Recomendação

Os principais objetivos dos sistemas de recomendação incluem:

- ▶ Sugerir itens relevantes de acordo com o perfil do usuário
- ▶ Melhorar a experiência e satisfação do usuário
- ▶ Aumentar o engajamento com a plataforma
- ▶ Auxiliar na descoberta de novos itens

Tipos e Abordagens de Sistemas de Recomendação

Diferentes abordagens podem ser adotadas na construção de sistemas de recomendação, cada uma com características específicas.

- ▶ Filtragem Colaborativa
- ▶ Sistemas Baseados em Conteúdo
- ▶ Modelos Baseline
- ▶ Sistemas Híbridos

Filtragem Colaborativa

A filtragem colaborativa explora padrões de avaliação entre usuários e itens, assumindo que usuários com comportamentos semelhantes tendem a compartilhar preferências.

O problema é modelado por uma matriz de avaliações $R \in \mathbb{R}^{|U| \times |I|}$, onde r_{ui} representa a avaliação do usuário u para o item i .

A matriz R é tipicamente esparsa.

Filtragem Colaborativa: Predição e Top-k

A predição da avaliação é realizada a partir dos k vizinhos mais similares (Top- k):

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N_k(u)} \text{sim}(u, v) (r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N_k(u)} |\text{sim}(u, v)|}$$

Vantagens

- ▶ Boa capacidade de capturar padrões coletivos

Desvantagens

- ▶ Sensível à esparsidade e ao problema de *cold-start*

Sistemas Baseados em Conteúdo

Os sistemas baseados em conteúdo recomendam itens semelhantes àqueles previamente avaliados pelo usuário, utilizando características descritivas dos itens.

A predição é obtida considerando os k itens mais similares:

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j \in N_k(i)} \text{sim}(i, j) r_{uj}}{\sum_{j \in N_k(i)} |\text{sim}(i, j)|}$$

Vantagens

- Menor impacto do *cold-start* de usuários

Desvantagens

- Dependência da qualidade dos atributos dos itens

Modelo Baseline

O modelo baseline fornece uma estimativa simples das avaliações, considerando efeitos globais e individuais:

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i$$

Objetivo

- ▶ Servir como referência mínima de desempenho

Vantagens

- ▶ Simples e computacionalmente eficiente

Desvantagens

- ▶ Não captura interações complexas entre usuários e itens



Modelo Híbrido

Os sistemas híbridos combinam diferentes abordagens de recomendação, buscando explorar suas vantagens complementares.

$$\hat{r}_{ui}^{(h)} = \alpha \hat{r}_{ui}^{(FC)} + (1 - \alpha) \hat{r}_{ui}^{(BC)}$$

- ▶ Integra filtragem colaborativa e conteúdo
- ▶ Reduz limitações individuais dos modelos

Medidas de Similaridade

As medidas de similaridade variam conforme o tipo de sistema de recomendação.

- ▶ **Correlação de Pearson:** adequada para filtragem colaborativa
- ▶ **Similaridade do Cosseno:** utilizada em vetores de atributos
- ▶ **Distância Euclidiana:** sensível à magnitude das avaliações
- ▶ **Coeficiente de Jaccard:** apropriado para dados binários

Métricas de Avaliação

As métricas de avaliação foram divididas em dois grupos:

Métricas de Acurácia

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum |r_{ui} - \hat{r}_{ui}|$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (r_{ui} - \hat{r}_{ui})^2}$$

Métricas de Ranqueamento

$$\text{Precision}@k = \frac{|\text{itens relevantes} \cap \text{top-}k|}{k}$$

$$\text{Recall}@k = \frac{|\text{itens relevantes} \cap \text{top-}k|}{|\text{itens relevantes}|}$$

Dados



Base de Dados

- ▶ Fonte: plataforma *BoardGameGeek*
- ▶ Base amplamente utilizada em estudos sobre jogos de tabuleiro
- ▶ Dados compostos por:
 - ▶ Avaliações de usuários para jogos
 - ▶ Informações descritivas dos jogos (categorias e mecânicas)
- ▶ Estrutura típica de recomendação: matriz usuário–jogo

Resultados



Implementação e Análise Prática

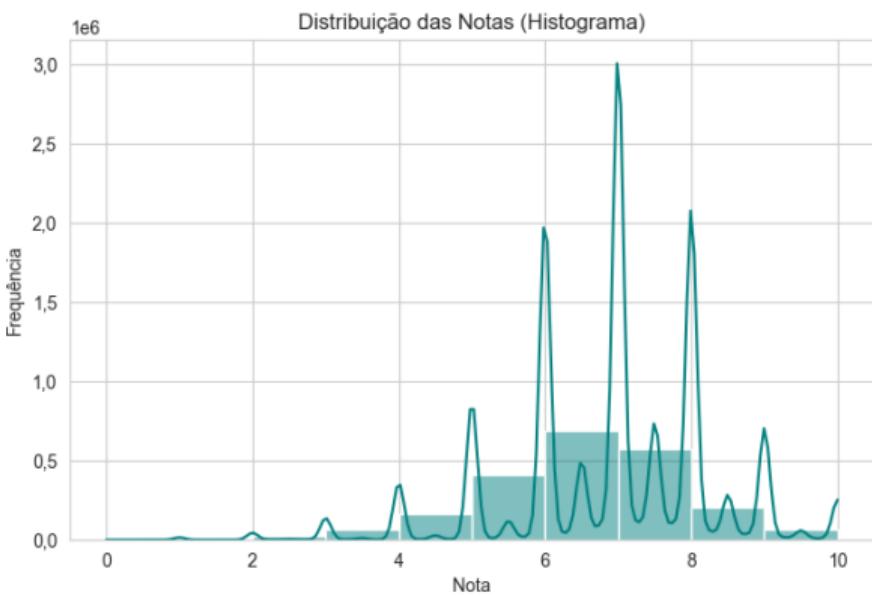
Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir da implementação dos modelos de recomendação descritos na metodologia.

- ▶ Análise exploratória e pré-processamento dos dados
- ▶ Definição da matriz de avaliações
- ▶ Treinamento, parametrização e avaliação dos modelos



Distribuição das Notas

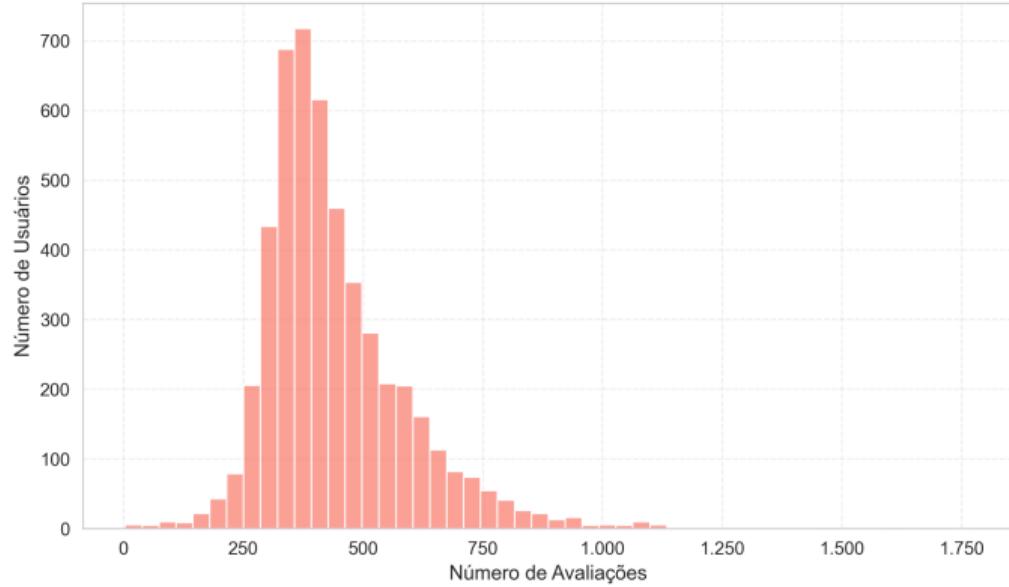
A distribuição das avaliações permite compreender o comportamento geral das notas atribuídas pelos usuários.



Distribuição de Avaliações por Usuário

A maioria dos usuários avalia apenas um número reduzido de jogos, o que contribui para a esparsidade da base.

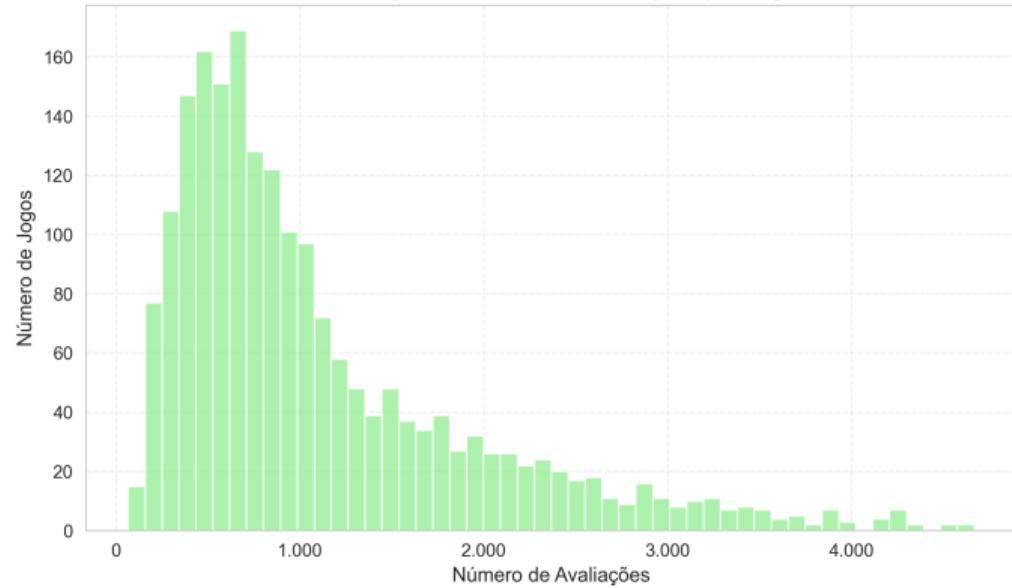
Distribuição do Número de Avaliações por Usuário



Distribuição de Avaliações por Jogo

Observa-se concentração de avaliações em um subconjunto reduzido de jogos, indicando assimetria de popularidade.

Distribuição do Número de Avaliações por Jogo



Matriz de Avaliações R

Após o pré-processamento, os dados são organizados em uma matriz usuário–jogo R , utilizada como base para os modelos de recomendação.

- ▶ Linhas representam usuários
- ▶ Colunas representam jogos
- ▶ Entradas correspondem às avaliações observadas

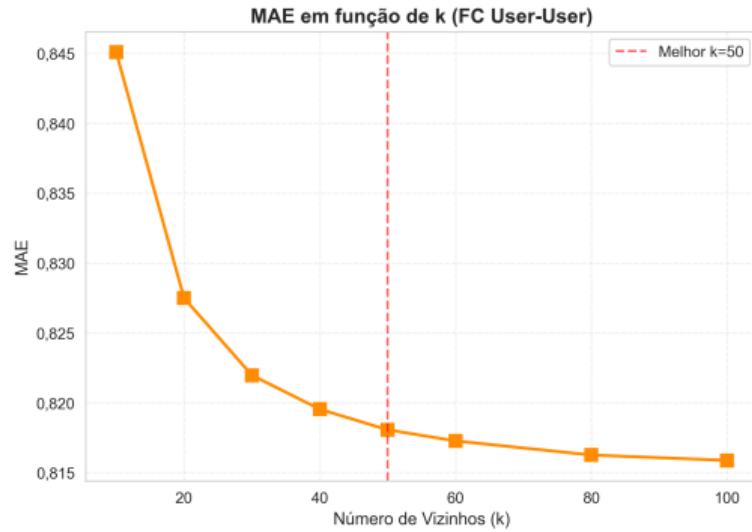
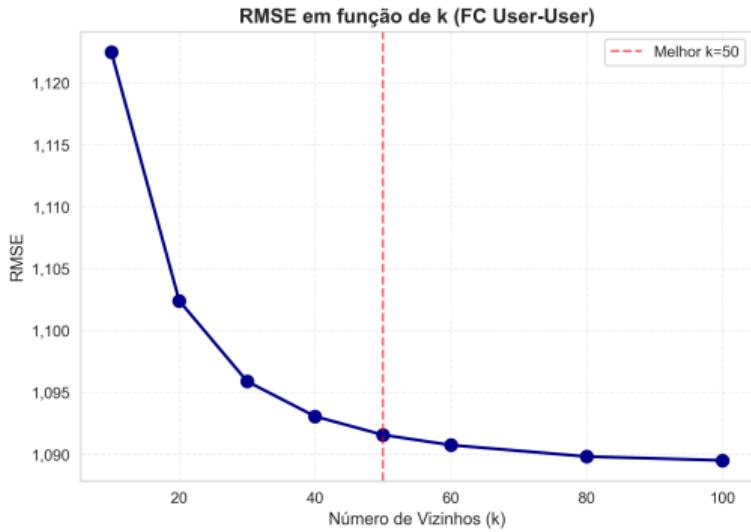
Divisão dos Dados em Treino e Teste

Os experimentos foram conduzidos por meio de uma divisão dos dados em conjuntos de treinamento e teste.

- ▶ Avaliação realizada em cenário offline
- ▶ Garantia de comparabilidade entre os modelos



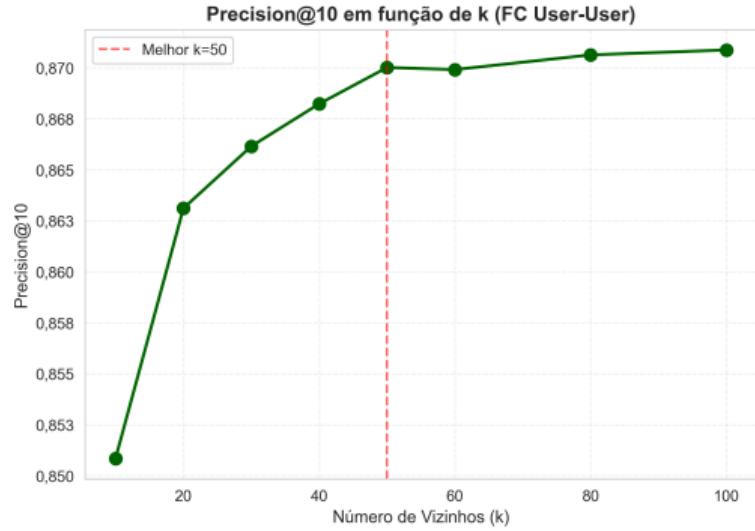
Filtragem Colaborativa — Sensibilidade ao Top-k (Acurácia)



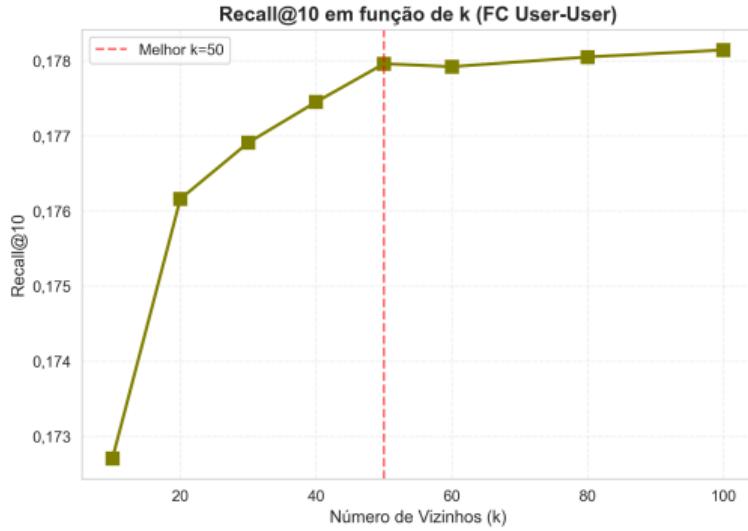
RMSE

MAE

Filtragem Colaborativa — Sensibilidade ao Top-k (Ranking)

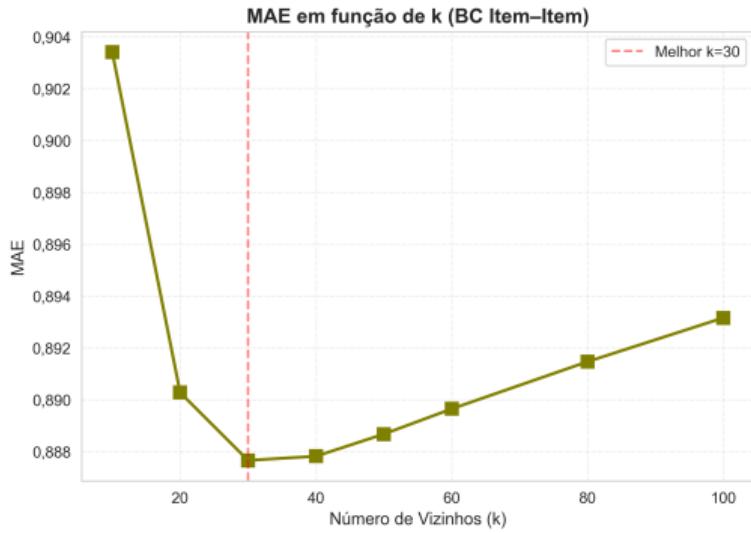
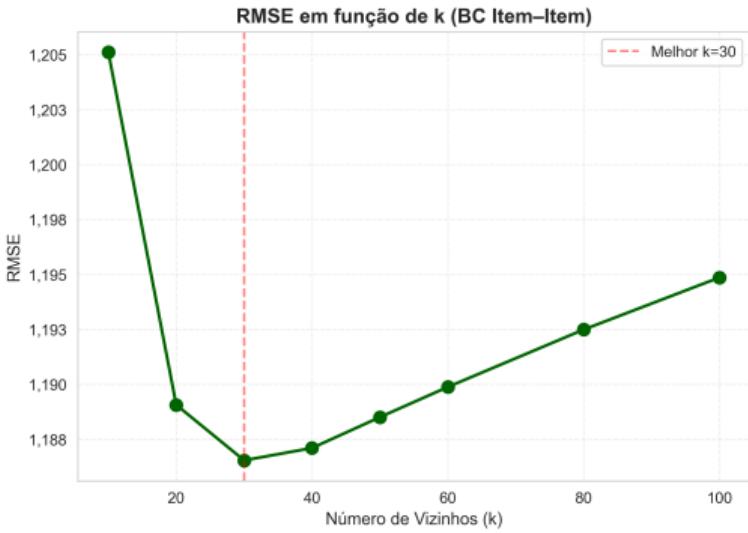


Precision@k

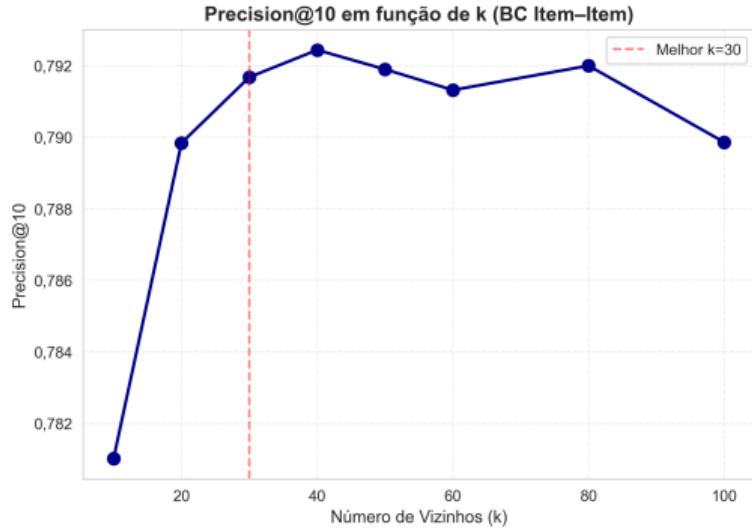


Recall@k

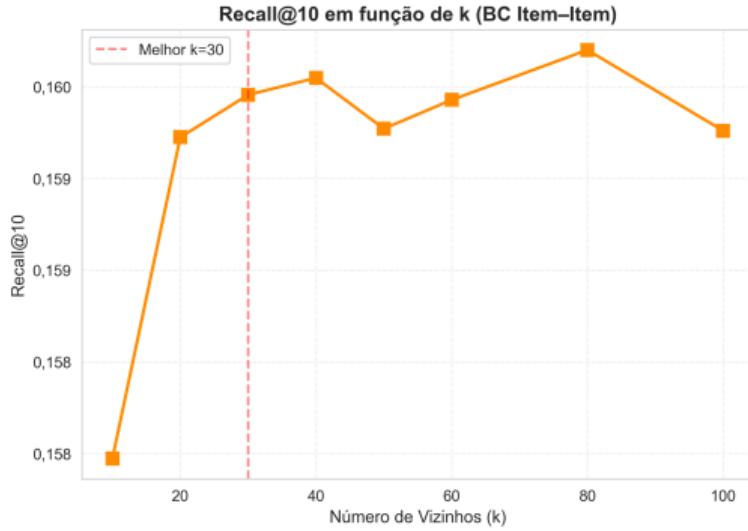
Baseado em Conteúdo — Sensibilidade ao Top-k (Acurácia)



Baseado em Conteúdo — Sensibilidade ao Top-k (Ranking)



Precision@k



Recall@k

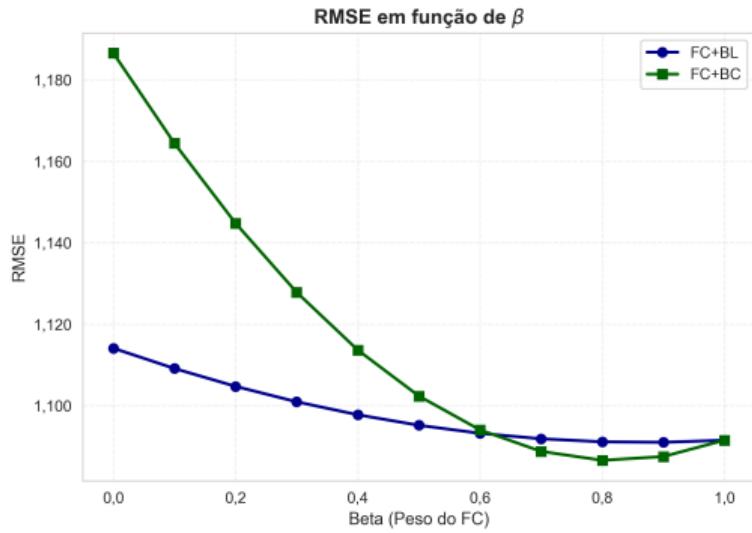
Modelo Baseline — Resultados

O modelo baseline é utilizado como referência mínima de desempenho, permitindo avaliar os ganhos obtidos pelos modelos mais complexos.

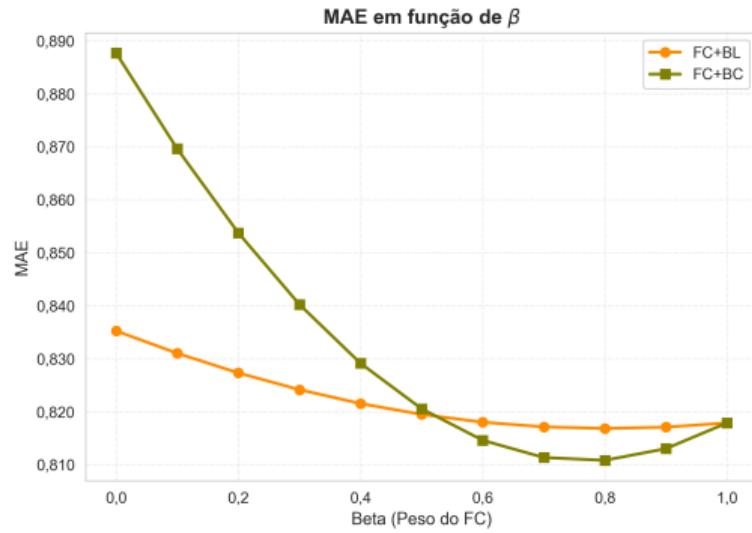
Modelo	MAE	RMSE	Precision@k	Recall@k
Baseline	XX.XXX	XX.XXX	XX.XXX	XX.XXX

- ▶ Não depende de vizinhança nem de parâmetros
- ▶ Serve como linha de base para comparação

Modelo Híbrido — Sensibilidade ao Parâmetro β (Acurácia)

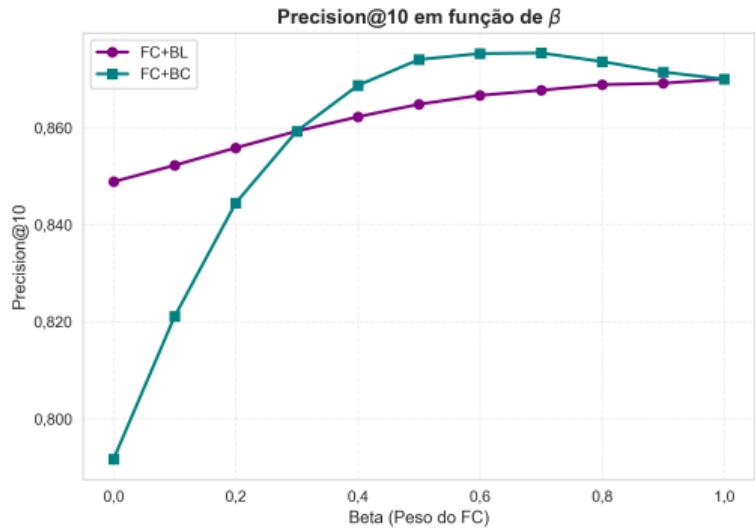


RMSE

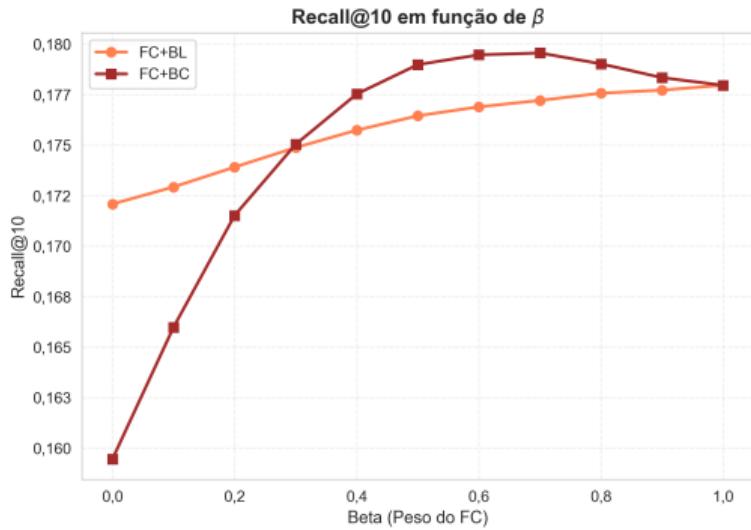


MAE

Modelo Híbrido — Sensibilidade ao Parâmetro β (Ranking)



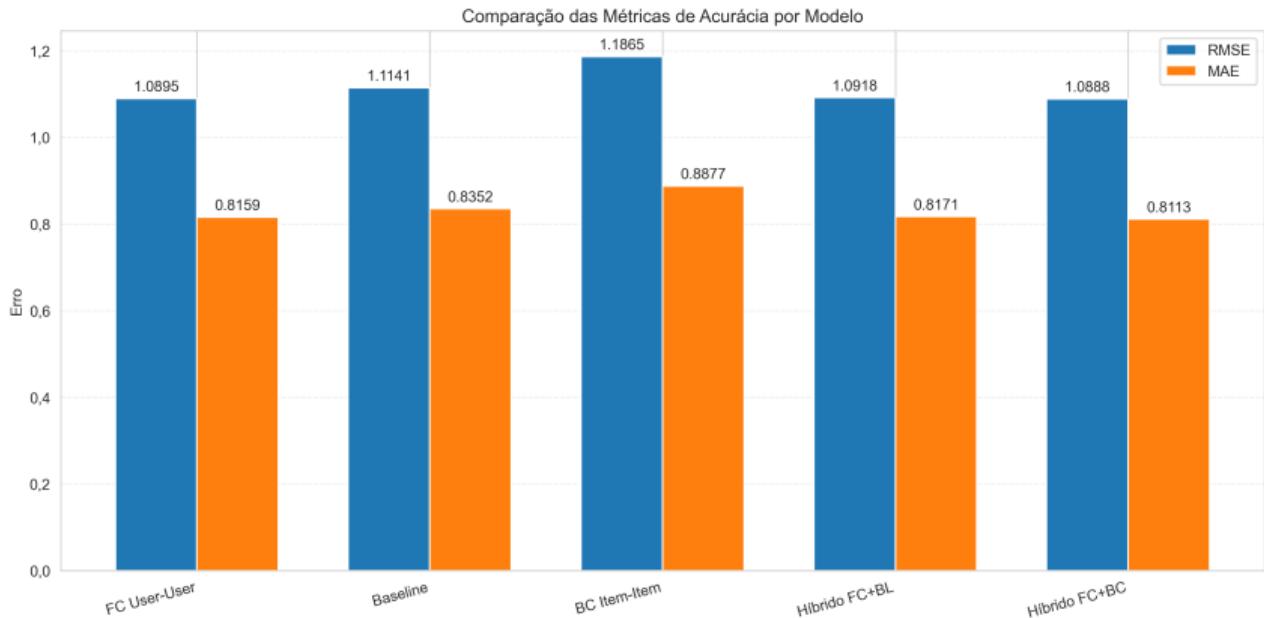
Precision@k



Recall@k

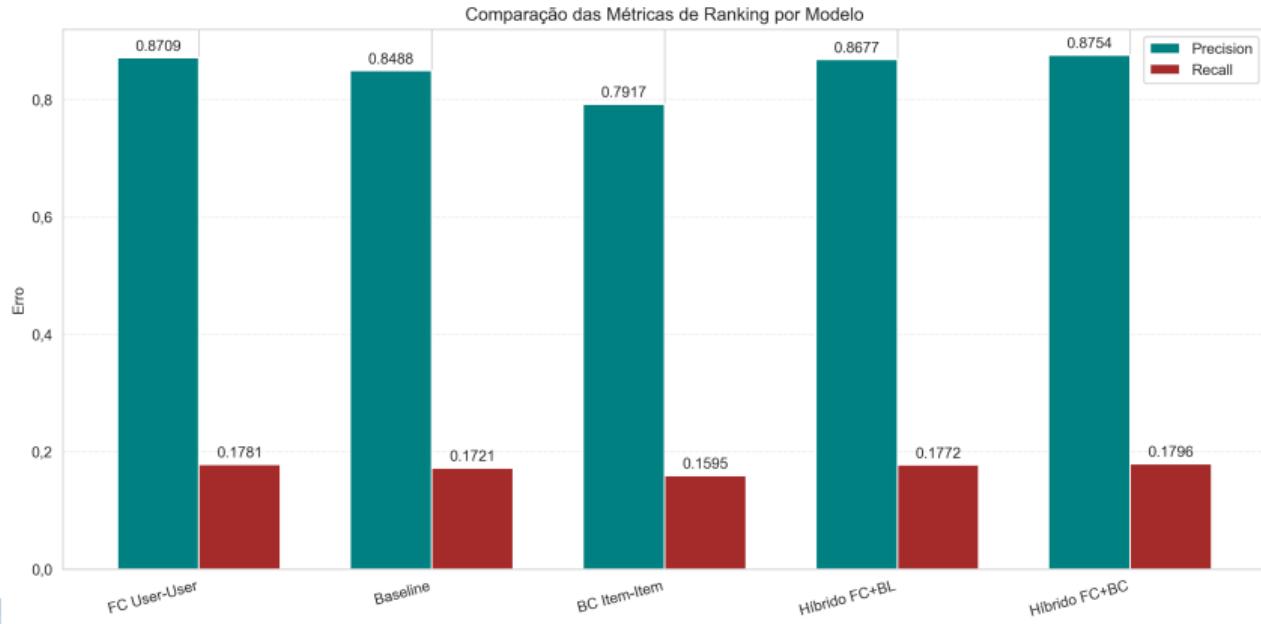
Comparação Final — Acurácia

A comparação entre os modelos evidencia diferenças no desempenho preditivo segundo as métricas de acurácia.



Comparação Final — Ranqueamento

As métricas de ranqueamento permitem avaliar a qualidade das listas de recomendação geradas pelos modelos.



Conclusão



Conclusões

- ▶ O trabalho avaliou diferentes abordagens de sistemas de recomendação
- ▶ Modelos híbridos apresentaram melhor desempenho global
- ▶ A integração de previsões reduziu limitações individuais dos modelos
- ▶ Os resultados confirmam a viabilidade da aplicação no contexto de jogos de tabuleiro

Limitações e Trabalhos Futuros

- ▶ Avaliação restrita a dados históricos (offline)
- ▶ Ausência de validação com usuários reais
- ▶ Possibilidade de inclusão de dados temporais
- ▶ Exploração de modelos baseados em aprendizado profundo

Obrigada!