

#### **BIG DATA BRASIL DAY**



Machine Learning para aperfeiçoamento de UX em chatbots

#### EDUARDO HEITOR

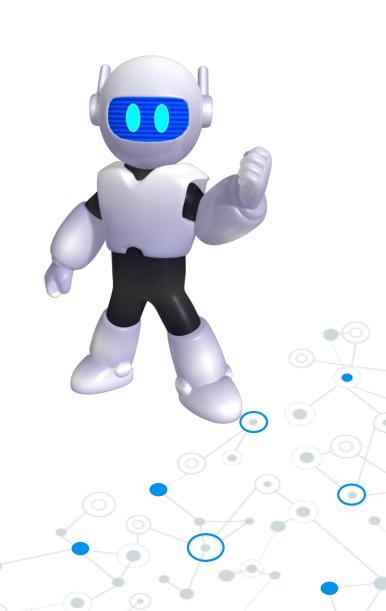
www.bigdatabrasilday.com.br



### Quem sou?

- Carreira em desenvolvimento na área de TI, com foco na liderança de equipes de projetos de desenvolvimento de aplicativos de CTI, URA, gravadores digitais e software de reconhecimento de fala
- Desenvolvimento de soluções de IA e plataforma de assistentes virtuais
- Profissional com certificações da FGV e USP
- Atuação como conselheiro da ONG CVU (desde 2014) e do grupo de extensão Neuron (Data Science and Artificial Intelligence, vice-presidente 2019), ambos da USP

Machine Learning para aperfeiçoamento de UX (user experience) em chatbots





## Chatbots Will Appeal to Modern Workers

March 28, 2018

Contributor: Laurence Goasduff

TRENDS

Chatbots are on the rise thanks to their ability to mimic conversations and offer instant, digital connections.

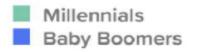
This article has been updated from the original, published on June 9, 2017 to reflect new events, conditions or research.

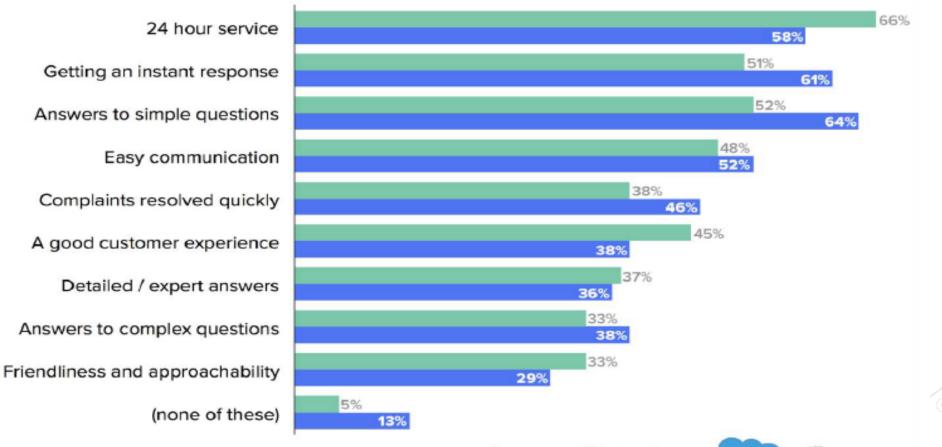
Chatbots continue to be a hot topic among media, end users and vendor communities. This is no surprise as chatbots — which use artificial intelligence (AI) to mimic human conversations — are expected to become widespread within the next two to three years.

"By 2020, over 50% of medium to large enterprises will have deployed product chatbots," said Van Baker, research vice president at Gartner, while at the Gartner Application Architecture, Development & Integration Summit, held March 12-13 in Mumbai.

#### **Potential Benefits of Chatbots**

Millennials vs. Baby Boomers







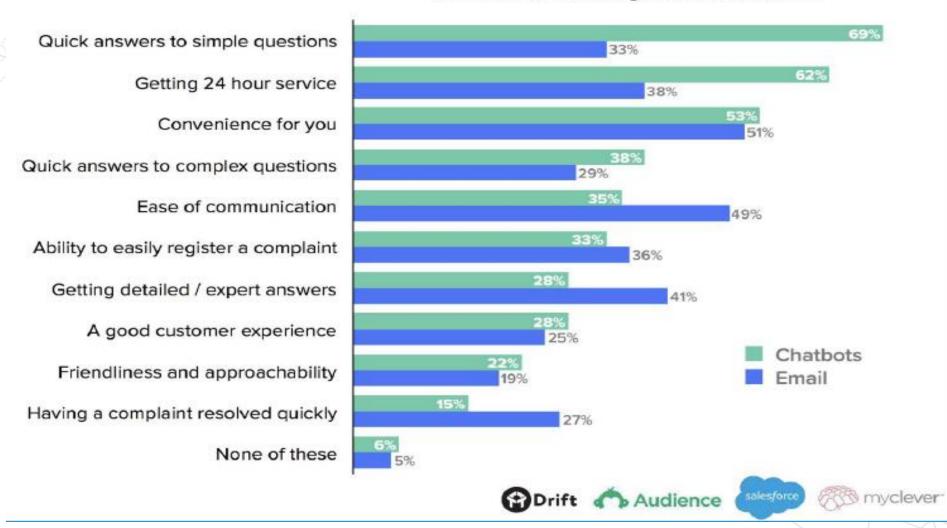






#### Chatbots vs. Email

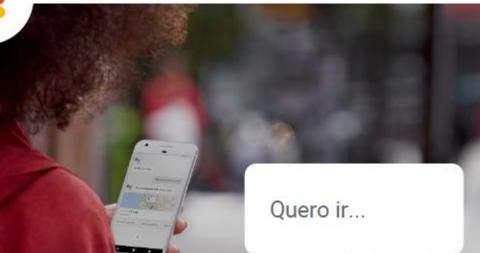
Which of these benefits do you most associate with communicating with businesses?

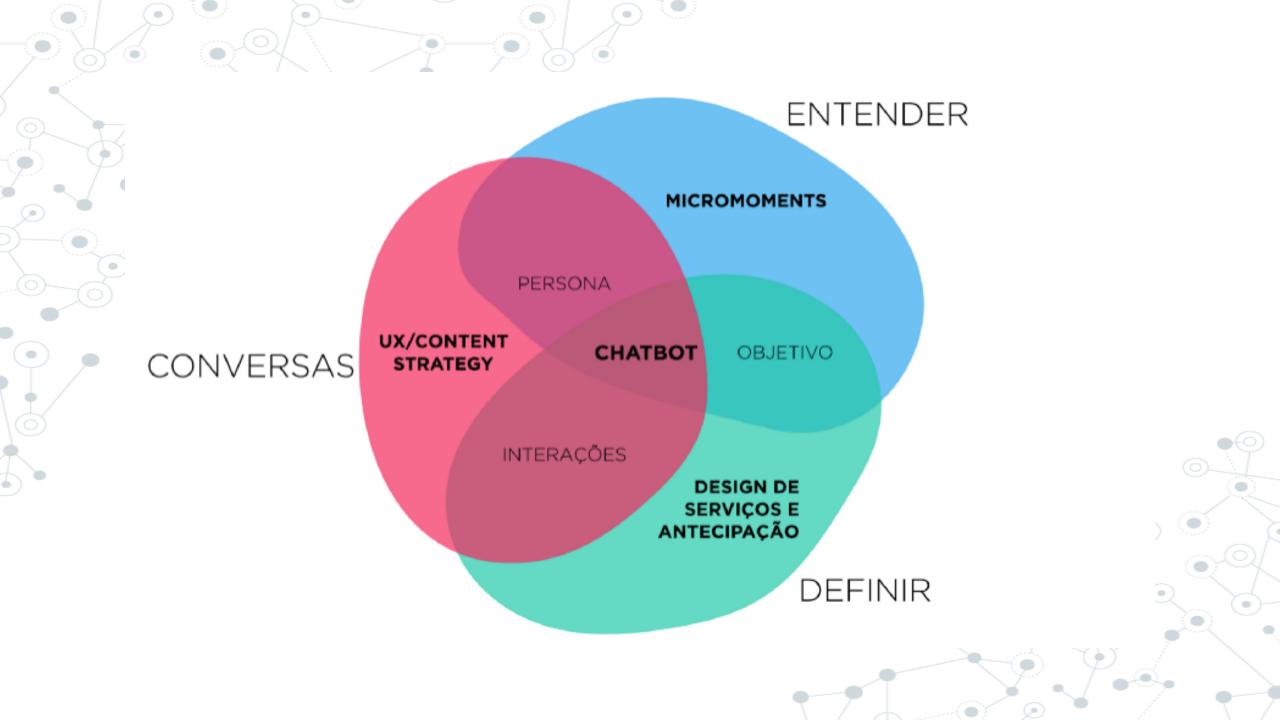




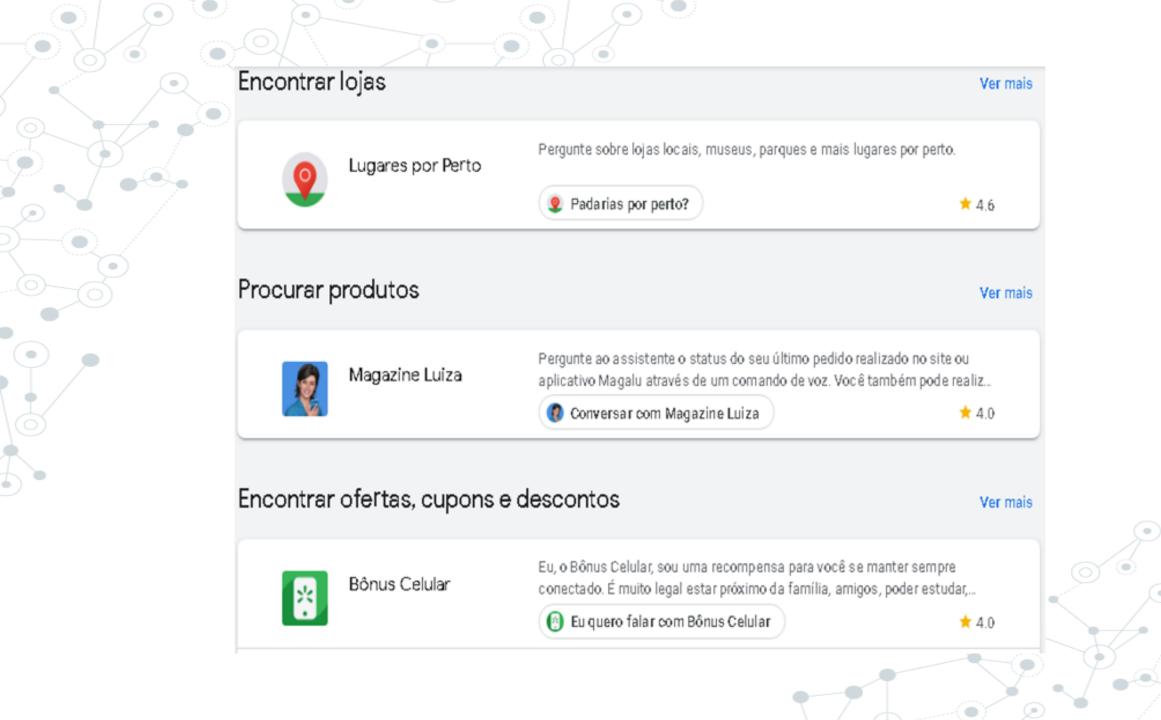


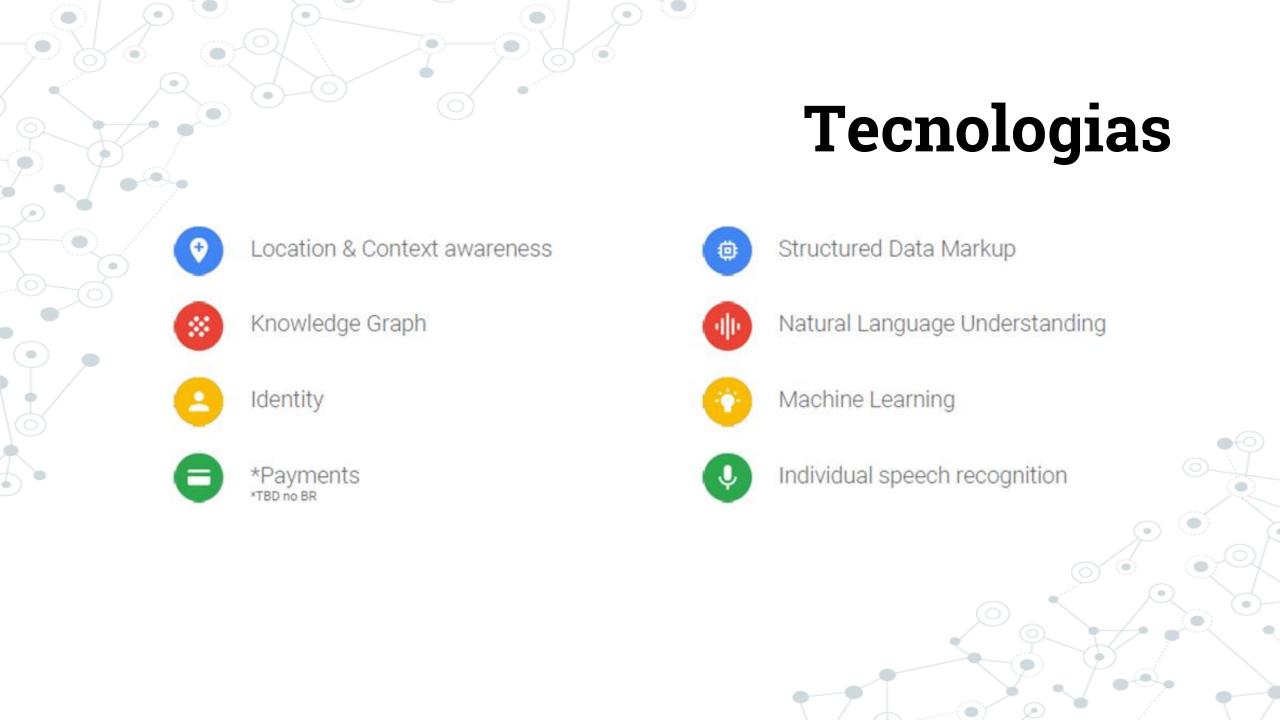


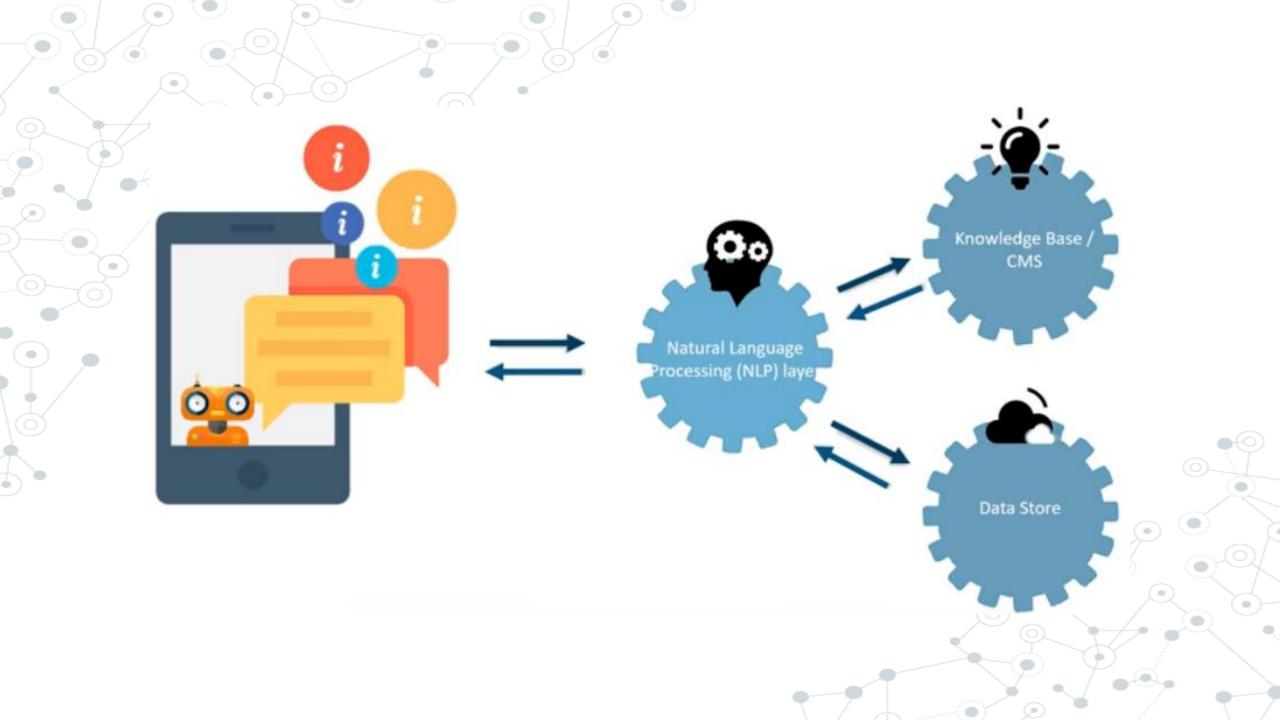












### Natural Language Processing

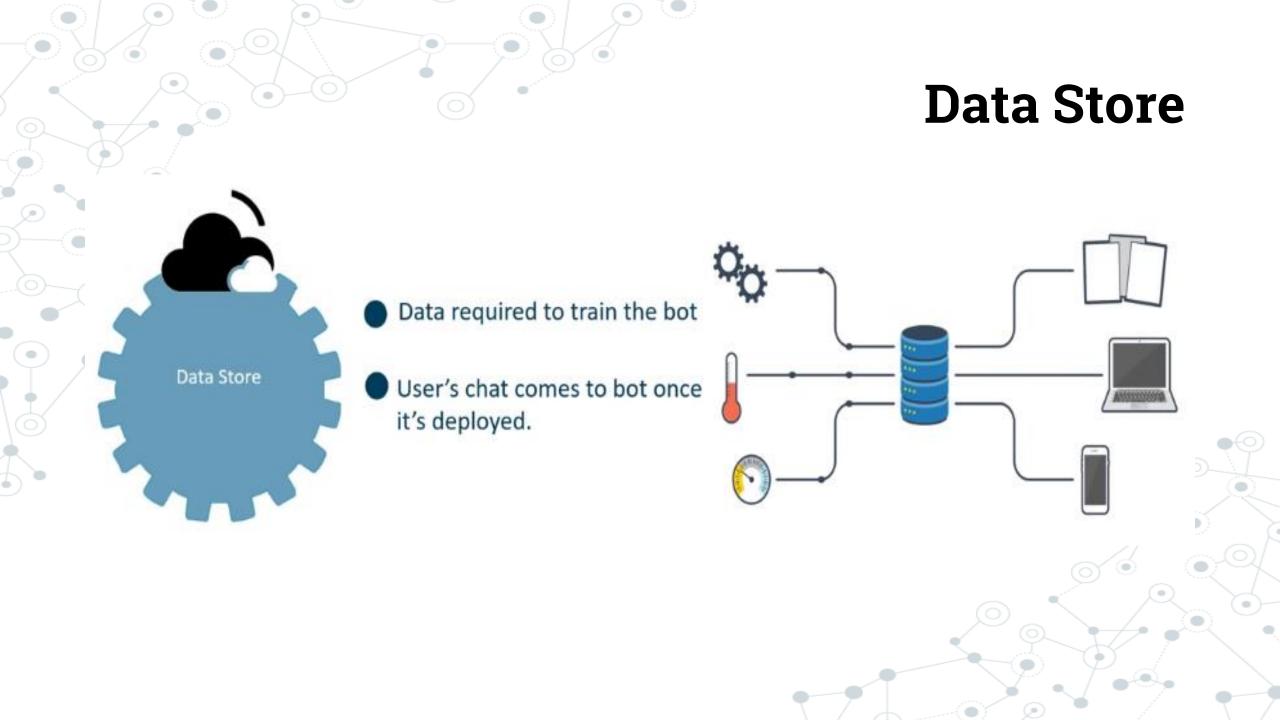
#### Processamento de Linguagem Natural:

Intenção: é o desejo que o chatbot perceberá que o usuário possui ao enviar uma mensagem específica. Por exemplo: ao enviar um "quero saber meu saldo" a intenção do usuário é "saldo".

**Entidade:** é o substantivo relacionado ao desejo que foi detectado pelo chatbot. Por exemplo: Se a frase enviada pelo usuário for "saldo de conta corrente", a entidade poderia ser "conta corrente" ou "poupança"

**Diálogo:** é onde se cria as respostas que o chatbot retornará ao detectar uma intenção e/ou uma entidade. Por exemplo: se o chatbot detectar que a intenção é "saldo" ele poderia responder "o valor do saldo é R\$123,00".







## Pesquisas mostram que a experiência do consumidor é importante



tem algum impacto na

decisão de compra

dissem que a personalização é g

75% Tempo em compras

é gasto na procura de produtos e pesquisa on-line por 50% dos clientes 81% Clientes

querem melhor tempo de resposta



dentro das empresas continuam inexplorados

Source: http://www.nextopia.com/wp-content/uploads/2015/01/personalization-ecommerce-infographic.png
https://blog.hubspot.com/blog/tabid/6307/bld/23996/Haif-of-Shoppers-Spend-75-of-Time-Conducting-Online-Research-Data.aspx
http://possible.mindtree.com/rs/574-LHH-431/images/Mindtree%20Shopper%20Survey%20Report.pdf
http://www.getelastic.com/using-big-data-for-big-personalization-infographic/

### RecSys: Motivações e Aplicações

- Motivos para implantar um Sistema de Recomendação
  - Aumentar o número de itens vendidos
  - Vender itens mais diversificados
  - Aumentar a satisfação dos usuários
  - Aumentar a fidelidade dos usuários
  - Melhorar o gerenciamentos dos itens
- OSRs estão sujeitos à falhas
- OProblema está na consistência dos dados!

#### Métricas

- Oldentificar o melhor algoritmo de recomendação é um desafio
  - ODiscordância sobre os atributos e métricas

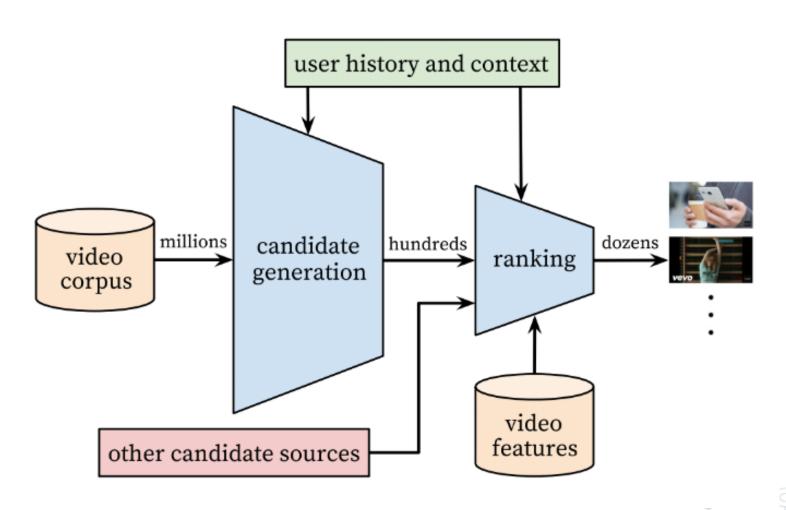
- •Problemas ao avaliar os algoritmos:
  - Algoritmos dependem do conjunto de dados
  - Objetivos da avaliação podem variar

### **Algoritmos**

 Utilizam como base informações e atributos de usuários e itens para recomendar que estão disponíveis no sistema.
 Estes são os principais componentes avaliados com base em diferentes critérios, cada qual com sua abordagem.



#### YouTube – 2 redes neurais

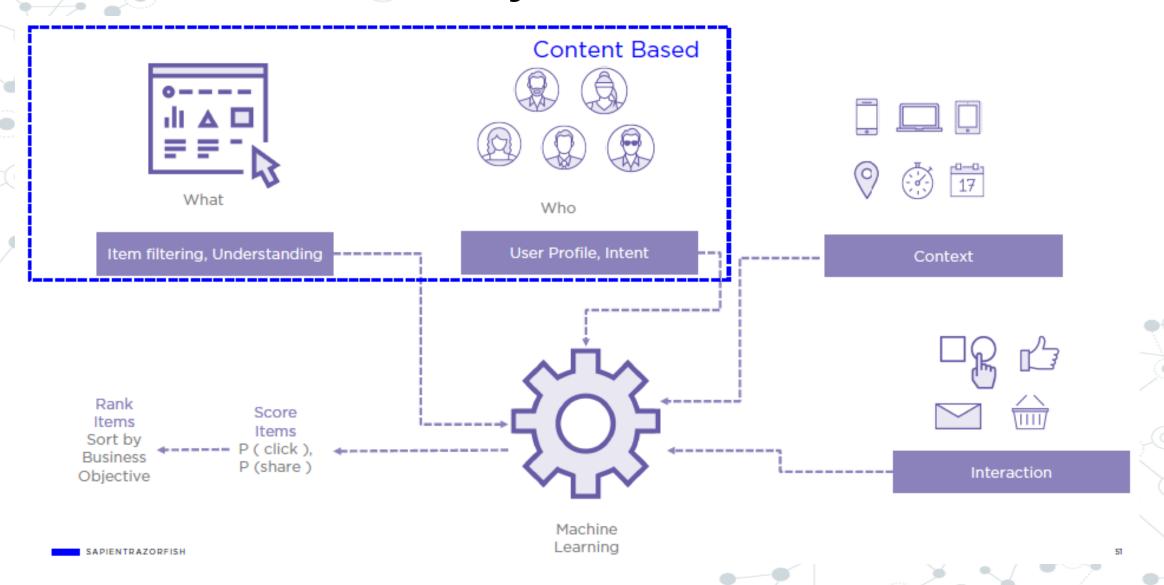


https://storage.googleapis.com/pub-tools-public-publication-data/pdf/45530.pdf

#### YouTube – 2 redes neurais

- A rede de geração de candidatos leva o histórico de atividades do usuário (por exemplo, IDs de vídeos sendo assistidos, histórico de pesquisa e dados demográficos no nível do usuário) e gera algumas centenas de vídeos que podem ser amplamente aplicáveis ao usuário.
- Em contraste, a rede de classificação usa um conjunto mais rico de recursos para cada vídeo e pontua cada item da rede de geração de candidatos. Para essa rede, é importante ter um recall alto. Não há problema em algumas recomendações não serem muito relevantes, desde que você não perca os itens mais relevantes.

### RecSys baseado em Conteúdo



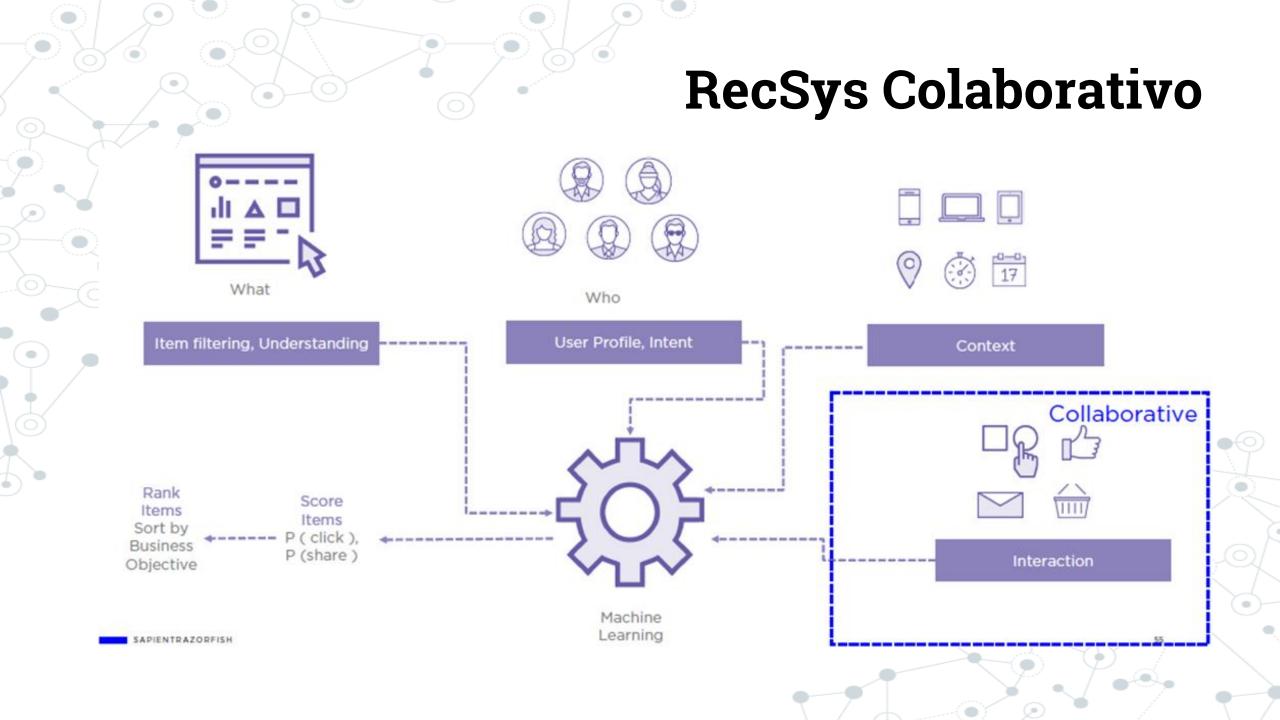
#### RecSys baseado em Conteúdo

#### **PRÓS**

- Não há necessidade de dados de outros usuários
- Fácil de entender a razão por trás da recomendação
- Capaz de recomendar itens novos e desconhecidos

#### **CONTRAS**

- Só pode ser eficaz em circunstâncias limitadas
- Nenhuma sugestão adequada se o conteúdo não tiver informações suficientes
- Dependem inteiramente dos itens selecionados anteriormente e, portanto, não podem fazer previsões sobre futuros interesses dos usuários



### **RecSys Colaborativo**

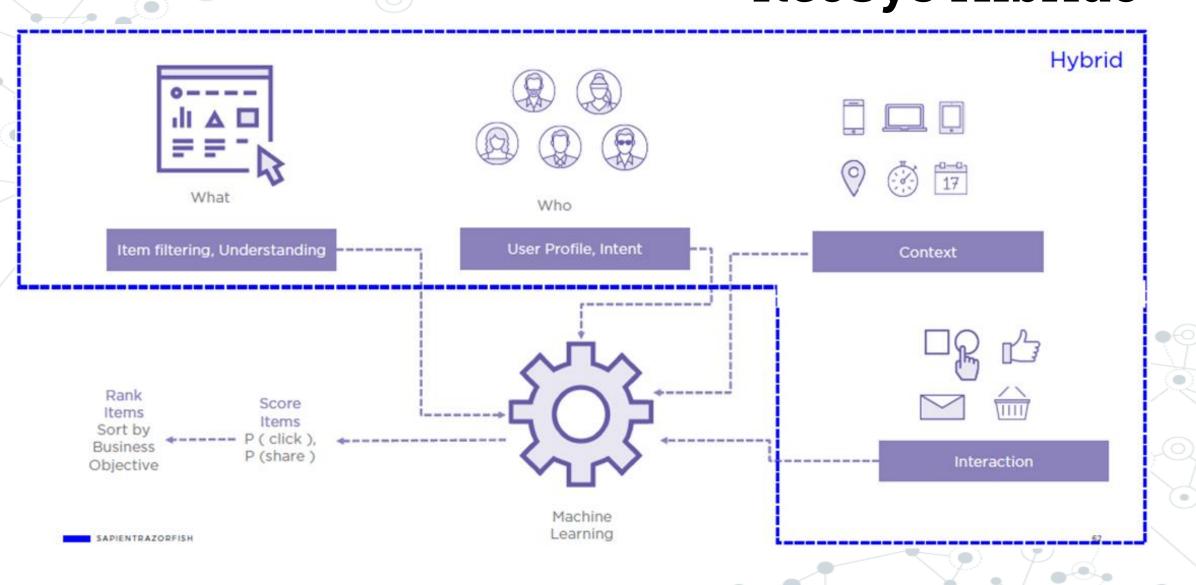
#### **PRÓS**

- Informações de conteúdo não são necessárias para usuários ou itens
- Recomendações personalizadas usando a experiência do usuário
- Nenhuma experiência de domínio necessária

#### **CONTRAS**

- Não pode produzir recomendações se não houver dados de interação disponíveis (problema de partida a frio)
- Geralmente demonstram baixa precisão quando há poucos dados sobre as classificações do usuário (escassez)
- Itens populares recebem mais feedback (viés de popularidade)

### RecSys Híbrido



### RecSys Híbrido

#### **PRÓS**

- resolver a questão do cold start unificando recomendações por conteúdo e colaboração
- o uso de feedback implícito reduz em grande parte os problemas de dispersão

#### **CONTRAS**

Dificuldade para implementar

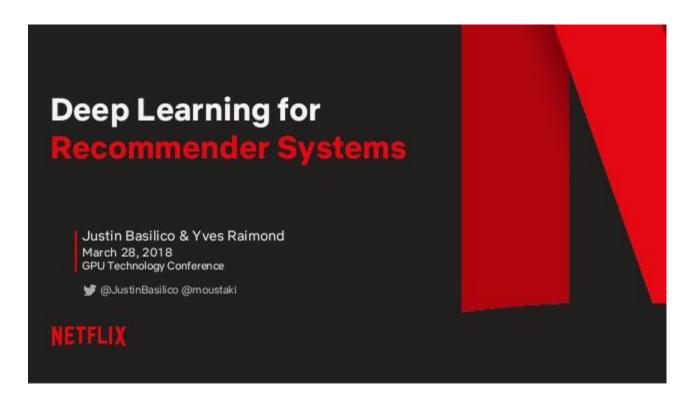
### Por que Deep Learning para RecSys?

- Grande quantidade de dados. Técnicas de Filtragem Colaborativa são limitadas pelo tamanho da matriz de interação que também são extremamente esparsas. DL trabalha muito bem com grandes volumes de dados, consegue reduzir dimensionalidade sem perder a representatividade da informação original. Redes Convolucionais e Autoencoders são bastante utilizados nesse sentido.
- Dados Heterogêneos e Extrator de Features. A depender do domínio, os dados que representam o conteúdo podem variar bastante, sendo dados categóricos, numéricos, texto, imagem, áudio.. etc. Conseguir representar todas essas informações de forma unificada traz um grande impacto na similaridade do conteúdo.

### Por que Deep Learning para RecSys?

- Comportamento dinâmico. A depender do domínio, o comportamento de preferência é muito dinâmico ou de curto prazo. Algoritmos clássicos tem dificuldades em extrair padrões quando esse comportamento muda muito rápido ou não está presente no histórico. Arquiteturas de DL como Redes Recorrentes trabalham muito bem com essa dinâmica e principalmente com o comportamento sequencial no consumo do conteúdo.
- Melhor representação da relação de Usuário X Conteúdo. A força de interação entre esses dois atores é a base da filtragem colaborativa, métodos clássicos acabam modelando essa interação de forma linear (ex Fatoração de Matrizes..), o que limita a generalização. Redes Neurais são conhecidas pela representação não-linear da informação e podem representar melhor essa interação.

#### **Outros conteúdos**



https://www.slideshare.net/justinbasilico/deep-learning-for-recommender-systems-92331718

# Muito obrigado!

**Eduardo Heitor** 

https://linkedin.com/in/eduardoheitor/

https://www.facebook.com/eduardo.heitor