



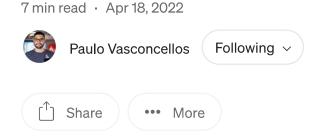


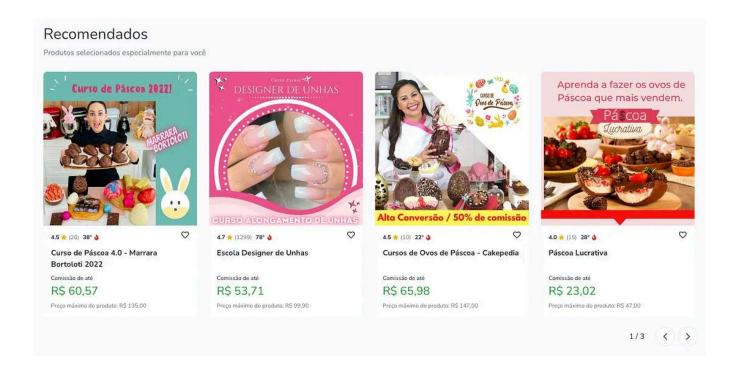


Paulo Vasconcellos... · Follow publication

O dia em que nosso sistema de recomendação descobriu a Páscoa

Como um sistema usando Reinforcement Learning foi capaz de aprender sazonalidades e mudança de comportamento dos usuários





Já tive várias oportunidades de falar <u>como estamos aplicando Data Science e</u>
<u>Inteligência Artificial na Hotmart</u>. Na verdade, desde esse meu último post, muitas coisas mudaram pra melhor, como por exemplo, termos criado um time dedicado de Inteligência Artificial (<u>já disse que temos vagas</u>?), responsável por criar e manter produtos baseado em Machine Learning. Quero um dia poder escrever mais sobre

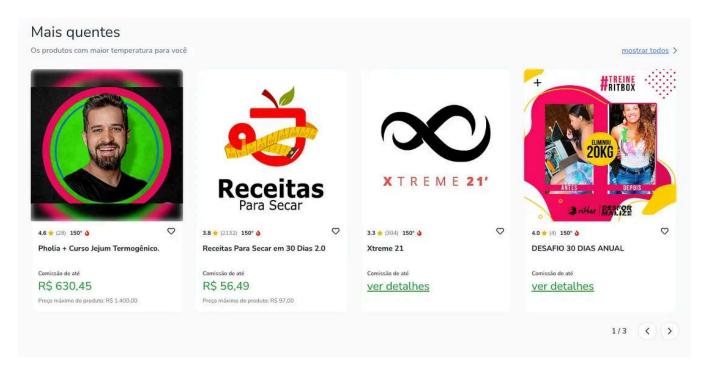
isso, mas esse é um time que está gerando muito impacto em praticamente todas as vertentes da empresa, desde times financeiros, com modelos de forecasting e antifraude; até times de atendimento ao cliente, com IAs de atendimento e gestão de tickets de suporte.

E, o post de hoje é sobre um dos modelos que nasceram nesse time: o sistema de recomendação para afiliados, e como ele aprendeu o que é a Páscoa.

TL;DR: utilizando um modelo de aprendizado por reforço, nosso sistema de recomendação foi capaz de aprender como se adaptar aos diferentes padrões de consumo que temos, e as sazonalidades do nosso mercado. Ele foi capaz de, por exemplo, aprender que na Páscoa faz muito sentido recomendar produtos de gastronomia que utilizam chocolate, como cursos de criação de ovos de Páscoa e até bolos de pote. Em nenhum momento nosso time "ensinou" ele sobre esse padrão.

O problema que queremos resolver

A Hotmart é um unicórnio que oferece uma plataforma completa para criadores de conteúdo. Basicamente, queremos oferecer as melhores ferramentas e produtos para creators, enquanto eles se preocupam apenas em viver do que amam. Para ajudar a ter um maior alcance em seus produtos, tais creators podem contar com os afiliados: pessoas que promovem um curso, ebook, ou qualquer outro produto digital em troca de uma comissão no caso de realizarem uma venda.



O mercado possui uma série de carrosseis onde a pessoa pode explorar diferentes tipos de produtos

Atualmente, afiliados podem encontrar produtos para se afiliar em um lugar chamado Mercado de Afiliações (ou apenas Mercado, para os íntimos), onde eles podem navegar por carrosséis e ou pesquisar produtos que desejam se afiliar. Com isso, o nosso desafio é como podemos recomendar os melhores produtos para que nossos usuários se afiliem?

O problema de Cold Start



Cold start não é um problema que só acontece em sistemas de recomendação. Detecção de fraude e Forecasting também possuem.

Cold start é um problema muito comum em áreas como <u>Forecasting</u>, detecção de fraude, e claro, sistemas de recomendação. Neste último, o problema de cold start acontece quando você precisa recomendar algo para uma pessoa da qual você não conhece nada, nenhum comportamento passado. Algumas empresas, como a Netflix e Spotify, mitigam esse problema te perguntando no *onboarding* (na primeira vez que você entra no site) quais filmes e gêneros musicais você curte. Com base nisso, eles tem algum *input* para enviar para um recomendador.

Mas, nem todas as empresas possuem algo assim. Nesses casos, cientistas de dados tentam resolver o problema de Cold Start com sistemas híbridos, recomendadores baseado em popularidade ou, no caso da Hotmart, reinforcement learning (aprendizado por reforço).

Nessa próxima parte explico um pouco sobre reinforcement learning e multi-armed bandit. Caso queira ir direto a como aplicamos na Hotmart, desça até o tópico "Descobrindo a Páscoa"

Reinforcement Learning para o Cold Start

Reinforcement Learning é uma área que eu gosto muito, principalmente por sua <u>próximidade com a indústria de jogos</u>. Gosto tanto do assunto, <u>que fiz esse post explicando uma das abordagens</u> de algoritmos utilizando Super Mario ao invés de Matemática. No Data Hackers, <u>o Marlesson Santana já escreveu esse post bem completo sobre os diferentes "sabores"</u> desses algoritmos.



Diferente das abordagens clássicas de aprendizado de máquina (onde você informa features e o target em problemas supervisionados; ou joga tudo em um modelo não-supervisionado e torce para que ele identifique o sinal do seu dado), algoritmos de aprendizado por reforço aprendem por tentativa e erro, onde ele recebe uma recompensa por cada acerto, e uma penalidade por cada erro. A nossa escolha foi modelar tal tarefa como um problema de multi-armed bandit.

O que é multi-armed bandit

Imagine que você é o responsável por criar máquinas caça-níqueis na Caça-Níquel LTDA. Lá, você desenvolveu três modelos diferentes de máquinas: o modelo A, que dá 90% de chance de ganhar dinheiro; o modelo B, que dá 50% de chance; e o modelo C, que dá apenas 30%.

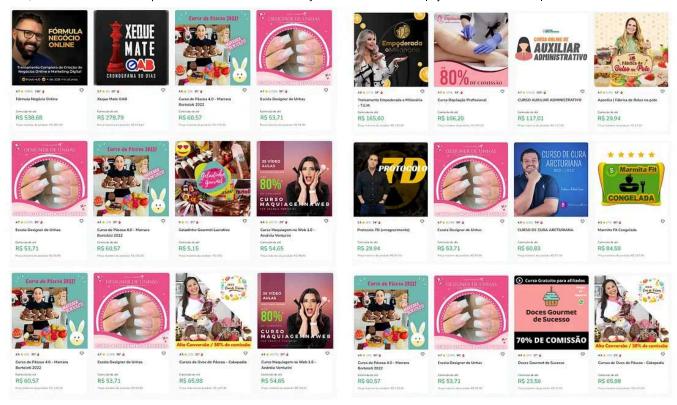


Máquinas caça-niqueis, também conhecida como Bandit (Bandido)

Agora, imagine que você tirou suas merecidas férias e decidiu ir pra Las Vegas, e lá, você viu os três modelos de máquina caça-níquel que criou, e decide então jogar nelas. Em qual modelo de máquina caça-níquel você colocaria seu dinheiro? Certamente, o modelo A, certo? Pois você já sabe a probabilidade que tem de ganhar.

No mundo real, nós não sabemos a probabilidade de tais máquinas e, uma forma de tentar se aproximar seria colocando nosso dinheiro várias vezes nessas máquinas e ver o quanto de recompensa conseguimos (ou seja, o quanto de dinheiro ganhamos), correto? Essa é a lógica do problema de multi-armed, onde ao invés de termos várias máquinas caça-níqueis, temos apenas uma máquina, mas com N braços para serem puxados. Nosso objetivo, é encontrar o braço que traz a maior recompensa. No caso do nosso exemplo, o braço que nos dá mais dinheiro.

Reinforcement learning na Hotmart



Exemplos de recomendações que o nosso modelo faz

No caso da Hotmart, utilizamos reinforcement learning para resolver o problema de multi-armed bandit em cold start de sistemas de recomendação. Mais precisamente, utilizamos o algoritmo de Epsilon-greedy.

Aqui, os "braços" são produtos, enquanto as "recompensas" são sinais que indicam que o produto é bom para o afiliado. Tal sinal pode ser se a pessoa viu, clicou ou se afiliou o produto, por exemplo. Ou seja, a idéia é colocar esse modelo no mundo e deixar ele aprender sozinho, com base nas interações dos usuários, quais os melhores produtos para recomendar. Ele é capaz de entender que um produto muito visto, mas pouco clicado e/ou afiliado é um produto ruim de recomendar, enquanto um produto pouco visto, mas muito clicado é um produto bom.

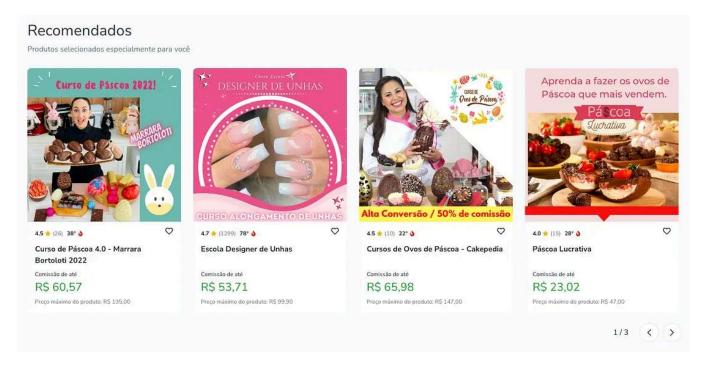
Descobrindo a Páscoa

Um grande problema que tentamos evitar em recomendação é o <u>Viés de</u>

<u>Popularidade</u>, onde recomendamos coisas que são muito populares (e que o usuário provavelmente conheceria por si só, sem a ajuda de um recomendador) e esquecemos de produtos que são pouco conhecidos ou representados, mas que são tão bons quanto. Isso pro negócio é muito ruim.

Para lidar com esse viés, algoritmos de reinforcement learning podem fazer uso do Dilema de Exploitation-Exploration. Resumidamente, o modelo gasta X% do tempo recomendando os produtos com mais alta recompensa (Exploitation), enquanto o

restante do tempo é gasto Explorando, onde ele recomenda produtos novos, pouco conhecido ou pouco representados.



Exemplo de produtos recomendados a medida que a Páscoa se aproximava. Nessa imagem, o produto "Escola Designer de Unhas" foi uma exploração que ele fez

Com o passar do tempo, novos produtos chamam a atenção dos usuários e diferentes nichos podem entrar em tendências. E foi assim que nosso modelo descobriu que recomendar produtos de chocolate próximo da Páscoa era uma boa ideia. A lógica que ele conseguiu abstrair foi bem simples: a medida que a Páscoa se aproximava, pessoas ficavam mais interessadas em produtos de receitas de ovos de chocolate e doces gourmet, consequentemente clicando neles. O recomendador percebeu que muitas pessoas estavam se interessando por esses produtos e começou a recomendar ainda mais, enquanto explorava recomendar outros produtos uma pequena parte do tempo.

Estamos apenas começando (e temos vagas)

Eu costumo dizer que a Hotmart é um *playground* para cientistas de dados. Aqui você tem a oportunidade de aplicar AI em nossos mais de 40 produtos de tecnologia, de <u>área de membros</u> ao <u>Hotmart Sparkle</u>, nosso aplicativo de comunidades. Aqui temos não só uma cultura analítica bem definida, mas uma alta maturidade de dados, com forte adoção do negócio ao uso de dados para tomada de decisão, data lake processando grandes volumes de dados, e diversas aplicações de machine learning gerando valor pro negócio todos os dias.

Se você se interessa por grandes desafios, <u>aproveite pra conferir nossas vagas</u> <u>abertas</u> aqui na Hotmart. Estamos trabalhando com um modelo de trabalho híbrido, onde você pode trabalhar de onde quiser, ou aproveitar nossa incrível sede para se concentrar e encontrar os amigos. Venha conhecer um pouco mais sobre como estamos gerando alto impacto no negócio!

Recommendation System

Reinforcement Learning

Machine Learning





Published in Paulo Vasconcellos—Cientista de Dados Brasileiro

4K followers · Last published Mar 7, 2024

Bem-vindo ao blog onde você encontrará projetos e tutoriais de Ciência de Dados usando Data Visualization e Machine Learning, além de boas doses de Python e GIFs. Sim, GIFs.



Following V

Written by Paulo Vasconcellos

7.2K followers 51 following

Principal Data Scientist @ Hotmart | Msc in Computer Science | Co-founder @ Data Hackers

No responses yet





Domingos Marcio Rodrigues Napolitano

What are your thoughts?