Autópsia de IA: Hackeando e Debugando as Decisões com XAI

2025





Table of Contents





Overview · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	4
Quem somos nós	5
Conteúdo programático · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	7
Setup Check · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	11
Por que xAl? O problema da Caixa-Preta · · · · ·	14
Nosso desafio: O Titanic · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	15
A Teoria · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	17
LIME	18
SHAP	21
Quando usar cada um? · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	22



Table of Contents





Hands-On · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	4
Setup & Treino do Modelo	5
Hackeando com LIME	7
Hackeando com SHAP · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	11
Conclusão	17
O que descobrimos? (Debriefing)	18
Q&A	21

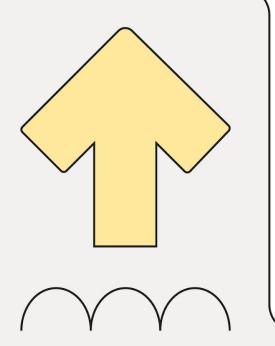


DevFest

Overview



01



Quem somos nós?



DevFest

Presidente Prudente





Google Developer Groups



Bacharel em Ciência da Computação, Mestrando em Inteligência Computacional, Desenvolvedor Backend no Luizalabs, Contribuidor GDG

Mateus Mendonça

@mateusememe







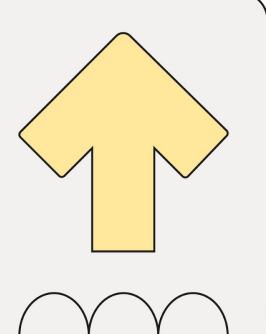






Bacharel em Sistemas de Informação, Líder de Ciência de Dados na Vericode, Embaixadora Women Techmakers, Pós graduada em Engenharia de Dados e Data Science

Beatriz França



Conteúdo Programático **E**



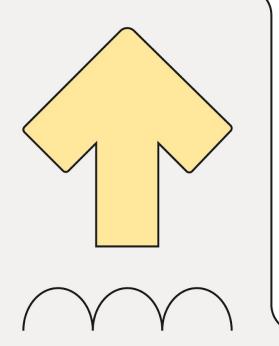


O que vamos ver hoje 🔆

- ✓ Introdução: O que são modelos "caixa-preta" e por que a IA Explicável (xAI) é crucial.
- ✓ Fundamentos: Teoria por trás das técnicas LIME e SHAP, suas vantagens e quando usá-las.
- ✓ Prática (Hands-On): Treinamento de um modelo com o dataset Titanic e aplicação de LIME e SHAP para gerar explicações visuais e insights.
- ✓ **Síntese:** Interpretação dos resultados, discussão sobre ética em IA e próximos passos na área de xAI.



03



Set-up Check



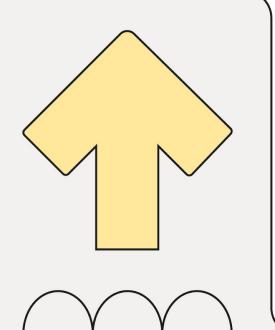


Verificação do que vamos utilizar de ferramental

- ☐ Conta do google
- □ Google Colab







Por que xAl? O Problema da Caixa-Preta



O Contrato que você não leu

Você usa IA todos os dias. Ela Recomenda suas músicas, seus filmes e até decide se o seu cartão de crédito é aprovado. Mas...você sabe o POR QUÊ ela toma essas decisões?





A Caixa-Preta (The Black Box)

Você usa IA todos os dias. Ela Recomenda suas músicas, seus filmes e até decide se o seu cartão de crédito é aprovado. Mas...você sabe o POR QUÊ ela toma essas decisões?





Quando a caixa-preta falha (e é perigoso)

Crédito Negado: Um algoritmo nega crédito a uma pessoa qualificada. Por quê?

Diagnóstico Médico Errado: Uma lA identifica um câncer de pele, mas na verdade ela só aprendeu a associar a presença de uma régua na foto com malignidade.

Carro Autônomo: Um carro autônomo precisa decidir entre dois cenários de colisão. Como ele tomou essa decisão ética?







A Revolução da transparência

XAI não é sobre diminuir a precisão dos modelos, é sobre adicionar uma camada de interpretabilidade sobre eles.

- Confiança
- Detecção de Bias (Vieses)
- Segurança e Robustez
- Conformidade Regulatória (LGPD, GDPR)





Nosso desafio O TITANIC 🚢



Vamos usar um dos datasets mais famosos para treinar um modelo 'caixa-preta' e depois usar XAI para '*hackear'* suas decisões.

Nossa missão: entender por que o modelo acha que uma pessoa sobreviveria ou não ao desastre do Titanic.





O que vamos construir

- Treinar um modelo de alta performance (LightGBM).
- 2. Usar LIME para explicações locais (decisão a decisão).
- 3. Usar SHAP para explicações locais E globais (entender o modelo como um todo).







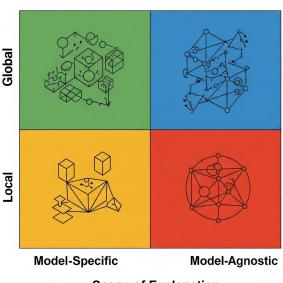
DevFest

A Teoria

A Caixa de Ferramentas do xAl

Model-Specific vs Model-Agnostic: vamos focar no grand and in the control of the

para global.



Scope of Explanation



LIME (Local Interpretable Model-agnostic **Explanations**)

Imagine que você não entende como um carro de Fórmula 1 funciona (o modelo caixa-preta). Para entender como ele faz uma curva específica (uma previsão), você constrói um kart simples (modelo linear) que imita o comportamento do carro de F1 apenas naquela curva. O LIME faz exatamente isso com dados.

Passo a Passo:

- Pega uma única previsão que você quer entender.
- Cria uma "vizinhança" de dados ligeiramente modificados ao redor desse ponto.
- Pede ao modelo caixa-preta para prever o resultado para todos esses novos pontos.
- Treina um modelo simples e interpretável (ex: regressão linear) que aprende a mapear os dados da vizinhança às previsões do modelo complexo.
- As características mais importantes nesse modelo simples são a "explicação".



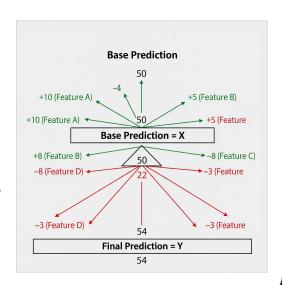
LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations)

- Prós e Contras
 - Vantagens: Muito intuitivo, fácil de entender, funciona com qualquer tipo de modelo (agnóstico), explica dados tabulares, textos e imagens.
 - Desvantagem: A definição de "vizinhança" pode ser instável, as explicações podem mudar muito com pequenas alterações, não dá uma visão geral do comportamento.



SHAP (SHapley Additive exPlanations)

- **Fundamentação:** Baseado na Teoria dos Jogos (Valores de Shapley), um método com forte base matemática para distribuir os "créditos" de uma previsão entre as "jogadoras" (as features).
- Analogia: "Imagine um time de futebol (as features) que marcou um gol (a previsão). Quanto do crédito pelo gol vai para o atacante, quanto para o meio-campista que deu o passe, e quanto para o zagueiro que iniciou a jogada? O SHAP calcula a contribuição marginal de cada 'jogador' de forma justa."
- Conceito Central: O valor SHAP de uma feature é a sua contribuição média para a previsão, considerando todas as combinações possíveis de outras features.





SHAP (SHapley Additive exPlanations)

Prós e Contras

- Vantagens: Base matemática sólida (garante consistência e acurácia local), fornece tanto explicações locais (force plots) quanto globais (summary plots), geralmente considerado o estado da arte para dados tabulares.
- Desvantagens: Pode ser computacionalmente lento para grandes datasets, a interpretação dos gráficos mais complexos requer um pouco de prática.



LIME vs SHAP - Quando usar cada um?

- Use LIME quando: Você precisa de uma explicação rápida e intuitiva para uma única previsão para um público não-técnico. Ótimo para um "sanity check" rápido.
- Use SHAP quando: Você precisa de robustez, consistência e uma visão completa do modelo. Essencial para auditorias de modelos, detecção de bias e para entender a interação complexa entre features.



Preparando o Ambiente

Chega de teoria. Hora de codar!

Abram o Google Colab

+

Intervalo de 30min



DevFest

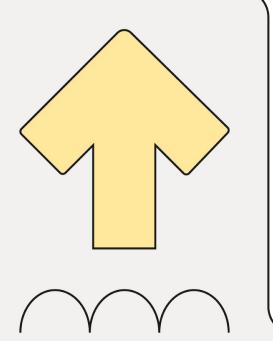
Hands-On



DevFest

Síntese e Conclusões





O que descobrimos?



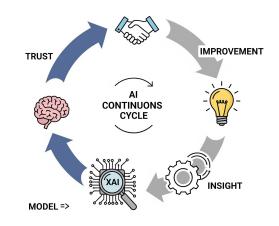
Descobertas

- Vimos que nosso modelo aprendeu regras historicamente conhecidas: ser mulher ('Sex_female') ou criança ('Age') aumentava drasticamente a chance de sobrevivência.
- Descobrimos com o SHAP que a tarifa paga ('Fare') também era um fator importante, mas seu impacto não era linear.
- Com o LIME, conseguimos explicar caso a caso por que uma pessoa como 'Rose' (jovem, mulher, primeira classe) teria uma alta probabilidade de sobreviver.



O Poder e Importância da Explicação

- Para Desenvolvedores: Debugar o modelo, entender por que ele está errando, e ter mais confiança no deploy.
- Para Negócios: Aumentar a adoção de IA, cumprir regulações, construir confiança com o cliente.
- Para a Sociedade: Lutar contra vieses algorítmicos e garantir justiça e equidade.





O Futuro é transparente

Tendências em xAI:

- Explicações em tempo real.
- Explicações em GenAl/LLM.
- Ferramentas mais amigáveis (Low-code XAI).
- Regulamentações de IA exigindo transparência.







DevFest

Obrigado!

Q/A?



Mateus Mendonça



Maria Beatriz França