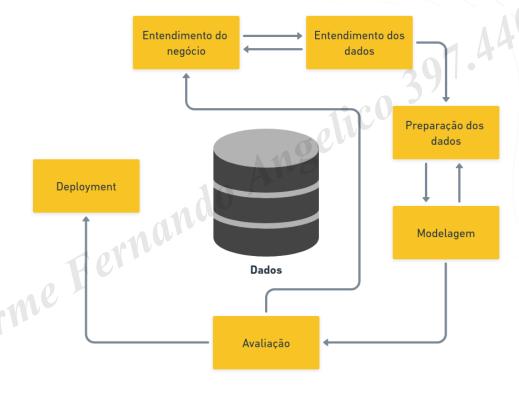
ESALO

Big Data e Deployment de Modelos I

Prof. Helder Prado Santos

*A responsabilidade pela idoneidade, originalidade e licitude dos conteúdos didáticos apresentados é do professor.

Proibida a reprodução, total ou parcial, sem autorização. Lei nº 9610/98 Revisando o Processo de Mineração de Dados





O modelo em desenvolvimento



^{*}A responsabilidade pela idoneidade, originalidade e licitude dos conteúdos didáticos apresentados é do professor. Proibida a reprodução, total ou parcial, sem autorização. Lei nº 9610/98

O modelo em produção



O Ciclo de Vida de Modelos

- ☐ Coleta e preparação de dados.
- ☐ Treinamento e validação do modelo.
- Deploy do modelo em produção.
- Monitoramento contínuo.
- ☐ Atualização e retreinamento do modelo.
- ☐ Aposentadoria de modelos desatualizados.

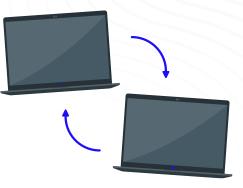
Desafios Comuns no Deployment de Modelos

- Data drift: mudanças nos dados afetam a performance.
- ☐ Diferença entre ambientes de desenvolvimento e produção.
- Monitoramento de performance após o deployment.
- Gerenciamento de múltiplas versões de modelos.
- ☐ Implementação e funcionamento adequado de processos de MLOps



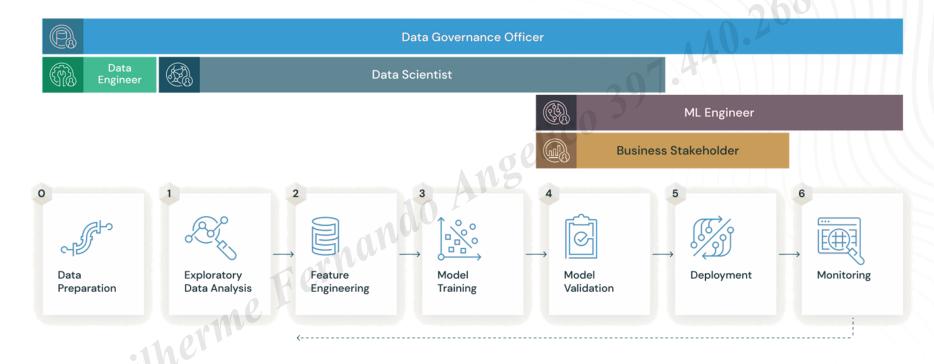
MLOps: Automação e Escalabilidade

- Combina práticas de DevOps com Machine Learning para otimizar o desenvolvimento e deployment de modelos.
- □ Automatiza o ciclo de vida completo dos modelos: desde o treinamento, validação até o deployment e monitoramento.
- ☐ Utiliza **ferramentas especializadas** para garantir eficiência, reprodutibilidade e rastreabilidade dos experimentos.
- ☐ Facilita a colaboração entre cientistas de dados e engenheiros, acelerando a entrega de soluções escaláveis.





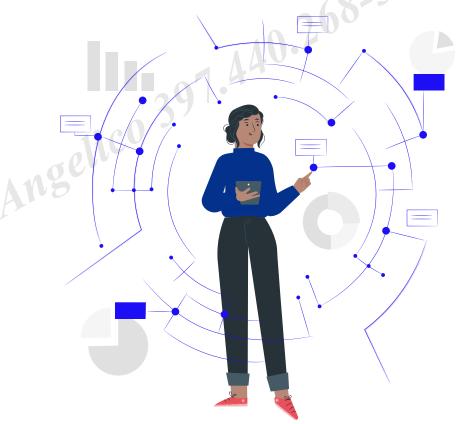
Papel da equipe no workflow de ML

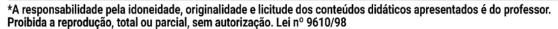




Alguns Frameworks de MLOps

- Weights & Biases
- Neptune.ai
- Seldon
- Kubeflow
- Polyaxon
- **☐** Miflow





Conhecendo o Miflow

- Principais componentes:
 MLflow Tracking: Gerencia experimentos, rastreando métricas e resultados.
 - ☐ MLflow Projects: Padroniza o código para reprodutibilidade.
 - MLflow Models: Formato unificado para salvar e implantar modelos.
 - ☐ MLflow Registry: Controle de versões e gerenciamento de modelos.
- ☐ Documentação: https://mlflow.org/docs/latest/index.html



Integração com diversas bibliotecas





























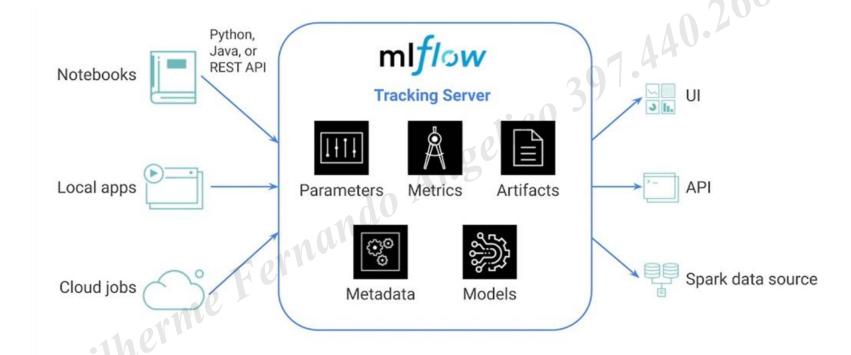








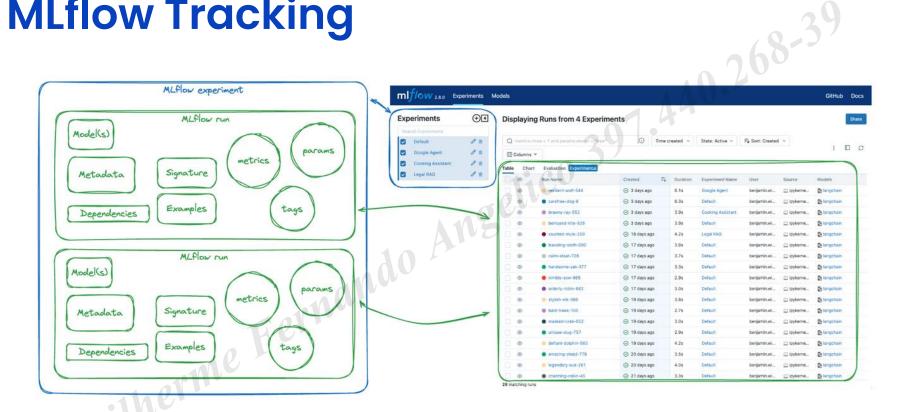
Componentes Principais do Mlflow



Fonte: https://www.cloudskillsboost.google

MBAUSP ESALO

MLflow Tracking



Fonte: https://mlflow.org/docs/latest/index.html

Versionamento de modelos no Mlflow

Estágio: Produção Estágio: Staging Modelo Estágio: Arquivado Versão 17 Versão 16 Modelo 1 Versão 18 Modelo 2 Versão 2 Versão 1 Modelo 3 Versão 3 Versão 2 Versão 1



Beneficios do MLflow

Rastreabilidade e controle de versões automatizados.

☐ Integração com múltiplos frameworks e linguagens.

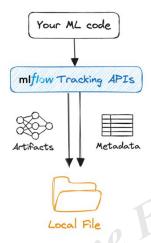
☐ Simplificação do deploy e monitoramento de modelos em produção.

☐ Facilitação do retreinamento e atualização contínua.

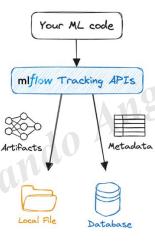


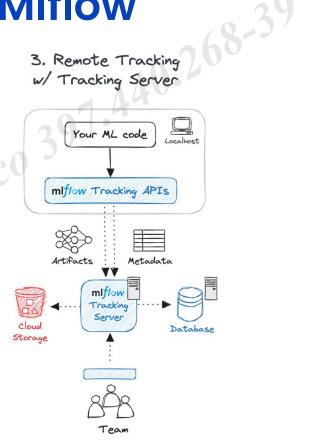
Arquiteturas comuns do Mlflow

1. Localhost (default)



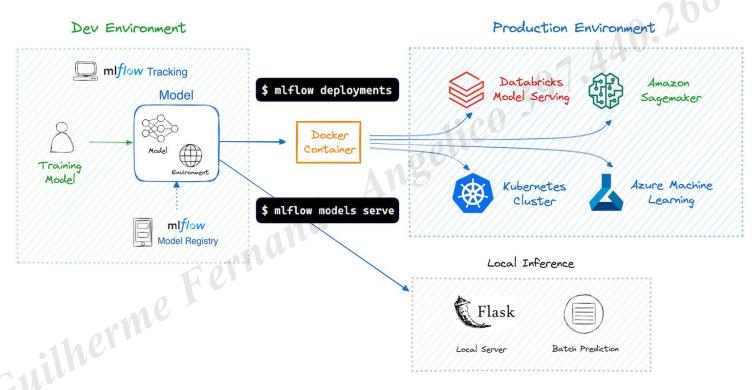
2. Localhost w/ various data stores





Fonte: https://mlflow.org/docs/latest/index.html

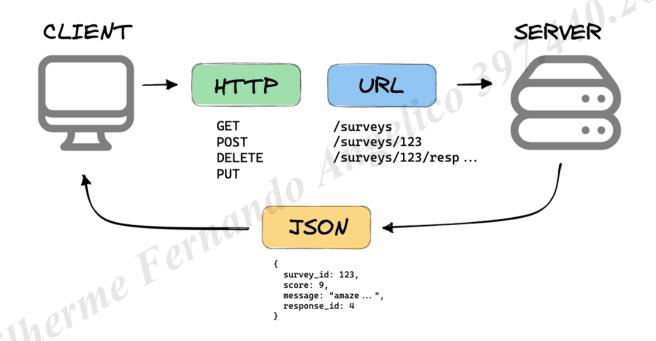
Deployment de modelos com Mlflow



Fonte: https://mlflow.org/docs/latest/index.html

MBAUSP ESALQ

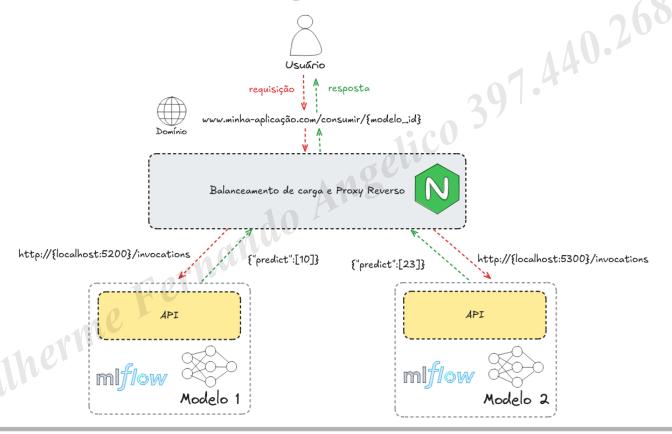
Estrutura de uma API Rest



Fonte: https://mannhowie.com/rest-api

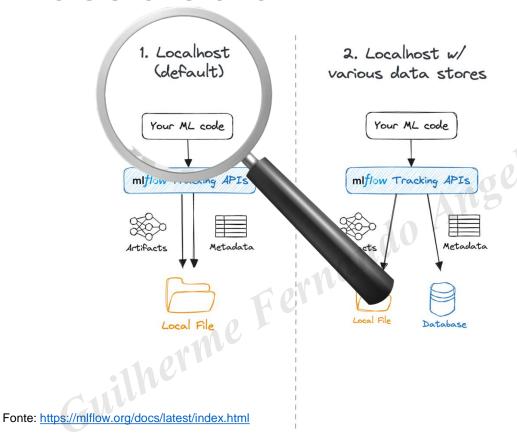
MBAUSP ESALQ

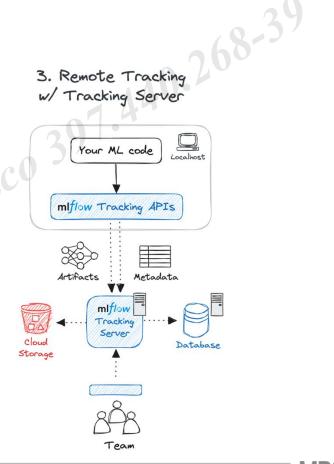
Servindo modelos para o mundo





Mãos à obra





Referências

- 1. MLflow A platform for the machine learning lifecycle. Disponível em: https://mlflow.org.
- 2. TREVEIL, M. et al. Introducing MLOps. [s.l.] "O'Reilly Media, Inc.", 2020.
- 3. DATABRICKS, The Big Book of MLOps (Databricks, v6, 2022)



OBRIGADO!

linkedin.com/in/helderprado