

Advanced Institute for Artificial Intelligence – Al2

https://advancedinstitute.ai

Agenda

Agenda

- □ MLOps
- Processo
- □ PyCaret
- MLflow

MLOps ¹

- ☐ Convergência entre engenharia de software, DevOps e Machine Learning
- ☐ Alguns desafios de projetos de Machine Learning:
 - Colocar em operação
 - Avaliar o desempenho
 - Evoluir continuamente
 - Inspecionar o modelo

¹Manifesto MLOps: https://mlops.community/manifesto/

Dificuldades enfrentadas por equipes multidisciplinares ao desenvolverem projetos de machine learning

- □ Não é possível implantar modelos bloqueados
- □ Colaboração ineficiente
- □ Rastreamento manual
- Sem reprodutibilidade ou proveniência
- ☐ Modelos não monitorados

Proveniência de dados

- ☐ Gerencia todo o processo de transformação de dados desde a sua concepção
- □ Permite identificar quem criou, quem alterou, qual motivação para alteração, entre outros
 - Exemplo: a base de exemplo de imagens aumentou. Pode ser importante registrar o id do experimento que resultou em novos dados. E o id remeter a uma informação completa a cerca do experimento
- Modelos de machine learning são fortemente dependente dos dados. Se os dados se alteram sem o cientista de dados ter conhecimento, o modelo vai apresentar resultados diferentes
 - A proveniência tem um papel fundamental no desenvolvimento de modelos de machine learning

Requisitos para atingir maturidade no processo de desenvolver modelos

- □ Reprodutibilidade
 - Mesmo na área acadêmica, poucas experiências são facilmente reproduziveis
- Colaboração
 - Colaboração assíncrona é fundamental para que um modelo evolua levando em conta o conhecimento de um grupo
- Accountability
 - Comparar os resultados de um modelo em produção com o resultado na prototipação
- Desenvolvimento contínuo
 - Monta o modelo automaticamente e avaliar estatisticamente

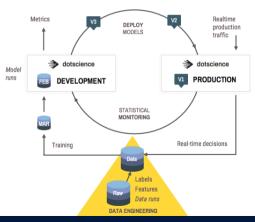
Inspecionando construção de modelos

- □ As ferramentas de desenvolvimento de software se concentram em commits de código.
 Mas ML tem outros aspectos que precisam ser avaliados: dados, modelos e métricas.
- □ Necessário rastrear execuções, dados agrupados, versões de código e parâmetros que foram usados, para criar um conjunto de dados intermediário ou um modelo.
- □ Isso fornece contexto completo para reprodutibilidade e proveniência para conectar a engenharia de dados com o treinamento do modelo para manter accountability.

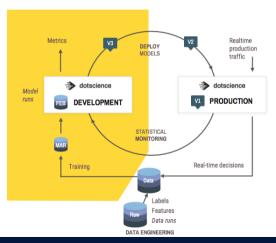
O Desenvolvimento de um modelo é uma atividade desafiadora e complexa, mesmo considerando que em geral parte de um modelo similar existente

- □ Dividir o desenvolvimento em termos de atividades menores não é trivial
- ☐ A concepção do modelo passa por etapas de colaboração em um time multi-disciplinar
- □ Partes desse processo são mais sistemáticas e podem ser automatizadas
 - Colocar um dado modelo em produção
 - Comparar desempenho de diferentes modelos

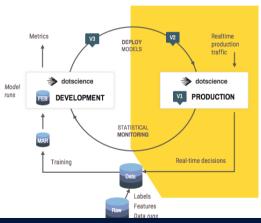
Na etapa de preparação de dados é necessário registrar as transformações. De forma que possam ser reproduzidas do dados original, até o dados preparado para o modelo. ²



Compartilhamento do código com documentação que permita reprodução. Assim, outras pessoas podem integrara a equipe e continuar o trabalho do ponto onde parou.³



Ao colocar em produção é necessário disponibilidade e montado de forma automática e manter com desempenho adequado. Para isso é necessário emitir alertas a respeito do monitoramento estatístico durante o uso do modelo.⁴



CD4ML (Continuous Delivery for Machine Learning) e MLOps

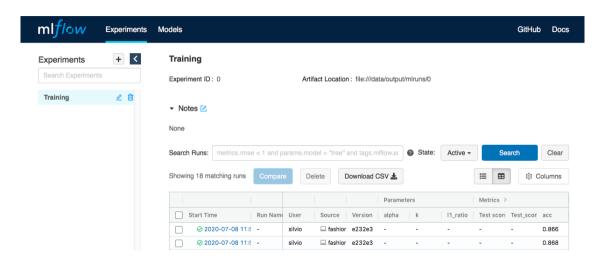
- □ Nesse cenário a integração e entrega contínua nesse processo é fundamental, pois a comunicação entre Cientistas de Dados e a equipe de operações ou produção é fundamentamente colaborativa
- Tal colaboração precisa ser automatizada para colocar sistemas de aprendizagem de máquina em produção mais rápido e minimizar os riscos
- CD4ML é mais focada na entrega contínua enquanto que MLOps é mais focado na operacionalização dos modelos

Algumas ferramentas para CD4ML e MLOPs

- □ Uber Michelangelo
- □ FBLearner
- Tensorflow TFX
- □ Apache MLFLow
- Pycaret
- □ AutoML

O MLFlow é um exemplo de ferramenta que automatiza e facilita o controle do desenvolvimento de aplicações de aprendizagem de máquina

- □ O MLflow apresenta as seguintes funcionalidades:
 - Permite armazenar métricas de qualidade de diversos modelos relacionados a um mesmo experimento
 - Permite gerar o executável do modelo a partir de diversos frameworks



Funcionalidades do MLFLOW

- □ Tracking: monitorar experimentos de modelos de aprendizagem de máquina
- □ Project: reprodução de experimentos
- Models: automaticamente gerar um modelo que pode ser montado em diversas plataformas

Tracking

- □ Parâmetros do modelo
- ☐ Métricas de avaliação de modelos
- ☐ Artefatos diversos relacionados ao modelo
- □ Código fonte

Reprodução

- Local ou Remota
- □ Definição de ambiente (conda.yaml)
- ☐ Definição dos parâmetros da execução do modelo (MLProject)

Modelo

- □ Controla a montagem do modelo em diversas plataformas
 - Azure, Aws, datbricks, etc

PyCaret ⁵

- ☐ Ferramenta para criar modelo de modo automatizado
 - Avalia dados de entrada
 - Compara algoritmos
 - Otimiza parâmetros
 - Avalia o resultado
 - Módulo de interpretação para modelos de árvore