pydemia 1/3

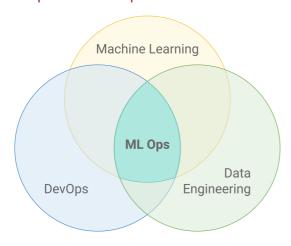
MLOps: Overview

- 연구개요
 - o MLOps의 정의
 - o As-is 대비 차별점
 - ㅇ 연구범위

연구개요

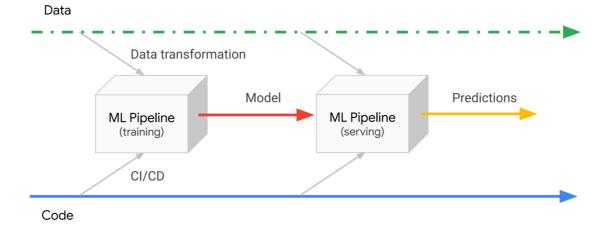
MLOps 정의

- ML Workflow의 복잡도 증가로 인해 ML 서비스 품질을 유지하기 위해 탄생한 개념
- 지속적인 데이터 품질관리 & 모델 생명주기 관리로 무중단 서비스 가능
- "MLOps" = "DevOps" + "ML" = "Code" + "Data" + "Model"



MLOps Pipeline

• MSA Workflow 기반 작업 모듈화/추상화를 통해 전체 서비스 Pipeline 관리



MLOps 필수요소

- Reproducibility(재현성)
 - ㅇ 디버깅: 추적 가능한 오류
 - ㅇ 균일한 결과 보장

pydemia 2/3

- o 재사용성: 컴포넌트 모듈화, Library 추상화
- Version Control

• Orchestration(배치/정렬 자동화)

- o Production 단계의 Model Serving 복잡도를 다룸 (CI/CD, Monitoring과 유사하지만 다른 개념)
- Monotoring
 - Short-term: Anomalies, Bias, Model Validation
 - Long-term: Errors, Outages, Performance
- Compliance
 - 언제, 무엇이, 왜, 어떻게 발생했는지
 - Guidelines for and properties of compliant ML
 - Debugging, Error Reporting
- Resource 할당
 - 유연한 관리(Auto-scaling, Serverless)
 - ETL Frameworks
 - HDFS-based Services
 - Kubernetes cluster
 - Distributed Frameworks

As-is 대비 차별점: (DevOps & Data Engineering)

| Practice | DevOps | Data Engineering | ML Ops |
|---------------------|----------------------------|--------------------------------------|---|
| | | | Code version control + Data versioning + |
| Version control | Code version control | Code version control Data lineage | Model versioning (linked for reproducibility) |
| Pipeline | n/a | Data pipeline/ETL | Training ML Pipeline, Serving ML Pipeline |
| Behavior validation | Unit tests | Unit tests | Model validation |
| CI/CD | Deploys code to production | Deploys code to data pipeline | Deploys code to production + training ML pipeline |
| Data validation | n/a | Format and business validation | Statistical validation |
| Monitoring | SLO-based | SLO-based | SLO + differential monitoring, statistical sliced monitoring |

연구범위

- Vendor별 서비스 현황조사
 - ㅇ 서비스 대상
 - AWS
 - SageMaker
 - Azure
 - Machine Learning
 - GCP
 - Al Platform

pydemia 3/3

- Databricks
 - Databricks
- SK
 - Acculnsight+
- 서비스 비교(유사점 & 차별점)
- Vendor별 서비스 구성 예시