# Что дальше?

Михаил Трофимов DMIA Production ML 🚀 весна 2021

- Мы обсудили немного то, что устроен как завернуть модель в сервис, задеплоить ее и сделать базовую петлю переобучения.
- Но в реальности есть еще много граней, с которыми нужно иметь дело.

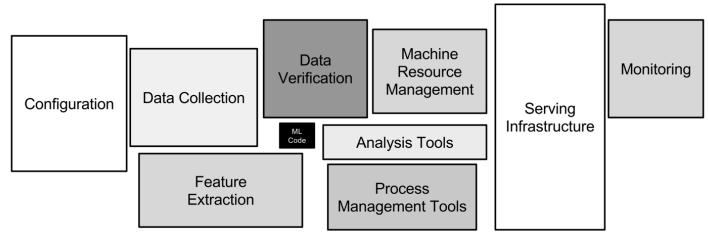


Figure 1: Only a small fraction of real-world ML systems is composed of the ML code, as shown by the small black box in the middle. The required surrounding infrastructure is vast and complex.

Картинка из статьи "Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems"

- Хочется про них поговорить (очень обзорно) чтобы в голове был концепт и несколько названий инструментов, как можно решить.
- Второй момент прояснить роль и место некоторых известных инструментов.
  - Инструменты меняются часто, парадигмы реже

- Полезно хотя бы немного знать про все, таковы особенности рынка (обсуждается далее, в командной работе)
- Всегда есть тонкости, всегда есть нюансы, нужно уметь залезть под капот.

#### О чем упомянем?

- Нагрузка на саму модель
- Переобучение модели
- Выкатка модели
- Доставка фичей
- Процессы вокруг модели
- Командная работа

# Нагрузка на модель

- В зависимости от условий может быть 1 запрос в час, а может тысячи в секунду. Модель должна ее выдерживать.
- Тут возникает все, что относится к хайлоаду (highload).

•	<ul> <li>Полезно понимать, как работает си места, как масштабируется.</li> </ul>	істема целиком, какие есть узкиє

• Масштабирование - вертикальное/горизонтальное

• Stateless сервисы

- Балансировщик
- Понятие sticky sessions / affinity

•	Алгоритмы	, умение чит	ать код, не	бояться за	глядывать п	од капот.
						9

- Эффективность языка программирования.
- Часто тренируют модель на python, а сервят в чем-то другом (C++, Java, Go)
- Не нужно бояться других языков

- Кэши
- Батчевание (особенно для GPU)

- Трейсинг запросов
- https://opentelemetry.io

# Переобучение модели

## Готовка данных

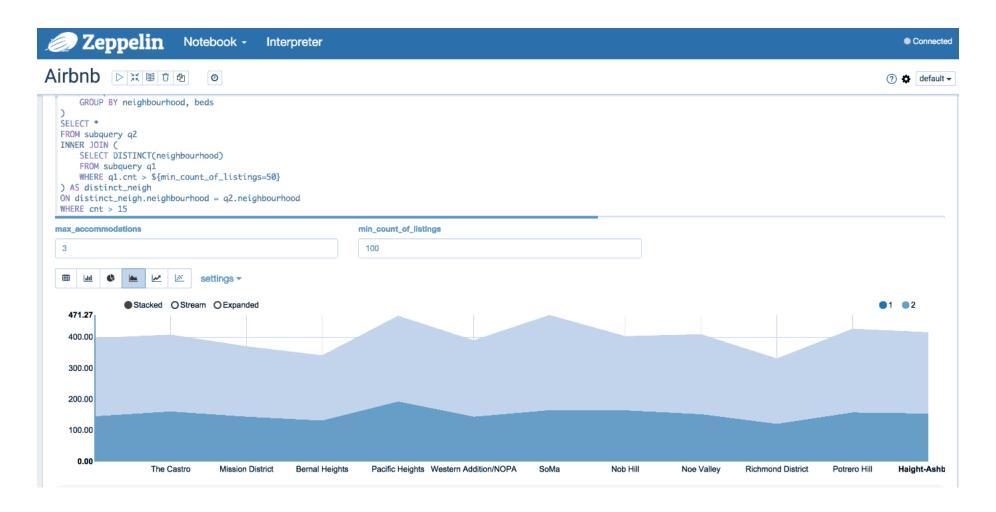
- Модель нужно готовить, данные нужно готовить.
- Хорошая новость это оффлайн процессы, мы не так ограничены во временем и скорости.
- Как правило, на этом этапе нужно ворочать большими объемами данных.
- Возникает почти все, что относится к Big Data.

### Offline

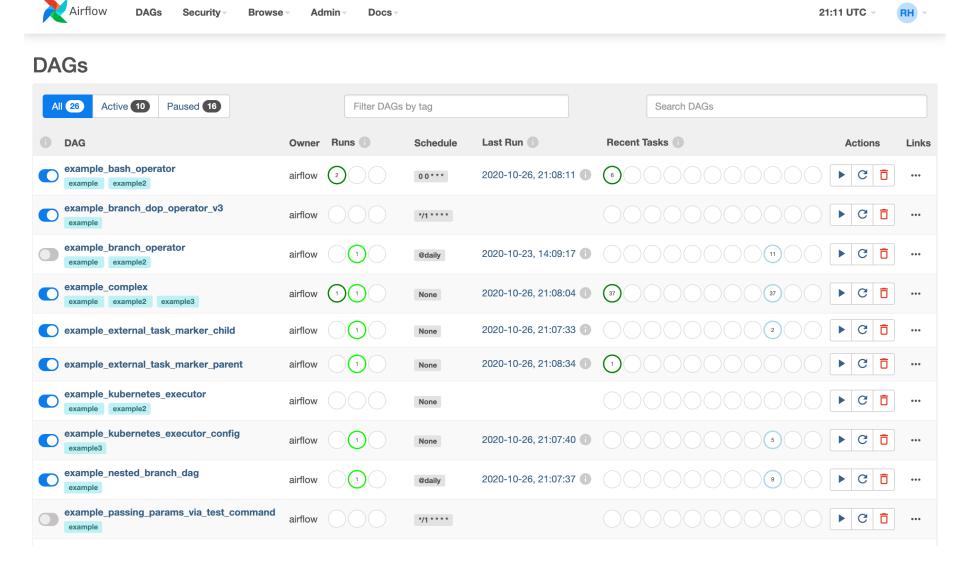
• Работа с хранилищем, вычислительными кластерами.

- Apache Spark как инструмент работы с данными.
- Оперирует объектами DataFrame, похоже на Pandas
- Поддерживает SQL и возможность написать кастомный код обработки

#### • Zeppelin как альтернатива Jupyter



- Код объединяется в пайплайны их нужно запускать на кластере и менеджерить.
- Кто-то должен решать задачу распределения ресурсов кластера, манипуляции и задачами и своевременный запуск задач.
- Этот класс инструментов называют "планировщики" ("шедулеры" / "schedulers")
- airflow, oozie ровно оно



Пример интерфейса airflow

## Online

• Горячие факторы, быстрая обратная связь

- Концепция "брокера сообщений"
  - Apache Kafka.
- Поточная обработка данных
  - Spark Streaming
  - Apach Beam
  - Apach Flink

#### Разные типы базы данных

- in-memory (redis)
- nosql (mongo)
- Apache Cassandra
- ..

## Воспроизводимость

- dvc
- mlflow
- CACE = "Change Anything Change Everything"
- GIGO = "Garbage In Garbage Out"

## Управление артефактами

- Артефакты нужно как минимум хранить s3, gcs, ...
  - Nexus
  - Artifactory
- Желательно иметь access control и версионирование
  - Quilt

# Выкатка модели

- Модель уже в проде, ее кто-то использует. Надо обновить
- Нужно ли делать бесшовную выкатку (с точки зрения времени ответа)?
- Как правило, старую модель уже кто-то использует, возможно новую надо катить рядом, а не вместо
- Разные способы деплоя за балансером
  - Canary Deployment
  - Blue-Green Deployment

# Выкатка данных

- Модель функционирует, но нужно обновить для нее данные
- Как организовать этот процесс?

# Процессы вокруг модели и данных

- Как добавляется новая фича? Когда можно удалить? Какой жизненный цикл?
- Как заводить новую модель? Какой жизненный цикл у нее?
- А можно ли фичи переиспользовать между моделями?
- Кто отвечает за фичу и поддерживает ее?
- А как правильно собирать фичи в оффлайне и рантайме?

- Концепция "feature store"
  - https://www.featurestore.org



## **Feature Store Comparison**

Platform	Open-Source	Offline	Online	Metadata	Feature Engineering	Supported Platforms	TimeTravel / Point-in-Time Queries
<u>Hopsworks</u>	AGPL-V3	Hudi/Hive	MySQL Cluster	DB Tables, Elasticsearch	(Py)Spark, Python	AWS, GCP, On-Prem	SQL Join or Hudi Queries
<u>Michelangelo</u>	N/A	Hive	Cassandra	Content	Spark, DSL	Proprietary	SQL Join
<u>Feast</u>	Apache V2	BigQuery	BigTable/Redis	DB Tables	Beam, Python	GCP	SQL Join
Conde Nast	N/A	Kafka/Cassandra	Kafka/ Cassandra	Protocol Buffers	Shared libraries	Proprietary	?
<u>Zipline</u>	N/A	Hive	KV Store	KV Entries	Flink, Spark, DSL	Proprietary	Schema
Comcast	N/A	HDFS, Cassandra	Kafka / Redis	Github	Flink, Spark	Proprietary	No?
Netflix Metaflow	N/A	Kafka & S3	Kafka & Microservices	Protobufs	Spark, shared libraries	Proprietary	Custom
<u>Twitter</u>	N/A	HDFS	Strato / Manhatten	Scala shared feature libraries	Scala DSL, Scalding, shared libraries	Proprietary	No
Facebook FBLearner	N/A	?	Yes, no details	Yes, no details	?	Proprietary	?
PInterest Galaxy	N/A	S3/Hive	Yes, no details	Yes, no details	DSL (Linchpin), Spark		?
<u>Iguazio</u> <u>Feature Store</u>	N/A	Parquet	Yes, in mem database	Yes, no details	Spark, Python, Nuclio	AWS, Azure, GCP, on- prem	Yes, native time series or SQL

# Работа в команде

- Есть 2 модели устройства команды
  - узкие специалисты
  - широкие специалисты (фуллстеки)
- Я топлю за фуллстеков и считаю, что надо знать всего по немногу.

Полезно стремиться к stateless состоянию

Проблема разделения ресурсов (вычислительных)

Проритезация гипотез