

Газпромбанк — входит в тройку крупнейших универсальных банков России и занимает третье место в списке банков Центральной и Восточной Европы по размеру собственного капитала.

Мы не просто банкиры: мы создаем искусственный интеллект, разрабатываем квантовые компьютеры, придумываем новые цифровые продукты, поддерживаем профессиональное комьюнити, не забывая при этом, что в центре инноваций — человек.

Поэтому мы уделяем особую роль развитию. Мы создаем IT-сообщества и с помощью школы спикеров помогаем коллегам делиться успехами. Регулярно проводим митапы и даем возможность повышать квалификацию во внутренних школах разработки.





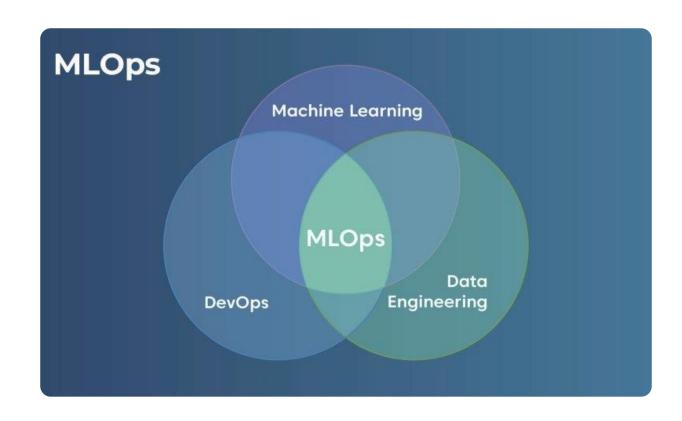
### Ещё больше \*Орѕ



**DevOps DockOps ArchOps** CloudOps **ChatOps DevSecOps UXOps FinOps** 

**BizOps** ResearchOps ServerlessOps **DBOps MLOps DataOps FrontOps DesignOps** 





# Искусственный интеллект







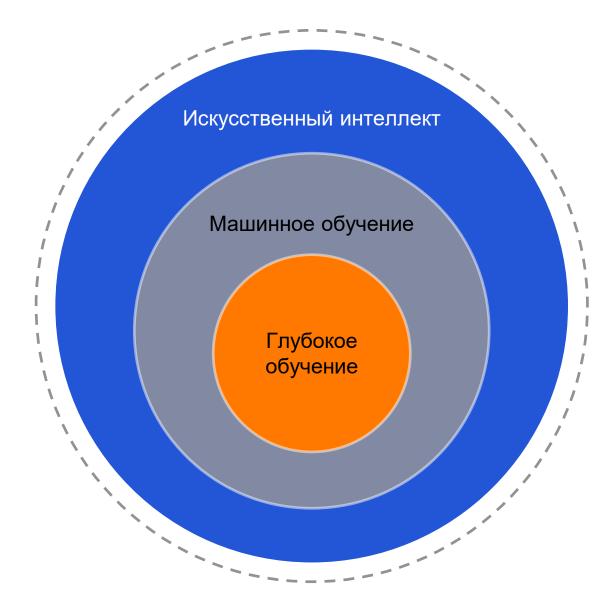
$$y = f(x)$$



Искусственный интеллект – наука и технология создания интеллектуальных машин, особенно интеллектуальных алгоритмов и компьютерных программ

Что такое ИИ?

- Машинное обучение обширный подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться.
- Глубокое обучение совокупность методов машинного обучения, основанных на обучении представлениям, а не специализированным алгоритмам под конкретные задачи.





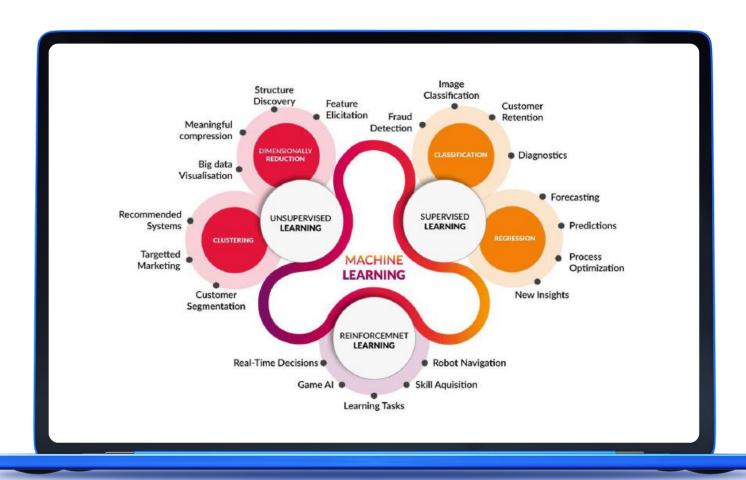
#### Основные задачи классического ML

#### С учителем (Supervised)

- Регрессия (Regression)
- Классификация (Classification)

#### Без учителя (Unsupervised)

- Кластеризация (Clustering)
- Снижение размерности (Dimensionality reduction)





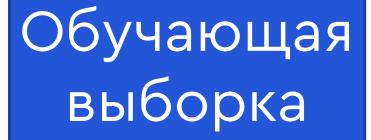
# Задачи, которые сейчас решает ИИ в банках





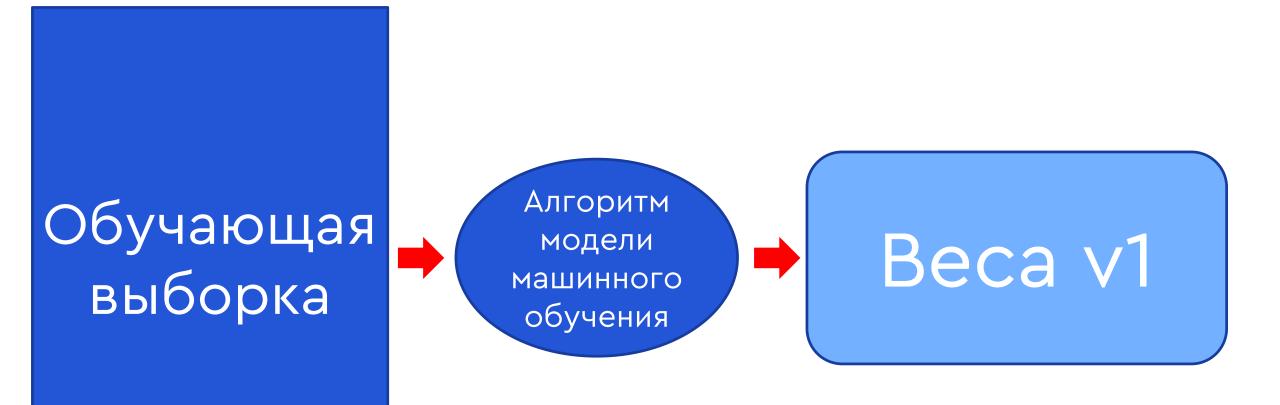
Алгоритм модели машинного обучения













Обучающая выборка Алгоритм модели машинного обучения

Модель машинного обучения

# Жизненный цикл - дообучение



Обновлённая обучающая выборка



# Жизненный цикл - трекинг эксперимента



Обновлённая обучающая выборка

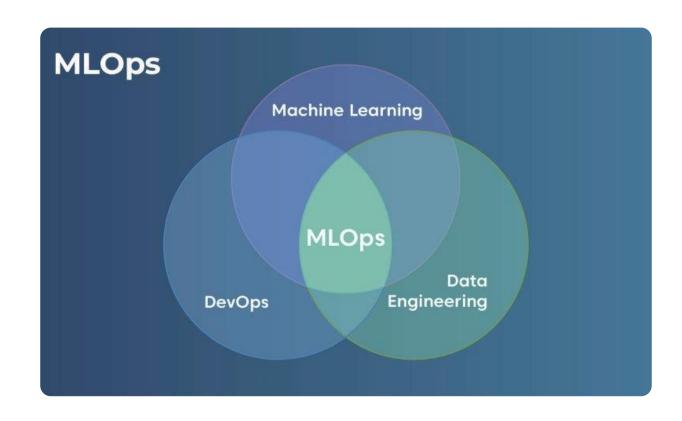
Алгоритм модели машинного обучения

Beca v2

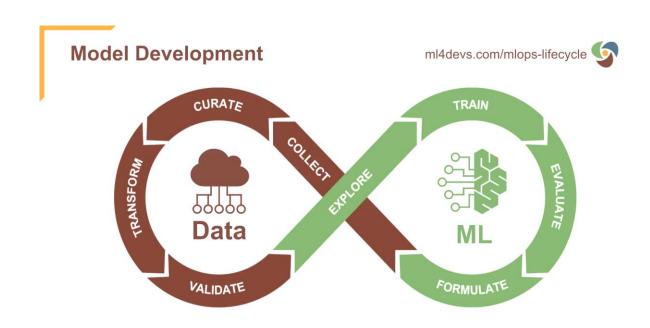
Модель машинного обучения

Эксперимент

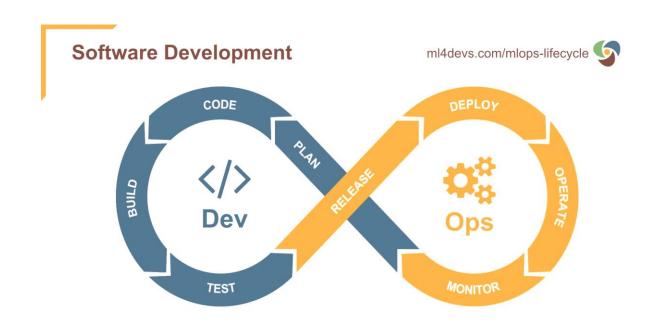








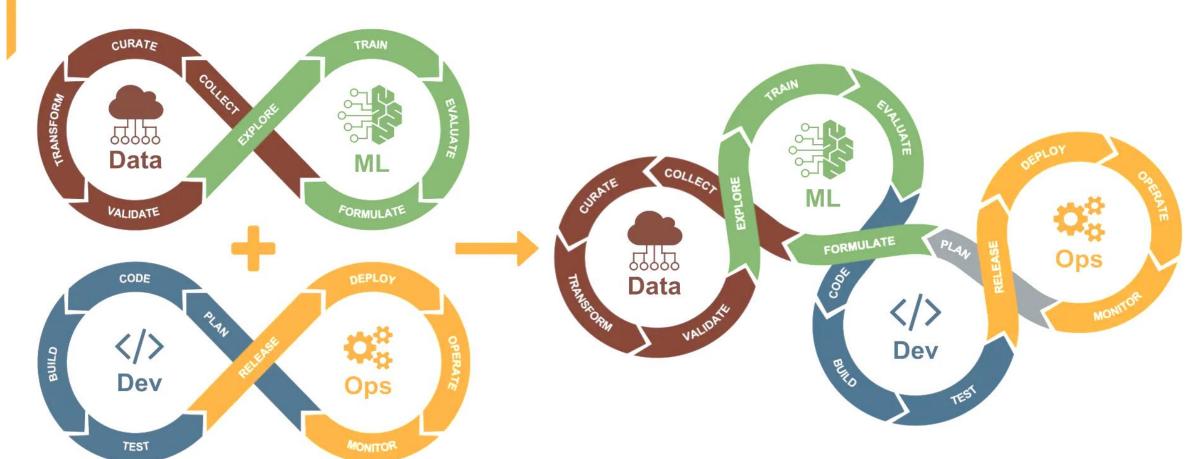






# MLOps = DataML + DevOps





#### Челенжи MLOps



- Подготовка данных (DataEngineering).
- Обучение/дообучение модели.
- Версионирование обучающих выборок и весов (Трекинг эксперимента).
- Организация разработки.
- Безопасность данных.
- Организация CI/CD.

#### Челенжи MLOps



- Подготовка данных (DataEngineering).
- Обучение/дообучение модели.
- Версионирование обучающих выборок и весов (Трекинг эксперимента).
- Организация разработки.
- Безопасность данных.
- Организация CI/CD.





#### Подготовка данных с точки зрения ML



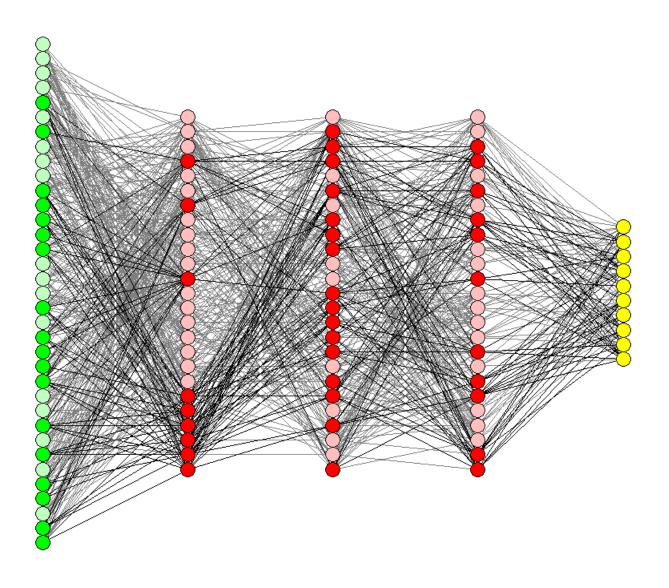
#### Челенжи MLOps



- Подготовка данных (DataEngineering).
- Обучение/дообучение модели.
- Версионирование обучающих выборок и весов (Трекинг эксперимента).
- Организация разработки.
- Безопасность данных.
- Организация CI/CD.

# Обучение/дообучение модели





#### Челенжи MLOps



- Подготовка данных (DataEngineering).
- Обучение/дообучение модели.
- Версионирование обучающих выборок и весов (Трекинг эксперимента).
- Организация разработки.
- Безопасность данных.
- Организация CI/CD.

### Версионирование обучающих выборок и весов



# Lab	Dataset	Size (TB)	Tokens (trillion)	Notes
1 Google •	Piper monorepo	86TB	<i>37.9T</i>	DIDACT, code only. From 2016 paper.
2 OpenAl •	GPT-4	40TB	20T	1T model ∴ 20T tokens. gdb said 40TB.
3 TTI	RefinedWeb	23.2TB	5.0T	CC-only dataset prepared by UAE.
4 DeepMind	MassiveText (ml)	20TB	5.0T	From Retro paper.
<b>5</b> Google •	PaLM 2	13TB	3.6T	From PaLM 2 CNBC report.
6 Google *	Infiniset	12.6TB	2.8T	From LaMDA paper.

**Table. 2023 largest dataset estimates to Jun/2023.** Rounded. Disclosed in **bold.** Determined in *italics*. For similar models, see my *What's in my AI* paper.



# Статистика по размеру моделей в Газпромбанк





3

Размер обучающей выборки – от 100 мб до бесконечности

Размер весов от 2 до 6 ГБ Размер Docker Image модели от 2.5 до 35 ГБ

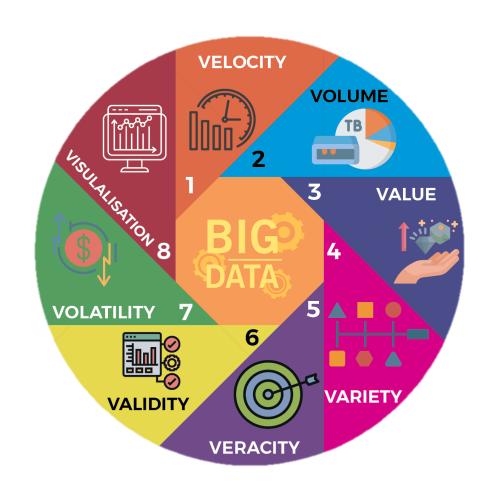
#### Челенжи MLOps



- Подготовка данных (DataEngineering).
- Обучение/дообучение модели.
- Версионирование обучающих выборок и весов (Трекинг эксперимента).
- Организация разработки.
- Безопасность данных.
- Организация CI/CD.

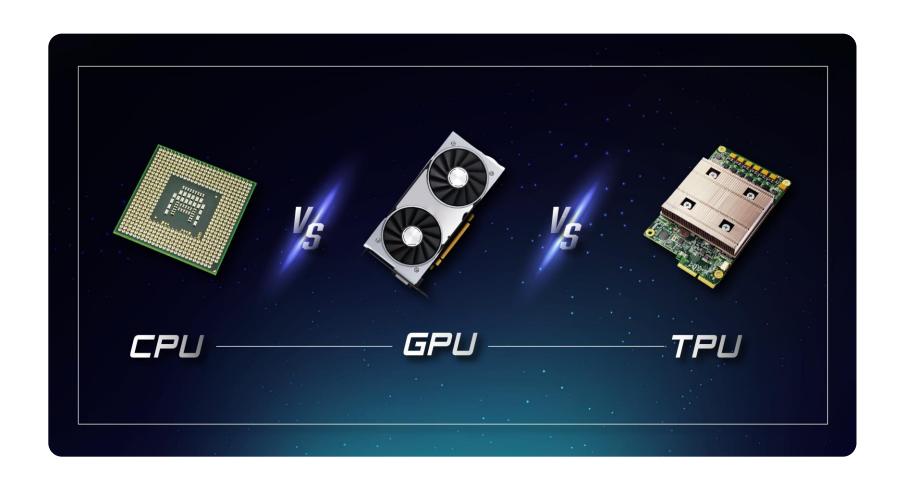


#### Организация разработки





#### Организация разработки



#### Челенжи MLOps

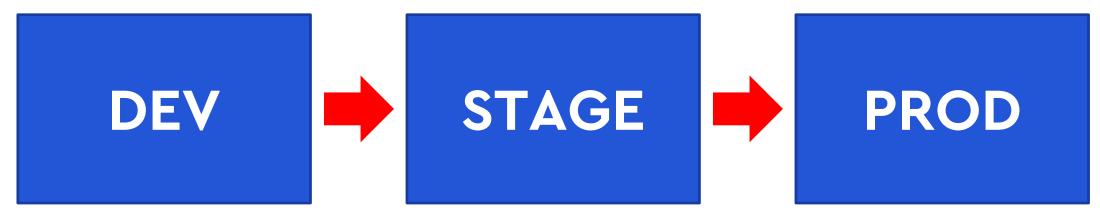


- Подготовка данных (DataEngineering).
- Обучение/дообучение модели.
- Версионирование обучающих выборок и весов (Трекинг эксперимента).
- Организация разработки.
- Безопасность данных.
- Организация CI/CD.

















#### Internet

#### No Internet

DEV

**STAGE** 



**PROD** 









#### Internet

No Internet

**STAGE** DEV **PROD ML TEST** ML DEV

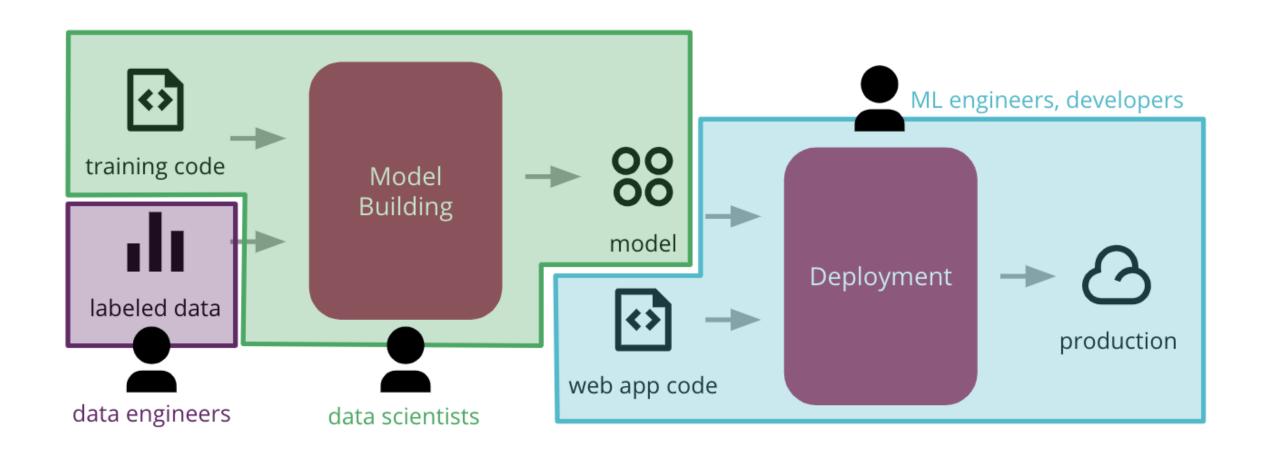
#### Челенжи MLOps



- Подготовка данных (DataEngineering).
- Обучение/дообучение модели.
- Версионирование обучающих выборок и весов (Трекинг эксперимента).
- Организация разработки.
- Безопасность данных.
- Организация CI/CD.

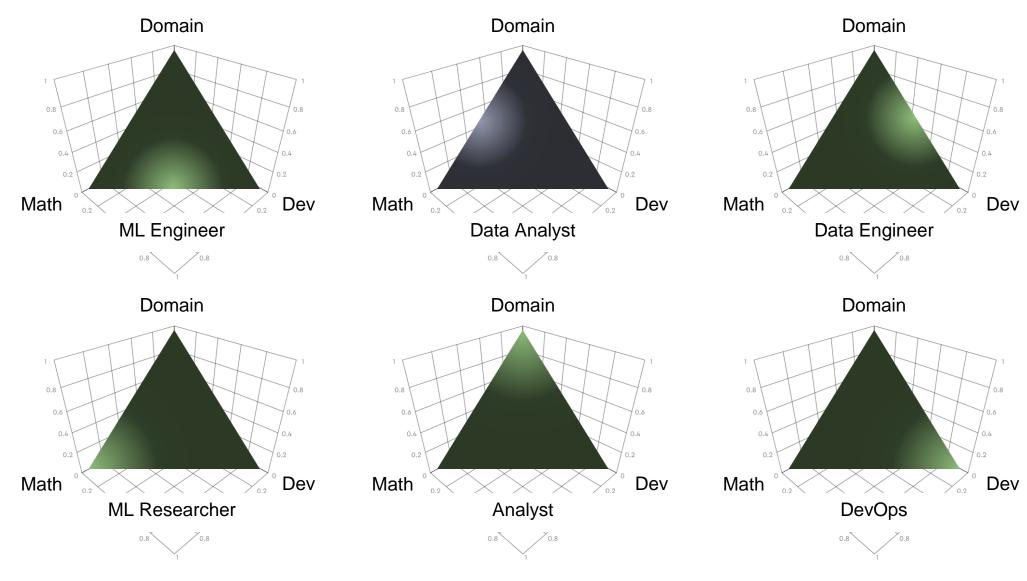
#### Организация CI/CD для Machine Learning





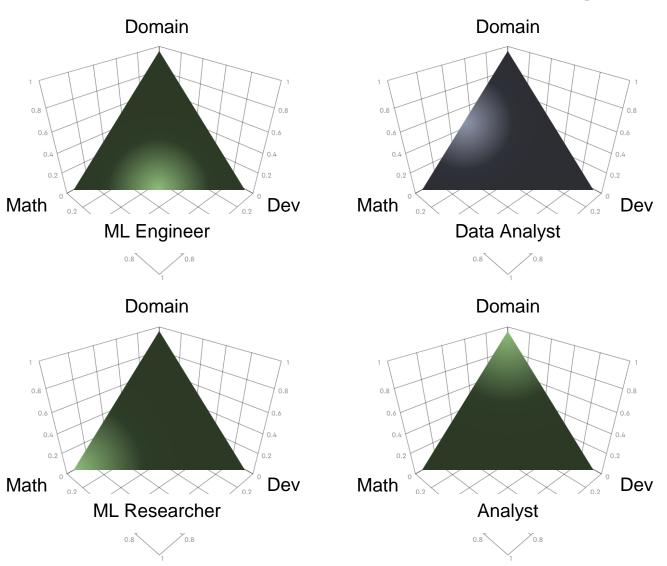


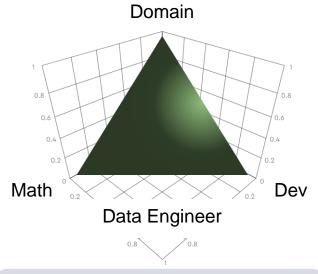
#### Специалисты в Machine Learning

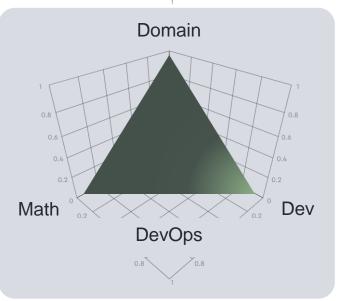




#### Специалисты в Machine Learning







#### DevOps составляющая MLOps



- Источники данных
- Подготовка данных / ETL процессы
- Разработка
- Трекинг эксперимента, сохранение весов.
- Тестирование и доставка моделей
- Мониторинг

#### DevOps составляющая MLOps



- Источники данных
- Подготовка данных / ETL процессы
- Разработка
- Трекинг эксперимента, сохранение весов.
- Тестирование и доставка моделей
- Мониторинг

#### Типы источников данных



- SQL
   PostgreSQL/MySQL/MSSQL/Oracle
- NoSQL MongoDB/Kafka/Greenplum
- Object storageS3
- Block storage
   HDFS
- WWW
   Yandex metrica

#### Типы источников данных



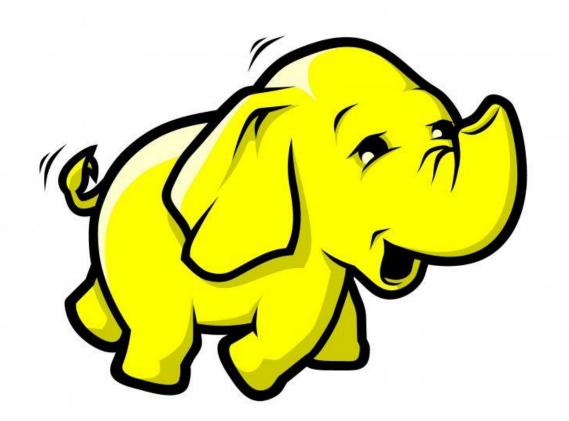
- SQL
   PostgreSQL/MySQL/MSSQL/Oracle
- NoSQL MongoDB/Kafka/Greenplum
- Object storageS3
- Block storage
   HDFS
- WWW
   Yandex metrica

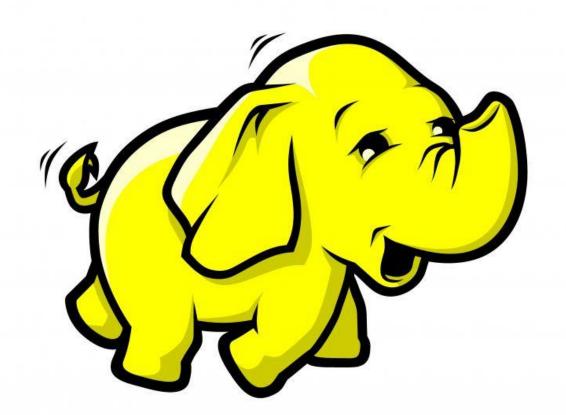
# Уменьшение накладных расходов

## Hadoop в Газпромбанк



2 х 1 ПБайт





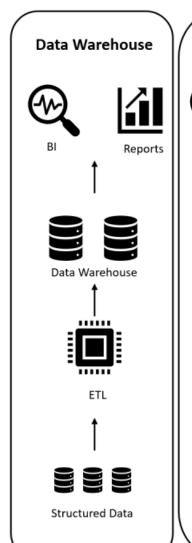
#### DevOps составляющая MLOps

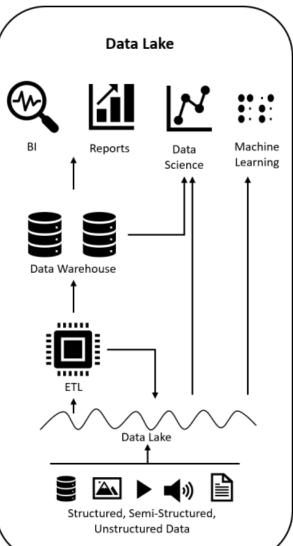


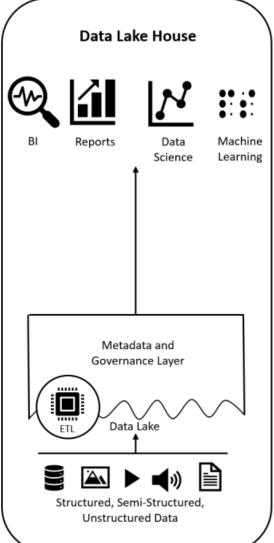
- Источники данных
- Подготовка данных / ETL процессы
- Разработка
- Трекинг эксперимента, сохранение весов.
- Тестирование и доставка моделей
- Мониторинг

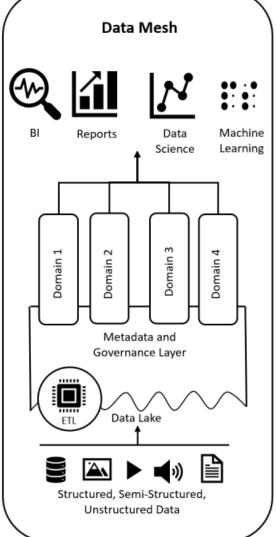
#### Подходы к организации источников данных





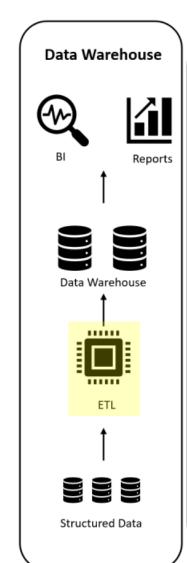


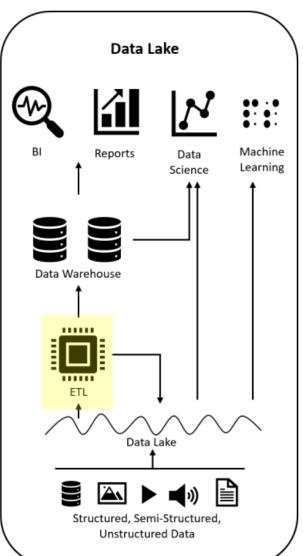


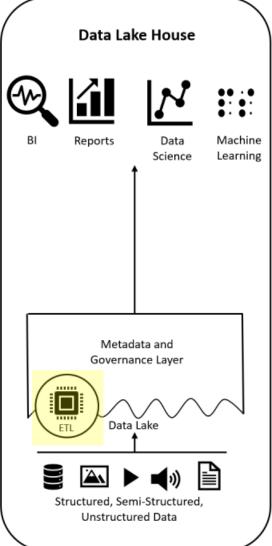


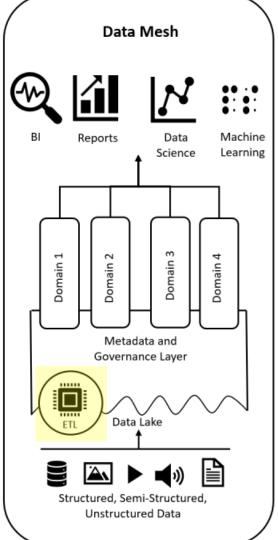
#### Подходы к организации источников данных





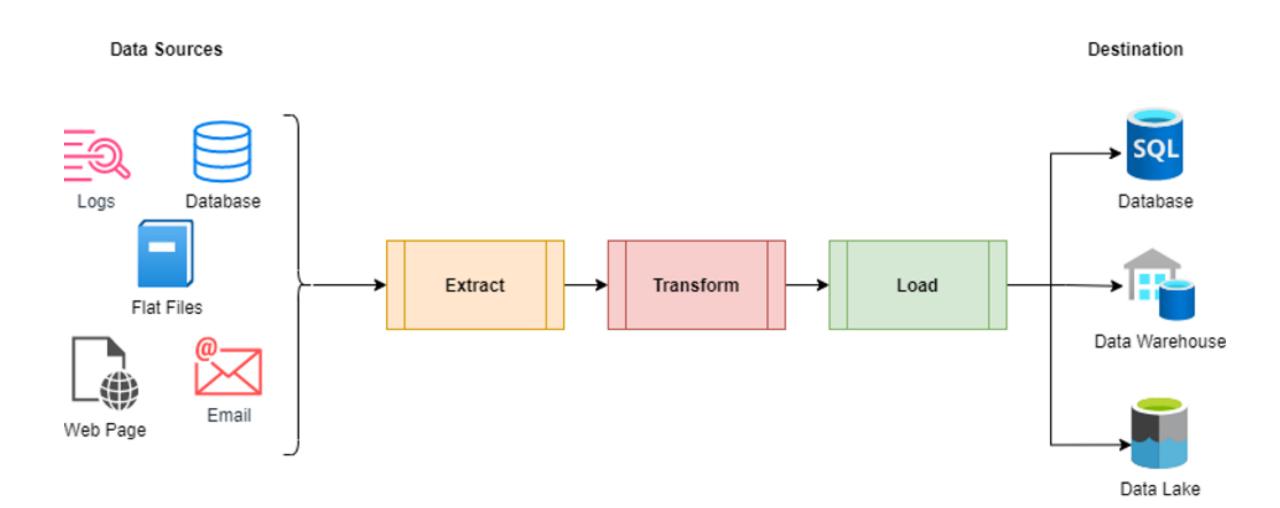






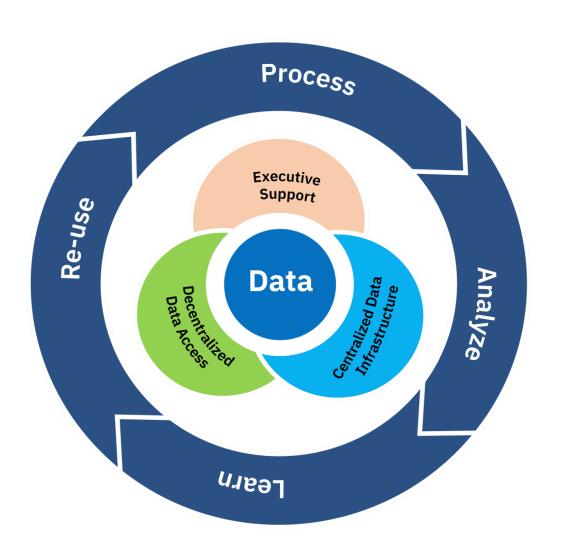
#### ETL процессы





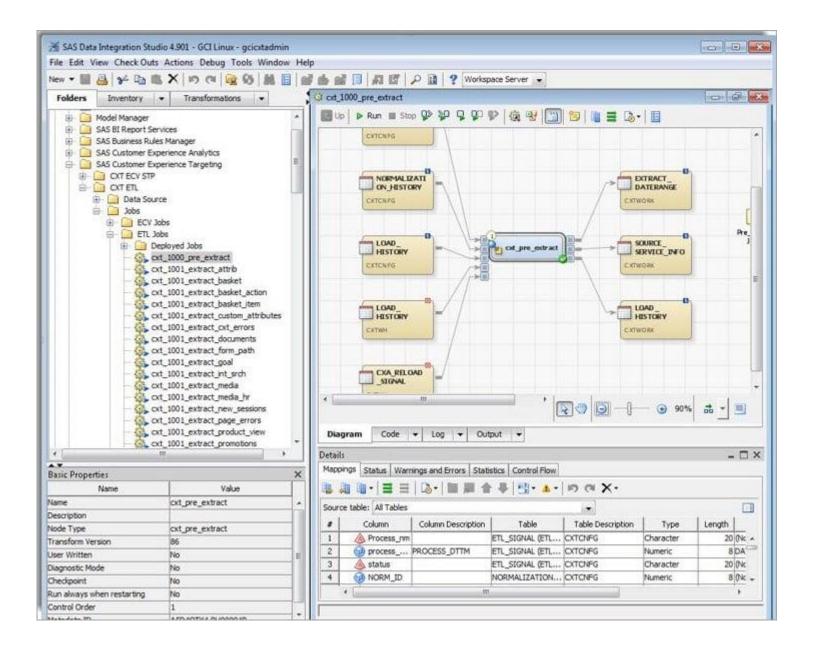
#### **DataOps**





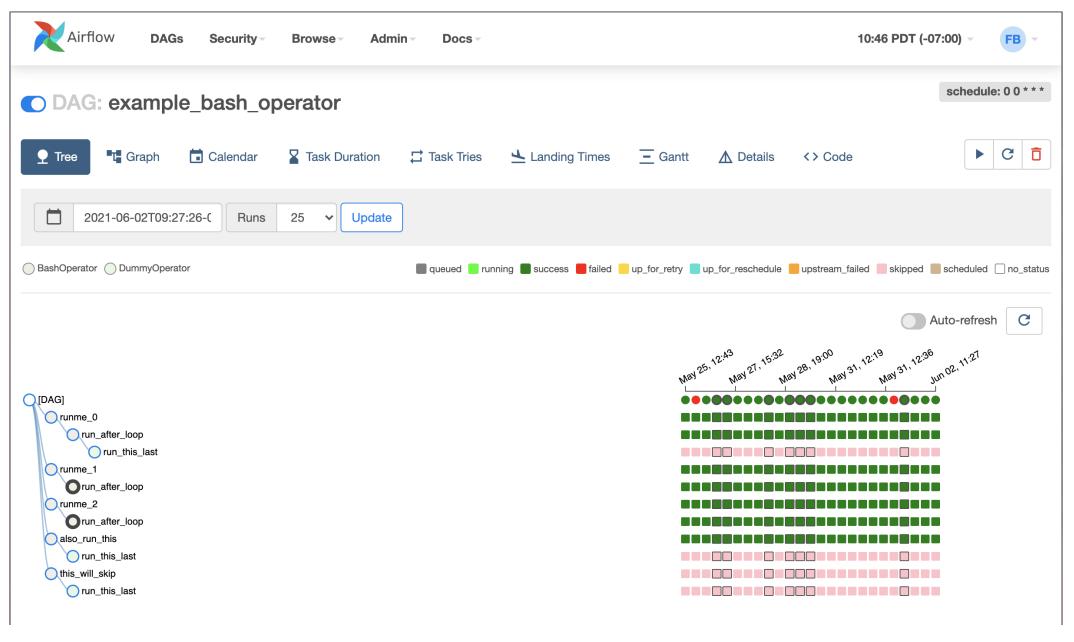
#### SAS





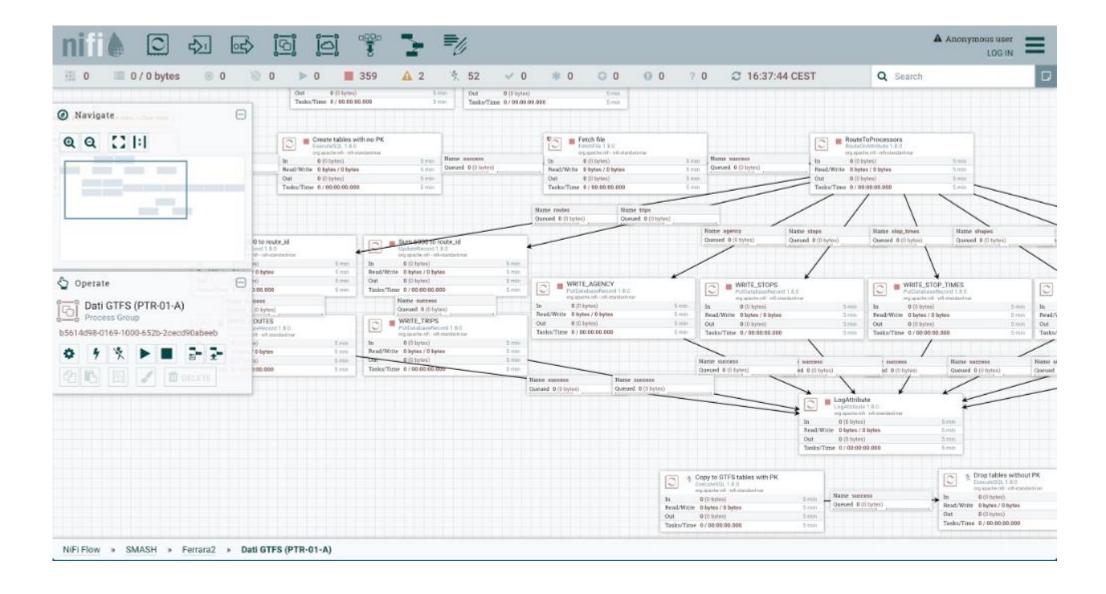
#### **Apache Airflow**





#### **Apache Nifi**





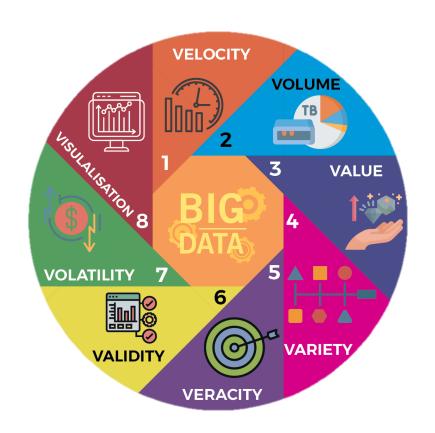
#### MLOps с точки зрения DevOps

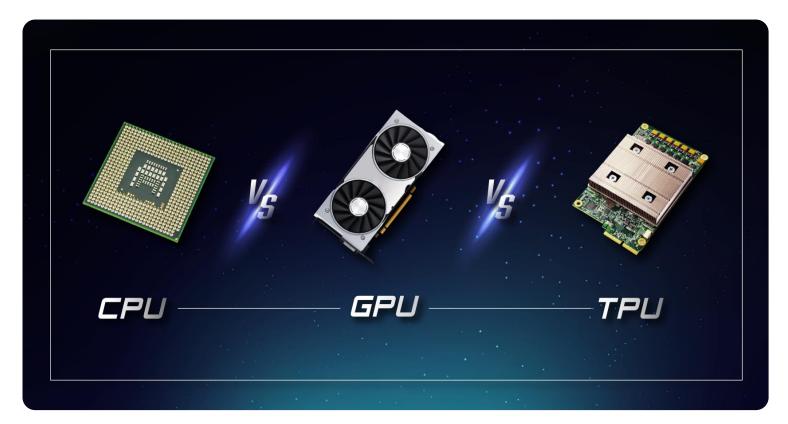


- Источники данных
- Подготовка данных / ETL процессы
- Разработка
- Трекинг эксперимента, сохранение весов.
- Тестирование и доставка моделей
- Мониторинг



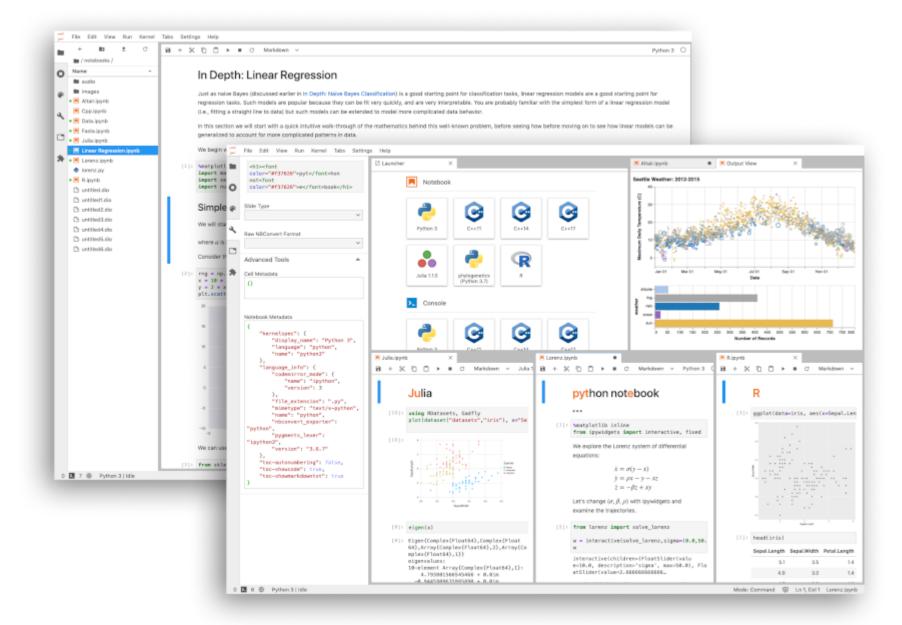
#### Разработка в MLOps





#### Jupyter notebooks







#### Jupyter notebooks с точки зрения MLOps

- Плохо для прома (PyCharm, Visual Studio Code)
- Хорошо для исследований
- Разные контейнеры для разработки и применения
- Отдельные пайплайны для разных этапов







#### MLOps с точки зрения DevOps



- Источники данных
- Подготовка данных / ETL процессы
- Разработка
- Трекинг эксперимента, сохранение весов.
- Тестирование и доставка моделей
- Мониторинг

#### Трекинг эксперимента





#### Трекинг эксперимента











```
$ dvc add cats-dogs

$ dvc remote add storage s3://bucket/dvc-cache

$ dvc push
5000 files pushed
```

```
$ dvc exp run

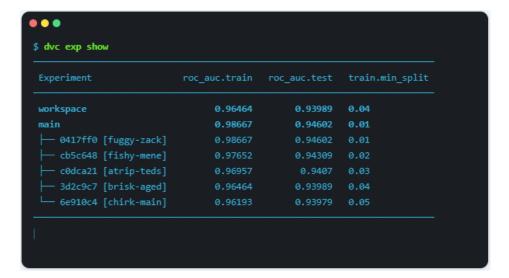
"data/data.xml.dvc" didn't change, skipping

Stage "prepare" didn't change, skipping

Stage "featurize" didn't change, skipping

Running stage "train":

> python src/train.py data/features model.pkl
```



#### Трекинг эксперимента







nexus 5

#### MLOps с точки зрения DevOps



- Источники данных
- Подготовка данных / ETL процессы
- Разработка
- Трекинг эксперимента, сохранение весов.
- Тестирование и доставка моделей
- Мониторинг



#### Тестирование моделей

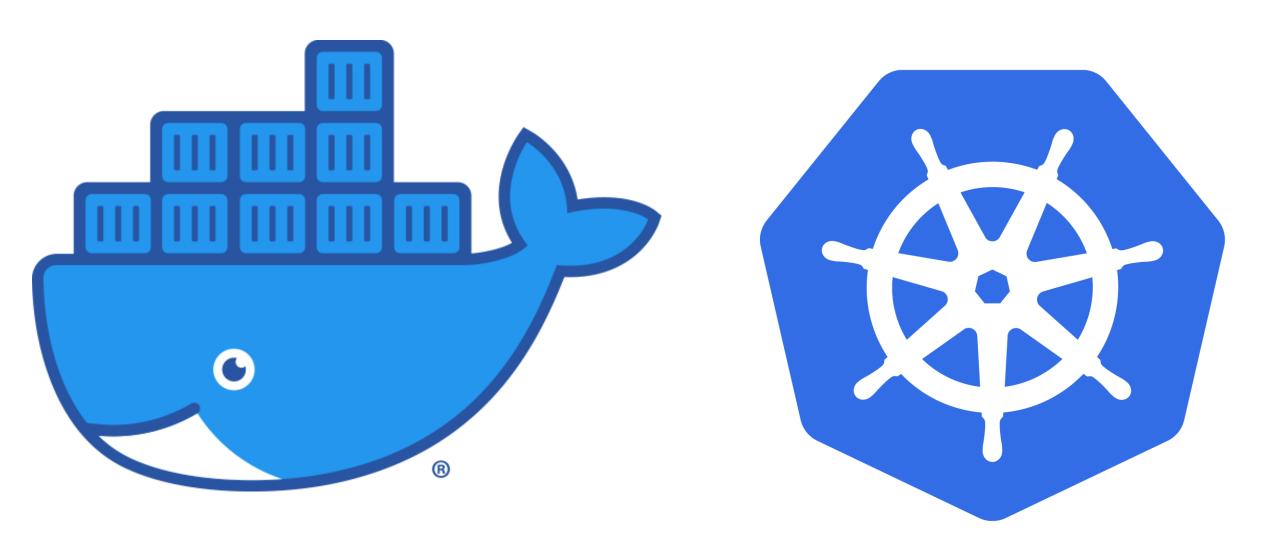
#### Сделать

Тестирование ML модели должно быть сопряжено с тестированием самих данных, на которых построена и будет применяться модель.

• Обеспечить наличие датасета на всех средах. Гарантировать воспроизводимость.

## Доставка моделей - контейнеры для MLOps





#### MLOps с точки зрения DevOps



- Источники данных
- Подготовка данных / ETL процессы
- Разработка
- Трекинг эксперимента, сохранение весов.
- Тестирование и доставка моделей
- Мониторинг



#### Мониторинг ML моделей

Уровни мониторинга ml моделей:

- ИТ мониторинг (Prometheus)
- ML мониторинг (Gini, ROC AUC, NDCG, Lift)
- Бизнес мониторинг
   (А/В тесты, эффекты)





#### Мониторинг ML моделей

Batch

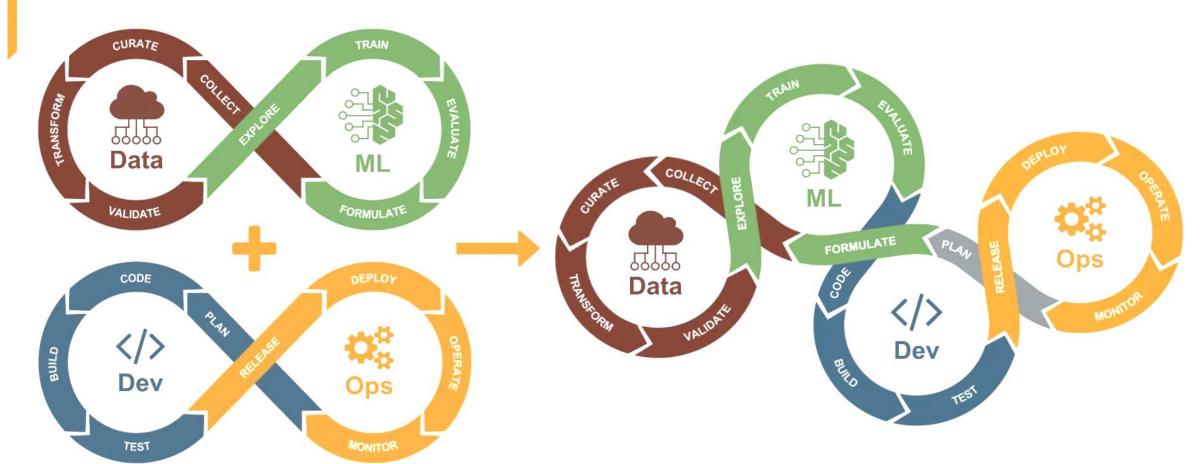
Online



#### Это MLOps

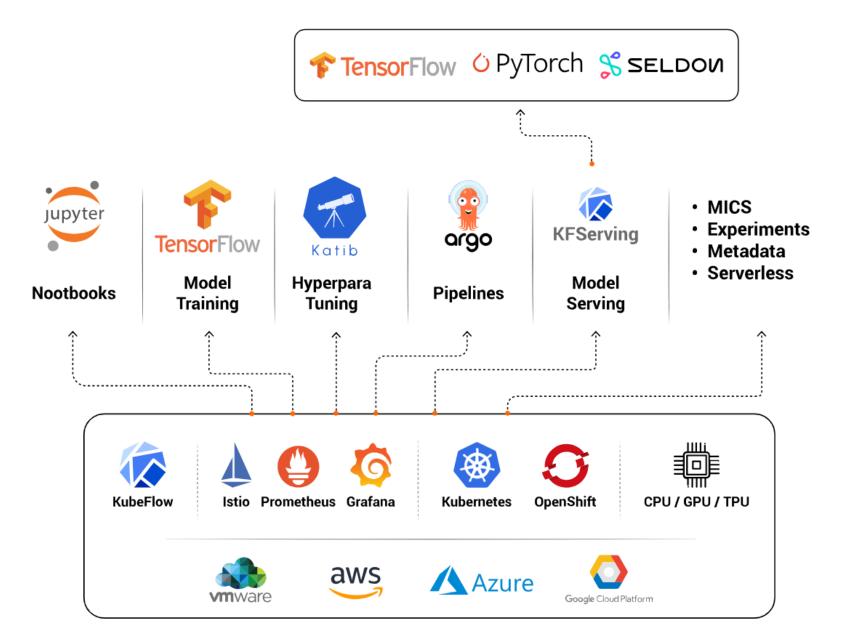
#### MLOps = DataML + DevOps





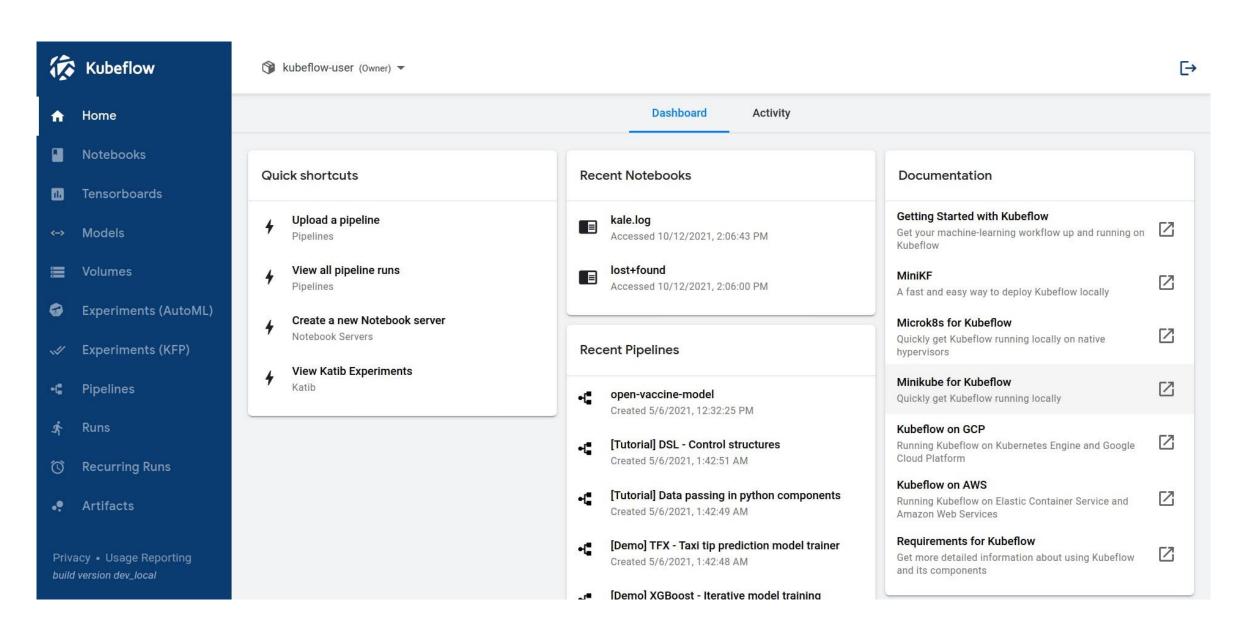
#### Единая система для MLOps?





#### **Kubeflow**





#### Новая платформа данных





## Platform engineering

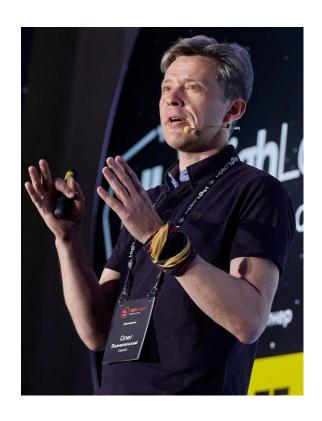
## Денис Занков





podsyp

### Олег Вознесенский





seasadm

