

# MLOps и production подход к ML исследованиям



28 марта - 28 мая



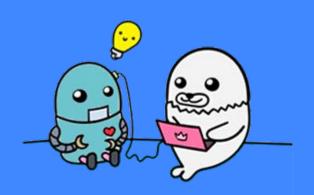


#### MLOps и production подход к ML исследованиям

Концепция воспроизводимых и масштабируемых исследований в ML

#### Павел Кикин

Газпромнефть ЦР Руководитель направления NLP t.me/pavel\_kikin





#### Для чего этот курс

Всем привет 
Я так понимаю, этот курс не для новичков. Н... Как уже выше написал Дима, но я все же поясню, этот курс о том как правильно сделать окружение вокруг проекта, что бы перед ровными млщиками не позориться

8:18

- Работать в команде над одним проектом
- Превратить модель в сервис
- Корректно передать результаты исследований заказчику или другим разработчикам
- Систематизировать исследования
- Отслеживать и сохранять условия и результаты экспериментов
- Автоматизировать эксперименты
- Повысить качество кода
- Выстроить с нуля процессы МЛ разработки в команде
- Обеспечить воспроизводимость ваших исследований



#### Для чего этот курс

- Написать больше умных слов в резюме
- Казаться умнее на собеседованиях





#### О курсе



9 занятий теория + практика



Понедельник 18:30



Рейтинг участников



Конференции в Zoom



Онлайн трансляции и запись в Youtube



#### О курсе



Домашние задания (не оценивается)
Google Drive



**Тесты (10 балов)** Страничка курса в ODS



Дополнительные задания (20 баллов)



• руководство

Во**мроюкрикотавелдо класк**вью (5 баллов)



Итоговый проект (50 баллов)



#### О курсе



#### Примерные темы для докладов:

- Опыт реализации проекта Findmybike.ru
- Исследование сервисов управления ноутбуками (sagemaker, databricks, datalore, ванильный JH)
- Amazon S3 и S3-like хранилища
- Docker
- СУБД
- Особенности ООП в МЛ
- Применение Agile в ML командах
- w&b, neptuna, clearml
- Pachyderm
- Dataflow
- Kubernetes and KubeFlow
- TF serving
- Контейнеризация рабочей среды для DS
- Настройка CUDA для Docker

## Процесс работы над ML проектом

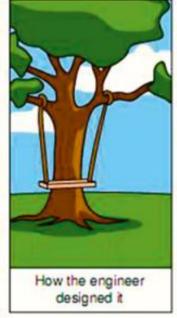
- Бизнес анализ, инициирование работ
- Обзор и анализ существующих решений бейзлайнов
- Исследование/собственная разработка
- Подготовка отчета



## Постановка бизнес - задачи

- Понять бизнес-цели (помочь заказчику их сформулировать)
- Очертить возможные подходы и решения
- Обозначить технологические пределы возможностей
- Продумать риски
- Повторно продумать и скорректировать бизнес-цели











ТИПИЧНЫЙ ЗАКАЗЧИК







#### Оценка данных

- Сколько объектов выборки мы имеем?
- Возможно ли ознакомиться со всеми данными до старта проекта?
- Есть ли разметка и какого она качества?
- Есть ли возможность разметить все классы?
- Сколько классов?
- Есть ли дисбаланс?
- Что с выбросами и пропусками?





### Оценка заказчика и проекта

- Узнайте заказчика поближе.
- Изучите опыт работы других исполнителей с ним.
- Назначьте встречу со всеми заинтересованными сторонами от заказчика, а не только с одним из представителей.





#### Оценка заказчика и проекта





#### Подбор метрик

- Выберите метрики, которые будут наилучшим образом согласовываться с бизнес-целями
- Объясните их заказчику
- Убедитесь, что заказчик их понял. Еще раз проверьте, что он их ТОЧНО понял
- Если метрик много, нужно выбрать набор, который будет использоваться для валидации решения/ий



#### Финальный этап

- Четко сформулируйте цели исследования
- Оцените ресурсы с учетом рисков (перезакладывайтесь):
  - Особенности заказчика
  - Неопределенность в требованиях
  - Неопределенность в данных



#### Финальный этап

- Сформируйте ТЗ
  - Можно ли по этому ТЗ четко сказать, что проект выполнен в полной мере или нет?
  - Точные метрики
  - Критерии приемки





## Обзор, анализ и реализация существующих решений – бейзлайнов

- Формирование критериев оценки:
  - Метрики
  - Производительность
  - Работа под нагрузкой
  - Поддержка
  - Готовность
  - Популярность
- Поиск существующих решений (не беритесь за 1 попавшееся):
  - Популярные сайты для разработчиков
  - Научные источники
  - ODS, TG, Кью, профильные форумы
- Реализация подходящих решений
- Составление валидационного набора данных
- Розработка валилационного пайллайна *(*болимарка)



«Не изобрети велосипеда»

## iiii

#### Подготовка отчета

- Постановка задачи
- Описание исходных данных
- Обзор и анализ существующих решений
- Методика, технология и критерии оценки существующих решений
- Результаты оценки существующих решений и выводы

#### Вариант 1 – мы нашли подходящее решение

- Детальное описание выбранного решения и его адаптации под нашу задачу
- Детали предобработки исходных данных

#### Вариант 2 – пилим своё

- Гипотезы
- Результаты проверки гипотез
- Заключение:
  - Выводы

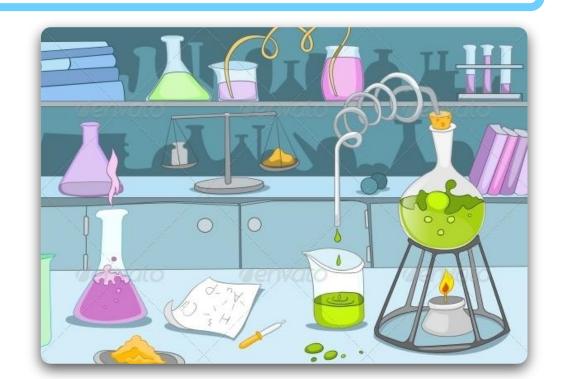


#### Концепция воспроизводимости



#### Воспроизводимость

Мера вероятности того, что, получив один результат эксперимента, вы сможете провести тот же эксперимент с теми же параметрами и получить точно такой же результат. Это способ убедиться, что результаты верны и не являются случайностями.





#### Виды воспроизводимости

- Repeatability: та же команда, те же условия эксперимента. Возможность получения заявленных в результатов на тех же входных данных.
- Reproducibility: другая команда, те же условия эксперимента. Если наблюдение воспроизводимо, оно должно быть выполнено другой командой, повторяющей эксперимент с использованием тех же экспериментальных данных и методов, в тех же рабочих условиях, в том же или другом месте, в нескольких испытаниях.
- Replicability: другая команда, другие условия эксперимента. Если наблюдение можно воспроизвести, оно должно быть выполнено другой командой, с использованием другой измерительной системы и набора данных, в другом месте, в нескольких испытаниях. Следовательно, это потребует нового сбора данных.

Plesser HE. Reproducibility vs. Replicability: A Brief History of a Confused Terminology. Front Neuroinform. 2018;11:76. Published 2018 Jan 18. doi:10.3389/fninf.2017.00076



#### Одинаковые условия эксперимента?

#### В целом в науке:

- Место нахождения
- Измерительные инструменты
- Другое оборудование, использованное в эксперименте
- Наблюдатель
- Гипотеза
- Период времени

#### Для ML:

- Аппаратное обеспечение
- Программное обеспечение и его версии
- Способ/оборудование для получения данных (датчики климата, спутниковые оборудование и т.д.)
- Время получения данных (особенно важно для часто обновляемых источников, новостные ленты, социальные сети и т.д.)



#### Кризис воспроизводимости

Крупномасштабные усилия по оценке воспроизводимости научных публикаций дали тревожные результаты. Например, в 2015 году группа исследователей психологии, получившая название «Открытое научное сотрудничество», рассмотрела 100 экспериментов, опубликованных в высокорейтинговых рецензируемых журналах. Из этих 100 исследований только 68 репродукций дали статистически значимые результаты, совпадающие с исходными данными.

Согласно данным другого анализа, до 85 % всех проведённых в мире исследовательских работ в области биомедицины не привели к значимым результатам.

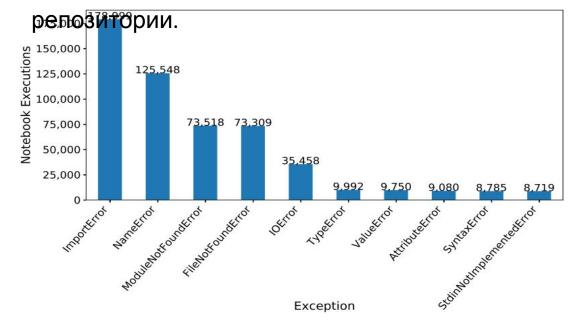
#### Признаки кризиса воспроизводимости:

- Фактический недостаток формализации воспроизводимости исследований в опубликованной литературе по многим научным направлениям
- широко распространена невозможность воспроизвести результаты опубликованных исследований;
- высокая распространенность «закрытых» методов исследования, которые завышают количество ложноположительных результатов
- отсутствие данных и алгоритмов анализа в научных публикациях.



#### Факторы уменьшающие воспроизводимость

- Первое место проблемы с зависимостями в библиотеках и зависимостями в зависимостях. Часть репозиториев использовали requirements.txt, часть setup.py.
- Второе место порядок исполнения. Тетрадка сохранена без очистки кода, порядок не сохранен и некоторые переменные объявлены или иницилизированы после использования.
- Третье место нет нужных данных, например, указаны абсолютные пути или данных вообще нет в



Pimentel, João Felipe et al. "A Large-Scale Study About Quality and Reproducibility of Jupyter Notebooks." 2019 IEEE/ACM 16th International Conference on Mining Software Repositories (MSR) (2019): 507-517.

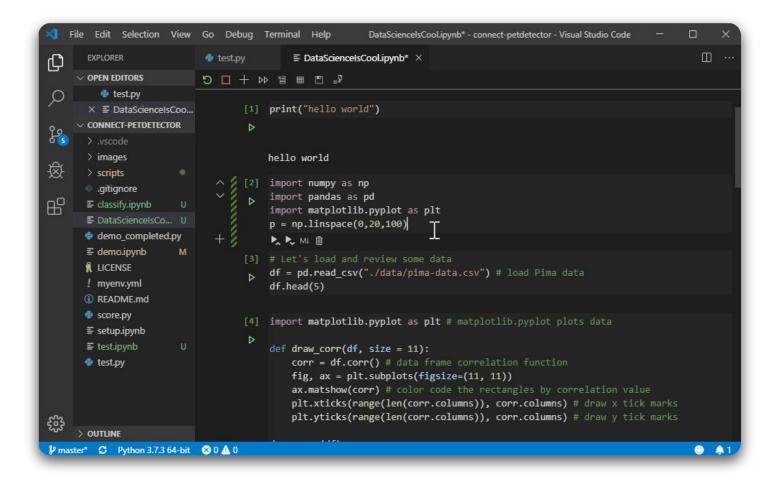


#### Факторы уменьшающие воспроизводимость

- Неуправляемая случайность в данных или алгоритмах (40%) (Random Seed)
- Исходные данные измененные вручную, а не с помощью скриптов
- Зависимость вывода и результатов от функций времени (13%)
- Различия отображения на графиках (некорректное использование matplotlib в том числе) (52%)
- Недоступны внешние данные (3%)
- Различия в выводе чисел с плавающей запятой (3%)
- Непостоянный порядок обхода словарей и др. контейнеров в python (4%)
- Различия в среде исполнения (27%)

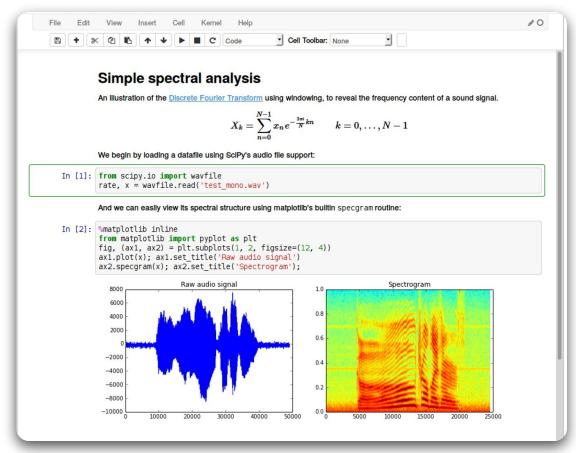


• Пишите код в виде Python скриптов в полноценных IDE



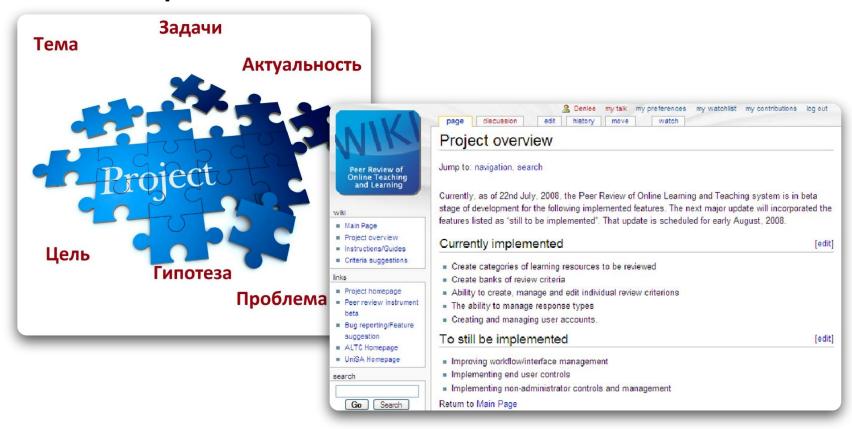
#### • Используйте ноутбуки для быстрых экспериментов и их описания

- Не должен являться основным артефактом разработки
- Максимум абстракции (весь основной код во внешних скриптах)
- Больше описаний
- Больше графиков





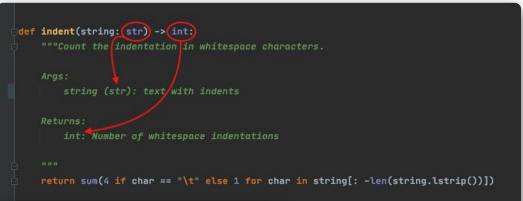
- Документируйте эксперимент по ходу исследования, а не после его окончания
- Ведите вики проекта





• Соблюдайте Codestyle, пишите комментарии и нотации

• Используйте линтеры и автоформатеры





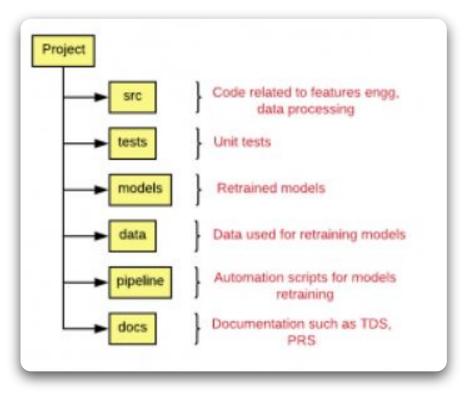
Bandit







#### • Шаблонизируйте DS проекты





```
LICENSE
- Makefile
                      <- Makefile with commands like `make data` or `make train`
- README . md
                     <- The top-level README for developers using this project.
— data
    — external
                      <- Data from third party sources.
    — interim
                      <- Intermediate data that has been transformed.
   - processed
                      <- The final, canonical data sets for modeling.
   L_ raw
                      <- The original, immutable data dump.
  docs
                      <- A default Sphinx project; see sphinx-doc.org for details
  models
                      <- Trained and serialized models, model predictions, or model summaries

    notebooks

                      <- Jupyter notebooks. Naming convention is a number (for ordering),
                         the creator's initials, and a short `-` delimited description, e.g.
                         `1.0-jqp-initial-data-exploration`.
  references
                      <- Data dictionaries, manuals, and all other explanatory materials.
                      <- Generated analysis as HTML, PDF, LaTeX, etc.
   reports
   └─ figures
                      <- Generated graphics and figures to be used in reporting

    requirements.txt <- The requirements file for reproducing the analysis environment, e.g.</li>

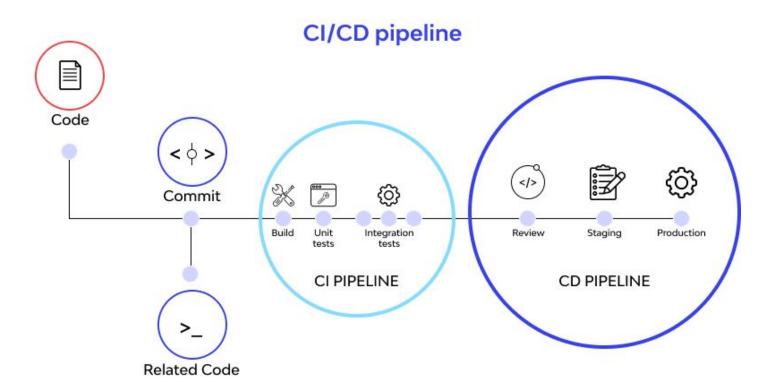
                        generated with `pip freeze > requirements.txt`
  - setup.pv
                      <- makes project pip installable (pip install -e .) so src can be imported
                      <- Source code for use in this project.
    ____init__.py
                     <- Makes src a Python module
                      <- Scripts to download or generate data
       └─ make_dataset.py
                      <- Scripts to turn raw data into features for modeling
       └─ build_features.py
                      <- Scripts to train models and then use trained models to make
      models
       - predict model.py
       └─ train_model.py
   └─ visualization <- Scripts to create exploratory and results oriented visualizations
       └─ visualize.pv
└─ tox.ini
                      <- tox file with settings for running tox; see tox.readthedocs.io
```







Hастройте CI/CD (Continuous Integration, Continuous Delivery)

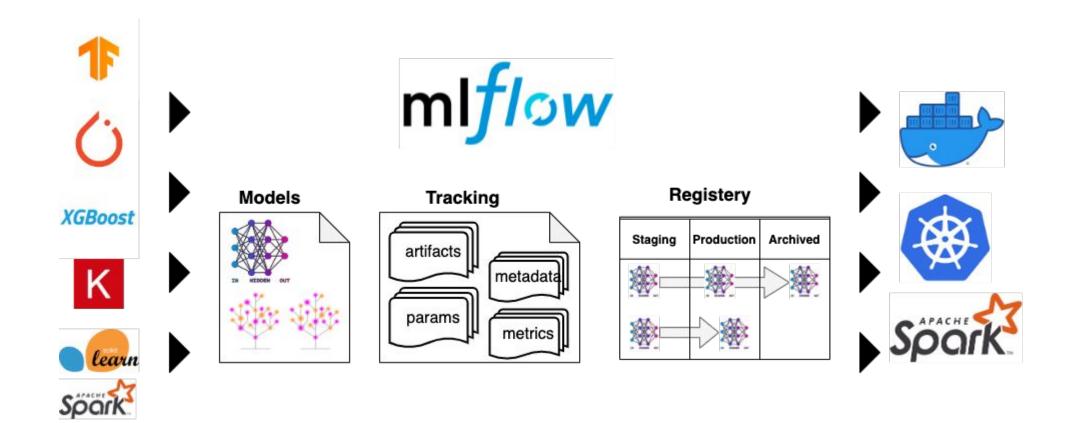




- Покрывайте код, данные и модели тестами
  - Юнит тесты
  - Интеграционные тесты
  - Тесты данных
  - Тесты моделей
  - Нагрузочные тесты



• Применяйте системы трекинга экспериментов (MLFlow)

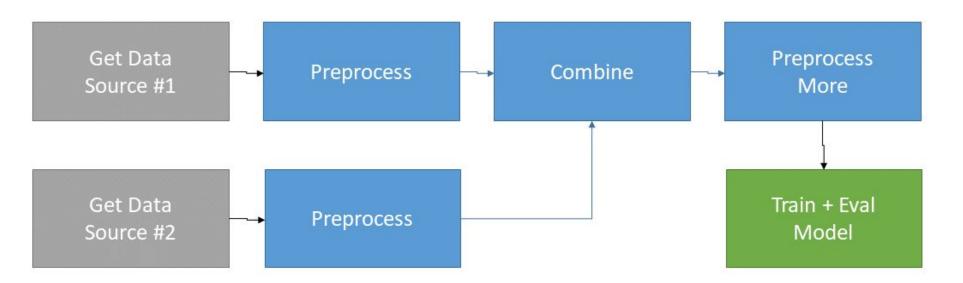




• Сохраняйте алгоритмы получения для каждого результата (workflow менеджеры с DAG)









- Оформляйте код, как python пакеты
- Создавайте CLI
- Пишите инструкции по запуску/интерфейсам вашего кода
- Избегайте ручного изменения данных



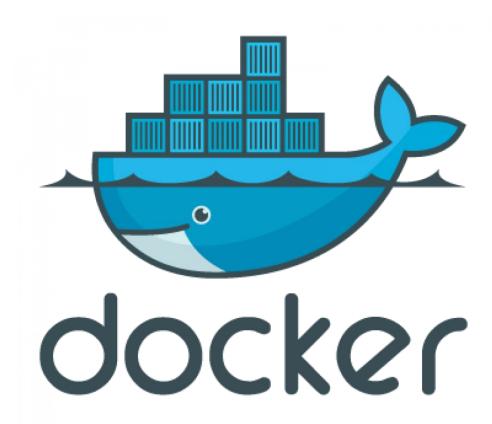
• Управляйте зависимостями и сохраняйте конфигурации с точными версиями (conda, pip)







• Контейнеризируйте





- Сохраняйте промежуточные данные (ускорение экспериментов)
- Фиксируйте случайные процессы в алгоритмах оптимизации и изменения данных (Random seed)
- Не работайте в одиночку. Выносите результаты на обсуждение.





#### MLOps и production подход к ML исследованиям

Концепция воспроизводимых и масштабируемых исследований в ML

#### Павел Кикин

Газпромнефть ЦР Руководитель направления NLP t.me/pavel\_kikin

