

Оглавление

- [Оглавление](#)
- [Введение](#)
 - [Тестовый проект](#)
 - [Модель](#)
 - [Артефакты](#)
 - [Требования к инфраструктуре и пререквизиты](#)
- [Прохождение демонстрационного сценария](#)
 - [Авторизация](#)
 - [Импорт проекта](#)
 - [Настройка среды разработки](#)
 - [Обучение модели](#)
 - [Применение модели](#)
 - [Online-применение](#)
 - [Выполнение запросов к модели](#)
 - [Завершение работы с online-сервисом](#)
 - [Пакетное применение](#)
 - [Настройка среды разработки](#)
 - [Подготовка данных для primary batch inference](#)
 - [Создание и запуск Batch Service для primary-данных](#)
 - [Завершение primary-пайплайна](#)
 - [Подготовка данных для baseline batch inference](#)
 - [Создание и запуск Batch Service для baseline-данных](#)
 - [Завершение baseline-пайплайна](#)
 - [Завершение работы с пакетными сервисами](#)
 - [Мониторинг](#)
 - [Создание источника данных](#)
 - [Настройка Drift Monitor](#)
 - [Просмотр результатов мониторинга](#)
 - [Завершение работы](#)

Введение

Данное пошаговое руководство предназначено для знакомства новых пользователей с ключевыми возможностями платформы Neoflex Dognauts на примере сквозного демонстрационного сценария.

В рамках Demo Guide рассматривается ML-сценарий, включающий следующие этапы:

1. **Обучение модели и Online inference.** Подготовка данных и признаков, обучение модели, регистрация модели в MLflow, развертывание online-сервиса и тестирование прогнозов через API.
2. **Batch inference.** Создание и запуск batch-сервиса на основе ранее зарегистрированной модели для массового расчета прогнозов.

3. **Мониторинг качества и данных.** Настройка Drift Monitoring для анализа изменений входных данных и качества предсказаний модели на основе результатов Batch inference.

Прохождение демонстрационного сценария позволяет:

- Понять логику работы основных компонентов платформы.
- Увидеть, как отдельные сервисы объединяются в единый ML-pipeline.
- Получить практический опыт развертывания и эксплуатации модели.

Тестовый проект

Тестовый проект содержит все необходимые артефакты, предназначенные для загрузки в платформу без необходимости разработки, ускоряет знакомство с платформой и обеспечивает прохождение основных этапов жизненного цикла модели.

Локальную копию проекта можно дорабатывать по собственному усмотрению.

Модель

В качестве примера используется демо-модель прогноза дефолта заемщика, для которой в рамках демонстрационного сценария последовательно воспроизводятся следующие этапы работы в платформе:

1. Импорт проекта и настройка рабочего окружения.
2. Обучение модели на подготовленных данных в среде Jupyter Notebook.
3. Регистрация обученной модели, метрик и артефактов в MLflow.
4. Развертывание модели в виде online-сервиса и получение прогнозов через API.
5. Создание пакетного сервиса для batch-применения модели.
6. Подключение мониторинга качества и данных на основе результатов Batch inference.

Детальная информация о всех компонентах и базовых действиях внутри платформы представлена в Руководстве пользователя.

Артефакты

Ссылка на публичный репозиторий проекта:

Требования к инфраструктуре и пререквизиты

Для корректного выполнения всех шагов демонстрационного сценария должны быть выполнены следующие условия:

1. Исходные артефакты демонстрационного проекта импортированы в используемую систему контроля версий.
2. Репозиторий с демонстрационными артефактами доступен по URL.
3. В репозитории создана отдельная рабочая ветка, которая будет использоваться при прохождении демонстрационного сценария.
4. Для подключения Git-репозитория к платформе должен быть заранее создан персональный токен доступа с минимально необходимыми правами:

- *api* - доступ к API системы контроля версий, необходимый для интеграции с платформой.
- *read_api* - чтение данных через API.
- *read_repository* - чтение содержимого репозитория.
- *write_repository* - запись в репозиторий.

5. В используемом Registry размещены и зарегистрированы в платформе следующие образы среды разработки:

- *jupyter-scipy:release-1.0.2*
- *jupyter-scipy:release-1.1.3*

Прохождение демонстрационного сценария

В данном разделе последовательно описаны действия, необходимые для прохождения демонстрационного сценария.

Авторизация

Цель: выполнить вход в web-интерфейс платформы под пользовательской учетной записью.

Для выполнения используйте предоставленные администратором платформы учетные данные для доступа к интерфейсу.

Для работы с платформой вам необходимо иметь:

- Доступ к платформе по URL.
- Учетную запись для аутентификации.

Примечание: URL платформы и учетные записи могут отличаться в зависимости от окружения.

Перейдите по URL платформы и введите данные вашей учетной записи.



Sign in

Login

Password

Sign in

Neoflex
© 2026. All rights reserved

Импорт проекта

Цель: загрузить в платформу демонстрационный проект, выполнить настройку подключения к Git-репозиторию и включить необходимые компоненты платформы.

Для выполнения импортируем проект в платформу и укажем параметры, необходимые для дальнейшей работы с артефактами проекта и сервисами платформы.

На странице просмотра списка проектов нажмите **Import Project**, если вы впервые входите в

платформу, или , если в платформе уже создан хотя бы один проект.

NEOFLEX
DOGNAUTS

Projects

Documentation

Settings

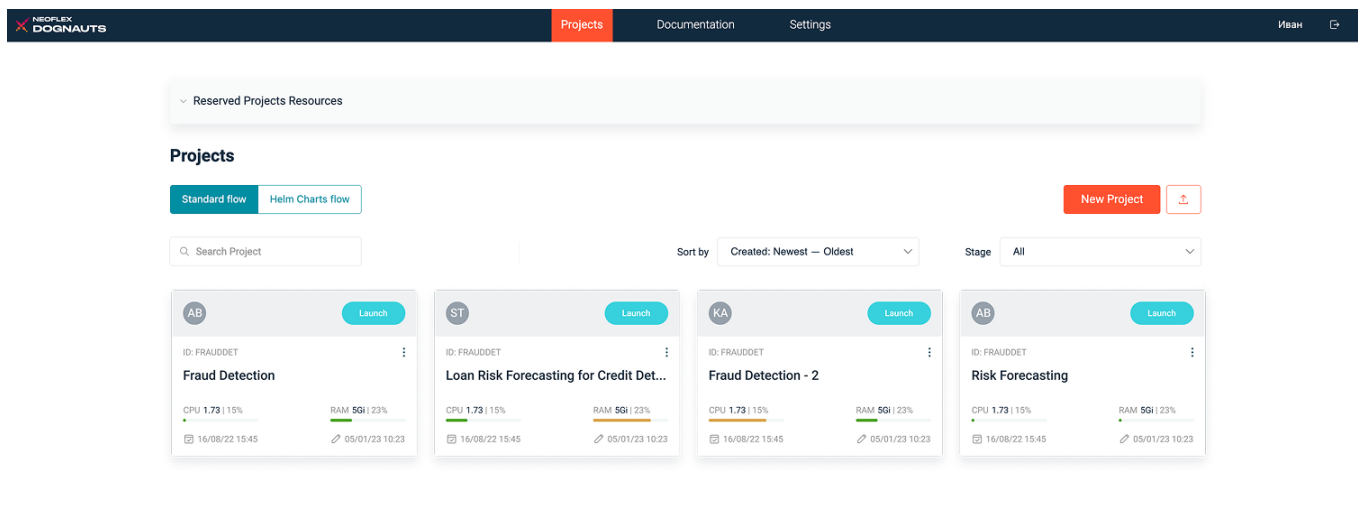
Иван

Create your first project

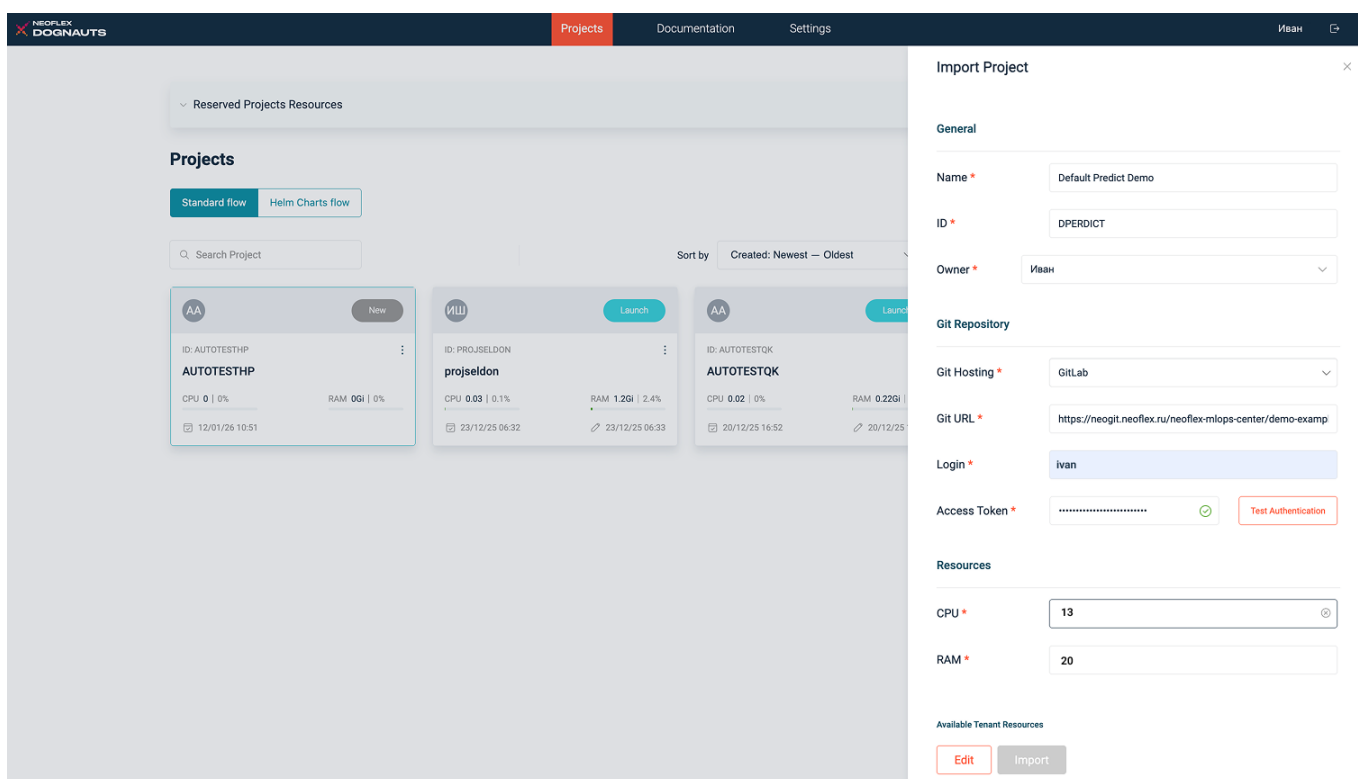
Get started by creating a project or import exist one to organize all the workflow

+ New Project

↓ Import Project



Далее на форме импорта проекта укажите следующие сведения:



- *Owner* – выберите имя текущего пользователя, под учетной записью которого выполнен вход в платформу.
- *Git Hosting* – выберите название Git-хостинга, в котором размещён репозиторий с артефактами демонстрационного проекта.
- *Git URL* – укажите URL-адрес репозитория.
- *Login* – укажите имя учетной записи пользователя в системе контроля версий.
- *Access Token* – введите персональный токен доступа, созданный ранее в системе контроля версий.

После этого нажмите **Test Authentication**, чтобы проверить корректность указанных учетных данных.

В случае, если проверка учетных данных будет успешно пройдена, в поле *Access Token* отобразится соответствующий статус.

После заполнения всех полей нажмите **Edit**, чтобы перейти к расширенной настройке параметров проекта и его компонентов.

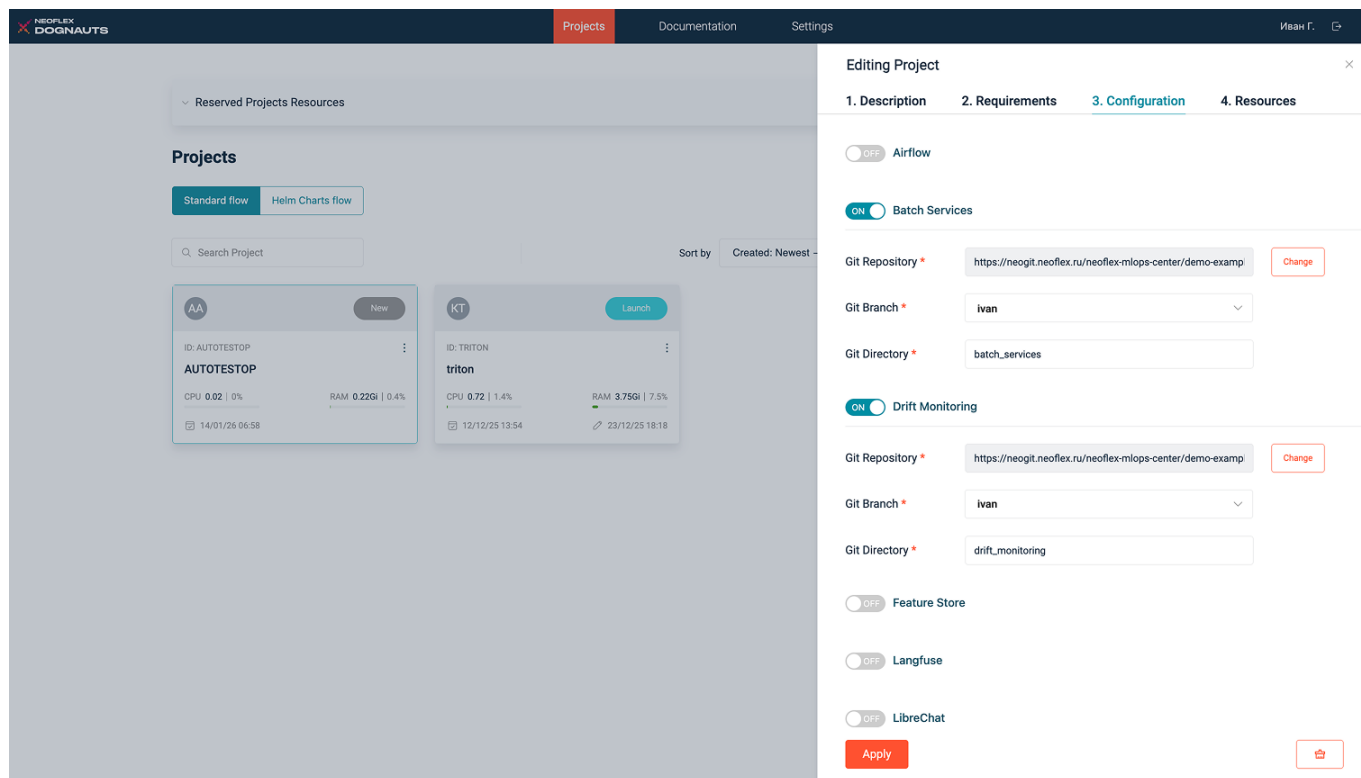
The screenshot displays the Neoflex Dognauts interface. On the left, a sidebar shows 'Reserved Projects Resources' and a 'Projects' section with buttons for 'Standard flow' and 'Helm Charts flow'. Below this is a search bar and a 'Sort by' dropdown set to 'Created: Newest'. The main area shows two project cards: 'AUTOTESTOP' (ID: AUTOTESTOP) and 'triton' (ID: TRITON). The 'triton' card has a 'Launch' button. On the right, an 'Editing Project' modal is open, showing the '1. Description' tab. The modal contains the following fields: 'Name' (Default Predict Demo), 'ID' (DPERDICT), 'Description' (This project implements a machine learning model to predict borrower default probability), 'Project Team' (Owner: Иван), 'Git Repository' (https://neogit.neoflex.ru/neoflex-mlops-cen), and 'Environment type' (test). The modal has an 'Apply' button at the bottom left and a 'Close' button at the bottom right.

На отобразившейся вкладке *Description* в поле *Owner* выберите имя текущего пользователя, под учетной записью которого выполнен вход в платформу.

Затем в поле *Environment type* выберите **test**.

Данный параметр используется для логического разделения проектов по типу окружения и не влияет на выполнение демонстрационного сценария.

Далее перейдите на вкладку *Configuration* для включения и настройки компонентов проекта, используемых в демонстрационном сценарии.



Напротив каждого компонента **Batch Services**, **Drift Monitoring**, **MLflow**, **PG Vector** и **Seldon** установите переключатель в положение **ON**, а затем в поле *Git Branch* для каждого компонента выберите название рабочей ветки репозитория, созданной на этапе подготовки инфраструктуры.

Когда все сведения на форме редактирования проекта будут указаны, нажмите **Apply**, чтобы сохранить изменения конфигурации.

После этого на форме импорта проекта нажмите **Import**. Через некоторое время проект *Default Predict Demo* будет создан и отобразится в списке на странице *Projects*.

Настройка среды разработки

Переходим в карточку проекта. В левом меню выбираем *Development* → *Notebooks*.

Затем создаем новую среду разработки. Для целей базовой демонстрации достаточно указать:

- *Name* – введите **dpredict**.
- *IDE* – **Jupyter**.
- *Image Name*: **jupyter-scipy:1.0.2-demo2**.
- *Resources* – объем выделяемых ресурсов для ноутбука:
 - *CPU* – **1**.
 - *RAM* – **1,5**.

Когда необходимые сведения будут указаны, нажмите **Create**. После этого информация о ноутбуке *dpredict* отобразится в списке сред разработки.

Обучение модели

Цель: обучить демонстрационную модель, залогировать результаты эксперимента и зарегистрировать модель в MLflow для дальнейшего использования в Online и Batch сценариях.

Для выполнения воспроизведем демонстрационный ноутбук в подготовленной среде разработки, обучим модель и зарегистрируем её в MLflow.

Дождитесь, когда созданная среда разработки перейдет в статус *Ready*, а затем перейдите в неё, кликнув на логотип IDE.

Далее в открывшейся среде разработки склонируйте Git-репозиторий проекта, указанный при создании проекта, и переключитесь на рабочую ветку.

После этого откройте ноутбук *default-predict-demo.ipynb*. Данный ноутбук реализует обучение демонстрационной модели для задачи прогнозирования дефолта по кредитам на основе персональных данных заемщика и его кредитной истории.

Перед запуском ноутбука в соответствующих ячейках настройте переменные окружения для аутентификации и подключения к MLflow:

```
import os
os.environ["MLFLOW_TRACKING_URI"] = 'https://{Базовый URL
платформы}}/project-api/{ID проекта}/mlflow/'
os.environ["MLFLOW_TRACKING_TOKEN"] = '{Пользовательский Bearer token}'
```


После указания переменных окружения выполните все ячейки ноутбука последовательно.

По завершении выполнения ноутбука убедитесь, что:

1. В пункте меню *Development* → *Experiments* появился эксперимент с именем *autotestPredict*.
2. Внутри эксперимента зафиксирован успешно завершённый Run.
3. Артефакты модели сохранены в S3-бакете проекта по пути *s3://app-/<experiment_id>/<run_id>*.

Для дальнейшего использования модели выполните её регистрацию в MLflow:

- Откройте соответствующий Run эксперимента.
- Создайте новую модель, указав произвольное имя.
- Убедитесь, что модель отображается в списке на странице *Models*.

После выполнения данного шага обученная модель готова к использованию в сценариях Online и Batch применения.

Применение модели

На основе результатов экспериментов трансформируем обученную модель в исполняемую.

Online-применение

Цель: развернуть обученную и зарегистрированную в MLflow модель в виде online-сервиса для получения прогнозов в режиме реального времени.

Для выполнения создадим Helm Chart online-сервиса, а затем развернём сервис в кластере Kubernetes.

Перейдите в раздел *Deployment* → *Online Services* и на вкладке *Helm Charts* нажмите **+ New Chart**.

На вкладке *1. Main Settings* укажите основные параметры чарта:

- *Chart Name* - **dpredict**.
- *Service Name* - **dpredict**.
- *Description* - **Online-сервис для инференса обученной модели в режиме реального времени.**

Далее в блоке создания графа нажмите **Add Root Node**, а затем на отобразившейся форме добавления корневой ноды укажите её основные параметры:

- *Node Name* - **predictor**.
- *Type* - **MODEL**.

Нода *MODEL* является основной вычислительной единицей сервиса и отвечает за выполнение инференса зарегистрированной модели.

Когда основные параметры корневой ноды будут указаны, нажмите **Next**, чтобы перейти к заполнению вкладки параметров окружения *2. Environmentally Dependent*:

- *S3 URI* - путь к модели в S3-хранилище. Чтобы определить корректный путь, выполните следующие действия:

1. В новой вкладке браузера откройте UI платформы. Далее в проекте *Default Predict Demo* перейдите в раздел *Development* → *Experiments*.
 2. В веб-интерфейсе MLflow в основном меню выберите пункт *Experiments*.
 3. Откройте эксперимент с названием *autotestPredict*.
 4. В списке запусков нажмите на название интересующего Run.
 5. Перейдите на вкладку *Artifacts* и скопируйте отображаемый путь к артефактам модели.
 6. Вернитесь к форме настройки ноды и вставьте скопированный путь в поле *S3 URI*.
- В блоке *CPU* укажите:
 - *Requests* - **3**.
 - *Limits* - **3**.
 - В блоке *RAM* укажите:
 - *Requests* - **3**.
 - *Limits* - **3**.

Когда параметры окружения будут указаны, нажмите **Apply**. В результате нода будет создана, а сведения о ней отобразятся в блоке создания и визуализации графа.

После того как вы заполнили основные сведения о чарте, настроили структуру графа и добавили ноду, нажмите **Next**. Далее на вкладке *2. Environmentally Dependent* нажмите **Create**, чтобы сгенерировать чарт онлайн-сервиса. В результате сведения о новом чарте отобразятся в списке на вкладке *Helm Charts*.


Чтобы развернуть online-сервис, в списке напротив названия *dpredict* нажмите **Install|Upgrade**. Далее на отобразившейся форме *Install Helm Chart | Upgrade Helm Release* нажмите **Apply**.

После этого новый сервис будет развернут, а информация о нем отобразится на вкладке *Services*.

Выполнение запросов к модели

Цель: проверить корректность развертывания online-сервиса и убедиться, что модель успешно обрабатывает входные запросы.

Для выполнения отправим тестовый POST-запрос к REST API модели через Swagger UI.

После успешного запуска online-сервиса перейдите на вкладку *Deployment* → *Online Services* → *Services* и нажмите , чтобы перейти в Swagger UI соответствующей модели.

Затем выполните POST-запрос к эндпоинту `/seldon/app-dpredict/.../api/v1.0/predictions`.

В теле запроса передайте тестовые данные в следующем формате:

```
{
  "data":{
    "names":[
      "sex", "age", "car", "car_type", "decline_app_cnt", "good_work",
      "score_bki", "bki_request_cnt", "income",
      "foreign_passport", "days", "education_ACD", "education_GRD",
      "education_PGR", "education_SCH", "education_UGR",
      "region_rating_20", "region_rating_30", "region_rating_40",
      "region_rating_50", "region_rating_60", "region_rating_70",
      "region_rating_80", "home_address_1", "home_address_2",
      "home_address_3", "work_address_1", "work_address_2",
      "work_address_3", "sna_1", "sna_2", "sna_3", "sna_4",
      "first_time_1", "first_time_2", "first_time_3", "first_time_4"
    ],
    "tensor":{
      "shape":[
        1,
        37
      ],
      "values":[
        0, 3.4011973816621555, 0, 0, 0.6931471805599453, 0, 1.19598062,
        1.3862943611198906, 10.043292972227004, 0, 73,
        0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 1
      ]
    }
  }
}
```

Убедитесь, что сервис возвращает ответ с HTTP-кодом 200, содержащий результат предсказания модели. Успешное выполнение запроса подтверждает корректное развертывание online-сервиса.

Завершение работы с online-сервисом

Цель: освободить вычислительные ресурсы платформы после завершения проверки online-применения модели.

Для выполнения остановим компонент Seldon на уровне проекта.

После проверки корректности работы online-сервиса перейдите на страницу *General* → *Configuration*. В списке компонентов напротив *Seldon* переведите переключатель в положение **OFF**.

В результате выделенные ресурсы кластера будут высвобождены.

Пакетное применение

Цель: выполнить пакетный расчет прогнозов обученной модели на двух наборах данных (primary и baseline) и подготовить результаты для последующего мониторинга качества и данных.

Для выполнения последовательно выполним два сценария пакетного применения модели, каждый из которых включает:

1. Подготовку входных данных в Jupyter Notebook.
2. Запуск Batch Service в интерфейсе платформы.
3. Загрузку результатов инференса и их сохранение в БД.

Настройка среды разработки

Цель: создать среду разработки, используемую для подготовки данных и загрузки результатов пакетного инференса.

Для выполнения создадим Jupyter Notebook на базе образа среды разработки, предназначенного для пакетного применения и мониторинга.

Перейдите в раздел *Development* → *Notebooks* и создайте новый ноутбук со следующими параметрами:

- *Name* – введите **dpredict1**.
- *IDE* – **Jupyter**.
- *Image Name*: **jupyter-scipy:release-1.1.3**.
- *Resources* – объем выделяемых ресурсов для ноутбука:
 - *CPU* – **1**.
 - *RAM* – **1,5**.

Когда необходимые сведения будут указаны, нажмите **Create**. После этого информация о ноутбуке *dpredict1* отобразится в списке сред разработки.

Дождитесь, когда созданная среда разработки перейдет в статус *Ready*, а затем перейдите в неё, кликнув на логотип IDE.

Далее в открывшейся среде разработки склонируйте Git-репозиторий проекта, указанный при создании проекта, и переключитесь на рабочую ветку.

Подготовка данных для primary batch inference

Цель: подготовить входной набор признаков для пакетного инференса модели на primary-данных.

Для выполнения воспроизведем часть ноутбука *primary-pipeline.ipynb*, отвечающую за обработку исходных данных и формирование feature-датасета.

Откройте ноутбук *primary-pipeline.ipynb* в созданной среде и выполните его ячейки до шага **Загрузка primary предсказаний**.

На данном этапе автоматически выполняется:

- Настройка подключений к S3 и платформенной БД.
- Обработка файла *test.csv*.
- Формирование набора признаков для пакетного инференса.
- Сохранение датасета признаков в S3 проекта.

В результате в S3-хранилище проекта будет создан файл *primary_features.parquet*. Данный файл используется в качестве входных данных для Batch Service.

Создание и запуск Batch Service для primary-данных

Цель: выполнить пакетный инференс модели на primary-данных.

Для выполнения настроим Batch Service в интерфейсе платформы и сгенерируем Helm Chart для запуска Spark Job.

Перейдите на страницу *Deployment* → *Batch Services* и нажмите **Create**. Далее на вкладке *1. Main Settings* укажите следующие сведения:

- *Chart Name* – **batch-inference-primary**.
- *Description* – укажите **Пакетный расчет прогнозов демонстрационной модели на primary-данных**.
- *Model Name* – выберите название обученной и зарегистрированной в MLflow модели.
- Установите галочку в поле *Use Model Version*, а затем в поле *Model Version* выберите **1**.


Когда основная информация будет указана, нажмите **Next**, чтобы перейти к заполнению формы параметров окружения *2. Environmentally Dependent*.

На форме параметров окружения укажите:

- *Batch Service Schedule* – введите ***/5 * * * ***.
- *Input Data* – укажите **s3a://app-{project-id}/primary_features.parquet**, где *{project-id}* – это идентификатор текущего проекта.
- *Output Directory* – введите **s3a://{app-project-id}/inference_primary**, где *{project-id}* – это идентификатор текущего проекта.
- *Prediction Column Name* – **prediction_score**.
- *Cores* – **1**.
- *RAM* – **2**.
- *Instances* – **1**.
- *Cores* – **1**.
- *RAM* – **2**.
- *Successful Run History Limit* – **2**.
- *Failed Run History Limit* – **2**.

Когда необходимые сведения будут указаны, нажмите **Create and Install**, чтобы сгенерировать чарт нового сервиса и сразу развернуть его в кластере Kubernetes. После этого на отобразившейся форме *Install Helm Chart/Upgrade Helm Release* установите галочку в поле *Release Name Auto*, чтобы сгенерировать название релиза автоматически.

В завершение нажмите **Apply**. После установки релиза выполните следующие действия:

1. Перейдите на вкладку *Releases* и убедитесь, что релиз успешно создан.
2. Перейдите на вкладку *Services*, а затем напротив названия нового сервиса в столбце *Details* нажмите . Далее на отобразившейся странице *Runs* убедитесь, что запуск успешно завершился в статусе *Completed*.

Результат выполнения batch-сервиса сохраняется в S3-хранилище проекта.

Для проверки перейдите в раздел *Development* → *File Storage* и убедитесь, что в S3 появилась директория *inference_primary* с результатами инференса.

Завершение primary-пайплайна

Цель: загрузить результаты пакетного инференса в платформенную БД для дальнейшего использования в мониторинге.

Для выполнения воспроизведем оставшиеся ячейки кода ноутбука.

Вернитесь в ноутбук *primary-pipeline.ipynb* и выполните оставшиеся ячейки, начиная с шага **Загрузка primary предсказаний**.

На данном этапе:

- Результаты инференса считываются из директории *inference_primary*.
- Данные сохраняются в соответствующую таблицу платформенной БД.

Подготовка данных для baseline batch inference

Цель: подготовить входной набор признаков для пакетного инференса модели на baseline-данных.

Для выполнения воспроизведем часть ноутбука *baseline-pipeline.ipynb*, отвечающую за обработку исходных данных и формирование датасета.

Откройте ноутбук *baseline-pipeline.ipynb* в той же среде разработки и выполните его ячейки до шага **Загрузка baseline предсказаний**.

На данном этапе автоматически выполняется:

- Настройка подключений к S3 и платформенной БД.
- Обработка файла *train.csv*.
- Формирование набора признаков для пакетного инференса.
- Сохранение датасета признаков в S3 проекта.

В результате в S3-хранилище проекта будет создан файл *baseline_features.parquet*. Данный файл используется в качестве входных данных для Batch Service.

Создание и запуск Batch Service для baseline-данных

Цель: выполнить пакетный инференс обученной модели на baseline-данных.

Для выполнения настроим Batch Service в интерфейсе платформы, сгенерируем Helm Chart и запустим Spark Job для пакетного расчета прогнозов.

Перейдите на страницу *Deployment* → *Batch Services* и нажмите **Create**. Далее на вкладке *1. Main Settings* укажите следующие сведения:

- *Chart Name* – **batch-inference-baseline**.
- *Description* – укажите **Пакетный расчет прогнозов демонстрационной модели на baseline-данных**.
- *Model Name* – выберите название обученной и зарегистрированной в MLflow модели.
- Установите галочку в поле *Use Model Version*, а затем в поле *Model Version* выберите **1**.


Когда основная информация будет указана, нажмите **Next**, чтобы перейти к заполнению формы параметров окружения *2. Environmentally Dependent*.

На форме параметров окружения укажите:

- *Batch Service Schedule* – введите `*/5 * * * *`.
- *Input Data* – укажите `s3a://app-{project-id}/baseline_features.parquet`, где *{project-id}* – это идентификатор текущего проекта.
- *Output Directory* – введите `s3a://{app-project-id}/inference_baseline`, где *{project-id}* – это идентификатор текущего проекта.
- *Prediction Column Name* – **prediction_score**.
- *Cores* – **1**.
- *RAM* – **2**.
- *Instances* – **1**.
- *Cores* – **1**.
- *RAM* – **2**.
- *Successful Run History Limit* – **2**.
- *Failed Run History Limit* – **2**.

Когда необходимые сведения будут указаны, нажмите **Create and Install**, чтобы сгенерировать чарт нового сервиса и сразу развернуть его в кластере Kubernetes. После этого на отобразившейся форме *Install Helm Chart/Upgrade Helm Release* установите галочку в поле *Release Name Auto*, чтобы сгенерировать название релиза автоматически.

В завершение нажмите **Apply**. После установки релиза выполните следующие действия:

1. Перейдите на вкладку *Releases* и убедитесь, что релиз успешно создан.
2. Перейдите на вкладку *Services*, а затем напротив названия нового сервиса в столбце *Details* нажмите . Далее на отобразившейся странице *Runs* убедитесь, что запуск успешно завершился в статусе *Completed*.

Результат выполнения batch-сервиса сохраняется в S3-хранилище проекта.

Для проверки перейдите в раздел *Development* → *File Storage* и убедитесь, что в S3 появилась директория *inference_baseline* с результатами инференса.

Завершение baseline-пайплайна

Цель: загрузить результаты пакетного инференса на baseline-данных в платформенную БД для дальнейшего использования в мониторинге.

Для выполнения воспроизведем оставшиеся ячейки кода ноутбука.

Вернитесь в ноутбук *baseline-pipeline.ipynb* и выполните оставшиеся ячейки, начиная с шага **Загрузка baseline предсказаний**.


На данном этапе:

- Результаты инференса считываются из директории *inference_baseline*.
- Данные сохраняются в соответствующую таблицу платформенной БД.

Завершение работы с пакетными сервисами

Цель: освободить вычислительные ресурсы платформы после завершения пакетного применения модели.

Для выполнения удалим развернутые релизы Batch Services, использованные для primary и baseline сценариев.

Перейдите на страницу *Deployment* → *Batch Services* → *Releases*, а затем в списке релизов напротив названий сервисов пакетного применения, созданных в рамках демонстрационного сценария, нажмите  и подтвердите операцию.

После удаления релизов соответствующие Spark Jobs будут остановлены, а используемые вычислительные ресурсы высвобождены.

Мониторинг

В данном разделе демонстрируется настройка и использование мониторинга качества и данных модели с помощью компонента Drift Monitoring.

Создание источника данных

Цель: обеспечить доступ Drift Monitoring к данным, используемым для расчета метрик.

Для выполнения создадим Data Source в интерфейсе платформы.

Для работы мониторинга требуется подключение к базе данных, в которой хранятся таблицы *inference_baseline* и *inference_primary*.

Источник данных создается в интерфейсе платформы на странице *General* → *Data Sources*. Параметры подключения зависят от конкретного окружения и должны быть получены у Администратора платформы.

После создания источник данных будет доступен для выбора при настройке Drift Monitor.

Настройка Drift Monitor

Цель: настроить мониторинг данных и качества модели на основе *baseline* и *primary* выборок.

Для выполнения создадим Drift Monitor и сгенерируем Helm Chart для запуска Spark Job мониторинга.

Перейдите на страницу *Production* → *Monitoring* и нажмите **Create**.

Далее на вкладке *1. Main Settings* укажите следующие параметры:

- *Chart Name* – **dpmonitor**.
- *Monitor Type* – **Inference**.
- *Description* – **Мониторинг качества прогнозов и статистического дрейфа данных для демонстрационной модели на основе *baseline* и *primary* выборок.**
- *Data Source* – выберите название источника данных.
- *Primary Table* – **inference_primary**.
- *Baseline Table* – **inference_baseline**.
- *Problem Type* – **binary classification**.
- *Timestamp Column Name* – **app_date**.
- *Prediction Column Name* – **prediction_score**.
- *True Label Column Name* – **true_label**.
- *Windows* – **3 week**.
- *Metrics and Threshold* – нажмите **+ Add Metrics**, а затем на отобразившейся форме *Add Metrics* установите галочку напротив *All Metrics*. После этого напротив каждой метрики в поле *in perc.* введите **15** и нажмите **Add**.

Далее на вкладке *1. Main Settings* нажмите **Next**, чтобы настроить параметры окружения и на отобразившейся форме *2. Environmentally Dependent* укажите следующие сведения:

- *Monitoring Schedule* – ***/30 * * * ***.
- *Successful Run History Limit* – **2**.
- *Failed Run History Limit* – **2**.
- *Cores* – **2**.
- *RAM* – **2**.
- *Instances* – **1**.
- *Cores* – **2**.
- *RAM* – **2**.


Когда все сведения будут указаны, нажмите **Create and Install**, чтобы сгенерировать чарт нового сервиса и сразу развернуть его в кластере Kubernetes. После этого на отобразившейся форме *Install Helm Chart/Upgrade Helm Release* установите галочку в поле *Release Name Auto*, чтобы сгенерировать название релиза автоматически.

В завершение нажмите **Apply**. После установки релиза перейдите на вкладку *Releases* и убедитесь, что сервис мониторинга успешно создан.

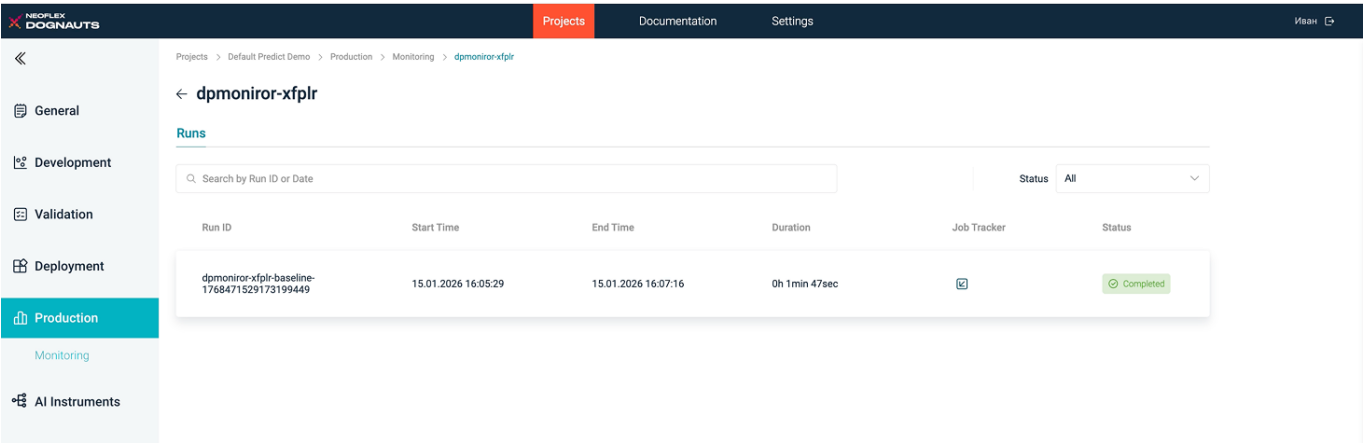
Просмотр результатов мониторинга

Цель: проанализировать результаты мониторинга качества и данных модели.

Для выполнения откроем дашборд мониторинга.


Перейдите на вкладку *Services*, а затем напротив названия развернутого сервиса нажмите , чтобы инициировать внеплановый расчет метрик по таблице *inference_baseline*.

Далее на вкладке *Services* в столбце *Details* нажмите  и убедитесь, что Run завершился в статусе *Completed*.

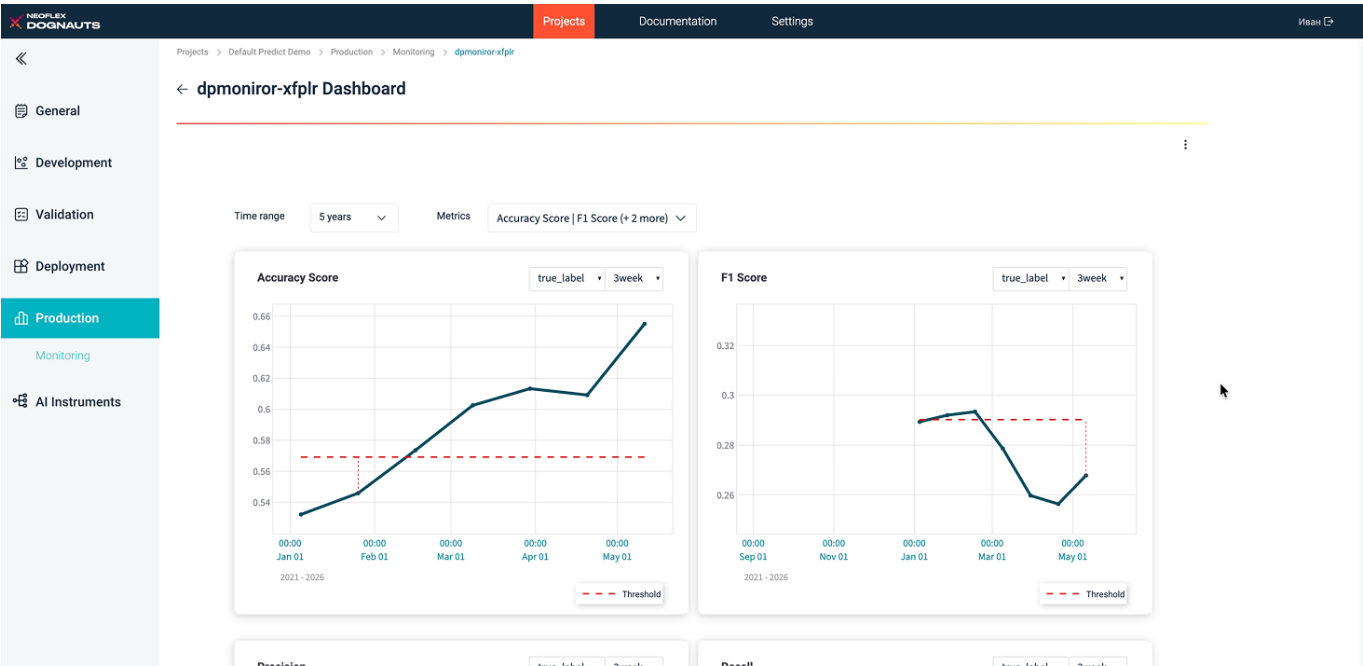


После этого вернитесь на вкладку *Services* и выполните повторный запуск, чтобы инициировать внеплановый расчет метрик по таблице *inference_primary*.

Далее на странице *Services* → *Details* проверьте, что Run успешно завершился.

Теперь вы можете перейти на вкладку *Services* и ознакомиться с результатами мониторинга. Для этого нажмите  в столбце *Monitor Dashboard*, а затем на странице просмотра дашборда в поле *Time range* выберите **5 years**, а в поле *Metrics* выберите **Select all**.

В результате отобразится графическое представление метрик в формате временных рядов.



Завершение работы

Цель: Завершим работу над проектом.

Для выполнения используем существующий функционал платформы.

Обратите внимание, что при повторном воспроизведении сценария возникают ошибки переиспользования предыдущих экспериментов и моделей.