МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева» (Самарский университет)

Институт информатики, математики и электроники
Факультет информатики
Кафедра технической кибернетики

Отчет по лабораторной работе № 2 по курсу «Инженерия данных»

Тема: «Инференс и обучение НС»

Выполнил Самигуллин Равиль Группа 6133 – 010402D Преподаватель Парингер Р.А

Содержание

Содержание	2
Техническое задание	3
Задание 1: Пайплайн для инференса данных	5
Задание 2: Пайплайн для обучения модели	14
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	21

Техническое задание

Пайплайн для инференса данных

В рамках данного задания предлагается построить пайплайн, который реализует систему "Автоматического распознавания речи" для видеофайлов.

Построенный пайплайн будет выполнять следующие действия поочередно:

Производить мониторинг целевой папки на предмет появления новых видеофайлов.

Извлекать аудиодорожку из исходного видеофайла.

Преобразовывать аудиодорожку в текст с помощью нейросетевой модели.

Формировать конспект на основе полученного текста.

Формировать выходной .pdf файл с конспектом.

Пайплайн для обучения модели

В рамках данного задания предлагается построить пайплайн, который реализует систему автоматического обучения/дообучения нейросетевой модели.

Предлагается самостоятельно выбрать набор данных и модель для обучения. Например, можно реализовать пайплайн для обучения модели, которую вы планируете использовать в вашей НИР или ВКРМ. Это также позволит вам добавить отдельный пункт в ваш отчет.

Итак, пайплайн будет выполнять следующие действия:

Читать набор файлов из определенного источника (файловой системы, сетевого интерфейса и т.д.).

Формировать пакет данных для обучения модели.

Обучать модель.

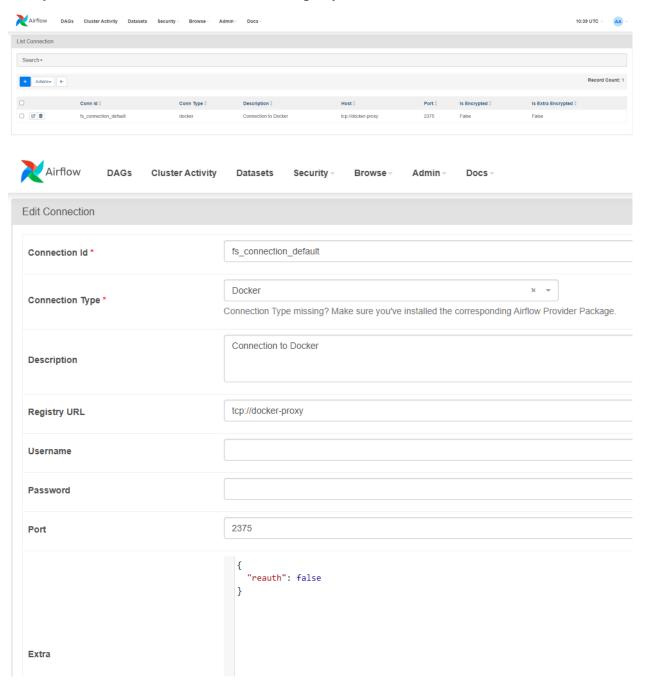
Сохранять данные результатов обученя (логи, значения функции ошибки) в текстовый файл

Для успешного выполнения задания необходимо продемонстрировать успешность обучения модели и приложить файл .ipynb, в котором продемонстрирован процесс инференса данной модели.

Задание 1: Пайплайн для инференса данных.

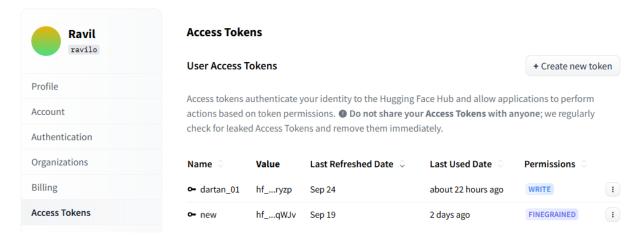
1. Подключение dockeroperator для выполнения ЛР.

Для работы task-а по ожиданию получения нового видео необходимо создать новое подключение к airflow. Для создания подключения переходим в Airflow по адресу http://localhost:8080/connection/list/ или мы можем в Airflow пройти по пути Admin>>Connections, как на рисунке ниже.



2. Взять api c hagging face

Я уже был зарегистрирован на hagging face, и использовал оттуда токен на



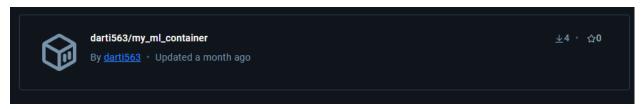
Для нашей задачи нужен токен на write, так как мы не собираемся качать модель и работать через pipeline (функция transformers hagging face), а будем отправлять json.

3. Создание docker образа

Создал докер образ, как я понял можно использовать сам контейнер или его образ из docker hub, через первый способ у меня не особо получилось поэтому я загрузил образ на докер хаб.

```
★ File Edit Selection View ··· ← →
                                                     Search [Administrator]
                                                                                        Ⅲ …
      C: > Users > darti > Desktop > IR1_Pipeline > lab2 > 	→ Dockerfile > ...
            FROM python:3.10-slim
            # Устанавливаем рабочую директорию
            WORKDIR /data
            COPY audio to text.py summarize text.py save to pdf.py ./
            # Устанавливаем необходимые библиотеки
            RUN pip install --no-cache-dir \
pandas \
                numpy \
                tensorflow \
                scikit-learn \
                fpdf \
                requests
```

Докер хаб: https://hub.docker.com/r/darti563/my_ml_container



В итоге копирование питон файлов в контейнер, мне не приходилось так как, я решил, что лучше монтировать папку data с скриптами, и использовать её для хранения и модификации скриптов при необходимости.

Я добавил несколько библиотек для обучения моделей в контейнер, tensorflow и requests для отправки json на сервера hagging face.

4. Написание DAG.

```
dag_lr2_task_1.py >
      from airflow import DAG
      from airflow.providers.docker.operators.docker import DockerOperator
      from airflow.sensors.filesystem import FileSensor
from docker.types import Mount # Импортируем Mount
      default_args = {
         'owner': 'darti',
           'start_date': datetime(2024, 1, 2),
          'retries': 1,
     dag = DAG(
           'audio_to_pdf',
         default_args=default_args,
         description='DAG for extracting audio, transforming to text, summarizing, and saving as PDF',
         schedule_interval=None,
     wait_for_new_file = FileSensor(
         task_id='wait_for_new_file',
         poke_interval=10, # Interval to check for new files (in seconds)
         filepath= '/opt/airflow/data',
fs_conn_id='fs_connection_default', # Target folder to monitor
          dag=dag,
     extract_audio = DockerOperator(
        task_id='extract_audio',
        image='jrottenberg/ffmpeg',
        command='-i /data/input_video.mp4 -vn -acodec copy /data/audio.aac',
         mounts=[Mount(source='/data', target='/data', type='bind')],
         docker_url="tcp://docker-proxy:2375",
         dag=dag,
      transform_audio_to_text = DockerOperator(
         task_id='transform_audio_to_text',
          image='darti563/my_ml_container',
         command=[
                   '/data/audio_to_text.py',
                   '/data/text.txt'
          mounts=[Mount(source='/data', target='/data', type='bind')],
          docker_url="tcp://docker-proxy:2375",
          dag=dag,
```

```
summarize_text = DockerOperator(
   task_id='summarize_text',
    image='darti563/my_ml_container',
   command=[
             '/data/summarize_text.py',
             '/data/summary.txt
   mounts=[Mount(source='/data', target='/data', type='bind')],
   docker_url="tcp://docker-proxy:2375",
   dag=dag,
save_to_pdf = DockerOperator(
   task_id='save_to_pdf',
   image='darti563/my_ml_container',
   command=[
             '/data/save_to_pdf.py',
             '/data/summary.txt',
             '/data/result.pdf'
   mounts=[Mount(source='/data', target='/data', type='bind')],
   docker url="tcp://docker-proxy:2375",
wait_for_new_file >> extract_audio >> transform_audio_to_text >> summarize_text >> save_to_pdf
```

5. Контейнер с ffmpeg

Я для каждой задачи кроме первой file sensor, docker operator для первой задачи было логично использовать образ ffmpeg библиотека, которая работает с аудио и видео файлами, выполняем команду

-i /data/input_video.mp4 -vn -acodec copy /data/audio.aac

6. Скрипты для my_ml_container

При этом монтируя папку /data, после для всех задач использовал ml_container, который загрузил в хаб, и передаём в команде скрипт и переменные среды.

Но просто так это не заработает, в самом скрипте нужно прописать шейбенг #!/usr/bin/env python3

Который помогает системе выбрать сразу интерпретатор для запуска кода.

Пути к файлам мы уже используем в самом коде, тут ещё есть важный момент, так как я сижу на винде то есть проблема с end of line sequence.

В винде это CRLF (\r), а в системе unix которую использует контейнер это LF (\n), и при запуске скрипт может не сработать если мы не пропишем этот формат в vs code:

```
iew Select End of Line Sequence

LF

CRLF
```

После того, как я всё это учел мой скрипт наконец заработал.

Теперь можно переходить к описанию самих скриптов:

• transform_audio_to_text

```
#!/usr/bin/env python3
import requests
import sys
import json
API TOKEN = "
API_URL = "https://api-inference.huggingface.co/models/openai/whisper-small"
headers = {"Authorization": f"Bearer {API_TOKEN}"}
# Чтение входного аудиофайла, который передается как аргумент командной строки
input_file = sys.argv[1]
output file = sys.argv[2]
# Открываем аудиофайл и отправляем его на обработку в модель Whisper
with open(input_file, "rb") as f:
   audio data = f.read()
response = requests.post(API_URL, headers=headers, data=audio_data)
# Проверяем, успешно ли выполнен запрос
if response.status code == 200:
   result = response.json()
   # Сохраняем результат в выходной файл
   with open(output_file, 'w') as f:
        json.dump(result, f)
else:
    print("Error:", response.text)
    sys.exit(1)
```

Тут всё просто отправляем наш аудио файл модели для анализа используя json и api token, я замазал его, а вообще обычно гружу его через dotenv.

Пути для файла и выходного файла, мы берем из команды переданной системе.

```
return self.create_container_from_config(config, name, platform)
File "home/airflow/.local/lib/python3.8/site-packages/docker/ppi/container.pp", line 448, in create_container_from_config
return self._result(res, True)
File "home/airflow/.local/lib/python3.8/site-packages/docker/ppi/client.pp", line 270, in _result
self._raise_for_status(response)
File "home/airflow/.local/lib/python3.8/site-packages/docker/ppi/client.pp", line 270, in _raise_for_status
raise create_spl_error_from_intp_exception(e) from e
file "home/airflow/.local/lib/python3.8/site-packages/docker/errors.pp", line 39, in create_spl_error_from_http_exception
raise cis(e, response-response, explanation-explanation) from e
docker.errors_Airflow.local/lib/python3.8/site-packages/docker/errors.pp", line 38 Request ("invalid mount config for type "bind": bind source path does not exist: /tmp/airflow/tmpik@ee92u")
During handling of the above exception, another exception occurred:
Traceback (nost recent call list):
File "home/airflow.local/lib/python3.8/site-packages/airflow/providers/docker-operators/docker-oper,", line 347, in _run_inage
return self_run_inage_uith_mount(self.mounts, add_tmp_variable=alse)
File "home/airflow.local/lib/python3.8/site-packages/airflow/providers/docker-operators/docker-oper,", line 347, in _run_inage
return self_run_inage_uith_mount(self.mounts, add_tmp_variable=alse)
File "home/airflow.local/lib/python3.8/site-packages/airflow/providers/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operators/docker-operator
```

Так же может быть так при, первом запуске что модель на hagging face не доступна, это объясняется тем что сервер с моделью только запускается и был выключен так как никому не нужен(

Можно поставить задержку на 60 секунд после отправки, но я решил ничего не делать так как dag в любом случае повторит попытку.

summarize_text

```
import requests
import sys
API TOKEN = "F
API_URL = "https://api-inference.huggingface.co/models/facebook/bart-large-cnn" # Модель для резимирования
headers = {"Authorization": f"Bearer {API_TOKEN}"}
input file - sys.argv[1]
output_file = sys.argv[2]
with open(input_file, 'r') as f:
   text = f.read()
payload = {"inputs": text}
response = requests.post(API_URL, headers-headers, json-payload)
if response.status code == 200:
   result = response.json()
   with open(output_file, 'w') as f:
      for summary in result:
           f.write(summary['summary_text'] + '\n')
   print("Error:", response.text)
    sys.exit(1)
```

Так же используем json и арі для отправки серверу запрос, использовал барда для резюмирования. Арі снова замазал, ну всё же выкладывать его в открытый гит хаб не хочется.

save_to_pdf

```
#1/usr/bin/env python3

from fpdf import FPDF
import sys

# Получение входного текстового файла и имени выходного PDF-файла из аргументов командной строки
input_file = sys.argv[1]
output_file = sys.argv[2]

# Создание PDF-документа
pdf = FPDF()
pdf.add_page()
pdf.set_font("Arial", size=12)

# Установка отступов
pdf.set_left_margin(20)

# Чтение текста из входного файла
with open(input_file, 'r') as f:
    text = f.read()

# Добавление текста в PDF с учетом ширимы страницы
# Используем multi_cell для автоматического переноса текста
pdf.multi_cell(0, 10, text)

# Сохранение PDF в выходной файл
pdf.output(output_file)
```

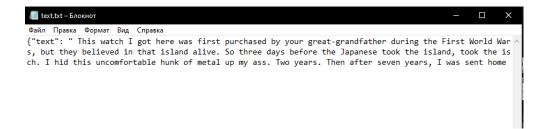
Постарался сделать выходной файл чуть лучше потому, что он выходил одной строкой до этого и упирался куда-то в край листа, решил, что будет лучше использовать multi_cell и ограничить лист.

7. Тестирование

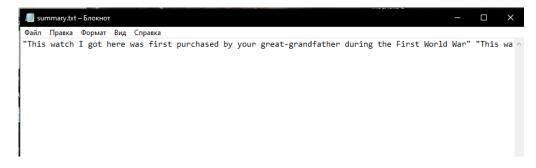
Решил взять легендарный монолог про золотые часы из Криминального чтива.



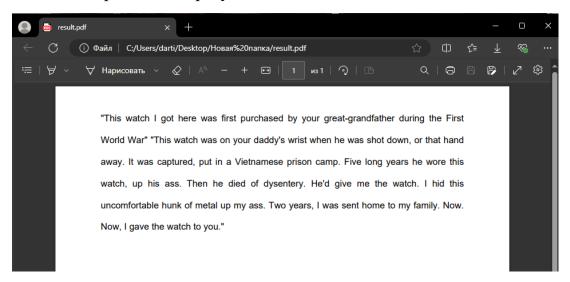
После получил text.txt



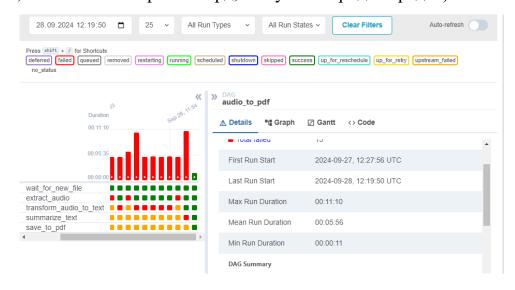
После summary.txt



И наконец финальный результат



Странно, именно так сократил бард, но суть он вроде передал)



Выполненый dag, попыток ушло намеренно, но он заработал.

Docker operator, работал не стабильно, чаще всего после перезапуска контейнера он работал нормально, но не при автоматическом включении airflow.

Задание 2: Пайплайн для обучения модели.

Я уже создал в прошлом задании контейнер с нужными библиотеками, так что можно использовать его для выполнения задания.

1. Разработка DAG

```
dag_lr2_task_2.py > ...
     from datetime import datetime
     from airflow import DAG
      from airflow.providers.docker.operators.docker import DockerOperator
     from docker.types import Mount # Импортируем Mount
     from airflow.sensors.filesystem import FileSensor
     default_args = {
          'start_date' : datetime(2024, 1, 2),
          "retries": 1,
      dag = DAG(
          'model_learning',
          default_args = default_args,
          description='DAG for learn model',
          schedule_interval=None,
      # Задача 1: Загрузка и предобработка данных
      load and preprocess = DockerOperator(
          task id='load and preprocess data',
          image="darti563/my_ml_container",
          command=["python", "/data/load_and_preprocess_data.py"],
          mounts=[Mount(source='/data', target='/data', type='bind')],
          docker url="tcp://docker-proxy:2375",
          dag=dag,
      # Задача 2: Обучение модели
      load data train model = DockerOperator(
          task_id = 'load_data_train_model',
          image = "darti563/my_ml_container",
          command = ["python", "/data/load_data_train_model.py"],
          mounts=[Mount(source='/data', target='/data', type='bind')],
          docker url="tcp://docker-proxy:2375",
          dag=dag,
42
      load_and_preprocess >> load_data_train_model
```

- 1. Загрузка и предобработка данных (load_and_preprocess_data): Эта задача запускает контейнер Docker с образом darti563/my_ml_container и выполняет скрипт load_and_preprocess_data.py для загрузки и предобработки данных. Данные монтируются в контейнер с локальной директории /data.
- 2. Обучение модели (load_data_train_model): После завершения первой задачи эта задача запускает другой Docker-контейнер с тем же образом и выполняет скрипт load_data_train_model.py для обучения модели.
- 2. Разработка скрипта для подготовки данных

```
load_and_preprocess_data.py > ...
 1 import os
      from sklearn.model_selection import train_test_split
     from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
     # Путь к папке с данными
data_dir = '/data/lr2'
     output dir = '/data/lr2/opr' # Папка для сохранения обработанных данных
     os.makedirs(output_dir, exist_ok=True) # Создаем папку, если её нет
     def load_and_preprocess_data():
          data_frames = []
          for file_name in os.listdir(data_dir):
           if file_name.endswith('.csv'):
                file_path = os.path.join(data_dir, file_name)
                    df = pd.read_csv(file_path)
                    data_frames.append(df)
           full_data = pd.concat(data_frames, ignore_index=True)
           label_encoder = LabelEncoder()
           full_data['diagnosis'] = label_encoder.fit_transform(full_data['diagnosis'])
           X = full_data.drop(columns=['diagnosis']) # Признаки
           y = full_data['diagnosis']
          # Разделяем данные на обучающую и тестовую выборки
          X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
          X_train.to_csv(os.path.join(output_dir, 'X_train.csv'), index=False)
X_test.to_csv(os.path.join(output_dir, 'X_test.csv'), index=False)
y_train.to_csv(os.path.join(output_dir, 'y_train.csv'), index=False)
y_test.to_csv(os.path.join(output_dir, 'y_test.csv'), index=False)
           print("Предобработанные данные сохранены в папке:", output_dir)
      if __name__ == "__main__":
           load_and_preprocess_data()
```

Данный код выполняет следующие задачи

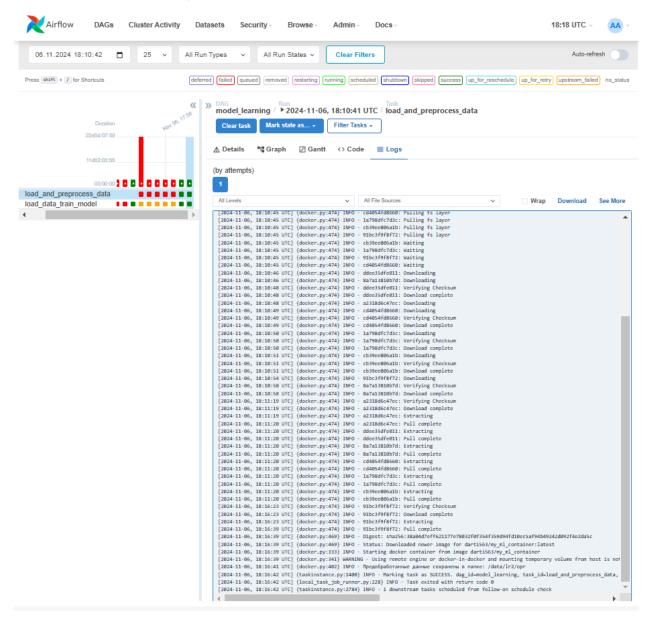
- Загрузка данных: Все файлы CSV в папке /data/lr2 загружаются и объединяются в один DataFrame.
- Кодирование меток: Категориальные метки в колонке diagnosis кодируются в числовой формат с помощью LabelEncoder.
- Разделение данных: Данные делятся на признаки (X) и метки (y), а затем на обучающую и тестовую выборки с помощью train_test_split.
- Сохранение данных: Обучающие и тестовые наборы данных сохраняются как отдельные CSV-файлы в папке /data/lr2/opr.
- 3. Разработка скрипта для создания обучения модели нейронной сети

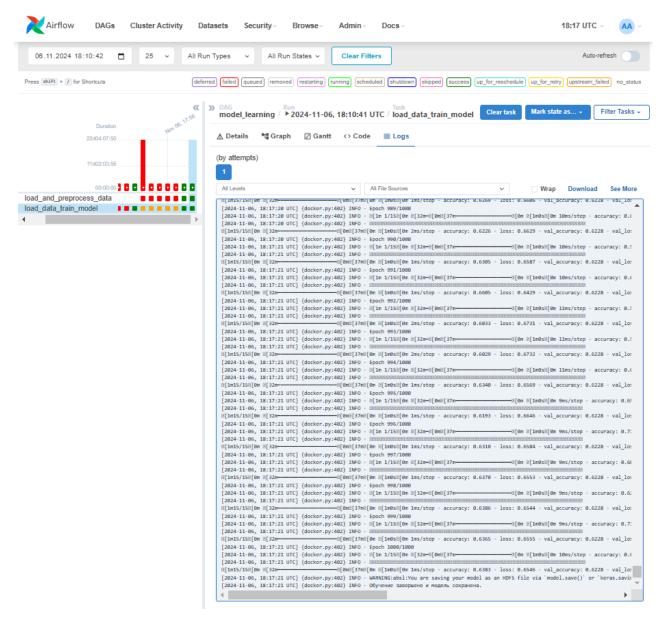
```
🕏 load_data_train_model.py > ...
      import os
       import numpy as np
      import tensorflow as tf
      from sklearn.datasets import load_breast_cancer
      from tensorflow.keras.models import Sequential
      from tensorflow.keras.layers import Dense
      from tensorflow.keras.callbacks import CSVLogger
      data dir = '/data/lr2/opr
      X_train = pd.read_csv(os.path.join(data_dir, 'X_train.csv')).values
X_test = pd.read_csv(os.path.join(data_dir, 'X_test.csv')).values
y_train = pd.read_csv(os.path.join(data_dir, 'y_train.csv')).values.ravel()
y_test = pd.read_csv(os.path.join(data_dir, 'y_test.csv')).values.ravel()
      model = Sequential([
          Dense(30, input_shape=(X_train.shape[1],), activation='relu'), # Входной слой с 30 нейро
           Dense(15, activation='relu'), # Скрытый слой с 15 нейронами и функцией активации ReLU
Dense(1, activation='sigmoid') # Выходной слой с 1 нейроном и сигмоидальной активацией дл
      model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
       # Задаем директорию для сохранения логов обучения
      log_dir = '/data/logs
      os.makedirs(log_dir, exist_ok=True)
      log_file = os.path.join(log_dir, 'training_logs.csv')
      csv_logger = CSVLogger(log_file, append=True)
      model.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_test, y_test), epochs=1000, callbacks=[csv_loge
      # Сохраняем обученную модель в файл в указанной директории
      model.save(os.path.join(log_dir, 'trained_model.h5'))
      print("Обучение завершено и модель сохранена.")
```

Данный код выполняет следующие задачи:

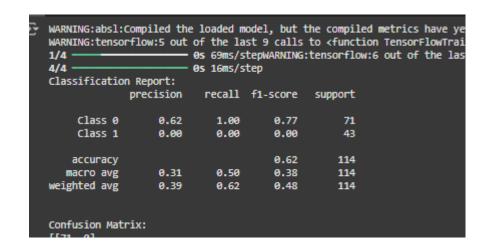
- 1) Загрузка данных: Чтение предварительно обработанных данных (обучающих и тестовых) из файлов в папке /data/lr2/opr.
- 2) Определение модели: Создание нейронной сети с использованием Keras:
 - Входной слой с 30 нейронами и активацией ReLU.
 - Скрытый слой с 15 нейронами и активацией ReLU.
 - Выходной слой с одним нейроном и сигмоидальной активацией для бинарной классификации.
- 3) Компиляция модели: Настройка модели с оптимизатором adam, функцией потерь binary crossentropy и метрикой ассигасу.
- 4) Логирование обучения: Создание лог-файла training_logs.csv в папке /data/logs для записи метрик обучения с помощью CSVLogger.
- 5) Обучение модели: Тренировка модели на 1000 эпох, с использованием тестовых данных для проверки на каждой эпохе. Логи записываются в training_logs.csv.
- 6) Сохранение модели: После обучения модель сохраняется в файл trained_model.h5 в папке /data/logs.

4. Выполнение dag:





5. Процесс инференса модели



Я решил использовать не написанную мной модель, а модель из sklearn и до

обучить её, так как мной написанная модель, просто выбирала 1 класс и процесса обучения как такового не было(.

Я увеличивал число нейронов, делал dropout и делал балансировку данных, но ничего не сработало, надо было скорее всего брать уже готовую модель, или обучать более чем 1000 эпох.

Возможно стоило взять датасет по проще.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения лабораторной работы были получены 2 пайплайна:

- 1. Для работы с llm и серверными аі ботами которые обрабатывают запросы. Использовался hagging face, и в ходе выполнения был получен пайплайн, который обрабатывапет входное видео преобразует его в аудио, преобразует аудио в текст, после модель ии сокращает текст, и он сохраняется в pdf.
- 2. Для предобработки данных и до обучения модели, пайплайн работает, но качество обучения всё же зависит от сложности самой схемы нейронной сети, от данных, которые мы даём ей на обучение и от характеристик самого обучения, возможно я не до обучил модель на 1000 эпох. Но тем не менее модель работает.