✓ Практическое задание №2

Общая терминология по используемым данным

Предоставляемые данные для разработки моделей и алгоритмов трекинга мяча в теннисе представляют собор набор игр (game), состоящих из нескольких клипов (clip), каждый из которых состоит из набора кадров (frame). Обратите внимание на структуру организации файлов внутри предоставляемого датасета для полного понимания.

Большинство алгоритмов трекинга объектов работают с несколькими последовательными кадрами, и в данном задании также подразумевается использование этого приема. Последовательность нескольких кадров будем именовать стопкой (stack), размер стопки (stack_s) является гиперпараметром разрабатываемого алгоритма.

Заготовка решения

Загрузка датасета

Для работы с данными в ноутбуке kaggle необходимо подключить датасет. File -> Add or upload data, далее в поиске написать tennistracking-assignment и выбрать датасет. Если поиск не работает, то можно добавить датасет по url: https://www.kaggle.com/xubiker/tennistrackingassignment. После загрузки данные датасета будут примонтированы в .../input/tennistrackingassignment.

Установка и импорт зависимостей

Установка необходимых пакетов (не забудьте "включить интернет" в настройках ноутбука kagqle):

```
!pip install moviepy --upgrade
!pip install gdown
     Requirement already satisfied: moviepy in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (1.0.3)
     Requirement already satisfied: decorator<5.0,>=4.0.2 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from moviepy) (4.4.2)
     Requirement already satisfied: tqdm<5.0,>=4.11.2 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from moviepy) (4.66.1)
     Requirement already satisfied: requests<3.0,>=2.8.1 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from moviepy) (2.31.0)
     Requirement already satisfied: proglog<=1.0.0 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from moviepy) (0.1.10)
     Requirement already satisfied: numpy>=1.17.3 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from moviepy) (1.24.3)
     Requirement already satisfied: imageio<3.0,>=2.5 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from moviepy) (2.31.1)
     Requirement already satisfied: imageio-ffmpeg>=0.2.0 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from moviepy) (0.4.9)
     Requirement already satisfied: pillow>=8.3.2 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from imageio<3.0,>=2.5->moviepy) (10.1.0)
     Requirement already satisfied: setuptools in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from imageio-ffmpeg>=0.2.0->moviepy) (68.1.2)
     Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests<3.0,>=2.8.1->movi@
     Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests<3.0,>=2.8.1->moviepy) (3.4)
     Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests<3.0,>=2.8.1->moviepy) (1
     Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests<3.0,>=2.8.1->moviepy) (2
     Requirement already satisfied: gdown in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (4.7.1)
     Requirement already satisfied: filelock in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from gdown) (3.12.2)
     Requirement already satisfied: requests[socks] in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from gdown) (2.31.0)
     Requirement already satisfied: six in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from gdown) (1.16.0)
     Requirement already satisfied: tqdm in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from gdown) (4.66.1)
     Requirement already satisfied: beautifulsoup4 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from gdown) (4.12.2)
     Requirement already satisfied: soupsieve>1.2 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from beautifulsoup4->gdown) (2.3.2.post1)
     Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests[socks]->gdown) (3
     Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests[socks]->gdown) (3.4)
     Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests[socks]->gdown) (1.26.15
     Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests[socks]->gdown) (2023.11
     Requirement already satisfied: PySocks!=1.5.7,>=1.5.6 in /opt/conda/lib/python3.10/site-packages (from requests[socks]->gdown) (1.7
```

После установки пакетов для корректной работы надо обязательно перезагрузить ядро. Run -> Restart and clear cell outputs. Без сего действа будет ошибка при попытке обращения к библиотеке moviepy при сохранении визуализации в виде видео. Может когда-то авторы библиотеки это починят...

Импорт необходимых зависимостей:

```
from pathlib import Path
from typing import List, Tuple, Sequence
import numpy as np
from numpy import unravel_index
from PIL import Image, ImageDraw, ImageFont
```

```
from tqdm import tqdm, notebook
from moviepy.video.io.ImageSequenceClip import ImageSequenceClip
import math
from scipy.ndimage import gaussian_filter
import cv2 as cv
import gdown
import IPython.display
import torch
from torch import nn
from torch.nn import functional as F
import torchvision
from torchvision.transforms import v2
import matplotlib as mpl
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import gc
import time
import random
import csv
```

Набор функций для загрузки данных из датасета

Функция load_clip_data загружает выбранный клип из выбранной игры и возвращает его в виде numpy массива [n_frames, height, width, 3] типа uint8. Для ускорения загрузки используется кэширование - однажды загруженные клипы хранятся на диске в виде npz архивов, при последующем обращении к таким клипам происходит загрузка npz архива.

Также добавлена возможность чтения клипа в половинном разрешении 640х360, вместо оригинального 1280х720 для упрощения и ускорения разрабатываемых алгоритмов.

Функция load_clip_labels загружает референсные координаты мяча в клипе в виде numpy массива [n_frames, 4], где в каждой строке массива содержатся значения [code, x, y, q]. x, у соответствуют координате центра мяча на кадре, q не используется в данном задании, code описывает статус мяча:

- code = 0 мяча в кадре нет
- code = 1 мяч присутствует в кадре и легко идентифицируем
- code = 2 мяч присутствует в кадре, но сложно идентифицируем
- code = 3 мяч присутствует в кадре, но заслонен другими объектами.

При загрузке в половинном разрешении координаты х, у делятся на 2.

Функция load_clip загружает выбранный клип и соответствующий массив координат и возвращает их в виде пары.

```
def get_num_clips(path: Path, game: int) -> int:
   return len(list((path / f'game{game}/').iterdir()))
def get_game_clip_pairs(path: Path, games: List[int]) -> List[Tuple[int, int]]:
   return [(game, c) for game in games for c in range(1, get_num_clips(path, game) + 1)]
def load_clip_data(path: Path, game: int, clip: int, downscale: bool, quiet=False) -> np.ndarray:
   if not quiet:
       suffix = 'downscaled' if downscale else ''
       print(f'loading clip data (game {game}, clip {clip}) {suffix}')
   cache_path = path / 'cache'
   cache_path.mkdir(exist_ok=True)
   resize_code = '_ds2' if downscale else ''
   cached_data_name = f'{game}_{clip}{resize_code}.npz'
   if (cache_path / cached_data_name).exists():
       clip_data = np.load(cache_path / cached_data_name)['clip_data']
   else:
       clip_path = path / f'game{game}/clip{clip}'
       n_imgs = len(list(clip_path.iterdir())) - 1
       imgs = [None] * n_imgs
       for i in notebook.tqdm(range(n_imgs)):
           img = Image.open(clip_path / f'{i:04d}.jpg')
               img = img.resize((img.width // 2, img.height // 2),)
```

```
imgs[i] = np.array(img, dtype=np.uint8)
       clip_data = np.stack(imgs)
       cache_path.mkdir(exist_ok=True, parents=True)
       np.savez_compressed(cache_path / cached_data_name, clip_data=clip_data)
   return clip data
def load_clip_labels(path: Path, game: int, clip: int, downscale: bool, quiet=False):
   if not quiet:
       print(f'loading clip labels (game {game}, clip {clip})')
   clip_path = path / f'game{game}/clip{clip}'
   labels = []
   with open(clip_path / 'labels.csv') as csvfile:
       lines = list(csv.reader(csvfile))
       for line in lines[1:]:
            values = np.array([-1 if i == '' else int(i) for i in line[1:]])
           if downscale:
               values[1] //= 2
               values[2] //= 2
           labels.append(values)
   return np.stack(labels)
def load_clip(path: Path, game: int, clip: int, downscale: bool, quiet=False):
   data = load_clip_data(path, game, clip, downscale, quiet)
   labels = load_clip_labels(path, game, clip, downscale, quiet)
   return data, labels
```

Набор дополнительных функций

Еще несколько функций, немного облегчающих выполнение задания:

- prepare_expariment создает новую директорию в out_path для хранения результатов текущего эксперимента. Нумерация выполняется автоматически, функция возвращает путь к созданной директории эксперимента;
- ball_gauss_template создает "шаблон" мяча, может быть использована в алгоритмах поиска мяча на изображении по корреляции;
- create_masks принимает набор кадров и набор координат мяча, и генерирует набор масок, в которых помещает шаблон мяча на заданные координаты. Может быть использована при обучении нейронной сети семантической сегментации;

```
def prepare experiment(out path: Path) -> Path:
   out_path.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
   dirs = [d for d in out_path.iterdir() if d.is_dir() and d.name.startswith('exp_')]
   experiment_id = max(int(d.name.split('_')[1]) for d in dirs) + 1 if dirs else 1
   exp_path = out_path / f'exp_{experiment_id}'
   exp_path.mkdir()
   return exp path
def ball_gauss_template(rad, sigma):
   x, y = np.meshgrid(np.linspace(-rad, rad, 2 * rad + 1), np.linspace(-rad, rad, 2 * rad + 1))
   dst = np.sqrt(x * x + y * y)
   gauss = np.exp(-(dst ** 2 / (2.0 * sigma ** 2)))
   return gauss
def create_masks(data: np.ndarray, labels: np.ndarray, resize):
   rad = 64 #25
   sigma = 10
   if resize:
       rad //= 2
   ball = ball_gauss_template(rad, sigma)
   n_frames = data.shape[0]
   sh = rad
   masks = []
   for i in range(n_frames):
       label = labels[i, ...]
       frame = data[i, ...]
       if 0 < label[0] < 3:
           x, y = label[1:3]
            mask = np.zeros((frame.shape[0] + 2 * rad + 2 * sh, frame.shape[1] + 2 * rad + 2 * sh), np.float32)
           mask[y + sh : y + sh + 2 * rad + 1, x + sh : x + sh + 2 * rad + 1] = ball
           mask = mask[rad + sh : -rad - sh, rad + sh : -rad - sh]
            masks.append(mask)
       else:
            masks.append(np.zeros((frame.shape[0], frame.shape[1]), dtype=np.float32))
```

return np.stack(masks)

Набор функций, предназначенных для визуализации результатов

Функция visualize_prediction принимает набор кадров, набор координат детекции мяча (можно подавать как референсные значения, так и предсказанные) и создает видеоклип, в котором отрисовывается положение мяча, его трек, номер кадра и метрика качества трекинга (если она была передана в функцию). Видеоклип сохраняется в виде mp4 файла. Кроме того данная функция создает текстовый файл, в который записывает координаты детекции мяча и значения метрики качества трекинга.

Функция visualize_prob принимает набор кадров и набор предсказанных карт вероятности и создает клип с наложением предсказанных карт вероятности на исходные карты. Области "подсвечиваются" желтым, клип сохраняется в виде mp4 видеофайла. Данная функция может быть полезна при наличии в алгоритме трекинга сети, осуществляющей семантическую сегментацию.

```
def add frame number(frame: np.ndarray, number: int) -> np.ndarray:
    fnt = ImageFont.load_default() # ImageFont.truetype("arial.ttf", 25)
    img = Image.fromarray(frame)
   draw = ImageDraw.Draw(img)
   draw.text((10, 10), f'frame {number}', font=fnt, fill=(255, 0, 255))
   return np.array(img)
def _vis_clip(data: np.ndarray, lbls: np.ndarray, metrics: List[float] = None, ball_rad=5, color=(255, 0, 0), track_length=10):
    print('perfoming clip visualization')
    n_frames = data.shape[0]
    frames res = []
    fnt = ImageFont.load_default() # ImageFont.truetype("arial.ttf", 25)
    for i in range(n_frames):
       img = Image.fromarray(data[i, ...])
       draw = ImageDraw.Draw(img)
       txt = f'frame {i}'
       if metrics is not None:
           txt += f', SiBaTrAcc: {metrics[i]:.3f}'
       draw.text((10, 10), txt, font=fnt, fill=(255, 0, 255))
       label = lbls[i]
       if label[0] != 0: # the ball is clearly visible
            px, py = label[1], label[2]
            draw.ellipse((px - ball_rad, py - ball_rad, px + ball_rad, py + ball_rad), outline=color, width=2)
            for q in range(track_length):
                if lbls[i-q-1][0] == 0:
                   break
                if i - q > 0:
                   draw.line((lbls[i - q - 1][1], lbls[i - q - 1][2], lbls[i - q][1], lbls[i - q][2]), fill=color)
       frames res.append(np.array(img))
    return frames_res
def _save_clip(frames: Sequence[np.ndarray], path: Path, fps):
    assert path.suffix in ('.mp4', '.gif')
    clip = ImageSequenceClip(frames, fps=fps)
    if path.suffix == '.mp4':
       clip.write_videofile(str(path), fps=fps, logger=None)
    else:
       clip.write_gif(str(path), fps=fps, logger=None)
def _to_yellow_heatmap(frame: np.ndarray, pred_frame: np.ndarray, alpha=0.4):
    img = Image.fromarray((frame * alpha).astype(np.uint8))
    maskR = (pred_frame * (1 - alpha) * 255).astype(np.uint8)
   maskG = (pred_frame * (1 - alpha) * 255).astype(np.uint8)
   maskB = np.zeros_like(maskG, dtype=np.uint8)
   mask = np.stack([maskR, maskG, maskB], axis=-1)
   return img + mask
def _vis_pred_heatmap(data_full: np.ndarray, pred_prob: np.ndarray, display_frame_number):
   n_frames = data_full.shape[0]
    v_frames = []
    for i in range(n_frames):
       frame = data_full[i, ...]
       pred = pred_prob[i, ...]
       hm = _to_yellow_heatmap(frame, pred)
       if display_frame_number:
           hm = _add_frame_number(hm, i)
       v_frames.append(hm)
    return v_frames
```

```
def visualize_prediction(data_full: np.ndarray, labels_pr: np.ndarray, save_path: Path, name: str, metrics=None, fps=15):
    with open(save_path / f'{name}.txt', mode='w') as f:
        if metrics is not None:
            f.write(f'SiBaTrAcc: {metrics[-1]} \n')
        for i in range(labels_pr.shape[0]):
            f.write(f'frame {i}: {labels_pr[i, 0]}, {labels_pr[i, 1]}, {labels_pr[i, 2]} \n')

    v = _vis_clip(data_full, labels_pr, metrics)
    _save_clip(v, save_path / f'{name}.mp4', fps=fps)

def visualize_prob(data: np.ndarray, pred_prob: np.ndarray, save_path: Path, name: str, frame_number=True, fps=15):
    v_pred = _vis_pred_heatmap(data, pred_prob, frame_number)
    _save_clip(v_pred, save_path / f'{name}_prob.mp4', fps=fps)
```

Класс DataGenerator

Класс, отвечающий за генерацию данных для обучения модели. Принимает на вход путь к директории с играми, индексы игр, используемые для генерации данных, и размер стопки. Хранит в себе автоматически обновляемый пул с клипами игр.

В пуле содержится pool_s клипов. DataGenerator позволяет генерировать батч из стопок (размера stack_s) последовательных кадров. Выбор клипа для извлечения данных взвешенно-случайный: чем больше длина клипа по сравнению с другими клипами в пуле, тем вероятнее, что именно из него будет сгенерирована стопка кадров. Выбор стопки кадров внтури выбранного клипа полностью случаен. Кадры внутри стопки конкатенируются по последнему измерению (каналам).

После генерирования количества кадров равного общему количеству кадров, хранимых в пуле, происходит автоматическое обновление пула: из пула извлекаются pool_update_s случайных клипов, после чего в пул загружается pool_update_s случайных клипов, не присутствующих в пуле. В случае, если размер пула pool_s больше или равен суммарному количеству клипов в играх, переданных в конструктор, все клипы сразу загружаются в пул, и автообновление не производится.

Использование подобного пула позволяет работать с практически произвольным количеством клипов, без необходимости загружать их всех в оперативную память.

Для вашего удобства функция извлечения стопки кадров из пула помимо самой стопки также создает и возвращает набор сгенерированных масок с мячом исходя из референсных координат мяча в клипе.

Функция random_g принимает гиперпараметр размера стопки кадров и предоставляет генератор, возвращающий стопки кадров и соответствующие им маски. Данный генератор может быть использован при реализации решения на tensorflow. Обновление пула происходит автоматически, об этом беспокоиться не нужно.

class DataGenerator:

```
def __init__(self, path: Path, games: List[int], stack_s, downscale, pool_s=30, pool_update_s=10, pool_autoupdate=True, quiet=False
   self.path = path
   self.stack s = stack s
   self.downscale = downscale
   self.pool_size = pool_s
   self.pool update size = pool update s
   self.pool_autoupdate = pool_autoupdate
   self.quiet = quiet
   self.data = []
   self.masks = []
   self.frames_in_pool = 0
   self.produced frames = 0
   self.game_clip_pairs = get_game_clip_pairs(path, list(set(games)))
   self.game_clip_pairs_loaded = []
   self.game_clip_pairs_not_loaded = list.copy(self.game_clip_pairs)
   self.pool = {}
   self._first_load()
def _first_load(self):
    # --- if all clips can be placed into pool at once, there is no need to refresh pool at all ---
   if len(self.game_clip_pairs) <= self.pool_size:</pre>
        for gcp in self.game_clip_pairs:
            self._load(gcp)
        self.game_clip_pairs_loaded = list.copy(self.game_clip_pairs)
        self.game_clip_pairs_not_loaded.clear()
        self.pool autoupdate = False
   else:
        self._load_to_pool(self.pool_size)
   self._update_clip_weights()
```

```
def _load(self, game_clip_pair):
   game, clip = game_clip_pair
   data, labels = load_clip(self.path, game, clip, self.downscale, quiet=self.quiet)
   masks = create_masks(data, labels, self.downscale)
   weight = data.shape[0] if data.shape[0] >= self.stack_s else 0
   self.pool[game_clip_pair] = (data, labels, masks, weight)
   self.frames_in_pool += data.shape[0] - self.stack_s + 1
   # print(f'items in pool: {len(self.pool)} - {self.pool.keys()}')
def _remove(self, game_clip_pair):
   value = self.pool.pop(game_clip_pair)
    self.frames_in_pool -= value[0].shape[0] - self.stack_s + 1
   del value
   # print(f'items in pool: {len(self.pool)} - {self.pool.keys()}')
def _update_clip_weights(self):
   weights = [self.pool[pair][-1] for pair in self.game_clip_pairs_loaded]
   tw = sum(weights)
   self.clip_weights = [w / tw for w in weights]
   # print(f'clip weights: {self.clip_weights}')
def _remove_from_pool(self, n):
    # --- remove n random clips from pool ---
   if len(self.game_clip_pairs_loaded) >= n:
        remove_pairs = random.sample(self.game_clip_pairs_loaded, n)
        for pair in remove_pairs:
            self._remove(pair)
            self.game clip pairs loaded.remove(pair)
            self.game_clip_pairs_not_loaded.append(pair)
        gc.collect()
def _load_to_pool(self, n):
    # --- add n random clips to pool ---
   gc.collect()
    add_pairs = random.sample(self.game_clip_pairs_not_loaded, n)
   for pair in add pairs:
        self._load(pair)
        self.game_clip_pairs_not_loaded.remove(pair)
        self.game_clip_pairs_loaded.append(pair)
def update pool(self):
   self._remove_from_pool(self.pool_update_size)
    self._load_to_pool(self.pool_update_size)
   self._update_clip_weights()
def get_random_stack(self):
   pair_idx = np.random.choice(len(self.game_clip_pairs_loaded), 1, p=self.clip_weights)[0]
    game_clip_pair = self.game_clip_pairs_loaded[pair_idx]
   d, _, m, _ = self.pool[game_clip_pair]
   start = np.random.choice(d.shape[0] - self.stack_s, 1)[0]
   frames_stack = d[start : start + self.stack_s, ...]
   frames\_stack = np.squeeze(np.split(frames\_stack, indices\_or\_sections=self.stack\_s, axis=0))
   frames_stack = np.concatenate(frames_stack, axis=-1)
   mask = m[start + self.stack_s - 1, ...]
   return frames_stack, mask
def get_random_batch(self, batch_s):
   imgs, masks = [], []
   while len(imgs) < batch_s:</pre>
        frames_stack, mask = self.get_random_stack()
        imgs.append(frames_stack)
       masks.append(mask)
   if self.pool_autoupdate:
        self.produced_frames += batch_s
        # print(f'produced frames: {self.produced_frames} from {self.frames_in_pool}')
        if self.produced_frames >= self.frames_in_pool:
            self.update_pool()
            self.produced_frames = 0
    return np.stack(imgs), np.stack(masks)
def random_g(self, batch_s):
   while True:
        imgs_batch, masks_batch = self.get_random_batch(batch_s)
        yield imgs_batch, masks_batch
```

Пример использования DataGenerator

Рекомендованный размер пула pool_s=10 в случае использования уменьшенных вдвое изображений. При большем размере пула есть большая вероятность нехватки имеющихся 13G оперативной памяти. Используйте параметр quiet=True в конструкторе DataGenerator, если хотите скрыть все сообщения о чтении данных и обновлении пула.

```
stack s = 3
batch_s = 4
train_gen = DataGenerator(Path('../input/tennistrackingassignment/train/'), [1, 2, 3, 4], stack_s=stack_s, downscale=True, pool_s=10, po
for i in range(10):
    imgs, masks = train_gen.get_random_batch(batch_s)
   print(imgs.shape, imgs.dtype, masks.shape, masks.dtype)
imgs, masks = train_gen.get_random_batch(batch_s)
print(imgs.shape, imgs.dtvpe, masks.shape, masks.dtvpe)
fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(12,8))
axes[0, 0].imshow(imgs[0, :, :, 0:3])
axes[0, 1].imshow(imgs[0, :, :, 3:6])
axes[1, 0].imshow(imgs[0, :, :, 6:9])
axes[1, 1].imshow(masks[0, :, :])
import matplotlib.pyplot as plt
stack_s = 3
train_gen = DataGenerator(Path('../input/tennistrackingassignment/train/'), [1], stack_s=stack_s, downscale=True, pool_s=10, pool_update
stack, mask = train_gen.get_random_stack()
print(stack.shape, mask.shape)
for i in range(stack_s):
    plt.figure()
    plt.imshow(stack[:, :, 3 * i: 3 * i + 3])
```

Класс Metrics

Класс для вычисления метрики качества трекинга SiBaTrAcc. Функция evaluate_predictions принимает массив из референсных и предсказанных координат мяча для клипа и возвращает массив аккумулированных значений SiBaTrAcc (может быть полезно для визуализации результатов предсказания) и итоговое значение метрики SiBaTrAcc.

```
class Metrics:
```

```
@staticmethod
def position_error(label_gt: np.ndarray, label_pr: np.ndarray, step=8, alpha=1.5, e1=5, e2=5):
   # 0 - the ball is not within the image
   \# 1 - the ball can easily be identified
   # 2 - the ball is in the frame, but is not easy to identify
   # 3 - the ball is occluded
   if label_gt[0] != 0 and label_pr[0] == 0:
       return e1
   if label_gt[0] == 0 and label_pr[0] != 0:
   dist = math.sqrt((label_gt[1] - label_pr[1]) ** 2 + (label_gt[2] - label_pr[2]) ** 2)
   pe = math.floor(dist / step) ** alpha
   pe = min(pe, 5)
   return pe
@staticmethod
def evaluate_predictions(labels_gt, labels_pr) -> Tuple[List[float], float]:
   pe = [Metrics.position\_error(labels\_gt[i, ...], labels\_pr[i, ...]) \ for \ i \ in \ range(len(labels\_gt))]
   SIBATRACC = []
    for i, _ in enumerate(pe):
        SIBATRACC.append(1 - sum(pe[: i + 1]) / ((i + 1) * 5))
    SIBATRACC_total = 1 - sum(pe) / (len(labels_gt) * 5)
    return SIBATRACC, SIBATRACC_total
```

Основной класс модели SuperTrackingModel

Реализует всю логику обучения, сохранения, загрузки и тестирования разработанной модели трекинга. Этот класс можно и нужно расширять.

В качестве примера вам предлагается заготовка модели, в которой трекинг осуществляется за счет предсказания маски по входному батчу и последующему предсказанию координат мяча по полученной маски. В данном варианте вызов функции

предсказания координат по клипу (predict) повлечет за собой разбиение клипа на батчи, вызов предсказания маски для каждого батча, склеивание результатов в последовательность масок, вызов функции по вычислению координат мяча по маскам и возвращения результата. Описанные действия уже реализованы, вам остается только написать функции predict_on_bath и get_labels_from_prediction. Эта же функция predict используется и в вызове функции test, дополнительно вычисляя метрику качества трекинга и при необходимости визуализируя результат тестирования. Обратите внимание, что в результирующем питру массиве с координатами помимо значений х и у первым значением в каждой строке должно идти значение code (0, если мяча в кадре нет и > 0, если мяч в кадре есть) для корректного вычисления качества трекинга.

Вам разрешается менять логику работы класса модели, (например, если решение не подразумевает использование масок), но при этом логика и работа функций load и test должна остаться неизменной!

```
def encoder_block(in_channels, out_channels, kernel_size, padding):
   block = nn.Sequential(
       nn.Conv2d(in_channels, out_channels, kernel_size, padding=padding),
       nn.BatchNorm2d(out_channels),
       nn.ReLU(),
       nn.MaxPool2d(2),
   )
   return block
def decoder_block(in_channels, out_channels, kernel_size, padding):
   block = nn.Sequential(
       nn.Conv2d(in_channels, out_channels, kernel_size, padding=padding),
       nn.BatchNorm2d(out channels),
       nn.ReLU(),
       nn.Upsample(scale_factor=2, mode='bilinear'),
   )
   return block
class UNet(nn.Module):
   def __init__(self, in_channels, size, autoencoder=True):
       super().__init__()
       self.enc1_block = encoder_block(in_channels, 32, 7, 3)
       self.enc2_block = encoder_block(32, 64, 3, 1)
       self.enc3_block = encoder_block(64, 128, 3, 1)
       self.adec1_block = decoder_block(128, 64, 3, 1)
       self.adec2_block = decoder_block(64, 32, 3, 1)
       self.adec3_block = decoder_block(32, in_channels, 3, 1)
       self.dec1_block = decoder_block(128, 64, 3, 1)
       self.dec2_block = decoder_block(128, 32, 3, 1)
       self.dec3_block = decoder_block(64, 1, 3, 1)
       self.flatten = nn.Flatten()
       self.fc1 = nn.Linear(size[0] * size[1] // 64, 2)
       self.fc = nn.Linear(size[0] * size[1], 3)
       self.autoencoder = autoencoder
    def forward(self, x):
       enc1 = self.enc1 block(x)
       enc2 = self.enc2_block(enc1)
       enc3 = self.enc3_block(enc2)
       if self.autoencoder:
           dec1 = self.adec1_block(enc3)
            dec2 = self.adec2_block(dec1)
            dec3 = self.adec3_block(dec2)
            return dec3
       else:
           dec1 = self.dec1_block(enc3)
            dec2 = self.dec2_block(torch.cat([dec1, enc2], 1))
            dec3 = self.dec3_block(torch.cat([dec2, enc1], 1))
            return torch.nn.functional.softmax((dec3 * x[:,-1, :, :].reshape(dec3.shape)).permute(0, 2, 3, 1).flatten(1, 2))
class VNet(nn.Module):
   def __init__(self, in_channels, size):
        super().__init__()
       self.enc1_block = encoder_block(in_channels,64, 7, 3)
       self.enc2_block = encoder_block(64, 128, 3, 1)
       self.enc3_block = encoder_block(128, 256, 3, 1)
        self.dec1_block = decoder_block(256, 128, 3, 1)
       self.dec2_block = decoder_block(256, 64, 3, 1)
```

```
self.dec3_block = decoder_block(128, 1, 3, 1)
        def forward(self, x):
               enc1 = self.enc1_block(x)
                enc2 = self.enc2_block(enc1)
               enc3 = self.enc3_block(enc2)
               dec1 = self.dec1_block(enc3)
               dec2 = self.dec2_block(torch.cat([dec1, enc2], 1))
               dec3 = self.dec3_block(torch.cat([dec2, enc1], 1))
               return (torch.nn.functional.sigmoid(dec3)).permute(0, 2, 3, 1).flatten(1, 2)
def create_model(stack_s, img_channels=3, downscale=True):
        shape = None
        if downscale:
               shape = (360, 640)
               shape = (720, 1280)
        return VNet(stack_s * img_channels + more_channels, shape)
extra_channels = 2
more_channels = 1
def line(point1, point2):
        x1, y1 = point1
       x2, y2 = point2
       A = y2 - y1
        B = x1 - x2
       C = x2 * y1 - x1 * y2
       return A, B, C
def distance_to_line(point, coefficients):
       x0, y0 = point
        A, B, C = coefficients
        # Вычисляем расстояние от точки до прямой
       distance = abs(A * x0 + B * y0 + C) / math.sqrt(A**2 + B**2)
        return distance
#LBL1
def regularise(coords): # (n_frames, 3) (y/n, w, h) (720, 1280)
       n_frames = coords.shape[0]
       i = 2
        while i < n_frames - 2:
                if \ coords[i-2,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i-1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+2,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \\  := \ 0 \ and \ coords[i+1,0] \ != \ 0 \ and \ coords[i
                       A, B, C = line(coords[i - 1, 1: 3], coords[i - 2, 1: 3])
                       A1, B1, C1 = line(coords[i + 1, 1: 3], coords[i + 2, 1: 3])
                       vx = coords[i - 1, 1] - coords[i - 2, 1]
                       vy = coords[i - 1, 2] - coords[i - 2, 2]
                       px = coords[i - 1, 1] + vx
                       py = coords[i - 1, 2] + vy
                        if coords[i, 0] == 0:
                               if py < 1280 and py > 0 and px < 720 and px > 0:
                                       coords[i] = [1, px, py]
                              if (distance_to_line(coords[i, 1:3], (A, B, C)) > 30 and distance_to_line(coords[i, 1:3], (A1, B1, C1)) > 30
                               or distance_to_line(coords[i, 1:3], (A, B, C)) > 100 or distance_to_line(coords[i, 1:3], (A1, B1, C1)) > 100):
                                      coords[i] = [1, px, py]
               i += 1
        return coords
def get_diff(X):
        grey1 = cv.cvtColor(X[:, :, 0:3], cv.COLOR_RGB2GRAY)
        grey2 = cv.cvtColor(X[:, :, 3:6], cv.COLOR_RGB2GRAY)
        grey3 = cv.cvtColor(X[:, :, 6:9], cv.COLOR_RGB2GRAY)
        diff = (grey1 - grey2) ** 2 + (grey2 - grey3) ** 2
       diff = diff / (diff.max()) > 0.25
       return diff
def get_bins(X):
        grey = cv.cvtColor(X, cv.COLOR_RGB2GRAY)
```

```
threshold = cv.adaptiveThreshold(grey,255,cv.ADAPTIVE_THRESH_MEAN_C,\
                cv.THRESH_BINARY, 5, -5)
    edges = cv.Canny(X, 100, 200)
    return np.concatenate((threshold[:, :, None], edges[:, :, None]), axis=2)
def expand channels(X):
    shape = X.shape
    ans = np.zeros((shape[0], shape[1], (shape[2] // 3) * extra_channels + more_channels))
    for i in range(X.shape[2] // 3):
        ans[:, :, i * extra_channels: (i + 1) * extra_channels] = get_bins(X[:, :, i * 3: (i + 1) * 3])
    ans[:, :, -1] = get\_diff(X)
    return ans
def prepare_batch(batch):
   X_batch, y_batch = batch
    shape = X batch.shape
    X_{add} = np.zeros((shape[0], shape[1], shape[2], (shape[3] // 3) * extra_channels + more_channels))
    for i in range(X_batch.shape[0]):
        X_add[i] = expand_channels(X_batch[i])
   \label{eq:condition} \textbf{X}\_\texttt{add} = \texttt{torch.Tensor}(\textbf{X}\_\texttt{add}).\texttt{permute}(\textbf{0}, \textbf{3}, \textbf{1}, \textbf{2}).\texttt{type}(\texttt{torch.FloatTensor})
    X_batch = torch.Tensor(X_batch).permute(0, 3, 1, 2).type(torch.FloatTensor)
    X_batch = torch.cat([X_batch, X_add], 1)
    y\_batch = torch.Tensor(y\_batch).type(torch.FloatTensor)[:, :, :, None]
    return X_batch, y_batch
#LBL2
class MyLoss(nn.Module):
    def __init__(self, shape, batch_s):
        super(MyLoss, self).__init__()
        self.ce = nn.CrossEntropyLoss(weight=torch.Tensor([0.1, 1.]).to(device))
        self.mse = nn.MSELoss()
        self.shape = shape
        self.bs = batch_s
    def forward(self, inputs, targets):
        relu = nn.functional.relu
        inputs = inputs.to(device)
        targets = targets.to(device)
        ninputs = inputs.flatten(1, 2).to(device)
        ntargets = targets.flatten(1, 3).to(device)
        is_ball = torch.sign(relu(ntargets.max(dim=1)[0])).to(device)
        noball = torch.sign(relu(ninputs.max(dim=1)[0] - 0.5)) - is_ball
        noball = torch.sign(noball) * noball
        target_w = (ntargets * 3 + 0.1).to(device)
        mse = (ntargets - ninputs) ** 2
        coord = (1 - (torch.sign(relu(ninputs - ninputs.max(dim=1)[0].reshape(self.bs, 1).repeat(1, self.shape[0] * self.shape[1]) + 1e-
         mul_max = (relu(-coord) * 2).mean()
        return torch.mean(mse.to(device) * target_w) + noball.mean() * 2 + torch.mean(coord).abs() * 1.5
class SuperTrackingModel:
    def __init__(self, batch_s, stack_s, out_path, downscale):
        self.batch_s = batch_s
        self.stack_s = stack_s
        self.out_path = out_path
        self.downscale = downscale
        if self.downscale:
            self.shape = (360, 640)
        else:
            self.shape = (720, 1280)
        self.model = create_model(stack_s, img_channels=extra_channels + 3, downscale=downscale).to(device)
    def load(self, name='best', from_disk=True):
        output = f'/kaggle/working/exp_1/{name}.txt'
        if from disk:
            name_to_id_dict = {
                 'best': '1ZkWk3WUuf3g56fXHHYwJkZxGIjURF1Au'
            output = f'{name}.npz'
            gdown.download(f'https://drive.google.com/uc?id={name_to_id_dict[name]}', output, quiet=False)
        self.model.load state dict(torch.load(output))
        self.model.to(device)
```

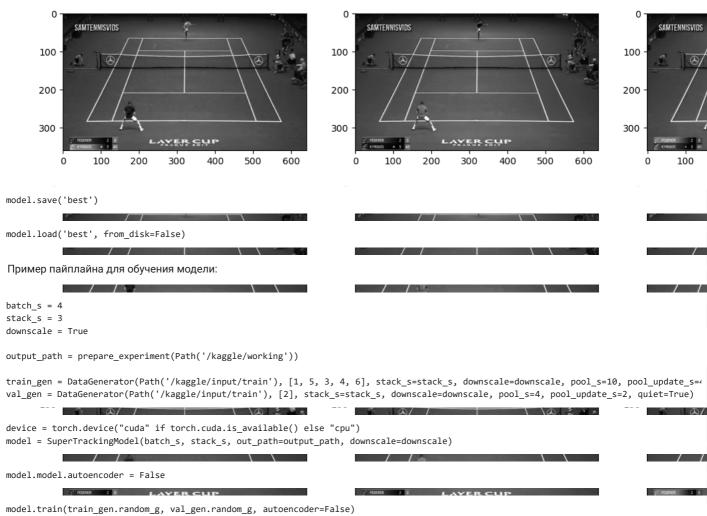
```
self.model.eval()
def save(self, name: str):
   torch.save(self.model.state_dict(), f'/kaggle/working/exp_1/{name}.txt')
def predict_on_batch(self, batch: np.ndarray) -> np.ndarray:
    # todo: add code for batch mask prediction here
    X_batch = batch
    shape = X_batch.shape
   X_add = np.zeros((shape[0], shape[1], shape[2], (shape[3] // 3) * extra_channels + more_channels))
    for i in range(X_batch.shape[0]):
        X_add[i] = expand_channels(X_batch[i])
   X_add = torch.Tensor(X_add).permute(0, 3, 1, 2).type(torch.FloatTensor)
   X_batch = torch.Tensor(X_batch).permute(0, 3, 1, 2).type(torch.FloatTensor)
   X_batch = torch.cat([X_batch, X_add], 1)
   logits = self.model(X_batch.to(device))
   return logits[:, :, 0].reshape((self.batch_s, self.shape[0], self.shape[1])).detach().cpu().numpy()
def _predict_prob_on_clip(self, clip: np.ndarray) -> np.ndarray:
   print('doing predictions')
    n_frames = clip.shape[0]
    # --- get stacks ---
   stacks = []
    for i in range(n_frames - self.stack_s + 1):
        stack = clip[i : i + self.stack_s, ...]
        stack = np.squeeze(np.split(stack, self.stack_s, axis=0))
        stack = np.concatenate(stack, axis=-1)
       stacks.append(stack)
   # --- round to batch size ---
   add stacks = 0
   while len(stacks) % self.batch_s != 0:
        stacks.append(stacks[-1])
       add stacks += 1
   # --- group into batches ---
   batches = []
    for i in range(len(stacks) // self.batch_s):
        batch = np.stack(stacks[i * self.batch_s : (i + 1) * self.batch_s])
        batches.append(batch)
    stacks.clear()
   # --- perform predictions ---
   predictions = []
    for batch in batches:
       pred = np.squeeze(self.predict_on_batch(batch))
        predictions.append(pred)
    # --- crop back to source length ---
   predictions = np.concatenate(predictions, axis=0)
    if (add_stacks > 0):
       predictions = predictions[:-add_stacks, ...]
   batches.clear()
    # --- add (stack_s - 1) null frames at the begining ---
   start_frames = np.zeros((stack_s - 1, predictions.shape[1], predictions.shape[2]), dtype=np.float32)
    predictions = np.concatenate((start_frames, predictions), axis=0)
   print('predictions are made')
   return predictions
def get_labels_from_prediction(self, pred_prob: np.ndarray, upscale_coords: bool) -> np.ndarray:
    # todo: get ball coordinates from predicted masks
    # remember to upscale predicted coords if you use downscaled images
   if self.downscale:
       shape = (360, 640)
    else:
        shape = (720, 1280)
    n_frames = pred_prob.shape[0]
    coords = np.zeros([n_frames, 3])
    for i in range(n_frames):
       argmax = pred_prob[i].argmax()
        1 = np.round(np.max(pred_prob[i]))
        coords[i, 2] = argmax // shape[1]
        coords[i, 1] = argmax % shape[1]
        coords[i, 0] = 1
    if upscale_coords:
        coords *= 2
    coords = regularise(coords)
    return coords
```

```
def predict(self, clip: np.ndarray, upscale_coords=True) -> np.ndarray:
       prob_pr = self._predict_prob_on_clip(clip)
       labels_pr = self.get_labels_from_prediction(prob_pr, upscale_coords)
      return labels_pr, prob_pr
def test(self, data_path: Path, games: List[int], do_visualization=False, test_name='test'):
       game_clip_pairs = get_game_clip_pairs(data_path, games)
       SIBATRACC_vals = []
       for game, clip in game_clip_pairs:
              data = load_clip_data(data_path, game, clip, downscale=self.downscale)
              if do visualization:
                      data_full = load_clip_data(data_path, game, clip, downscale=False) if self.downscale else data
              labels_gt = load_clip_labels(data_path, game, clip, downscale=False)
              labels pr, prob pr = self.predict(data)
              SIBATRACC_per_frame, SIBATRACC_total = Metrics.evaluate_predictions(labels_gt, labels_pr)
              print(SIBATRACC_total)
              SIBATRACC_vals.append(SIBATRACC_total)
              if do_visualization:
                      visualize_prediction(data_full, labels_pr, self.out_path, f'{test_name}_g{game}_c{clip}', SIBATRACC_per_frame)
                      visualize_prob(data, prob_pr, self.out_path, f'{test_name}_g{game}_c{clip}')
                     del data_full
              del data, labels_gt, labels_pr, prob_pr
              gc.collect()
      SIBATRACC_final = sum(SIBATRACC_vals) / len(SIBATRACC_vals)
       return SIBATRACC_final
def evaluate(self, val_gen, loss_fn, shape):
      losses = []
      acc = []
      batch size = self.batch s
       for i, batch in enumerate(val_gen(batch_size)):
              if i >= 40:
                     break
              X_batch, y_batch = prepare_batch(batch)
              with torch.no_grad():
                      logits = self.model(X_batch.to(device))
                      loss = loss_fn(logits, y_batch)
                     losses.append(loss.item())
                      model_answers = self.get_labels_from_prediction(logits[:, :, 0].detach().cpu().numpy(), False)
                      \_, \ accuracy = Metrics.evaluate\_predictions(self.get\_labels\_from\_prediction(y\_batch.flatten(1, 2)[:, :, 0].numpy(), \ False in the context of the context
                      acc.append(accuracy)
       return np.mean(acc), np.mean(losses)
def train(self, train_gen, val_gen, autoencoder=True):
      n_{epoch} = 10
      eval_every = 40
       epoch_len = 200
       shape = None
       if self.downscale:
             shape = (360, 640)
             shape = (720, 1280)
      optim = torch.optim.Adamax
       loss fn = None
       if autoencoder:
             loss_fn = nn.MSELoss()
       else:
              loss_fn = MyLoss(shape, self.batch_s)
      learning rate = 1e-3
      optimizer = optim(self.model.parameters(), lr=learning_rate)
       augmenting transforms = v2.Compose([
              v2.ColorJitter(brightness=0.12, contrast=0.3)
```

```
1)
                history = ''
                losses = []
                acc = []
                batch_size = self.batch_s
                for epoch in range(n_epoch):
                          print("Epoch:", epoch+1)
                         history += f"Epoch: {epoch+1}\n"
                          self.model.train(True)
                          for i, batch in enumerate(train_gen(batch_size)):
                                   if i >= epoch_len:
                                          break
                                  if autoencoder:
                                          X_batch, _ = prepare_batch(batch)
                                          logits = self.model(X_batch.to(device))
                                           loss = loss_fn(logits, X_batch.to(device))
                                          loss.backward()
                                           optimizer.step()
                                          optimizer.zero_grad()
                                          train accuracy = 0.
                                  else:
                                           X_batch, y_batch = prepare_batch(batch)
                                           logits = self.model(X batch.to(device))
                                           loss = loss_fn(logits, y_batch)
                                          loss.backward()
                                           optimizer.step()
                                           optimizer.zero_grad()
                                           model_answers = self.get_labels_from_prediction(logits[:, :, 0].detach().cpu().numpy(), False)
                                            \begin{tabular}{ll} \_, accuracy = Metrics.evaluate\_predictions(self.get\_labels\_from\_prediction(y\_batch.flatten(1, 2)[:, :, 0].numpy(), I accuracy = Metrics.evaluate\_prediction(y\_batch.flatten(1, 2)[:, :, 0].num
                                  losses.append(loss.item())
                                  acc.append(accuracy)
                                  if (i + 1) % eval_every == 0:
                                           history += f"Loss: {np.mean(losses)} Acc: {np.mean(acc)} \n"
                                           print(f"Loss: {np.mean(losses)} Acc: {np.mean(acc)}")
                          self.model.train(False)
                          val_accuracy, val_loss = self.evaluate(val_gen, loss_fn, shape)
                          X, y = prepare_batch(next(train_gen(self.batch_s)))
                          with torch.no_grad():
                                  logits = model.model(X.to(device))
                                  logits = logits[0, :, 0].detach().cpu().reshape(self.shape)
                                  figure, axis = plt.subplots(2, 2, figsize=(16,10))
                                  IPython.display.clear_output(wait=True)
                                  axis[0, 0].imshow(y[0, :, :, 0])
                                  axis[0, 1].imshow(logits)
                                  axis[1, 0].imshow((X[0, 6:9, :, :] / 255).permute(1, 2, 0))
                                  plt.show()
                          history += f"Epoch {epoch+1}/{n_epoch}: Loss: {val_loss} Acc: {val_accuracy} \n"
                          print(history)
                print(f'training done')
for i, layer in enumerate(model.model.children()):
       print(i, ":", layer)
```

```
if i < 3:
    for param in layer.parameters():
        param.requires_grad = False
else:
    for param in layer.parameters():
        param.requires_grad = True

X, y = prepare_batch(train_gen.get_random_batch(1))
figure, axis = plt.subplots(6, 3, figsize=(16,20))
for i in range(16):
    axis[i // 3, i % 3].imshow(X[0, i, :, :], cmap='gray')</pre>
```



#model.save('best')

Loss: -6.315241675021616 Acc: 0.8923554544289107

```
Loss: -6.211774372170499 Acc: 0.8934868180671539
         Loss: -6.2976925689268795 Acc: 0.894483059050215
         Loss: -6.3802688754884 Acc: 0.8952137925025554
         Loss: -6.370536608077729 Acc: 0.8961335803102084
         Epoch 13/20: Loss: 0.3324136408045888 Acc: 0.8377144660940672
         Epoch: 14
         Loss: -6.432864679970468 Acc: 0.897044435153993
         Loss: -6.422444547653726 Acc: 0.8977415331367692
         Loss: -6.4111839009579 Acc: 0.897762671358113
         Loss: -6.486044015233284 Acc: 0.8981786393977644
         Loss: -6.391094959072237 Acc: 0.898582722636283
         Epoch 14/20: Loss: -5.542278569471091 Acc: 0.8502144660940673
         Epoch: 15
         Loss: -6.382537692071031 Acc: 0.8994155640934349
         Loss: -6.5849270780932985 Acc: 0.8998086043989992
         Loss: -6.492612336789679 Acc: 0.9002906783113419
         Loss: -6.79936590272669 Acc: 0.9007935069828102
         Loss: -6.706986922483892 Acc: 0.9011357864376268
         Epoch 15/20: Loss: 0.2442538533359766 Acc: 0.8864644660940673
         Epoch: 16
         Loss: -6.694147966570515 Acc: 0.9017787366160791
         Loss: -6.681830130688024 Acc: 0.9024049867898963
         Loss: -6.670785735160089 Acc: 0.903319666446436
         Loss: -6.585108786184765 Acc: 0.9040529618078736
         Loss: -6.648072134314571 Acc: 0.9045491747852752
         Epoch 16/20: Loss: -11.473455048166215 Acc: 0.8814644660940673
         Epoch: 17
         Loss: -6.70897969755482 Acc: 0.9047862220101485
         Loss: -6.767902987944985 Acc: 0.9048829079136107
         Loss: -6.685565685988572 Acc: 0.9057126319146516
         Loss: -6.604062828415495 Acc: 0.9058380767728106
         Loss: -6.593459120678222 Acc: 0.9060488052813658
         Epoch 17/20: Loss: 0.3407417275477201 Acc: 0.835
         Epoch: 18
         Loss: -6.5152831652726935 Acc: 0.906487191266466
         Loss: -6.5049338451800764 Acc: 0.9061971086082308
         Loss: -6.496033157811987 Acc: 0.9065528232831374
    Пример пайплайна для тестирования обученной модели:
         EDOCTI 18/20: LOSS: 0.24401902900/22845 ACC: 0.888143398282201/
    output_path = prepare_experiment(Path('/kaggle/working'))
    print(output_path)
    \verb|new_model| = SuperTrackingModel(batch_s, stack_s, out_path=output_path, downscale=downscale)|
    new_model.load()
    sibatracc\_final = new\_model.test(Path('.../\underline{input/test})'), [1, 2], \ do\_visualization=False, \ test\_name='test')
    print(f'SiBaTrAcc final value: {sibatracc_final}')
    /kaggle/working/exp_25
         Downloading...
         From: <a href="https://drive.google.com/uc?id=1ZkWk3WUuf3g56fXHHYwJkZxGIjURF1Au">https://drive.google.com/uc?id=1ZkWk3WUuf3g56fXHHYwJkZxGIjURF1Au</a>
         To: /kaggle/working/best.npz
         100%
                    3.48M/3.48M [00:00<00:00, 167MB/s]
         loading clip data (game 1, clip 1) downscaled
         loading clip labels (game 1, clip 1)
         doing predictions
         predictions are made
         0.9197789529788236
         loading clip data (game 1, clip 2) downscaled
         loading clip labels (game 1, clip 2)
         doing predictions
         predictions are made
         0.9444083331668495
         loading clip data (game 1, clip 3) downscaled
         loading clip labels (game 1, clip 3)
         doing predictions
         predictions are made
         0.888888888888888
         /tmp/ipykernel_161/3020300260.py:20: RuntimeWarning: invalid value encountered in scalar divide
           distance = abs(A * x0 + B * y0 + C) / math.sqrt(A**2 + B**2)
         loading clip data (game 1, clip 4) downscaled
         loading clip labels (game 1, clip 4)
https://colab.research.google.com/drive/1D0X9Ac1SfsNi6VwlYyDWS5EDsZKnLO4W#scrollTo=miTOmpPNWD6M&printMode=true
```