

Глубокое обучение. Часть 2

Домашнее задание по теме "Механизм внимания"

Это домашнее задание проходит в формате peer-review. Это означает, что его будут проверять ваши однокурсники. Поэтому пишите разборчивый код, добавляйте комментарии и пишите выводы после проделанной работы.

В этом задании вы будете решать задачу классификации математических задач по темам (многоклассовая классификация) с помощью Transformer.

В качестве датасета возьмем датасет математических задач по разным темам. Нам необходим следующий файл:

Файл с классами

Hint: не перезаписывайте модели, которые вы получите на каждом из этапов этого дз. Они ещё понадобятся.

!pip install transformers datasets accelerate -U

```
Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in /usr/local/lib/python3.10/dis
Requirement already satisfied: sympy in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (1
Requirement already satisfied: networkx in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages
Requirement already satisfied: jinja2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (
Collecting nvidia-cuda-nvrtc-cu12==12.1.105 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia_cuda_nvrtc_cu12-12.1.105-py3-none-manylinux1_x86_64.whl (23
Collecting nvidia-cuda-runtime-cu12==12.1.105 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia cuda runtime cu12-12.1.105-py3-none-manylinux1 x86 64.whl ({
Collecting nvidia-cuda-cupti-cu12==12.1.105 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia cuda cupti cu12-12.1.105-py3-none-manylinux1 x86 64.whl (14
Collecting nvidia-cudnn-cu12==8.9.2.26 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia_cudnn_cu12-8.9.2.26-py3-none-manylinux1_x86_64.whl (731.7 ME
Collecting nvidia-cublas-cu12==12.1.3.1 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia cublas cu12-12.1.3.1-py3-none-manylinux1 x86 64.whl (410.6 N
Collecting nvidia-cufft-cu12==11.0.2.54 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia cufft cu12-11.0.2.54-py3-none-manylinux1 x86 64.whl (121.6 N
Collecting nvidia-curand-cu12==10.3.2.106 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia_curand_cu12-10.3.2.106-py3-none-manylinux1_x86_64.whl (56.5
Collecting nvidia-cusolver-cu12==11.4.5.107 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia cusolver cu12-11.4.5.107-py3-none-manylinux1 x86 64.whl (124
Collecting nvidia-cusparse-cu12==12.1.0.106 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia_cusparse_cu12-12.1.0.106-py3-none-manylinux1_x86_64.whl (196
Collecting nvidia-nccl-cu12==2.19.3 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia_nccl_cu12-2.19.3-py3-none-manylinux1_x86_64.whl (166.0 MB)
Collecting nvidia-nvtx-cu12==12.1.105 (from torch>=1.10.0->accelerate)
   Using cached nvidia_nvtx_cu12-12.1.105-py3-none-manylinux1_x86_64.whl (99 kB)
Requirement already satisfied: triton==2.2.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-pac
Collecting nvidia-nvjitlink-cu12 (from nvidia-cusolver-cu12==11.4.5.107->torch>=1
   Using cached nvidia_nvjitlink_cu12-12.4.127-py3-none-manylinux2014_x86_64.whl (2
Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.8.2 in /usr/local/lib/python3.10
Requirement already satisfied: pytz>=2020.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-pack
Requirement already satisfied: tzdata>=2022.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-page 1.00 in /usr/local/lib/py
Requirement already satisfied: six>=1.5 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages
Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-r
Requirement already satisfied: mpmath>=0.19 in /usr/local/lib/python3.10/dist-pack
Installing collected packages: xxhash, nvidia-nvtx-cu12, nvidia-nvjitlink-cu12, nv
   Attempting uninstall: transformers
      Found existing installation: transformers 4.38.2
      Uninstalling transformers-4.38.2:
         Successfully uninstalled transformers-4.38.2
Successfully installed accelerate-0.29.2 datasets-2.18.0 dill-0.3.8 multiprocess-
```

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import torch
from torch import nn, optim
import transformers, datasets
from typing import Union, List
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

Mounted at /content/drive

Задание 1 (2 балла)

Напишите кастомный класс для модели трансформера для задачи классификации, использующей в качествке backbone какую-то из моделей huggingface.

T.e. конструктор класса должен принимать на вход название модели и подгружать её из huggingface, а затем использовать в качестве backbone (достаточно возможности использовать в качестве backbone те модели, которые упомянуты в последующих пунктах)

```
### This is just an interface example. You may change it if you want.
class TransformerClassificationModel(nn.Module):
    def init (self, base transformer model: Union[str, nn.Module]) -> None:
        super().__init__()
        self._num_of_classes = 7 # всего у нас будет 7 различных тем
        # с помощью transformers инициализируем нашу модель
        self.backbone = transformers.AutoModel.from pretrained(base transformer model)
        # чтобы потом передать вывод модели в линейный слой, берём размер вывода
        pretrained output size = self.backbone.config.hidden size
        # создаём линейный слой для классификации
        self.classifier = nn.Linear(pretrained_output_size, self._num_of_classes)
    def forward(self,
                labels: torch.Tensor,
                input ids: torch. Tensor,
                attention_mask: torch.Tensor,
                token_type_ids: torch.Tensor):
        # передаём в hf модель входные данные
        outputs = self.backbone(input_ids,
                                attention_mask=attention_mask)
        # забираем выход последнего слоя [batch, seq_len, hidden] и избавляемся от seq_le
        last_outputs = outputs['last_hidden_state'].mean(dim=1)
        logits = self.classifier(last_outputs)
        loss = None
        if labels is not None:
            criterion = nn.CrossEntropyLoss()
            loss = criterion(logits, labels)
        # оборачиваем наш вывод в спец класс
        return transformers.modeling outputs.SequenceClassifierOutput(
            loss=loss,
            logits=logits,
            hidden states=outputs.hidden states,
            attentions=outputs.attentions,
        )
model = TransformerClassificationModel('cointegrated/rubert-tiny2')
print(model)
```

```
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/huggingface_hub/utils/_token.py:88: UserWarni
The secret `HF_TOKEN` does not exist in your Colab secrets.
To authenticate with the Hugging Face Hub, create a token in your settings tab (https
You will be able to reuse this secret in all of your notebooks.
Please note that authentication is recommended but still optional to access public mc
 warnings.warn(
config json: 100%
                                                        693/693 [00:00<00:00, 25.2kB/s]
model.safetensors: 100%
                                                          118M/118M [00:00<00:00, 184MB/s]
TransformerClassificationModel(
  (backbone): BertModel(
    (embeddings): BertEmbeddings(
      (word embeddings): Embedding(83828, 312, padding idx=0)
      (position embeddings): Embedding(2048, 312)
      (token_type_embeddings): Embedding(2, 312)
      (LayerNorm): LayerNorm((312,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
      (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
    )
    (encoder): BertEncoder(
      (layer): ModuleList(
        (0-2): 3 x BertLayer(
          (attention): BertAttention(
            (self): BertSelfAttention(
              (query): Linear(in_features=312, out_features=312, bias=True)
              (key): Linear(in features=312, out features=312, bias=True)
              (value): Linear(in_features=312, out_features=312, bias=True)
              (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
            (output): BertSelfOutput(
              (dense): Linear(in_features=312, out_features=312, bias=True)
              (LayerNorm): LayerNorm((312,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
              (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
            )
          )
          (intermediate): BertIntermediate(
            (dense): Linear(in_features=312, out_features=600, bias=True)
            (intermediate_act_fn): GELUActivation()
          (output): BertOutput(
            (dense): Linear(in_features=600, out_features=312, bias=True)
            (LayerNorm): LayerNorm((312,), eps=1e-12, elementwise_affine=True)
            (dropout): Dropout(p=0.1, inplace=False)
          )
        )
      )
    )
    (pooler): BertPooler(
      (dense): Linear(in_features=312, out_features=312, bias=True)
      (activation): Tanh()
    )
  )
  (classifier): Linear(in_features=312, out_features=7, bias=True)
```

√ Задание 2 (1 балл)

Напишите функцию заморозки backbone у модели (если необходимо, возвращайте из функции модель)

```
def freeze_backbone_function(model: TransformerClassificationModel) -> TransformerClassif
    # проходимся по слоям backbone модели и замораживаем их
    for param in model.backbone.parameters():
        param.requires_grad = False
    return model
```

Задание 3 (2 балла)

Напишите функцию, которая будет использована для тренировки (дообучения) трансформера (TransformerClassificationModel). Функция должна поддерживать обучение с замороженным и размороженным backbone.

```
import copy
```

```
def train_transformer(transformer_model: TransformerClassificationModel,
                      model name: str,
                      freeze backbone: bool = True) -> TransformerClassificationModel:
    finetunned_model = copy.deepcopy(transformer_model)
    tokenizer = transformers.AutoTokenizer.from pretrained(model name)
   # если надо, замораживаем слой
    if freeze_backbone:
        finetunned_model = freeze_backbone_function(finetunned_model)
    def preprocess():
        # считываем данные и кодируем Темы
        df = pd.read_excel('/content/drive/MyDrive/data_problems.xlsx').drop('Unnamed: 0'
        label map = {topic: i for i, topic in enumerate(df['Tema'].unique().tolist())}
        df['labels'] = df['Tema'].replace(label_map)
        def tokenizer_fn(sentence):
            return tokenizer(sentence['Задача'], padding=True, truncation=True, max_lengt
        # оборачиваем наши данные в спец класс, токенизируем и забираем нужные нам столби
        dataset = datasets.Dataset.from_pandas(df)
        preprocessed = dataset.map(tokenizer_fn, num_proc=4)
        preprocessed = preprocessed.select_columns(['input_ids', 'token_type_ids', 'atten
        return preprocessed.train_test_split(test_size=0.1)
    dataset = preprocess()
   # задаём аргументы для обучения
    training args = transformers.Seq2SeqTrainingArguments(
        output_dir="./results",
        evaluation_strategy="epoch",
        learning rate=2e-5,
        per device train batch size=4,
        per device eval batch size=4,
        weight_decay=0.01,
        save total limit=1,
        num train epochs=5,
    )
   # создаём обучение
    trainer = transformers.Seq2SeqTrainer(
        model=finetunned model,
        args=training_args,
        train_dataset=dataset["train"],
        eval dataset=dataset["test"],
        tokenizer=tokenizer,
   trainer.train()
    return finetunned_model
```

, Задание 4 (1 балл)

Проверьте вашу функцию из предыдущего пункта, дообучив двумя способами cointegrated/rubert-tiny2 из huggingface.

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/multiprocess/popen_fork.py:66: RuntimeWarning
self.pid = os.fork()

Map (num_proc=4): 100%

5273/5273 [00:05<00:00, 1054.51 examples/s]

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/accelerate/accelerator.py:436: FutureWarning:
dataloader_config = DataLoaderConfiguration(dispatch_batches=None, split_batches=Fals
 warnings.warn(

[5935/5935 01:12, Epoch 5/5]

Epoch	Training Loss	Validation Loss
1	1.717700	1.615841
2	1.552200	1.524777
3	1.488900	1.490062
4	1.490000	1.471108
5	1.440100	1.465303

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/multiprocess/popen_fork.py:66: RuntimeWarning
self.pid = os.fork()

Map (num proc=4): 100%

5273/5273 [00:04<00:00, 1340.22 examples/s]

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/accelerate/accelerator.py:436: FutureWarning:
dataloader_config = DataLoaderConfiguration(dispatch_batches=None, split_batches=Fals
 warnings.warn(

[5935/5935 02:48, Epoch 5/5]

Epoch	Training Loss	Validation Loss
1	1.098800	1.034895
2	0.954700	0.969218
3	0.822300	0.972255
4	0.777200	0.987886
5	0.716100	0.988323

Модель, которая полностью дообучается, показывает лучшие результаты, так как мы подгоняем все параметры под нашу задачу

Задание 5 (1 балл)

Обучите *tbs17/MathBert* (с замороженным backbone и без заморозки), проанализируйте результаты. Сравните скоры с первым заданием. Получилось лучше или нет? Почему?

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/multiprocess/popen_fork.py:66: RuntimeWarning
self.pid = os.fork()

Map (num_proc=4): 100%

5273/5273 [00:07<00:00, 777.95 examples/s]

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/accelerate/accelerator.py:436: FutureWarning:
dataloader_config = DataLoaderConfiguration(dispatch_batches=None, split_batches=Fals
 warnings.warn(

warmı	ings.warm(
Epoch	Training Loss	Validation Loss
1	1.552500	1.599515
2	1.524500	1.558652
Epoch	Training Loss	Validation Loss

Epoch	Training Loss	Validation Loss
1	1.552500	1.599515
2	1.524500	1.558652
3	1.479700	1.540517
4	1.471900	1.528262
5	1.477700	1.525227

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/multiprocess/popen_fork.py:66: RuntimeWarning
self.pid = os.fork()

Map (num proc=4): 100%

5273/5273 [00:05<00:00, 822.79 examples/s]

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/accelerate/accelerator.py:436: FutureWarning:
dataloader_config = DataLoaderConfiguration(dispatch_batches=None, split_batches=Fals
 warnings.warn(

			[5935/5935 30:28, Epoch 5/5]
Epoch	Training Loss	Validation Loss	
1	1.208700	1.161113	
2	1.043900	1.087082	
3	0.862900	1.115684	
4	0.741500	1.272685	
5	0.596800	1.346685	

Касательн замороженной и не замороженной всё осталось также - полное дообучение модели показывает более хороший результат.

Модель стартовала чуть лучше, однако потом стала переобучаться. Видно, что на тестовой выборке RuBERT получил более низкий loss, однако на обучающей MathBERT показал себя лучше.

Это может быть связано с тем, что эмбединги MathBERT как раз заточены под анализ математических задач.

P.S. У нас 3 прогресс бара обучения, потому что прервалось окружение, не обращайте внимания на первый прогон.

Задание 6 (1 балл)

Напишите функцию для отрисовки карт внимания первого слоя для моделей из задания

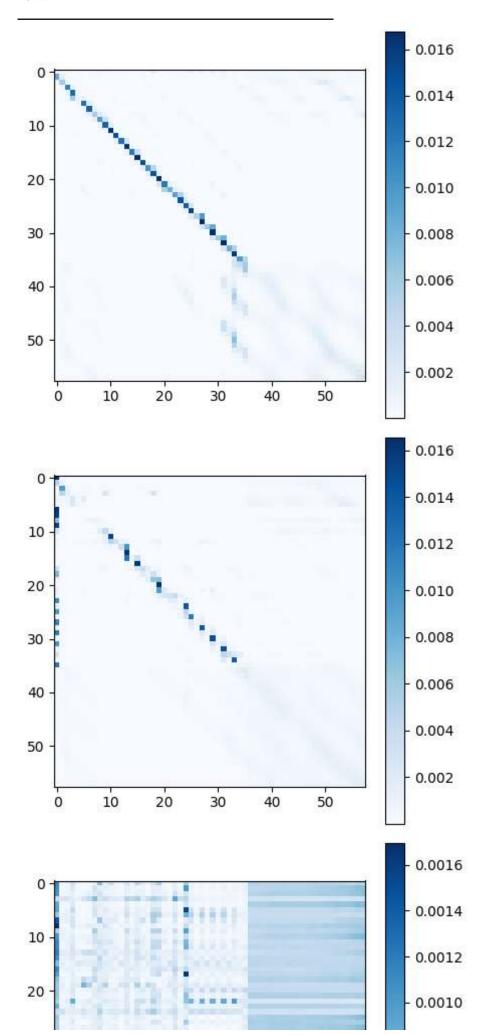
```
def draw_first_layer_attention_maps(attention_head_ids: List[int],
                                    text: List[str],
                                    model name: str,
                                    model: TransformerClassificationModel):
    tokenizer = transformers.AutoTokenizer.from pretrained(model name)
    input_ids = tokenizer(text, return_tensors='pt', padding=True, truncation=True, max_l
    outputs = model.backbone(input_ids, output_attentions=True)
    attentions = outputs.attentions
    layer_attentions = attentions[0]
    for head_id in attention_head_ids:
        # берём карту для і-ой головы
        attention_head = layer_attentions[0, head_id, :, :]
        # преобразуем в NumPy array
        attention_head_np = attention_head.detach().numpy()
        # берём размер карт внимания
        seq_len = attention_head_np.shape[-1]
        attention_head_2d = attention_head_np.reshape(seq_len, seq_len)
        # нормируем значения в карте
        attention_head_2d = attention_head_2d / attention_head_2d.sum()
        # отрисовываем
        fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,5))
        im = ax.imshow(attention head 2d, cmap='Blues')
        fig.colorbar(im, ax=ax)
        plt.show()
```

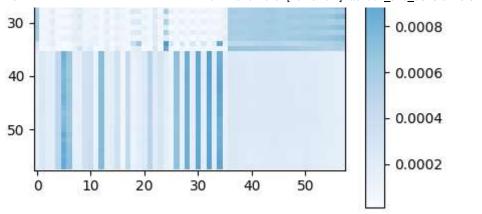
Задание 7 (1 балл)

Проведите инференс для всех моделей **ДО ДООБУЧЕНИЯ** на 2-3 текстах из датасета. Посмотрите на головы Attention первого слоя в каждой модели на выбранных текстах (отрисуйте их отдельно).

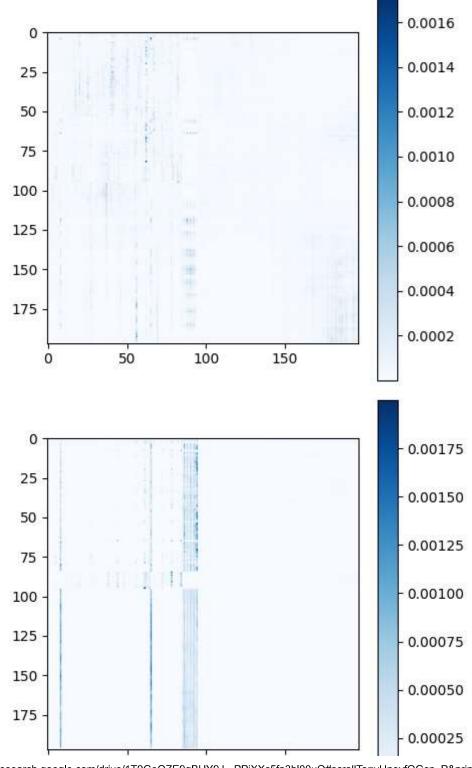
Попробуйте их проинтерпретировать. Какие связи улавливают карты внимания? (если в модели много голов Attention, то проинтерпретируйте наиболее интересные)

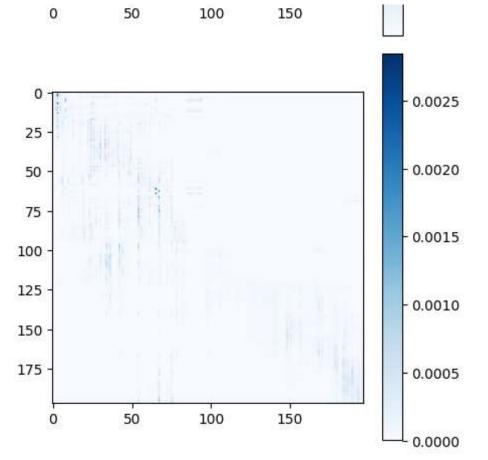
```
### YOUR CODE IS HERE
texts = ['Докажите, что не существует графа без петель и кратных рёбер с пятью вершинами,
            'Докажите, что для любого плоского графа (в том числе и несвязного) справедли
            'На столе лежат несколько тонких спичек одинаковой длины. Всегда ли можно рас
print('RuBERT')
print('
draw_first_layer_attention_maps([0,1,2],
                            texts,
                            # 'Докажите, что не существует графа без петель и кратных рёб
                            'cointegrated/rubert-tiny2',
                            rubert_finetuned_freezed.to('cpu'))
print()
print()
print('MathBERT')
print('_
draw_first_layer_attention_maps([0,1,2],
                            texts.
                            # 'Докажите, что не существует графа без петель и кратных рёб
                            'tbs17/MathBert',
                            mathbert_finetuned_freezed.to('cpu'))
```





MathBERT





В качестве моделей возьмём замороженные потому, что части, отвечающие за Attention не изменялись никак, а значит остались такими же, как и у только что инициализированной модели

Отрисуем только 3 первые головы

Итак, головы определяют важность каждого токена к каждому токену. Как мы можем видеть, у MathBERT связи построены не настолько выразительно, как у RuBERT. Это может быть связано с тем, что задачки были сформулированы на русском языке.

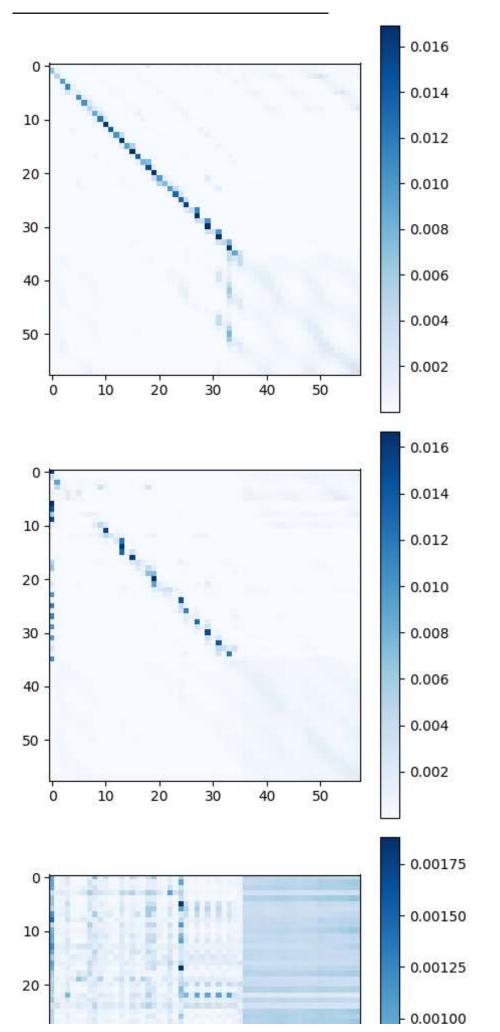
Сами связи могут означать вообще разные вещи, так как модели подгоняли их "сами под себя". Связи просто улавливают какой-то вид взаимоотношений между токенами.

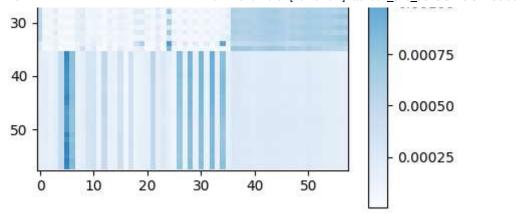
Задание 8 (1 балл)

Сделайте то же самое для дообученных моделей. Изменились ли карты внимания и связи, которые они улавливают? Почему?

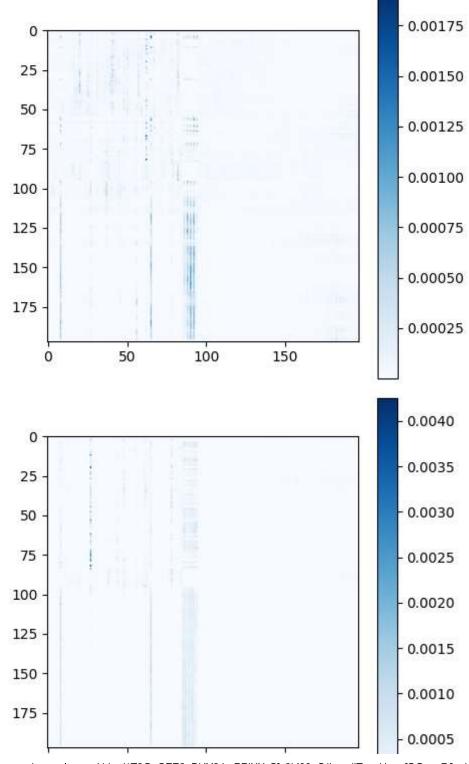
```
### YOUR CODE IS HERE
texts = ['Докажите, что не существует графа без петель и кратных рёбер с пятью вершинами,
            'Докажите, что для любого плоского графа (в том числе и несвязного) справедли
            'На столе лежат несколько тонких спичек одинаковой длины. Всегда ли можно рас
print('RuBERT')
print('
draw_first_layer_attention_maps([0,1,2],
                            texts,
                            # 'Докажите, что не существует графа без петель и кратных рёб
                            'cointegrated/rubert-tiny2',
                            rubert finetuned.to('cpu'))
print()
print()
print('MathBERT')
print('_
draw_first_layer_attention_maps([0,1,2],
                            texts,
                            # 'Докажите, что не существует графа без петель и кратных рёб
                            'tbs17/MathBert',
                            mathbert_finetuned.to('cpu'))
```

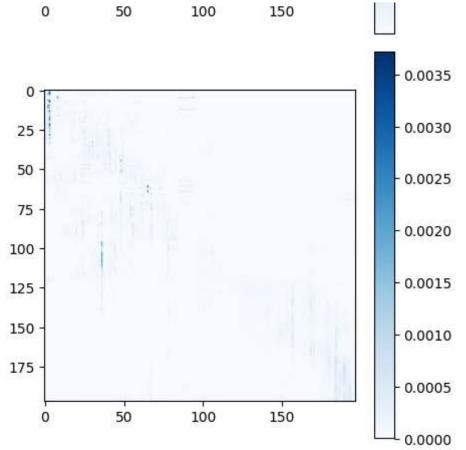
RuBERT





MathBERT





В наших моделях присутствуют совсем небольшие изменения (первые графики MathBERT точно), они связаны с тем, что мы подгоняем механизм внимания под нашу конкретную задачу, однако эти изменения на графиках пока не так отчетливо выражены