Section5: Transformer

1. 要点まとめ

ニューラル機械翻訳を行うモデルとして代表的なのはseq2seqだが、これはEncoderで入力文章全体を1つの固定長ベクトルに集約してDecoderに渡すモデルであるため、入力文章が長くなるとうまくいかなくなるという課題がある。

この課題を解決するためにAttentionという手法がある。入力文章全体ではなく特定の箇所を切り取って Decoderに渡す、という手法である。特定の箇所は、翻訳中の個々の単語に関連がある箇所を選ぶ。この Attentionを取り入れたモデルがTransformerである。

Transformerは、Attentionのみを用いて作られたモデルであり、RNNを使っていない。seq2seq等と同様、Encoder/Decoderで構成される。

Encoderでの処理概要は以下

- 1. 入力ベクトル(埋め込み表現)に対し、単語の位置情報(時刻情報)を付与(Position Encoding)
- 2. 複数のAttentionを生成(Multi-Head Attention)
- 3. 複数のAttentionを位置毎(時刻毎)に全結合して出力

Decoderでの処理概要は以下

- 1. Encoder出力とDecoderでの前時刻までの出力を入力
 - Decoder出力に対しては、「前時刻までの出力」に限定するためにマスクがかけられる(Masked Multi-Head Attention)
- 2. 入力から複数Attentionを生成(Multi-Head Attention)
- 3. 複数のAttentionを位置毎(時刻毎)に全結合して出力

Attentionの生成方法は以下

- 1. 各入力単語に対しQuery/Key/Valueベクトルを生成
 - Transformerでは、Query/Key/Valueベクトル全てを入力ベクトル(埋め込み表現)から生成 (Self Attention)
 - 入力に対してQuery/Key/Valueに対応する重み行列を積算することで生成
- 2. Query/Keyベクトルを内積&Softmax関数で加工
 - 。 Softmax関数への入力が大きくなりすぎて勾配消失が起きないよう、Query/Keyベクトルの内積 に対して次元でスケーリングを施す (Scaled Dot Production)
- 3. 加工したベクトルと、Valueベクトルを積算

2. 実装演習

DNN_code_colab_bert1bert2/lecture_chap2_exercise_public.ipynb に実装されているtransformerモデルを動作させ、学習の様子や推論結果を確認する。

```
# ※評価用に改変したセルのコードのみ掲載
#訓練
%matplotlib inline
import matplotlib.pyplot as plt
num_epochs = 15
hist_epoch = []
hist_train_loss = []
hist_train_bleu = []
hist_val_loss = []
hist_val_bleu = []
best_valid_bleu = 0.
for epoch in range(1, num_epochs+1):
    start = time.time()
    train_loss = 0.
    train refs = []
    train_hyps = []
    valid_loss = 0.
    valid_refs = []
    valid_hyps = []
    # train
    for batch in train dataloader:
        batch X, batch Y = batch
        loss, gold, pred = compute_loss(
            batch_X, batch_Y, model, criterion, optimizer, is_train=True
        train_loss += loss
        train_refs += gold
        train_hyps += pred
    # valid
    for batch in valid_dataloader:
        batch X, batch Y = batch
        loss, gold, pred = compute_loss(
            batch_X, batch_Y, model, criterion, is_train=False
        valid loss += loss
        valid refs += gold
        valid_hyps += pred
    # 損失をサンプル数で割って正規化
    train_loss /= len(train_dataloader.data)
    valid_loss /= len(valid_dataloader.data)
    # BLEUを計算
    train_bleu = calc_bleu(train_refs, train_hyps)
```

```
valid_bleu = calc_bleu(valid_refs, valid_hyps)
    # validationデータでBLEUが改善した場合にはモデルを保存
    if valid_bleu > best_valid_bleu:
        ckpt = model.state dict()
        torch.save(ckpt, ckpt_path)
        best_valid_bleu = valid_bleu
    elapsed_time = (time.time()-start) / 60
    print('Epoch {} [{:.1f}min]: train_loss: {:5.2f} train_bleu: {:2.2f}
valid_loss: {:5.2f} valid_bleu: {:2.2f}'.format(
            epoch, elapsed_time, train_loss, train_bleu, valid_loss, valid_bleu))
    print('-'*80)
    hist epoch.append(epoch)
    hist_train_loss.append(train_loss)
    hist_train_bleu.append(train_bleu)
    hist val loss.append(valid loss)
    hist_val_bleu.append(valid_bleu)
plt.figure(facecolor='white')
plt.title("transformer(bleu score)")
plt.xlabel("iter")
plt.ylabel("bleu")
plt.plot(hist_epoch, hist_train_bleu, label="train bleu")
plt.plot(hist_epoch, hist_val_bleu,label="test bleu")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()
plt.figure(facecolor='white')
plt.title("transformer(loss score)")
plt.xlabel("iter")
plt.ylabel("loss")
plt.plot(hist_epoch, hist_train_loss, label="train loss")
plt.plot(hist_epoch, hist_val_loss,label="test loss")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()
# ... (省略) ...
import pandas as pd
from google.colab import files
def trim end(sentence):
   if '.' in sentence:
      return sentence[:sentence.index('.')]
    elif '?' in sentence:
      return sentence[:sentence.index('?')]
    elif '!' in sentence:
      return sentence[:sentence.index('!')]
    elif 'o' in sentence:
      return sentence[:sentence.index('.o')]
    elif '?' in sentence:
      return sentence[:sentence.index('?')]
```

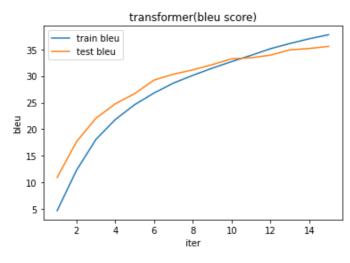
```
else:
      return sentence
# BLEUの評価
test_dataloader = DataLoader(
   test_X, test_Y, 128,
   shuffle=False
    )
input_list = []
refs_list = []
hyp_list = []
for batch in test dataloader:
    batch_X, batch_Y = batch
    preds, *_ = test(model, batch_X)
    preds = preds.data.cpu().numpy().tolist()
    refs = batch_Y[0].data.cpu().numpy()[:, 1:].tolist()
    input_ids = batch_X[0].data.cpu().numpy()[:, 1:].tolist()
    refs_list += refs
    hyp_list += preds
    input_list += input_ids
bleu = calc_bleu(refs_list, hyp_list)
print("bleu (max:100)=", bleu)
input sentence list = []
pred_sentence_list = []
ref_sentence_list = []
input word num list = []
blue score list = []
for idx, (input_ids, pred, ref) in enumerate(zip(input_list, hyp_list,
refs list)):
 input_sentence_words = trim_end(ids_to_sentence(vocab_X, input_ids))
  input_sentence = ' '.join(input_sentence_words)
 pred_sentence = ' '.join(trim_end(ids_to_sentence(vocab_Y, pred)))
 ref_sentence = ' '.join(trim_end(ids_to_sentence(vocab_Y, ref)))
 word_num = len(input_sentence_words)
 bleu = calc bleu([ref], [pred])
 input_sentence_list.append(input_sentence)
 pred sentence list.append(pred sentence)
  ref sentence list.append(ref sentence)
  input_word_num_list.append(word_num)
 blue_score_list.append(bleu)
 if idx < 5:
    print("[",str(idx),"] ", input_sentence, " , num=", str(word_num))
              --> (pred)", pred_sentence)
    print("
    print("
             --> (ok) ", ref_sentence)
    print(" --> bleu= ", bleu)
```

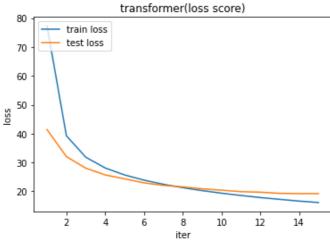
実行結果は以下。

学習の様子

• 訓練データ(train)/テストデータ(test)どちらも、epoch(iter)が大きくなるにつれて、bleuは増加&lossは減少傾向

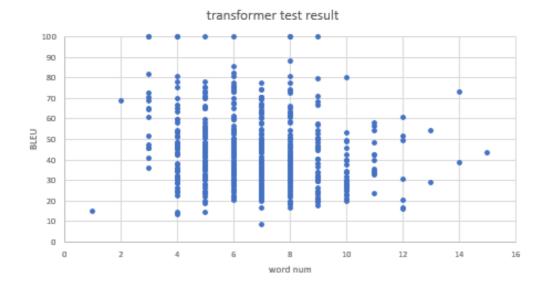
• 学習が順調に進んでいることがうかがえる





テストデータの各文に対して学習済transformerモデルで推論を行い、各文の推論結果の入力単語数(word num)とBLEUスコアの関係を下図にグラフ化した。

- 単語数≦9の文では、BLEUスコアに明確な差は見られない
- 単語数≥10になると、高いBLEUスコア (80以上) の文が現れなくなっている



BLEUスコアとモデル精度(翻訳精度)の関係を確認するため、BLEUスコアが低い順、高い順にそれぞれ20サンプルずつ抽出し、推論結果(列pred)を正解(列ok)と比較した。

- ワースト20の推論結果は、意味不明 or 意味が全然違う結果が大半を占める
 - BLEUスコア小であれば翻訳精度も低いと言える
- ベスト20の推論結果(※BLUE=100除く)は、意味が正解と同等なものが多いが、中には正解とかなりかけ離れた結果もある(赤字)
 - BLUEスコア大であれば概ね翻訳精度は高いと言えるが、低い翻訳精度の結果も交じっている。
 - ただ、そういう結果は2割弱であり、大局的にモデル全体の精度評価を行う際にはあまり問題に はならないと思われる。

BLEUスコアが低い結果(ワースト20)

4	Α	В	C	D	E	F	F
1	no	input	pred	ok	wordn ▼	bleu	-
2	203	money cannot make up for lost time	金はない	失った時間を金で埋め合わせることはできない	7	8.64	4715
3	468	go about your business	<unk></unk>	<unk> なお <unk> だ</unk></unk>	4	13.5	5335
4	372	you should eat more vegetables	もっと食べるですよ	あなた はもっと 野菜 を食べた 方 が い い で す よ	5	14.5	5101
5	202	what a lovely day	<unk> です</unk>	なんて よい 天気 なん でしょう	4	14.6	6126
6	2	no	<unk> できない</unk>	ごめん なさ い	1	15.3	3465
7	425	i had enough time , so i didn 't need to hurry	急になければ必要なかった	時間は充分あったので急ぐ必要はなかった	12	15.9	9548
8	210	all that you have to do is to wait for his reply	君は彼の待つことをできるようにしている	君は彼の返事を待ちさえすればよい	12	16	.467
9	117	do any of the members agree with you	これ 以上 あなた は 同意 し ま す か	メンバーの 誰 か が 君 に 賛成 し て い ま す か	8	16.8	8471
10	391	all were glad to hear the news	そのニュースを聞いてうれしいものを聞いていた	その 知らせ を 聞 い て みんな 喜 ん だ	7	16.9	9436
11	229	it is no easy task to write a letter	手紙を書くの手紙を書くのは簡単です	手紙を書くことは、たやすいことではない	9	17	7.702
12	103	i loved reading when i was a child	私は子供の頃読んでいたたたたい	私 は 子供 の ころ 読書 が 大好き だっ た	8	18.2	2071
13	138	you don 't like <unk> , do you</unk>	<unk>は好きですね</unk>	あなたは <unk> が好きではないのですね</unk>	8	18.6	6932
14	66	how can you break the news to her	彼女の ニュース をどう やって もよろしい ですか	どう やって 彼女 に <unk> と い う ん だい</unk>	8	18.9	9224
15	436	are you referring to me	私には君は僕を言っているのか	私のことを話しているの	5	18.9	9224
16	342	her voice could hardly be heard above the noise	彼女 の 声 は その 音 を ほとんど 聞 い た た た た い	彼女 の 声 は 騒音 の 中 で ほとんど 聞 <unk> な かっ た</unk>	9	19.5	5648
17	212	he asked after my wife when i met him today	彼は今日私が彼に会ったことを尋ねた	今日彼に会ったら妻は元気かと聞かれた	10	19.6	6678
18	9	choose one from among these	これらの中の中では知っている	これらの中から1つ選びなさい	5	19	.675
19	462	nothing is more important in life than health	健康より大切なものは健康である	人生において健康ほど大切なものはない	8	19.7	7674
20	199	he does far better than you do at school	彼は学校で学校をやっている	彼は学校では君よりはるかに成績がよい	9	19.8	8605
21	431	his work shows nothing to <unk> about</unk>	彼の仕事は <unk> についていた</unk>	彼の仕事は自慢するほどのものではない	7	19.8	8605

BLEUスコアが高い結果(ベスト20 ※BLEU=100は除外(∵完全一致なので自明))

-4	Α	В	С	D	E	F
1	no	input	pred	ok	wordn ▼	bleu ▼
11	323	this is the house where i was born	これは私が生まれた家です	ここは私が生まれた家です	8	88.0112
12	397	how many pens do you have	何本のペンを持っていますか	あなたは何本のペンを持っていますか	6	85.7404
13	269	let him do as he likes	彼は彼を好きにしてやせよう	彼の好きなようにやらせなさい	6	82.4237
14	236	words failed her	言葉 は失敗 したいです	彼女は言葉に詰まった	3	81.6497
15	109	please come to talk to me	私に話してくれ	相談 に来 てください	6	80.9107
16	124	it looks like snow	雪のように見える	雪になりそうだ	4	80.9107
17	162	what time did the plane arrive at narita	その飛行機は何時に到着したのですか	飛行機は何時に成田に到着したのですか	8	80.5634
18	237	i didn 't quite catch the name of that <unk></unk>	私 はその名前 を <unk> にしなかった</unk>	そんな <unk> の 名前 聞 い た こと な い</unk>	10	80.3428
19	381	will you tell me the way to kyoto station	京都に行く道を教えてくれませんか	京都駅へ行く道を教えてくれませんか	9	79.6549
20	257	i don 't like coffee	コーヒー は好きではない	ぼく は コーヒー が <unk> だ</unk>	5	78.2542
21	460	that student is tom	あの 学生 は トム の <unk> だ</unk>	あの 生徒 が トム で す	4	78.2542
22	187	i quite <unk> on to that man</unk>	私はその男を <unk> にしたい</unk>	その人が本当に好きとなった	7	77.6545
23	95	i have lived here for a long time	私は長い間ここに住んでいたい	私は長い間ここに住んでいます	8	77.4403
24	390	we cannot go into the <unk></unk>	私 たち は その <unk> に 乗り込 む こと を でき な い</unk>	<unk> をには入れません</unk>	6	77.3055
25	228	it is quite a sorry sight	その 光景 は まったく まったく 見え な けれ ば な い	まったく 悲し い 光景 だ	6	75.9836
26	488	the examination is near at hand	その 試験 はすぐに <unk> をしている</unk>	試験 が <unk> に 迫っ た</unk>	6	75.9836
27	286	i have to go now	私は今行かなければならない	僕はもう行かなければならない	5	75.3922
28	226	he has a dog	彼は犬を飼っている	彼は、犬を飼っている	4	75.165
29	483	he never breaks his promise	彼は決して約束を破らない	彼は、決して約束を破らない	5	75.165
30	161	she didn 't need to come	彼女は来る必要はなかった	彼女が来る必要はなかった	6	75.0624
31	419	what 's the name of this tune	これはどうなっているのですか	何という曲なの	7	74.4782

3. 確認テスト

※Section5は確認テストなし