第2回ミーティング Transformer, BERT の追加調査, モデル比較

EP20050 小池正基

担当先輩:史,張,井上



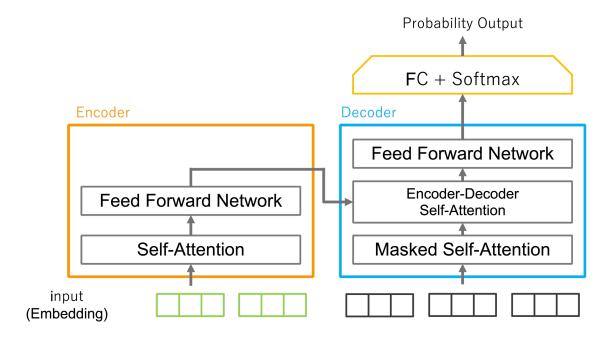
- 研究テーマ
- 進捗
- Transformer
 - Self-Attention
 - Multi-Head Attention
 - Feed Forward Network
- Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)
 - 事前学習
 - Fine-tuning
- ・ 日本語モデルの比較

- 自由記述文からの学習行動分析
 - 文書から記述者の学習行動や学習課題を把握する研究
- 必要な技術や知識
 - 自然言語処理 (NLP)
 - テキストマイニング

- 環境構築
 - サーバー割当まで完了
- 研究
 - Transformer 論文読了
 - BERT 論文読了

- ・ 今後の予定
 - NLPモデル制作, 比較

- Attentionのみを用いたEncoder-Decoderモデル
 - 広範囲な依存関係を把握
 - 計算量が減少



Self-Attention



• 文章内の単語の内積から注目度を算出

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^{T}}{\sqrt{d_{K}}}\right)V$$

Q: Query $K \cdot \text{KeV}$

K : KeyV : Value

 d_k : Q,Kが持つ次元数

 $Q = XW^{Q}$ $K = XW^{K}$ $V = XW^{V}$

X:入力単語

W: 重み

Multi-Head Attention



- *Q,K,V*をheadの数用意(論文内では8)
 - それぞれのheadでAttentionの計算し、統合

 $MultiHead(Q, K, V) = Concat(head_1, ..., head_h)W^O$ $W^O : 重み$ $W^O : 重み$ $W^O : 1$ $W^O :$

Feed Forward Network

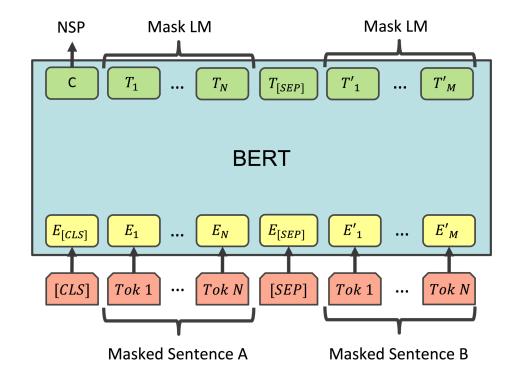


・ 単語ごとに独立した2層のニューラルネットワーク

 $FFN(x) = max(0, xW_1 + b_1)W_2 + b_2$

W:重み b:バイアス

- TransformerのEncoderのみを利用したモデル
- あらゆるNLPタスクにfine-tunin可能
- 事前学習に注力
 - 両方向からの事前学習を行わせるため、2種の事前タスクを実行

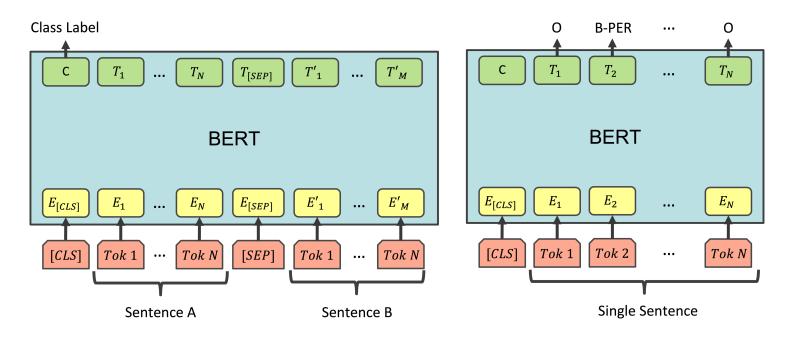


事前学習



- 入力文の先頭に[CLS]トークン、文の間に[SEP]トークンを追加
- MLM
 - Input の15%を[Mask]トークンで置換し、元のトークンを当てるタスク
 - Fine-tuning との差異をなくすため、一定確率でランダムなトークンに置換
- NSP
 - 2文の入力からそれが連続したタスクか推察
 - NSP専用の出力 C を用いて予測

- タスクに合わせてデータセットを入力
 - Cは識別タスク
 - ・ 感情分析, ジャンル分類
 - T_i はトークンレベルのタスク
 - Q&A, 品詞のタグ付け



- 評価指標
 - 最終更新日
 - 個人利用の可否
 - 性能評価
 - 学習元

候補

- 早大RoBERTa 最終更新: 2021/09/20

- XLM RoBERTa 最終更新: 2023/04/08

- 日本語LUKE 最終更新: 2022/11/09

- 日本語DeBERTa 最終更新: 2023/03/18

日本語モデルの比較 [2/2]

MPRG

• JGLUE日本語理解ベンチマークを用いて評価

- MARC -ja: 文章分類タスク

- JSTS:意味的類似度計算

- JNLI:自然言語推論タスク

- JCommonsenceQA:5択のQA問題

モデル名	MARC-ja	JSTS	JNLI	JCommonsenseQA
早大RoBERTa	0.969	0.890	0.928	0.900
XLM RoBERTa	0.964	0.918/0.884	0.919	0.840
日本語LUKE	0.965	0.932/0.902	0.927	0.893
日本語DeBERTa V2	0.968	0.892	0.919	0.890

- 研究テーマ
- 進捗
- Transformer
- BERT
- 日本語モデルの比較

- ・ 今後の予定
 - NLPに関する調査
 - モデル作成、検証