

## 報告書

### 1 今週の進捗

- head, relation が同じトリプルを考慮した hits@k
- tail に関して見出し語のみを推定した実験の 3 回試行
- 学習時の MASK 位置を tail の見出し語に固定した実験
- プレゼン資料について

### 2 KG-BERT [1]

#### 2.1 データセット, パラメータ

表 1, 2 に本実験で用いるデータセットである WN18RR におけるデータ数, パラメータを示す.

表 1: データセット

Dataset	Entity	Relation	Train	Test
WN18RR	40,943	11	89,869	3,134

表 2: パラメータ

parameters	値
learning rate	5e-5
mask probability	0.15
batch size	32
max seq length	128
epoch	30

#### 2.2 head, relation が同じトリプルを考慮した Hits@k

Knowledge Graph 補完の評価指標として tail を予測したときの上位  $k$  個以内に正解の tail が出力されている割合を表す Hits@ $k$  を用いる. このとき, テストトリプルに対して head, relation が同じで正解 tail ではない他の tail をもつトリプルが存在する可能性があるため, そのトリプルを考慮して Hits@ $k$  を補正したものを Filtered Hits@ $k$  とする. 表 3 に head, relation が同じトリプルの例を示す.

表 3 において triple1 がテストトリプルのとき tail の「moral philosophy」を予測するが, 予測結果として正解 tail 「moral philosophy」が出る前に triple2 の tail 「morals」が出る場合がある. これは想定している正解 tail ではないが全体の triple としては正解であるため, この tail を 1 つ飛ばして Hits@ $k$  を計算することとする. 想定していない正解 tail が複数ある場合も同様に Hits@ $k$  を計算する. この修正された Hits@ $k$  を Filtered Hits@ $k$  とする.

表 3: head, relation が同じトリプル

triple	Head	Relation	Tail
1	ethicist, a philosopher who specializes in ethics	derivationally related form	moral philosophy, the philosophical study of moral values and rules
2	ethicist, a philosopher who specializes in ethics	derivationally related form	morals, motivation based on ideas of right and wrong

## 2.3 tail に関して見出し語のみを推定した実験

Knowledge Graph における tail 推定モデルとして, BERT の Masked Language Model (MLM) を適用した実験をする. 入力として, head, relation を用い, tail の見出し語を MASK として推定させる. 前回の実験ではコードが少し間違っていたため今回新たに修正したコードで実験を回している. また, 先述の Filtered Hits@ $k$  を評価指標として使用している. なお, tail の説明文も入力している実験もコードを修正する必要があるがまだ回せていない. 両実験とも 5 回試行して結果を報告することを予定している.

### 2.3.1 実験結果

評価指標として Mean Rank (MR), Mean Reciprocal Rank (MRR), Hits@ $k$ , Filtered Hits@ $k$  を使用する. MR は予測したエンティティのランクの平均であり, MRR は予測したエンティティのランクの逆数をスコアとして平均をとったものである. 1, 2 式は MR, MRR を表した式である. また, Hits@ $k$  とは, 予測したエンティティを順位付けしたときの上位  $k$  個以内に正解が含まれている割合のことであり, Filtered Hits@ $k$  は先述の通り Hits@ $k$  を修正したものである.

$$\text{MR} = \frac{1}{|E|} \sum_{i=1}^{|E|} \text{rank}_i \quad (1)$$

$$\text{MRR} = \frac{1}{|E|} \sum_{i=1}^{|E|} \frac{1}{\text{rank}_i} \quad (2)$$

$|E|$  はエンティティ数,  $\text{rank}_i$  は予測したエンティティのランクを表している. MR は値が小さいとき, MRR, Hits@ $k$ , Filtered Hits@ $k$  は値が大きいとき推定精度が良いと判断される.

表 4 に上記実験の結果を示す. 前回間違ったコードでの実験も載せている. なお, 比較として KG-BERT における文献値と再現実験の結果も示している.

表 4: MLM を用いた実験結果

モデル	WN18RR				
	MR	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10
KG-BERT (文献値)	97	-	-	-	52.4
KG-BERT (再現実験)	117.77	0.25	12.41	29.44	51.85
間違い MLM (5 回試行)	-	-	44.08 $\pm$ 0.47	56.60 $\pm$ 0.42	61.79 $\pm$ 0.32
間違い MLM (tail 見出し語) (3 回試行)	-	-	15.33 $\pm$ 0.80	29.22 $\pm$ 0.40	40.25 $\pm$ 0.75
MLM (回せていない)	-	-	0 $\pm$ 0	0 $\pm$ 0	0 $\pm$ 0
MLM (tail 見出し語) (3 回試行)	-	0.185 $\pm$ 0.002	12.48 $\pm$ 0.06	21.48 $\pm$ 0.26	30.43 $\pm$ 0.13
Filtered MLM (回せていない)	-	-	0 $\pm$ 0	0 $\pm$ 0	0 $\pm$ 0
Filtered MLM (tail 見出し語) (3 回試行)	-	0.187 $\pm$ 0.002	12.61 $\pm$ 0.13	21.72 $\pm$ 0.35	30.57 $\pm$ 0.12

コードの修正に精度が下がった. また, Filter してもあまり値は変わらなかった. MR は正しい値がとれたと思えないため記述していない.

## 2.4 学習時の MASK 位置を tail の見出し語に固定した実験

前回同様, 現在コードを書いております, 学習のコードは完成しているがテストのコードが完成していない.

## 3 プレゼン資料について

タイトル『Masked Language Model を用いた Knowledge Graph 補完』

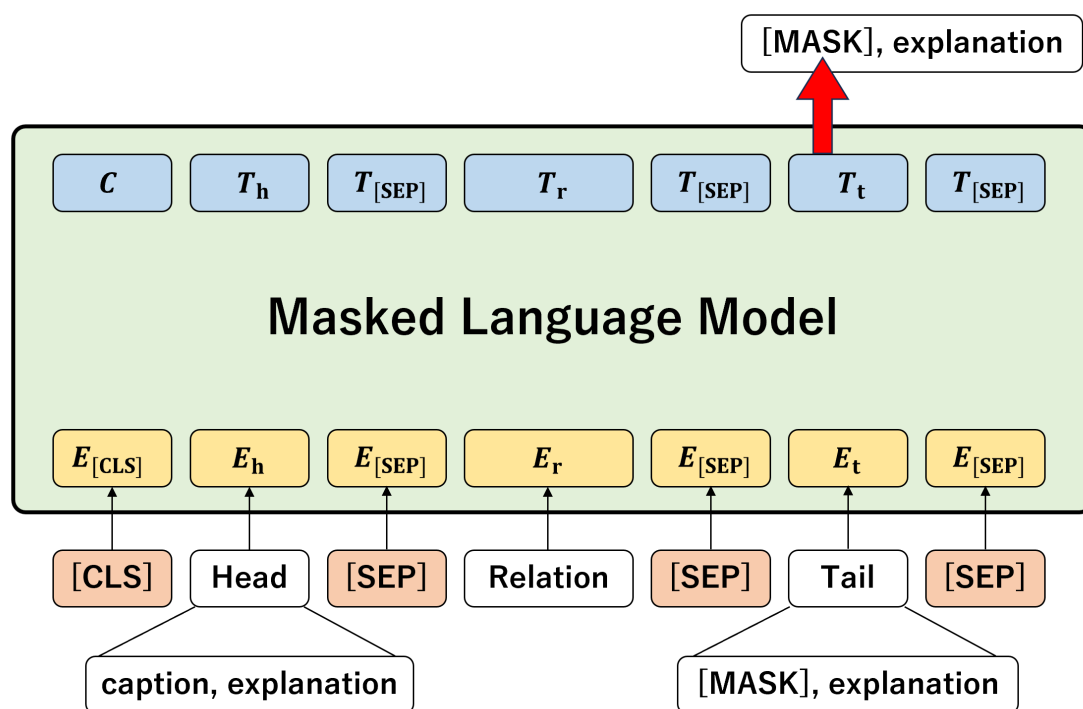


図 1: KG-MLM1

## 4 今後したいこと

- MLM を用いた実験の改良
- ナレッジグラフ推論チャレンジのデータセットの適用

## 5 KG-BERT のモデル図

### 参考文献

- [1] Liang Yao, Chengsheng Mao, and Yuan Luo. KG-BERT: BERT for knowledge graph completion. *CoRR*, Vol. abs/1909.03193, , 2019.

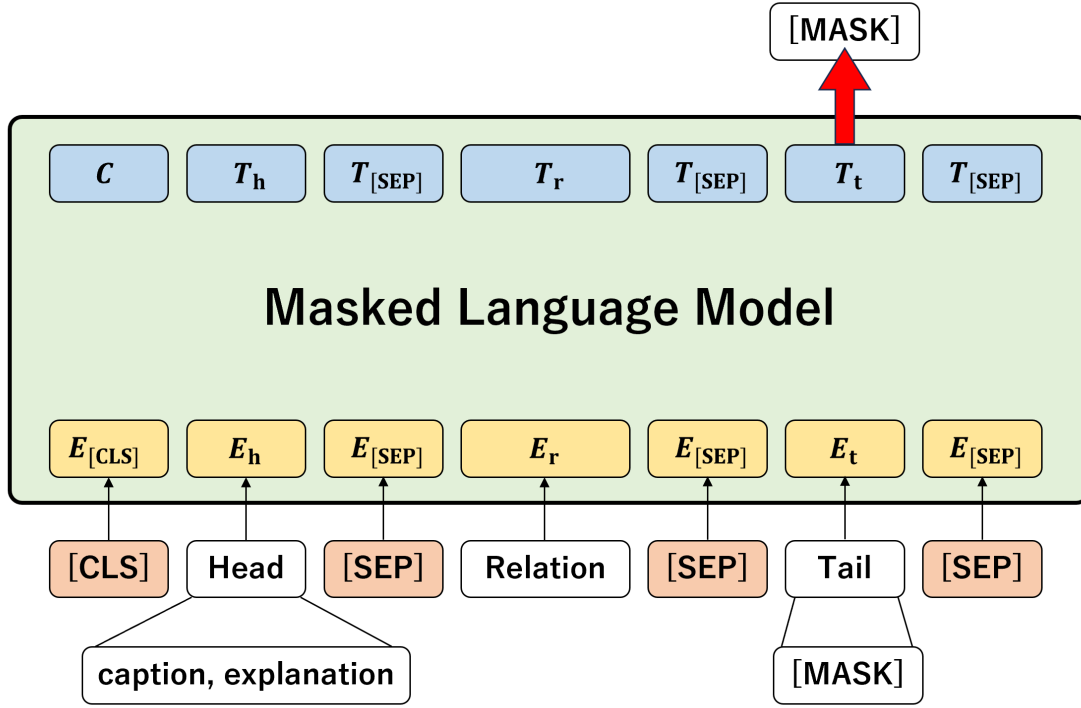


图 2: KG-MLM2

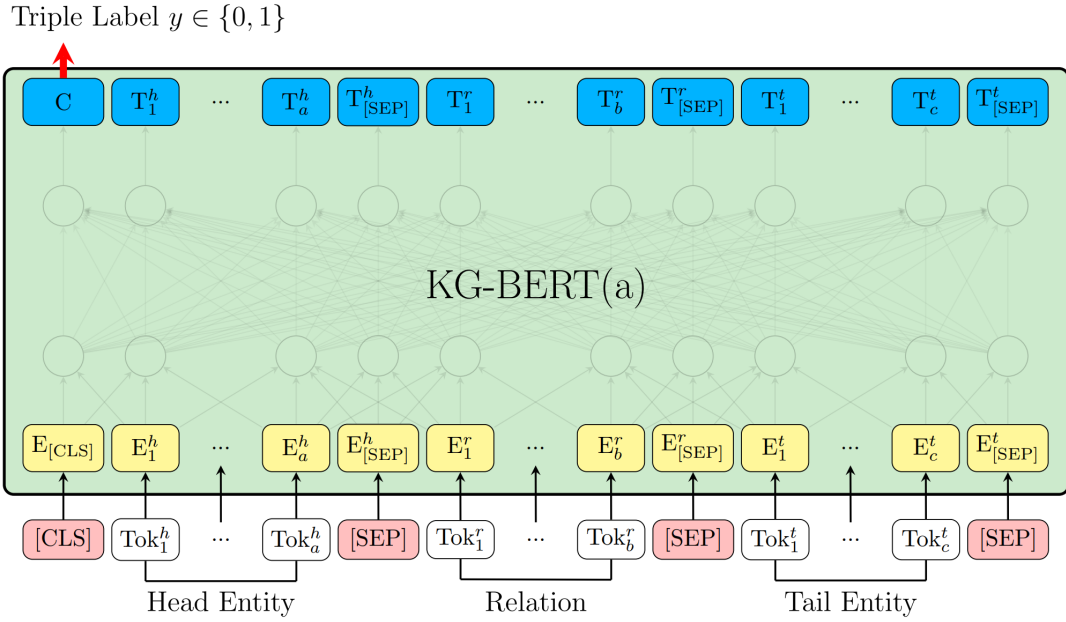


图 3: KG-BERT model [1]