

報告書

1 今週の進捗

- テスト数 250, 500 とした実験
- テストデータを訓練データに置き換えた実験
- 存在するトリプルの数の分だけ上位にあるトリプルの割合を指標とした実験

2 KG-BERT [1]

2.1 モデルの説明

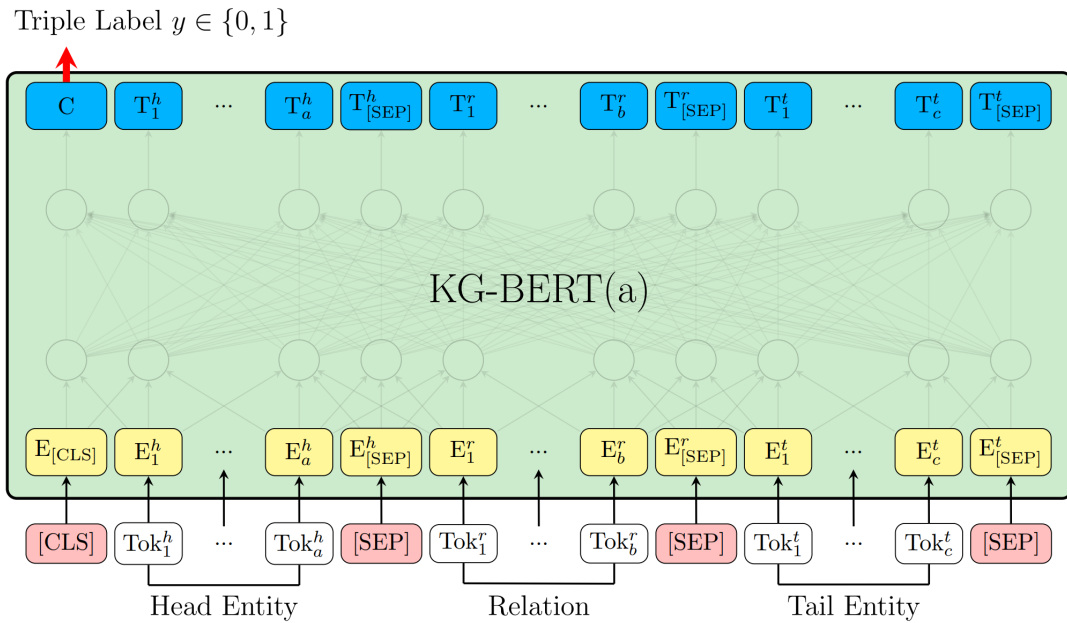


図 1: KG-BERT model [1]

表 1: データセット

Dataset	Entity	Relation	Train	Validation	Test
WN18RR	40,943	11	86,835	3,034	3,134

評価指標として Mean Rank (MR), Mean Reciprocal Rank (MRR), Hits@ k を使用する. MR とは, 予測したエンティティのランクの平均を指す. MRR とは, 予測したエンティティのランクの逆数をスコアとしており, こうして得たスコアの平均をとったものを指す. Hits@ k とは, 予測したエンティティを順位付けしたときに, 上位 k 個以内に正解が含まれている割合のことを指す.

表 2: パラメータ (WN18RR)

パラメータ	値 (default)
学習率	5e-5
epoch	5
dropout rate	0.1
batch size	32
eval batch size	128 (5000)
max seq length	32 (50)

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

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

$|E|$ はエンティティ数, 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, MMR, Hits@ k はともに値が大きいとき推定精度が良いと判断される.

2.2 テスト数 10, 100, 250, 500 の実験結果の比較

テストデータからランダムにテスト数 {10, 100, 250, 500} だけトリプルを取ってきてテストする. 表 3 にそれぞれの結果を示す.

表 3: テスト数ごとの実験結果

テスト数	WN18RR					実験時間
	MR	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10	
3,134 (文献値)	97	-	-	-	52.4	
3,134 (再現実験)	117.77	0.25	12.41	29.44	51.85	約 10 日
10	4.5	0.225	0.0	0.0	100.0	約 4 日
100	76.10	0.248	12.68	28.87	54.93	約 6 日
250	85.528	0.146	5.2	12.4	38.0	約 4 日
500	107.5				30.6	

テスト数が 100 のときが最も文献値に近い結果になり, テスト数が 250 のときは文献値とは異なる結果となった. ランダムにとったテストトリプルによって結果に大きく影響を与えていると考えられる. テスト数を減らす場合, テストトリプルのとり方を工夫する必要がある.

2.3 エンティティ数 (40,943) 分類

2.3.1 テストデータを訓練データに置き換えた実験

表 4 にテストデータ (3,134) を訓練データ (86,835) に置き換えた実験の結果を示す. 比較としてテストデータを用いた結果も示す.

表 4: テストデータを訓練データに置き換えた実験結果

データ	WN18RR				
	MR	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10
テスト	7943.6	0.248	20.2	27.0	33.2
訓練	13896.9	0.0028	0.086	0.20	0.48

訓練データを用いてテストした実験の結果は本来精度が良くなっている。しかし、表 4 よりかなり低い精度となっている。MR や Hits@ k の指標のとり方に間違いがあるのか、訓練方法に間違いがあるのか、コードを見直して修正する。

2.3.2 存在するトリプル数の分だけ上位にあるトリプルの割合を指標とした実験

あるトリプルの tail を予測するとき、その head, relation をもつ他のトリプル数を N 、予測した結果の上位 N のうち存在するトリプル数を n とすると、指標は以下のように表すことができる。

$$\frac{n}{N} \quad (3)$$

この指標を用いて実験を回したところ、結果が 0 となり、明らかに正しくない結果が出た。そのため、コードを見直して修正していく。

2.3.3 モデルの提案

ある entity の予測の場合、入力を (head, relation, relation, tail) としてエンティティ数 (40,943) 分類をする。つまり、(head, relation, entity), (entity, relation, tail) の 2 つのトリプルの情報から entity を予測するモデル。

3 今後したいこと

- KG-BERT に MLM を適用して実装
- エンティティ数 (40,943) 分類の改良
- KG-BERT の改良

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.