



## 背景・目的

### ◆ 会議の中で議事録は重要

- 論点を把握することは適しているが、結論までの流れを把握することは困難

### ◆ 議論構造として表現

- 結論までの流れも把握することが可能に

### ◆ 議論マイニングの関係分類

- 発話間の関係ラベル

## 本研究の貢献

- 様々な分散表現の組み合わせや Attention の利用
- BERT より提案モデルが高精度

## データセット

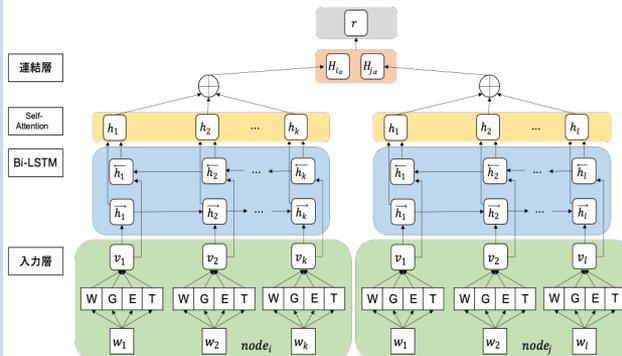
### ◆ AMI corpus [Carletta, 2005]

- 4人1組による会議を収録したコーパス
- 架空の従業員がリモコンの開発について議論

### ◆ Twente Argument Schema [Rienks, 2005]

- AMI corpus で生じる議論構造を明らかに
- 2つの構築要素から
  - ノード：会議中の発話で構成
  - エッジ：ノード間を結ぶもの
    - Relation Label が付与

## 提案モデル



### ◆ AMI corpus 内の 2 つのノードを入力

- 4つの分散表現を組み合わせる Bi-LSTM へ

### ◆ Bi-LSTM の出力に対して Self-Attention

### ◆ 二つの出力を連結して関係分類

## 実験結果

モデル	P	R	F
Bi-LSTM <sub>w</sub>	0.48	0.51	0.49
Bi-LSTM <sub>g</sub>	0.53	0.55	0.54
Bi-LSTM <sub>e</sub>	0.57	0.60	0.58
Bi-LSTM <sub>t</sub>	0.53	0.54	0.54
Bi-LSTM <sub>e+t</sub>	0.60	0.60	0.59
+ Attention	0.62	0.62	0.61
BERT	0.59	0.61	0.59

### ◆ Self-Attention が有効であることを確認

### ◆ 提案モデルが BERT より良い評価指標であることを確認

## 各ラベルにおける分析

ラベル	提案モデル	BERT	ラベル数
Pos	0.81	0.80	125
Neg	0.30	0.30	26
Unc	0.21	0.37	11
Req	0.33	0.53	6
Spe	0.55	0.00	7
Ela	0.49	0.48	34
Opt	0.45	0.48	25
Sub-to	0.22	0.00	8

### ◆ BERT と比較して少数ラベルを分類可能

### ◆ Uncertain のような曖昧なラベルが分類できていない

## まとめ

- ◆ 複数人議論を対象に関係分類
- ◆ 複数の分散表現の組み合わせ、Attention を用いたモデルの提案
- ◆ BERT より提案モデルが高精度であることを確認

## 今後の課題

- ◆ 議論マイニングの他のサブタスク
  - 議事録理解の支援
- ◆ 曖昧な関係ラベルに対するアプローチ