NLP若手の会 第14回 シンポジウム (YANS2019) at 北海道 ホテルエミシア札幌 2019/08/26 - 28

# 解釈性向上のための注意機構と損失勾配に対する関連損失の導入

北田俊輔, 彌冨仁

法政大学 理工学研究科 応用情報工学専攻



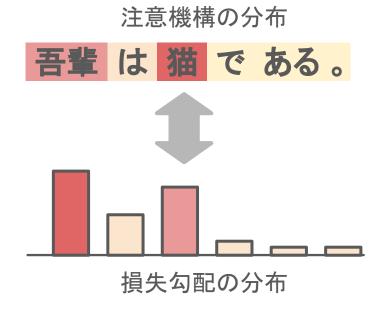
# ■ 背景 | 注意機構と損失勾配に対する関連損失

### 自然言語処理における注意機構

- 予測精度の向上に寄与
- 予測根拠の提示として利用

注意機構における単語の重要度 損失勾配を基にした単語の重要度

→ 必ずしも<u>関連するとは限らない</u>
[Jain and Wallance, NAACL19]



注意機構の分布と損失勾配を基にした値の分布を 関連するように学習する関連損失を導入する

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}\left(\mathbf{x}^{(n)}, y^{(n)}\right) + \lambda \mathcal{L}_r\left(\sigma\left(\frac{\partial y^{(n)}}{\partial \mathbf{x}^{(n)}}\mathbf{h}^{(n)}\right), \hat{\alpha}^{(n)}\right)$$

## ■ 評価実験 | 関連損失を導入したモデル

### テキスト分類タスクを用いた比較

### モデル

● 注意機構つき1層LSTM

### 評価データセット (2クラス)

2クラスになるよう予め前処理

- 20 Newsgroups
- Stanford Sentiment Treebank
- IMDB Movie Review Corpus

# Attention score LSTM Embeddings

### 学習済みモデルを用いた分析

- 関連損失の有無による注意機構の可視化結果の差異
- ▶ 注意機構のスコアと損失勾配を基にしたスコアの関連度合い