

# Report 4

---

2023.3.13-2023.3.19

## A Neural Conversational Model

---

- 第一次将seq2seq用于对话，2015年的工作
- 结构：lstm+seq2seq
- 好处是显而易见的，因为问题-回答刚好对应了input-output，不需要人工确定复杂的规则。  
坏处是生成的文本lack coherent personality

## DIALOGPT: Large-Scale Generative Pre-training for Conversational Response Generation

---

- 模型结构
  - a 12-48 layer transformer with layer normalization.
- Mutual Information Maximization
  - 最大化后向模型对枯燥的output进行惩罚

## Diversifying Dialogue Generation With Non-conversational Text

---

- 现有问题：生成通用回复“好的”，“OK”。目前通过改变目标函数、用结构化信息、情感、个性来增强训练语料，但主题仍被限制且需要大量人工标注。
- 本文创新点在于利用非聊天语料来丰富通用的conversation生成
- baseline模型
  - 直接用收集的语料库中的句子作为回答。
  - language model和seq2seq的加权： $p_t(\omega) = \alpha S^2 S_t(\omega) + (1 - \alpha) L_t(\omega)$
  - 在混合后的语料上同时训练一个seq2seq和language model，然后decoder在两个模型间共享参数。
- 本文的interactive back translation

$$E_{X_i, Y_i \sim D} - \log P_f(X_i | Y_i) - \log P_b(X_i | Y_i) \quad (2)$$

$$E_{T_i \sim D_T} - \log P_f(T_i | b(T_i)) \quad (3) \text{backward模型}$$

$$E_{X_i \sim D_T} - \log P_b(X_i | f(X_i)) \quad (4) \text{forward模型}$$

```

(Initialization) Train by minimizing Eq. 2
until convergence;
for  $i=1$  to  $N$  do
    (Backward) Train by minimizing Eq. 3
    until convergence;
    (Forward) Train by minimizing Eq. 4
    until convergence;
end

```

**Algorithm 1:** Model Training Process

- conversation部分开始的模型都比较简单，基本上是从translation的方法类比而来，感觉这部分的论文可以读得快一些？

## 代码部分

---

- 学习了colab的使用，计划从第五周开始做cs231的assignment