

4月第三周周报

时间: 2019.4.11-2019.4.17

内容: 看了几篇关于Dialogue的论文, 写了几篇paper review

关键词: dialogue、dialogue learning

1. Augmenting End-to-End Dialogue Systems with Commonsense Knowledge

motivation: 论文较早的提出将commonsense knowledge加入到对话系统中去。由于时代的发展, GPU算力的提升又带动了神经网络的再发展。

关键: 传统的对话系统只是专注于回答问题, 换句话说回复只取决于问题。而新的模型存在一个**memory**, 回复会从以往对话的memory中检索有关的信息再做出回复。

Seq2Seq模型中加入knowledge的方法有多种:

- 用LDA表示message的topic
- RNN, 编码器输入非结构knowledge

commonsense knowledge表示方法可用semantic network, 三元组。

2. Dialogue Learning with Human Teaching and Feedback in End-to-End Trainable Task-Oriented Dialogue Systems

摘要: 混合学习方法训练 **面向task的对话系统**。

读了几篇带有teaching的对话系统发现, 发现用的都是 **有监督的强化学习** 的方法。我打算抽时间了解一下强化学习。

motivation: 传统的将用户反馈用于强化学习的方法会造成: 效率会受到 离线培训 与 在线互动学习 对话状态分布不匹配的影响。

传统的**面向task的对话系统**的 pipeline 很复杂, 通常由多个独立模块组成:

- natural language understanding (NLU)
- dialogue state tracking (DST)
- dialogue policy learning

这样做虽然有许多优点, 但由于训练时优化是各个模块分别进行的, 所以有可能会造成误差传播。所以越来越多的人选择用神经网络。(我个人觉得并不是传统NLP方法已经过时了, 传统的NLP带来的思想启发还是挺大的)

3. Adversarial Learning for Neural Dialogue Generation

内容: open-domain dialogue generation

motivation: 传统的端到端神经网络模型存在弊端: **生成的回复存在大量的万能回复和重复回复**。论文从图灵测试中得到灵感, 利用对抗性学习实现对话生成。该任务可以看作是一个强化学习问题。将任务分为两个系统:

- 生成 response 的 **generative model**

- 一个鉴别器，可以区别人类生成的回复和机器生成的回复。

鉴别器的输出作为 reward 输入到 generative model 中。

为了得到更好的模型，我们要清楚：

- 理想的、标准的 对话有什么**关键的特征**？
- 我们如何定量的去 观测这些特征？
- 如何将特征结合到机器学习系统中去？