

content

{:toc}

HUST 香港科技大学的一篇slot filling文章, Coach: A coarse-to-fine Approach for Cross-Domain Slot Filling, 主要贡献一种template regularize 结合深度学习。和BiLSTM+CRF结合粗细粒度全面侦测,

解决任务型对话中, 槽填充种缺少训练数据的关键性问题。提出一种由粗粒度到细粒度的交叉域槽填充方法。

1: 通过侦测tokens是否为槽实体, 之后预测槽实体的具体类型。

2: 另外, 我们提出一个模板正则化的方法, 来提高泛化鲁棒性, 这种方法通过对话模板来正则化表示对话。

实验表明, slotfilling STOA 并且 模型可以被用于交叉领域, 具有比存在的baselines更好的适应性表现。

动机: 虽然监督学习的槽填充具有很好的效果但是大量 (substantial) 的标注训练数据是必须的, 这给实际应用带来巨大代价。因此我们investigate cross-domain slot filling methods, which leverage knowlege learned in the source domains and adapt the model to the target domain with a minimum number of target domain labeled training samples.

难点: 处理未知的 (unseen) 槽类型, 这会造成分类模型无法在没有任何目标领域监督学习信号下分类。

前人工作: Bapna 2017 -zero shot Adaption 先单词级别表示后整体融合, 基于整体预测slot type, 易发生错误。

工作分析: in order to capture the whole slot entity it is pivotal for model 在源领域分享参数给所有槽类型是十分重要的, 学习槽实体的通用模式。

therefore we proposed a new cross-domain slot filing framework called Coach, 一个粗i粒度到细粒度的approach。它首先通过预测tokens是否为槽实体来粗粒度学习。

Then, it combines the features for each slot entity and predicts the fine slot type based on the similarity with the representation of each slot type description。用这种方法避免多个预测的问题。另外, 我们引入一个模板正则的方法, 降低对话中槽实体的tokens灵活性, 变为各种不同槽标签, 并且产生正确和错误对话模板来正则化对话表示。

相近的idea: 粗到细的方法在NLP中, 因为句法分析而闻名, 通过使用粗粒度的宏观语法, 减少搜索空间。我们应用这个idea 到cross-domain slot filling 来解决未知槽类型通过把槽填充分为两个步骤。

以往low-resource任务, 将source domain 和 target domain的slot types设置为一致。

Coach FrameWork

1: BiLSTM\_ CRF structure to predict whether tokens are slot entities or not

2: predict slot type ,To generate 所有可能的slot types的表示, we use Encoder BiLSTM to encode the hidden states of slot entity tokens and 产生每个槽实体的表示。

3: 模板正则, 许多例子中相同slot type在source和target中同时存在, 然而, 辨别target domain中的slot type仍然十分困难, 由于variance。我们的方法中, 用slot labels 替换slot entities, 用encoder (BiLSTM) 来encoder 两个达向量分别为utterance 和 temnplate向量, 以正常模板和utterance为正确, 错误模板和uttera 为错误, 生成loss训练神经网络, 过程略。加大robustness of these slot types in the target domain 。

REsult: zero-shot 30.55 32.85. 35.82 37.39 20-few shot 53.6 56.53 63.17 64.27