

基于深度学习的联合实体关系抽取

孙长志

华东师范大学
计算机科学与技术学院



指导老师：孙仕亮 吴苑斌

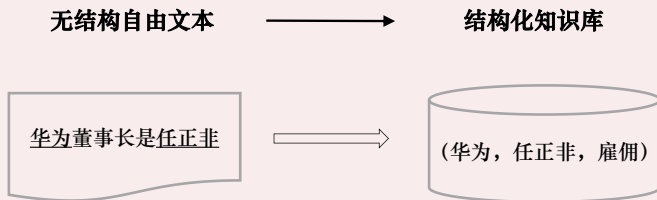
2019 年 09 月 18 日



- 1 实体关系抽取研究背景
- 2 基于语言学规则的远程监督实体关系抽取
- 3 融合异构数据的实体关系抽取
- 4 基于风险最小化训练的联合实体关系抽取
- 5 基于图卷积网络的联合实体关系抽取
- 6 总结
 - 总结 1

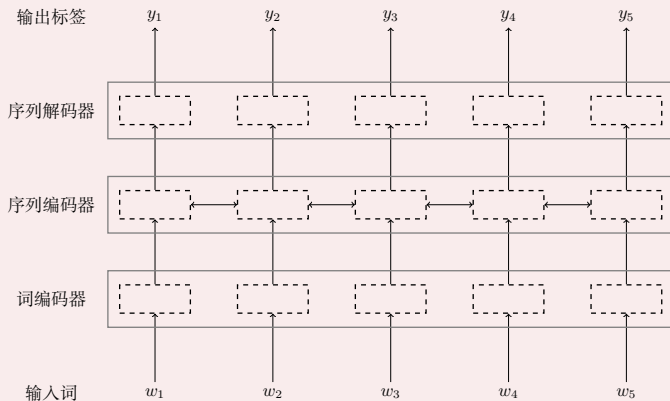


实体关系抽取



- 信息抽取
- 实体识别 & 关系抽取
- 为其它任务提供支持
 - 知识库填充, 自动问答, 信息检索 ...

实体识别



序列标注框架

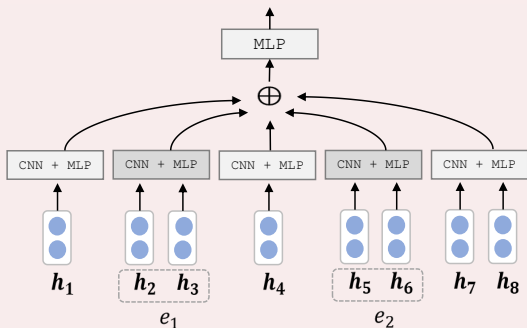


实体识别

- 词编码器：离散词 \rightarrow 向量
 - 词级别：one-hot 表示，词向量 (word2vec, glove)
 - 字符级别：CNN, biLSTM
 - 其它特征：词性标注, 统计信息
 - 序列编码器：序列向量 \rightarrow 序列向量
 - biLSTM, CNN
 - 序列解码器：序列向量 \rightarrow 序列离散标签
 - Softmax, CRF
 - 输出标签：BIO, BILOU
- | | | | | | | | |
|---------|---------|---|---|---|---------|---------|---------|
| (B,ORG) | (L,ORG) | O | O | O | (B,PER) | (I,PER) | (L,PER) |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 华 | 为 | 董 | 长 | 是 | 任 | 正 | 非 |



关系抽取



■ 多类分类问题

- 引入 None 关系标签表示没有关系

■ 特征抽取

- 两个实体特征，实体对上下文特征



主流方法

- 基于流水线的方法: 两个独立子模型
 - 简单有效
 - 灵活: 易于结合各自的数据集
 - 错误传播
- 联合模型的方法: 两个子模型统一建模
 - 利用两个子任务之间的潜在信息, 缓解错误传播
 - 标注数据缺乏

本文主要研究联合实体关系抽取



联合模型

- 共享参数: 实体模型和关系模型共享一部分参数
[Miwa and Bansal, 2016, Katiyar and Cardie, 2017]
 - 联合训练
 - 每个子模型可以抽取丰富的特征 (没有限制)
 - 子模型之间的没有显式的交互 (隐式共享参数)
- 联合解码: 更进一步加强两个子模型之间的交互
 - 可以直接对子模型的输出做约束
 - 权衡: 特征丰富性 & 解码精确性



联合解码

- 可以直接对子模型的输出做约束
- 权衡：特征丰富性 & 解码精确性
 - 限制特征 → 精确解码
 - CRF [Katiyar and Cardie, 2016]
 - 标签扩展 [Zheng et al., 2017]
 - ILP [Yang and Cardie, 2013]
 - 不限制特征 → 近似解码
 - 全局归一化 [Zhang et al., 2017]
 - 转移系统 [Wang et al., 2018]
 - 结构化感知机 [Li and Ji, 2014]



Contents

- 1 实体关系抽取研究背景
- 2 基于语言学规则的远程监督实体关系抽取
- 3 融合异构数据的实体关系抽取
- 4 基于风险最小化训练的联合实体关系抽取
- 5 基于图卷积网络的联合实体关系抽取
- 6 总结**
 - **总结 1**



总结 2

1 “数据”

- 基于语言学规则的远程监督实体关系抽取
- 融合异构数据的实体关系抽取

2 “联合模型”

- 基于风险最小化训练的联合实体关系抽取
- 基于图卷积网络的联合实体关系抽取

3 未来工作

- 预训练
- 负样本

谢谢 Q&A



参考文献 I



Katiyar, A. and Cardie, C. (2016).

Investigating lstms for joint extraction of opinion entities and relations.

In Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), pages 919–929.



Katiyar, A. and Cardie, C. (2017).

Going out on a limb: Joint extraction of entity mentions and relations without dependency trees.

In Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), pages 917–928.



参考文献 II



Li, Q. and Ji, H. (2014).

Incremental joint extraction of entity mentions and relations.

In *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pages 402–412.





Miwa, M. and Bansal, M. (2016).

End-to-end relation extraction using lstms on sequences and tree structures.

arXiv preprint arXiv:1601.00770.





参考文献 III

-  Wang, S., Zhang, Y., Che, W., and Liu, T. (2018).
Joint extraction of entities and relations based on a novel
graph scheme.
In *IJCAI*, pages 4461–4467.
-  Yang, B. and Cardie, C. (2013).
Joint inference for fine-grained opinion extraction.
In *Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association
for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pages
1640–1649.



参考文献 IV

-  Zhang, M., Zhang, Y., and Fu, G. (2017).
 End-to-end neural relation extraction with global optimization.
In Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pages 1730–1740.
-  Zheng, S., Wang, F., Bao, H., Hao, Y., Zhou, P., and Xu, B. (2017).
 Joint extraction of entities and relations based on a novel tagging scheme.
arXiv preprint arXiv:1706.05075.