





















体标签;后一词本身;后一词词性;后一词的命名实体标签.

句法信息(3):当前词在句法分析树中的位置;前一词在句法分析树中的位置;后一词在句法分析树中的位置.

最近实体信息(3):当前词的实体类型/子类型;前一词的实体类型/子类型;后一词的实体类型/子类型.

#### • Tempalte 3

词汇信息(15):当前词本身;当前词的词性;当前词的命名实体标签;前两词本身;前两词词性;前两词的命名实体标签;后两词本身;后两词词性;后两词的命名实体标签.

句法信息(5):当前词在句法分析树中的位置;前两词在句法分析树中的位置;后两词在句法分析树中的位置.

最近实体信息(5):当前词的实体类型/子类型;前两词的实体类型/子类型;后两词的实体类型/子类型.

**Table 4** Comparison algorithms for Chinese event extraction

**表 4** 中文事件抽取对比算法

算法名称	算法原理简介
ECS+DC <sup>[17]</sup>	将组合语义和篇章一致性(discourse-consistency)相结合构建中文事件抽取模型,不仅能有效识别未登录的事件触发词,而且有助于模型对触发词进行类别分类
EMS+S <sup>[18]</sup>	在组合语义的基础上融合了形态结构和义原,有效地过滤组合语义方法形成的假触发词,平衡触发词正负样例的比例
ILP+MEMM+CRF <sup>[19]</sup>	采用 ILP(inter logic programming)推理架构将基于最大熵的事件触发词分类模型与基于 CRF 的事件触发词识别模型相结合,构建了触发词识别与触发词分类的中文事件抽取联合模型

为了验证核函数对任务相关度的影响,本文还分析了不同核函数(见公式(8)和公式(9))对 MTL-CRF 实验性能的影响,见第 4.4.1 节.并且给出了任务相关系数  $C$  值(公式(8)和公式(9))的讨论,见第 4.4.2 节.

### 4.3 实验结果

#### 4.3.1 不同 CRF 特征模板的性能比较

表 5 是本文 CLASS-CRF 事件抽取联合模型在选取不同特征模板时的实验结果.从表 5 中能够发现:当 CLASS-CRF 选取 Template 2 作为特征模板时实验性能最优.其事件触发词分类结果的  $F_1$  值达到 68%,比 Template 1 高 1.2%,比 Template 3 高 3.2%;事件元素分类结果的  $F_1$  值达到 51.8%,比 Template 1 高 2.8%,比 Template 3 高 0.7%.分析造成该情况的原因如下:(1) Template 2 比 Template 1 增加了后一词的词汇信息、句法信息以及最近实体信息,模型因为增加了适当的下文信息而使得性能提升;(2) 与 Template 2 相比,Template 3 虽然将前后词的依赖长度扩展为两个词,但造成了语料稀疏,反而有损模型性能.

**Table 5** Performance comparison of different CLASS-CRF feature templates

**表 5** CLASS-CRF 模型在不同特征模板下的实验性能对比

特征模板	性能	事件触发词分类			事件元素分类		
		$P(\%)$	$R(\%)$	$F_1$	$P(\%)$	$R(\%)$	$F_1$
Template 1		88.9	53.5	66.8	63.2	40.0	49.0
Template 2		87.2	55.9	68.0	65.1	43.0	51.8
Template 3		86.0	52.0	64.8	63.7	42.7	51.1

#### 4.3.2 事件元素的多标签情况对事件抽取性能的影响

为了解决事件元素的多标签问题,我们提出将基于 CRF 的事件抽取模型进行分类训练(CLASS-CRF). MIX-CRF 则将所有事件合在一起,训练一个统一的基于 CRF 的事件抽取联合模型.相比于 MIX-CRF,CLASS-CRF 事件触发词分类结果的  $F_1$  值提升了 14.1 个百分点,事件元素分类结果的  $F_1$  值提升了 6.8 个百分点.这说明在联合模型中,事件元素的多标签情况不容忽视.本文分析 CLASS-CRF 性能显著提升的原因有两点:(1) 一个事件提及中包含多个事件的情况约占总事件数目的 36.5%,分类训练将有助于这些事件标注样例的性能提升.(2) 由于在 MIX-CRF 中,事件元素多标签冲突的样例将被视为噪声,会给一个事件提及中只包含一个事件的情况造成影响.

**Table 6** Comparison of experimental performance of mixed CRF and classified CRF

**表 6** 混合 CRF 和分类 CRF 的实验性能对比

系统	性能	事件触发词分类			事件元素分类		
		P(%)	R(%)	F <sub>1</sub> (%)	P(%)	R(%)	F <sub>1</sub> (%)
MIX-CRF		68.3	44.6	53.9	57.5	37.0	45.0
CLASS-CRF		87.2	55.9	68.0	65.1	43.0	51.8

4.3.3 本文方法与基线方法的对比

通过观察表 7 可以发现:本文的 CLASS-CRF 模型的事件触发词分类结果的 F<sub>1</sub> 值优于 ECS+DC 模型(高 1.1%),劣于 EMS+S 模型(低 0.2%)和 ILP+MEMM+CRF 模型(低 2.2%);事件元素分类结果的 F<sub>1</sub> 值优于 ECS+DC 模型(高 1%),劣于 EMS+S 模型(低 0.2%)和 ILP+MEMM+CRF 模型(低 2.1%),达到了与基线方法可比较的水平.此外,本文的 MTL-CRF 模型的事件触发词分类结果的 F<sub>1</sub> 值优于 ECS+DC 模型(高 2%)、EMS+S 模型(高 0.7%)和 CLASS-CRF 模型(高 0.9%),低于 ILP+MEMM+CRF 模型(低 1.3%);事件元素分类结果的 F<sub>1</sub> 值优于 ECS+DC 模型(高 2.3%)、EMS+S 模型(高 1.1%)和 CLASS-CRF 模型(高 1.3%),略低于 ILP+MEMM+CRF 模型(低 0.8%).

**Table 7** Comparison of single-task model, multi-task model and baseline method

**表 7** 单任务模型和多任务模型与基线方法的实验对比

系统	性能	事件触发词分类			事件元素识别			事件元素分类		
		P(%)	R(%)	F <sub>1</sub>	P(%)	R(%)	F <sub>1</sub>	P(%)	R(%)	F <sub>1</sub>
ECS+DC		75.2	60.2	66.9	61.6	50.2	55.3	56.9	45.8	50.8
EMS+S		69.9	66.5	68.2	57.6	55.0	56.3	54.1	50.1	52.0
ILP+MEMM+CRF		71.4	68.9	70.2	59.1	57.2	58.1	55.8	52.1	53.9
CLASS CRF		87.2	55.9	68.0	69.8	46.0	55.5	65.1	43.0	51.8
MTL CRF		87.4	56.8	68.9	70.4	48.6	57.4	66.6	44.1	53.1

本文联合模型(CLASS-CRF 和 MTL-CRF)相比于基线方法拥有更高的准确率,但召回率却低于基线方法,接下来将从两方面对实验结果进行深入分析.

(1) 准确率方面:本文的 CLASS-CRF 模型及 MTL-CRF 模型在事件触发词分类和事件元素分类的准确率上都显著优于基线方法.这得益于如下几点:(a) 汉语是篇章驱动(discourse-driven)的语言<sup>[17]</sup>,不同的词在不同的上下文中往往具有不同的含义,很多假的事件触发词很难通过词性过滤或者形态结构过滤方法消除.(b) 事件抽取联合模型使事件触发词识别/分类和事件元素识别/分类同时进行,模型在进行事件触发词分类的过程中也能获取事件元素的分类信息,该信息将辅助完成事件触发词识别/分类.(c) 事件触发词分类的正收益也会通过联合模型传递到事件元素分类过程中,当模型的事件触发词分类的准确率提高了,也就代表着模型检测事件的准确率提高了,相应的事件元素分类的准确率也会随之提高.此外,MTL-CRF 模型相比于 CLASS-CRF,其准确率也有一定的提升,这也说明相关子类别事件确实可以起到相互增强的效果.

(2) 召回率方面:本文的 CLASS-CRF 模型及 MTL-CRF 模型在事件触发词分类和事件元素分类的召回率上都低于基线方法.主要有如下原因:(a) 由于联合模型构建了事件触发词识别/分类对于事件元素识别/分类的后向依赖关系,使得模型判定事件的“门槛”更高,很多正例事件由于没有事件元素或者部分事件元素缺失,使得模型很难将其判定为正例事件.同样,这种负收益也会通过联合模型构建的相互依赖关系传递到事件元素识别/分类中.(b) 另一方面,由于本文没有采用基线方法所使用的组合语义方法识别未登录的事件触发词,导致模型召回率不高.例如“中弹(injure)”“草菅人命(die)”“引火自焚(attack)”等词无法被本文模型识别为事件触发词.(c) 分词错误也是影响本文模型性能的很重要的因素,很多事件触发词和事件元素由于分词错误,导致模型无法准确识别其类别.例如:在测试语料中,“爆炸案”一词很难被准确地识别为 Attack 事件,原因就是分词工具将“爆炸”和“案”分在一起,而在标注文档中“爆炸”才是触发词.

(3) 相比于文献[19],本文在事件触发词分类和事件元素分类的 F<sub>1</sub> 值上都处于劣势.本文分析造成该情况的原因有如下两点:(a) 单字的事件触发词存在很强的歧义性,诸如“投”“中”“做”等.文献[19]采用基于依存句法分析的推理规则进行单字触发词的特殊处理.本文由于没有对单字触发词进行特殊处理,导致对单字触发词的

识别效果并不好,经统计,单字触发词的识别错误率高达 42.2%。(b) ACE 2005 中文语料中存在一些标注不合理的情况.文献[19]通过构建一些规则将其过滤,而在本文模型中,这些样例被视为模型的噪声,因而有损模型的性能.诸如下面两个样例:(A) 主要军港设立了 18 个环境检测站.(B) 广州等地设立了代表处.上述(A)、(B)两句中的“设立”表达涵义基本一致,但标注语料中仅将(A)句中“设立”标注为事件触发词,(B)句中未被标出.经本文统计,在测试集中共包含 11 个“设立”的正例事件,只有 1 个事件被本文模型准确识别为 Start-Org 事件.

#### 4.3.4 CLASS-CRF 模型与 MTL-CRF 模型在各事件大类下的性能对比

观察图 6 可以发现:MTL-CRF 模型相比于 CLASS-CRF 模型,总体性能有所提升.其事件触发词分类结果的  $F_1$  值在 Transaction 事件大类下提升约 20%,在 Business 事件大类下提升约 3%,在 Personnel 事件大类下提升约 4%.事件元素分类结果的  $F_1$  值在 Life 事件大类下提升约 6%,在 Transaction 事件大类下提升约 10%,在 Business 事件大类下提升约 1%,在 Personnel 事件大类下提升约 5%.对于性能没有提升的事件大类,本文分析造成该情况的原因主要有如下几点:(a) 标注的事件数目过于稀少,事件子类别之间几乎没有什么可以相互增强的信息(如:Justice 事件大类),(b) 事件元素的标签本身就不太相关联(如 Conflict 事件大类),(c) 选取的测试样本数太少,没有显现出 MTL-CRF 的性能优势(如 Contact 事件大类).

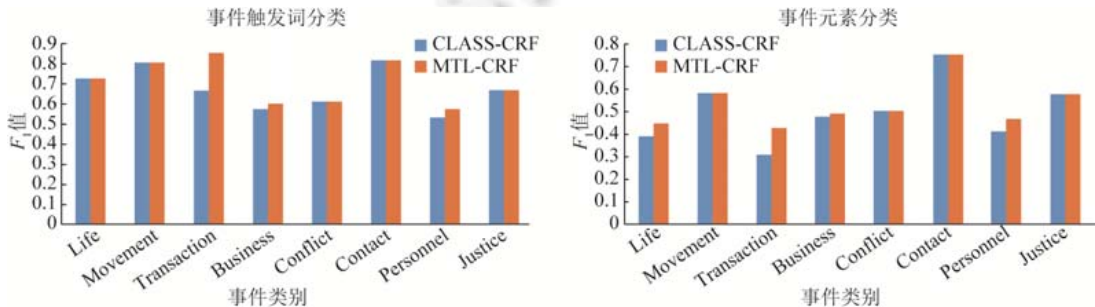


Fig.6 Comparison on performances of single-task and multi-task

图 6 单任务模型和多任务模型的性能对比

此外,对于性能提升的事件大类,本文分析原因如下:单任务事件抽取联合模型(CLASS-CRF)由于将语料进行分类训练,导致训练语料规模大幅缩小,使得最终模型包含的信息有限,极大地影响了模型的召回率.加入多任务学习模型后,由于相关任务共享模型所学信息,使得模型所包含的信息有所增长,能够有效地缓解语料稀疏问题并最终提升事件抽取模型的召回率.例如,测试样例“在警方驱散示威人群的过程中,至少有 5 个人受伤.”在 CLASS-CRF 模型中没有准确地将“警方”识别为 Agent 事件元素,而在 MTL-CRF 中则准确地将“警方”识别为 Agent 事件元素.本文通过观察语料发现,由于“警方”一词在 Injure 事件的训练语料中没有作为 Agent 事件元素出现的情况,因此,CLASS-CRF 模型无法在测试过程中将“警方”标注为 Agent 事件元素.而“警方”一词在 Die 事件的训练语料中作为 Agent 事件元素却出现了很多次,因此,MTL-CRF 模型通过信息共享机制,能够准确地将上述样例中的“警方”标注为 Agent 事件元素.

## 4.4 参数调整

### 4.4.1 关于核函数的讨论

在引入多任务学习增强相关子事件识别的过程中,本文分别采用高斯核函数以及多项式核函数来评估任务之间的相关程度(见公式(8)和公式(9)).图 7 所示为两种核函数分别在事件触发词识别和事件元素识别上的性能对比.整体上看,两种核函数对实验结果的影响并不明显,但是高斯核函数能够取得相对更优的实验结果.(a) 对于事件触发词分类,多项式核函数仅在 Justice 事件大类下的实验性能优于高斯核函数(高 1%左右);而在 Life 事件大类、Conflict 事件大类都劣于高斯核函数(分别低 2%左右和 3%左右).(b) 对于事件元素分类,高斯核函数仅在 Justice 类上实验性能略低于多项式核函数(低 0.2%左右),而在 Life 事件大类、Business 事件大类、Conflict 事件大类和 Personnel 事件大类都优于多项式核函数(分别高 3%左右、1.5%左右、1%左右、0.3%左右).

因此,本文采用高斯核函数作为事件子类别相关程度的度量.

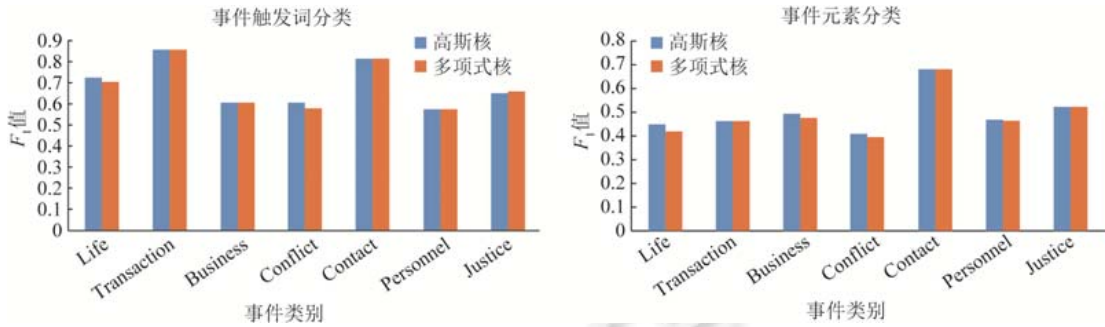


Fig.7 Discussion on kernel function

图 7 核函数对系统性能的影响

#### 4.4.2 关于任务相关系数 C 值的讨论

本小节将讨论在不同的事件大类下,当选择高斯核函数来度量任务之间的相关性时,任务相关系数 C(公式(8)中的 C 值)的选择对实验结果的影响.观察图 8 可以发现:当 C 值取 1~20 时,MTL-CRF 模型的 F1 值随着 C 值的增大而增大,当 C 值超过 20 时,性能反而出现一定程度的下滑.本文分析造成该情况有如下原因:(1) 当 C 值取值为 1 时,公式(8)中的  $\alpha_{t,r}$  取值为 [0,1],此时的实验效果并不好,说明该区间范围并不能很好地模拟同一事件大类下事件子类之间的相互关系.(2) 随着 C 值的增大,实验性能也随之提升,并且在 C=20 时性能达到最优,此时,  $\alpha_{t,r}$  取值范围为 [0,0.05],说明该区间范围能够模拟事件子类之间的相互关系.(3) 当 C 值继续增大时,由于  $\alpha_{t,r}$  的取值范围进一步缩小,导致任务子类之间的相关性减弱,因此模型性能越来越趋向于单任务模型的性能.

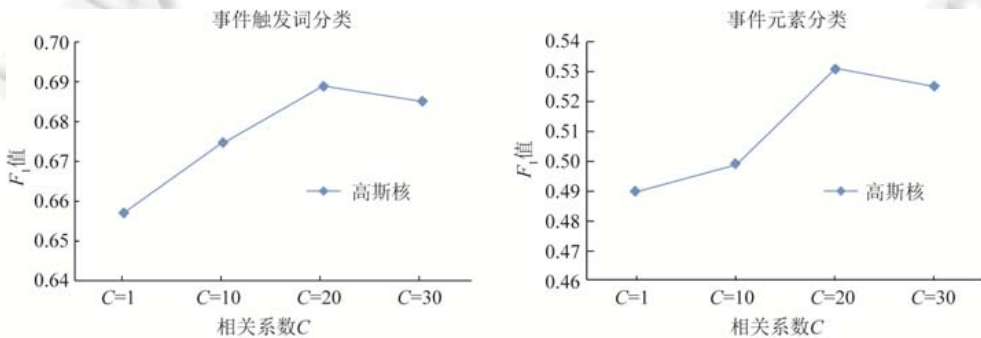


Fig.8 Discussion on correlation coefficient C

图 8 相关系数 C 对系统性能的影响

## 5 总结与展望

本文面向中文事件抽取提出采用基于 CRF 多任务学习的联合标注模型.通过总结前人方法存在的问题,从如下 3 个方面进行事件抽取模型的改进.(1) 为了解决管道事件抽取模型所带来的错误级联问题,以及事件触发词分类过程与事件元素分类过程缺乏交互的问题,本文将事件抽取看作是序列标注任务,对事件触发词和事件元素进行联合标注.(2) 为了解决联合标注模型带来的事件元素多标签问题,我们为每类事件分别训练一个基于 CRF 的事件抽取联合模型.(3) 为了解决分类训练后语料规模小和数据稀疏问题,提出采用多任务学习方法增强基于 CRF 的中文事件抽取联合模型,通过共享相关事件所学到的信息,有效缓解数据规模小和数据不平衡的问题.在 ACE 2005 中文语料上的实验结果表明了本文方法的有效性.

通过实验发现:在 ACE 2005 中文语料中存在很多事件类,其正样例数只有个位数的情况.诸如:Acquit 类事件、Pardon 类事件和 Execute 类事件等.对于这些事件,即使改进模型也很难取得令人满意的实验结果.因此,接

下来的工作中,本文将聚焦获取 ACE 2005 中文语料之外的信息或者事件抽取任务之外的信息.通过构建多任务学习模型,将其他与事件抽取相关的任务通过信息迁移的方式加入到 ACE 事件抽取任务中,以进一步改善事件抽取的性能.此外,尽管分类训练策略能够有效解决事件元素的多标签问题,但并不能完全杜绝该情况的发生,经过本文对 ACE 2005 中文语料进行统计,同一事件大类下的事件元素依然存在多标签的情况,占比约为 5.4%,同一事件子类下的事件元素也存在多标签的情况,占比约为 4.2%.如何完全消除事件元素的多标签情况也将成为本文接下来的研究重心.

**致谢** 衷心感谢审稿专家的悉心指导及本刊编辑的辛勤工作.

### References:

- [1] Li W, Wu M, Lu Q, Xu W, Yuan CF. Extractive summarization using inter-and intra-event relevance. In: Proc. of the ACL 2006. Stroudsburg: ACL, 2006. 369–376.
- [2] Frasinca F, Borsje J, Levering L. A semantic Web-based approach for building personalized news services. *Int'l Journal of E-Business Research (IJEBR)*, 2009,5(3):35–53. [doi: 10.4018/jebr.2009082103]
- [3] Borsje J, Hogenboom F, Frasinca F. Semi-automatic financial events discovery based on lexico-semantic patterns. *Int'l Journal of Web Engineering & Technology*, 2010,6(2):115–140. [doi: 10.1504/IJWET.2010.038242]
- [4] Ahn D. The stages of event extraction. In: Proc. of the Workshop on Annotating and Reasoning about Time and Events (ARTE 2006). Stroudsburg: ACL, 2006. 1–8.
- [5] Ji H, Grishman R. Refining event extraction through cross-document inference. In: Proc. of the ACL 2012. Stroudsburg: ACL, 2012. 835–844.
- [6] Liao SS, Grishman R. Using document level cross-event inference to improve event extraction. In: Proc. of the ACL 2010. Stroudsburg: ACL, 2010. 789–797.
- [7] Hong Y, Zhang JF, Ma B, Yao JM, Zhou GD, Zhu QM. Using cross-entity inference to improve event extraction. In: Proc. of the ACL 2011. Stroudsburg: ACL, 2011. 1127–1136.
- [8] Liao SS, Grishman R. Acquiring topic features to improve event extraction: In pre-selected and balanced collections. In: Proc. of the RANLP 2011. Stroudsburg: RANLP, 2011. 9–16.
- [9] Yang B, Mitchell T. Joint extraction of events and entities within a document context. In: Proc. of the NAACL 2016. Stroudsburg: NAACL, 2016. 289–299.
- [10] Li Q, Ji H, Huang L. Joint event extraction via structured prediction with global features. In: Proc. of the ACL 2013. Stroudsburg: ACL, 2013. 73–82.
- [11] Nguyen TH, Cho K, Grishman R. Joint event extraction via recurrent neural networks. In: Proc. of the NAACL 2016. Stroudsburg: NAACL, 2016. 300–309.
- [12] Chen YB, Xu LH, Liu K, Zeng DJ, Zhao J. Event extraction via dynamic multi-pooling convolutional neural networks. In: Proc. of the ACL 2015. Stroudsburg: ACL, 2015. 167–176.
- [13] Nguyen TH, Grishman R. Event detection and domain adaptation with convolutional neural networks. In: Proc. of the IJCNLP 2015. Stroudsburg: IJCNLP, 2015. 365–371.
- [14] Feng XC, Huang LF, Tang DY, Qin B, Ji H, Liu T. A language-independent neural network for event detection. In: Proc. of the ACL 2016. Stroudsburg: ACL, 2016. 66.
- [15] Liu SL, Chen YB, He SZ, Liu K, Zhao J. Leveraging FrameNet to improve automatic event detection. In: Proc. of the ACL 2016. Stroudsburg: ACL, 2016.
- [16] Chen Z, Ji H. Language specific issue and feature exploration in Chinese event extraction. In: Proc. of the HLT-NAACL 2009. Madison: Omnipress, 2009. 209–212.
- [17] Li PF, Zhou GD, Zhu QM, Hou LB. Employing compositional semantics and discourse consistency in Chinese event extraction. In: Proc. of the EMNLP 2012. Stroudsburg: ACL, 2012. 1006–1016.

- [18] Li PF, Zhou GD. Employing morphological structures and sememes for Chinese event extraction. In: Proc. of the COLING 2012. Mumbai: Indian Institute of Technology Bombay, 2012. 1619–1634.
- [19] Li PF, Zhu QM, Diao HJ, Zhou GD. Joint modeling of trigger identification and event type determination in Chinese event extraction. In: Proc. of the COLING 2012. Mumbai: Indian Institute of Technology Bombay, 2012. 1635–1652.
- [20] Li PF, Zhou GD, Zhu QM. Semantics-based joint model of Chinese event trigger extraction. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2016,27(2):280–294 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4833.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004833]
- [21] Zhao YY, Qin B, Che WX, Liu T. Research on Chinese event extraction. Journal of Chinese Information Processing, 2008,22(1): 3–8 (in Chinese with English abstract).
- [22] Fu JF, Liu ZT, Zhong ZM, Shan JF. Chinese event extraction based on feature weighting. Information Technology Journal, 2010,9:184–187. [doi: 10.3923/itj.2010.184.187]
- [23] Chen C, NG V. Joint modeling for Chinese event extraction with rich linguistic features. In: Proc. of the COLING 2012. Mumbai: Indian Institute of Technology Bombay, 2012. 529–544.
- [24] Miwa M, Thompson P, Korkontzelos I, Ananiadou S. Comparable study of event extraction in newswire and biomedical domains. In: Proc. of the COLING 2014. Dublin: Ireland, 2014. 2270–2279.
- [25] Mcclosky D, Surdeanu M, Manning CD. Event extraction as dependency parsing for BioNLP 2011. In: Proc. of the ACL 2011. Stroudsburg: ACL, 2011. 1626–1635.
- [26] Araki J, Mitamura T. Joint event trigger identification and event coreference resolution with structured perceptron. In: Proc. of the EMNLP 2015. Lisbon: Portugal, 2015. 2074–2080.
- [27] Lu W, Roth D. Automatic event extraction with structured preference modeling. In: Proc. of the ACL 2012. Stroudsburg: ACL, 2012. 835–844.
- [28] Ritter A, Mausam, Etzioni O, Clark S. Open domain event extraction from Twitter. In: Proc. of the ACM SIGKDD 2012. Stroudsburg: ACM SIGKDD, 2012. 1104–1112.
- [29] Li PF, Zhu QM, Zhou GD. Joint modeling of argument identification and role determination in Chinese event extraction with discourse-level information. In: Proc. of the IJCAI 2013. Stroudsburg: IJCAI, 2013. 2120–2126.
- [30] Caruana R. Multitask learning. Machine Learning, 1997,28(1):41–75. [doi: 10.1023/A:1007379606734]
- [31] Collobert R, Weston J. A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning. In: Proc. of the ICML 2008. Stroudsburg: ICML, 2008. 160–167.
- [32] Liu X, Gao J, He X, *et al.* Representation learning using multi-task deep neural networks for semantic classification and information retrieval. In: Proc. of the HLT-NAACL 2015. Madison: Omnipress, 2015. 912–921.
- [33] Liu P, Qiu X, Huang X. Recurrent neural network for text classification with multi-task learning. arXiv Preprint arXiv: 1605.05101, 2016.
- [34] Liu P, Qiu X, Huang X. Deep multi-task learning with shared memory. arXiv Preprint arXiv: 1609.07222, 2016.
- [35] Daumé III H. Bayesian multitask learning with latent hierarchies. In: Proc. of the AUA I 2009. Stroudsburg: AUA I, 2009. 135–142.
- [36] Prettenhofer P, Stein B. Cross-language text classification using structural correspondence learning. In: Proc. of the ACL 2010. Stroudsburg: ACL, 2010. 1118–1127.
- [37] Sun X, Kashima H, Ueda N. Large-scale personalized human activity recognition using online multitask learning. IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, 2013,25(11):2551–2563. [doi: 10.1109/TKDE.2012.246]
- [38] Lafferty J, McCallum A, Pereira F. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In: Proc. of the ICML 2001. Stroudsburg: ICML, 2001. 282–289.
- [39] Xu HY, Ren ZH, Shi J, Zhou H. An improved Chinese word segmentation method based on chain conditional random fields. Computer Applications and Software, 2016,33(12):211–213 (in Chinese with English abstract).
- [40] Qiu QQ, Miao DQ, Zhang ZF. Named entity recognition on Chinese Microblog. Computer Science, 2013,40(6):196–198 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1002-137X.2013.06.042]

## 附中文参考文献:

- [20] 李培峰,周国栋,朱巧明.基于语义的中文事件触发词抽取联合模型.软件学报,2016,27(2):280-294. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4833.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004833]
- [21] 赵妍妍,秦兵,车万翔,刘挺.中文信息抽取技术研究.中文信息学报,2008,22(1):3-8.
- [39] 徐浩煜,任智慧,施俊,周晗.基于链式条件随机场的中文分词改进方法.计算机应用与软件,2016,33(12):211-213.
- [40] 邱泉清,苗夺谦,张志飞.中文微博命名实体识别.计算机科学,2013,40(6):196-198.



贺瑞芳(1979—),女,山西忻州人,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为自然语言处理,社交媒体挖掘,机器学习.



段绍杨(1993—),男,硕士生,主要研究领域为中英文事件抽取,深度学习,条件随机场.